

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE CIÊNCIAS NATURAIS E EXATAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ESTATÍSTICA E
MODELAGEM QUANTITATIVA**

**IDENTIFICAÇÃO DE FATORES QUE INFLUENCIAM
NA QUALIDADE DO ENSINO DE MATEMÁTICA,
ATRAVÉS DA ANÁLISE MULTIVARIADA**

MONOGRAFIA DE ESPECIALIZAÇÃO

Andreia Zanella

**Santa Maria, RS, Brasil
2006**

**IDENTIFICAÇÃO DE FATORES QUE INFLUENCIAM NA
QUALIDADE DO ENSINO DE MATEMÁTICA,
ATRAVÉS DA ANÁLISE MULTIVARIADA**

por

Andreia Zanella

Monografia apresentada ao Curso de Especialização do Programa de Pós-Graduação em Estatística e Modelagem Quantitativa, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Especialista em Estatística e Modelagem Quantitativa**

Orientador: Prof. Dr. Luis Felipe Dias Lopes

Santa Maria, RS, Brasil

2006

**Universidade Federal de Santa Maria
Centro de Ciências Naturais e Exatas
Programa de Pós-Graduação em Estatística e Modelagem
Quantitativa**

A Comissão Examinadora, abaixo assinada,
aprova a Monografia de Especialização

**IDENTIFICAÇÃO DE FATORES QUE INFLUENCIAM
NA QUALIDADE DO ENSINO DE MATEMÁTICA,
ATRAVÉS DA ANÁLISE MULTIVARIADA**

elaborada por
Andreia Zanella

como requisito parcial para obtenção do grau de
Especialista em Estatística e Modelagem Quantitativa

COMISSÃO EXAMINADORA:

Luis Felipe Dias Lopes, Dr.
(Presidente/Orientador)

Solon Jonas Longhi, Dr. (UFSM)

Maria Emília Camargo, Dra. (UCS/UNISC)

Santa Maria, 07 de abril de 2006.

AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Santa Maria, pela oportunidade de cursar o pós-graduação.

Ao professor Dr. Luis Felipe Dias Lopes, meu orientador, pelo incentivo, atenção e contribuições para o desenvolvimento do trabalho.

Aos professores do programa de pós-graduação em estatística e modelagem quantitativa, pelos conhecimentos transmitidos.

Aos professores Dr. Solon Jonas Longhi, Dra. Maria Emília Camargo e Ms. Fernando de Jesus Moreira Junior, membros da banca examinadora, pelas contribuições para o aprimoramento do trabalho.

À professora Ms. Maria Perpétua Dias Lopes por disponibilizar os dados para a realização da pesquisa.

À direção, professores e alunos das escolas trabalhadas, pela cooperação na coleta dos dados.

À minha mãe Adiles Zanella, pelo fundamental apoio, carinho e confiança a mim dedicada.

Às amigas Silvane Dias da Rosa e Taís Santos, pelo companheirismo, compreensão e incentivo durante todo o curso.

RESUMO

Monografia de Especialização
Programa de Pós-Graduação em Estatística e Modelagem Quantitativa
Universidade Federal de Santa Maria

IDENTIFICAÇÃO DE FATORES QUE INFLUENCIAM NA QUALIDADE DO ENSINO DE MATEMÁTICA, ATRAVÉS DA ANÁLISE MULTIVARIADA

Autora: Andreia Zanella

Orientador: Luis Felipe Dias Lopes, Dr.

Data e Local de Defesa: Santa Maria, 07 de abril de 2006.

A busca por melhores níveis de qualidade no ensino vem crescendo a cada dia, a escola que deseja produzir qualidade deve primeiramente conhecer as necessidades dos seus clientes. Este trabalho busca identificar as variáveis que melhor influenciam na qualidade do ensino, contribuindo para melhorias nas atividades de professores da disciplina de matemática de escolas públicas e particulares da cidade de Alegrete - RS. O desenvolvimento do trabalho constitui-se de pesquisa bibliográfica e de campo, com abordagem quantitativa. Para coleta de informações, utilizou-se questionários fechados, aplicados em duas etapas, que buscavam investigar a percepção dos alunos em relação ao ensino-aprendizagem da disciplina de matemática. Para análise dos dados, recorreu-se às ferramentas da análise multivariada, entre elas, a análise fatorial e a análise de agrupamento, possibilitando identificar, segundo a percepção dos alunos, as variáveis mais significativas do conjunto original. Na primeira etapa da avaliação, foi possível destacar cinco variáveis, segundo a ordem de importância das mesmas: aulas estimulantes, clareza do professor, relevância dos exemplos, comunicação direta e facilidade de tomar apontamentos. Da mesma forma, na segunda etapa da avaliação foram destacadas seis variáveis: eficiência da avaliação, interesse do aluno, preparação do professor, temas atuais de investigação, pontualidade do professor e preparação para provas. O professor da disciplina de matemática deve direcionar suas atenções para as variáveis acima destacadas, com o objetivo de aprimorar suas atividades, colaborando para o alcance de melhores níveis de qualidade no ensino.

Palavras-chave: Qualidade na educação, análise fatorial e análise de agrupamento.

ABSTRACT

Monografia de Especialização
Programa de Pós-Graduação em Estatística e Modelagem Quantitativa
Universidade Federal de Santa Maria

IDENTIFICAÇÃO DE FATORES QUE INFLUENCIAM NA QUALIDADE DO ENSINO DE MATEMÁTICA, ATRAVÉS DA ANÁLISE MULTIVARIADA

(IDENTIFICATION OF FACTORS THAT INFLUENCE
IN THE QUALITY OF THE TEACHING OF MATH,
THROUGH OF THE ANÁLISE MULTIVARIADA)

Author: Andreia Zanella

Advisor: Luis Felipe Dias Lopes, Dr.

Date and Place of Defense: Santa Maria, April 07, 2006.

The search for the best quality of teaching is increasing lately, the school that wants to produce quality must know the customers' needs. The aim of this paper is to identify the variables that best influences for the teaching quality, contributing to improvements on math teachers' activities of public and private schools of Alegrete - RS. The development of the paper is constituted of search of the bibliographic and field, with quantitative approach. For collection information, it was used closed questionnaires, applied in two stages which investigated the students' perception according to the teaching and learning. For analysis of the datas, it was used techniques of analysis multivariate, among them, the factorial analysis and the cluster analysis, making possible to identify the students' perception, the most significant variables of the original group. In the first stage of the test, it was possible to detach five variables, according to the order of the importance: stimulating classes, the teacher's clearness, relevance of the examples, direct communication and easiness of taking notes. The same way, in the second stage, it was possible to detach six variables: efficiency of the test, the student's interest, the teacher's preparation, current themes of investigation, the teacher's punctuality and preparation for the tests. The mathematic teachers should pay their attentions for the variables above, with the aim of perfecting their activities, collaborating for getting the best quality levels in the teaching.

Key-words: Quality in education, factorial analysis and cluster analysis.

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – Identificação de cargas fatoriais significantes com base no tamanho da amostra	45
TABELA 2 – Matriz de correlações entre as variáveis da primeira etapa da avaliação	59
TABELA 3 – Autovalores e percentual de variância explicada da primeira etapa da avaliação	60
TABELA 4 – Autovetores que dão origem as cargas fatoriais da primeira etapa da avaliação	62
TABELA 5 – Cargas fatoriais na composição dos fatores da primeira etapa da avaliação	62
TABELA 6 – Cargas fatoriais na composição dos fatores da primeira etapa da Avaliação, após rotação Varimax Normalizada	63
TABELA 7 – Matriz de correlações entre as variáveis da segunda etapa da avaliação	71
TABELA 8 – Autovalores e percentual de variância explicada da segunda etapa da avaliação	72
TABELA 9 – Autovetores que dão origem as cargas fatoriais da segunda etapa da avaliação	73
TABELA 10 – Cargas fatoriais na composição dos fatores da segunda etapa da avaliação	74
TABELA 11 – Cargas fatoriais na composição dos fatores da segunda etapa da avaliação, após rotação Varimax Normalizada	75

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURA 1 – Esquema para encontrar as “p” componentes principais	38
FIGURA 2 – Eixo com três componentes principais	40
FIGURA 3 – Diagrama de decisão da análise fatorial	47
FIGURA 4 – Continuação do diagrama de decisão da análise fatorial	48
FIGURA 5 – Diagrama de decisão da análise de agrupamento	56
FIGURA 6 – Representação gráfica dos autovalores da primeira etapa da avaliação	61
FIGURA 7 – Representação gráfica do fator 1 <i>versus</i> o fator 2 da primeira etapa da avaliação	65
FIGURA 8 – Representação gráfica do fator 1 <i>versus</i> o fator 3 da primeira etapa da avaliação	66
FIGURA 9 – Representação gráfica do fator 1 <i>versus</i> o fator 4 da primeira etapa da avaliação	67
FIGURA 10 – Representação gráfica do fator 1 <i>versus</i> o fator 5 da primeira etapa da avaliação	68
FIGURA 11 – Representação gráfica dos autovalores da segunda etapa da avaliação	72
FIGURA 12 – Representação gráfica do fator 1 <i>versus</i> o fator 2 da segunda etapa da avaliação	76
FIGURA 13 – Representação gráfica do fator 1 <i>versus</i> o fator 3 da segunda etapa da avaliação	78
FIGURA 14 – Representação gráfica do fator 1 <i>versus</i> o fator 4 da segunda etapa da avaliação	79
FIGURA 15 – Representação gráfica do fator 1 <i>versus</i> o fator 5 da segunda etapa da avaliação	80
FIGURA 16 – Representação gráfica do fator 1 <i>versus</i> o fator 6 da segunda etapa da avaliação	80
FIGURA 17 – Dendograma das variáveis da primeira etapa da avaliação	82
FIGURA 18 – Dendograma das variáveis da segunda etapa da avaliação	84

LISTA DE ANEXOS

ANEXO A – Questionário de avaliação – Primeira etapa	95
ANEXO B – Questionário de avaliação – Segunda etapa	97

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	11
1.1 Justificativa	12
1.2 Objetivos	13
1.2.1 Objetivo geral	13
1.2.2 Objetivos específicos	13
1.3 Estrutura do trabalho	13
2 METODOLOGIA DA PESQUISA	15
2.1 Pesquisa utilizada	15
2.2 Delimitação do tema	16
2.3 Participantes da pesquisa	16
2.4 Instrumento para coleta de dados	17
2.5 Técnica para análise dos dados	17
2.6 Síntese do capítulo	18
3 QUALIDADE NA EDUCAÇÃO	19
3.1 Evolução da qualidade	19
3.2 Busca pela qualidade	21
3.2.1 Processo contínuo	21
3.2.2 Motivação para a qualidade	22
3.3 Determinação das necessidades dos clientes	23
3.3.1 Medindo a satisfação do cliente	24
3.3.1.1 Escala Likert	25
3.4 Educação e qualidade	26
3.4.1 Necessidade de mudança	27
3.4.2 Missão da escola	28
3.4.3 Trabalho em equipe	28
3.5 Síntese do capítulo	29

4 ANÁLISE MULTIVARIADA	30
4.1 Análise fatorial	30
4.1.1 Objetivos da análise fatorial	31
4.1.2 Suposições da análise fatorial	32
4.1.3 Modelo fatorial	34
4.1.4 Determinação dos fatores	35
4.1.5 Componentes principais	36
4.1.6 Solução do modelo fatorial por componentes principais	40
4.1.7 Critério para decisão do número de fatores a extrair	41
4.1.8 Interpretação dos fatores	42
4.1.8.1 Rotação de fatores	43
4.1.8.2 Critério para significância das cargas fatoriais	44
4.1.8.3 Análise da matriz fatorial	46
4.2 Análise de agrupamento	49
4.2.1 Medidas de similaridade	51
4.2.2 Algoritmo de agrupamento	52
4.2.3 Número de agrupamentos	55
4.2.4 Interpretação e caracterização dos agrupamentos	55
4.3 Síntese do capítulo	57
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES	58
5.1 Aplicação da análise fatorial	58
5.1.1 Análise fatorial da primeira etapa da avaliação	58
5.1.2 Análise fatorial da segunda etapa da avaliação	69
5.2 Aplicação da análise de agrupamento	82
5.2.1 Análise de agrupamento da primeira etapa da avaliação	82
5.2.2 Análise de agrupamento da segunda etapa da avaliação	84
5.3 Síntese do capítulo	85
6 CONCLUSÕES	86
6.1 Sugestões para trabalhos futuros	90
6.2 Síntese do capítulo	91
7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	92

1 INTRODUÇÃO

A educação no Brasil tem sido motivo de preocupação para todos os grupos sociais e o interesse pela melhoria da qualidade do ensino vem crescendo constantemente. Existe uma insatisfação por parte de pais, alunos, comunidade e profissionais da educação diante do atual quadro educacional. “A insatisfação diante deste quadro tem levado líderes e estudiosos do problema a buscarem estratégias capazes de melhorar o desempenho das instituições educacionais” (BARBOSA, 1995, p. 2).

A resistência pelas mudanças agrava ainda mais a atual situação do quadro educacional. É preciso que todos os envolvidos no processo de ensino-aprendizagem admitam a necessidade de mudança e a busca contínua pela excelência.

Para que se possa garantir a qualidade como processo, é necessário pensar em melhoria constante, pois qualidade não é algo que se instala, estabelece ou institui uma única vez. É conquistada e construída ao longo do tempo, através de aperfeiçoamento contínuo.

A melhoria da qualidade exige constante atenção e busca pela excelência. De acordo com Mezomo (1997, p. 84), “melhoria da qualidade supõe também uma revisão constante do processo”. Tratando-se de uma escola, pode-se dizer que professores, administradores e alunos devem buscar continuamente a melhoria de suas ações, objetivando a formação de cidadãos qualificados e aptos a atuar na sociedade.

Para que a atividade de ensino esteja inserida nos conceitos de melhoria contínua da qualidade, faz-se necessário a busca do envolvimento de todos os que participam do processo ensino-aprendizagem. Desta forma, a comunidade, a direção da escola, os professores, funcionários, pais e alunos devem envolver-se no ambiente de busca de melhores padrões de qualidade, eliminando o medo de mudança, procurando permanentemente desempenhar suas atividades da melhor

forma possível e reconhecendo a importância da auto-avaliação no ambiente escolar.

As sugestões para melhorar o trabalho escolar não devem surgir apenas de lideranças, podem ser propostas por pais, alunos, professores, que são agentes decisivos no processo de ensino-aprendizagem.

Na maioria das escolas falta integração entre as pessoas envolvidas no processo, este fato contribui significativamente para a falta de qualidade no ensino, pois as escolas não estão tendo capacidade de ouvir as necessidades e expectativas de seus clientes, o que compromete seu objetivo de proporcionar educação num nível desejado.

1.1 Justificativa

O presente trabalho propõe a realização de um estudo a fim de identificar os fatores que melhor influenciam na qualidade do ensino, levando professores e membros envolvidos no processo de ensino a perceberem a importância da avaliação contínua do trabalho em sala de aula para a melhoria de suas atividades. Para isso foram analisados aspectos que se referem ao perfil do professor, dos conteúdos trabalhados, das técnicas didáticas e das avaliações propostas pelo professor.

A importância deste trabalho surge da necessidade de melhoria progressiva e contínua da qualidade no ensino, necessidade esta que está relacionada com a avaliação da atuação do professor em sala de aula.

Nos dias atuais, o aluno necessita muito mais do que ser apenas telespectador em uma sala de aula. É preciso proporcionar um aprendizado motivador e participativo. Em decorrência disso, vê-se a importância de oferecer oportunidade ao aluno de expor suas idéias, necessidades e expectativas, viabilizando desta forma, a identificação de oportunidades de melhoria no processo de ensino-aprendizagem.

Para muitos educadores, o passar dos anos torna o processo de ensino repetitivo, fazendo com que se sintam convencidos de que dominam completamente suas atividades e que trabalham de forma adequada os conteúdos, a metodologia

de ensino e de avaliação. A maioria destes educadores presumem que conhecem as necessidades e expectativas do aluno, não havendo razão para uma auto-avaliação da sua atuação em sala de aula.

Na busca da superação das dificuldades que o atual quadro do ensino da matemática vem tendo, é que se desenvolveu este trabalho, por meio da efetivação dos objetivos propostos neste estudo, busca-se oferecer subsídios para o desenvolvimento de posições mais favoráveis em relação à qualidade no ensino.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo geral

Identificar por meio das técnicas de análise multivariada, as variáveis que melhor influenciam para a melhoria da qualidade do ensino da matemática.

1.2.2 Objetivos específicos

- Com o auxílio da técnica de análise fatorial, criar um novo conjunto de variáveis, menor que o original, que substituirá o conjunto original de variáveis;
- Agrupar variáveis semelhantes segundo suas características objetivando a redução da informação em perfis de alguns grupos;
- Verificar a similaridade dos resultados sugeridos pela análise fatorial com os da análise de agrupamento;
- Fornecer meios para que o professor da disciplina de matemática melhore suas atividades em sala de aula, dedicando atenção ao novo conjunto de variáveis destacado pela análise fatorial.

1.3 Estrutura do trabalho

O presente trabalho está composto por seis capítulos, no primeiro, tem-se a introdução, que apresenta a justificativa da elaboração da pesquisa, a definição dos objetivos que pretende-se atingir e a estruturação do trabalho.

O segundo capítulo trata da metodologia de pesquisa, onde são expostos os instrumentos utilizados para coleta de dados, a forma de aplicação destes instrumentos e a técnica de análise aplicada para a elaboração das conclusões.

Em seguida, no terceiro capítulo, abordam-se aspectos relacionados à qualidade na educação e no quarto capítulo, apresenta-se o embasamento teórico referente aos conceitos e orientações adotados para aplicação das técnicas de análise multivariada.

No quinto capítulo, estarão expostos os resultados obtidos por meio da aplicação de técnicas de análise multivariada. Por fim, no sexto capítulo apresentar-se-ão as principais conclusões relativas à pesquisa realizada.

2 METODOLOGIA DA PESQUISA

Metodologia é um conjunto de procedimentos e técnicas utilizadas no processo de investigação, incluindo os aspectos relacionados em como fazer a pesquisa. Pode-se dizer ainda que a metodologia está relacionada com a postura ideológica do investigador, aos seus objetivos e pressupostos (INÁCIO Filho, 2004, p. 71).

Segundo Pádua (2000, p. 31), a prática de pesquisar consiste em um conjunto de técnicas que permitem o desenvolvimento da pesquisa nos diferentes momentos de seu processo. Pesquisa pode ser entendida como uma atividade voltada para a solução de problemas, composta de busca, indagação, investigação, e vem a ser a atividade que permite a elaboração de um conjunto de conhecimentos, que auxilia na compreensão da realidade e orienta as ações.

Toda a pesquisa tem uma intencionalidade, que consiste em elaborar um conjunto de conhecimentos que possibilitam compreender e transformar a realidade.

2.1 Pesquisa utilizada

O desenvolvimento do presente trabalho constitui-se de pesquisa bibliográfica e de campo, com abordagem quantitativa, desenvolvida para obter informações acerca de uma oportunidade de melhoria no processo de ensino.

Para Inácio Filho (2004, p. 53), o desenvolvimento da pesquisa de campo não dispensa a pesquisa bibliográfica, pois é dela que se busca as fundamentações para a discussão do problema. A pesquisa de campo requer ainda, um ou mais instrumentos de coleta de dados, onde se pode destacar entrevista, formulário, questionário, dentre outros.

Utiliza-se a pesquisa de campo com o objetivo de obter informações ou conhecimentos acerca de um problema, para o qual se procura uma resposta ou o levantamento de uma hipótese que se queira comprovar, ou ainda, para descobrir

novos fenômenos ou a relação existente entre eles (LAKATOS & MARCONI, 1986, p. 167).

O interesse da pesquisa de campo está voltado para o estudo de indivíduos, grupos, comunidades, instituições e outros campos, buscando a compreensão de aspectos da sociedade.

2.2 Delimitação do tema

Este trabalho propõe um estudo em escolas públicas e privadas da cidade de Alegrete - RS, a fim de identificar, com o auxílio da análise estatística multivariada, as variáveis que melhor influenciam para a melhoria da qualidade no ensino. Por meio desta análise, busca-se auxiliar o professor do desempenho de suas atividades em sala de aula, colaborando para a conquista de melhores níveis de qualidade no ensino.

Duas técnicas da análise multivariada foram utilizadas no desenvolvimento deste trabalho, a análise fatorial, que busca identificar a estrutura subjacente do grupo de variáveis, e a análise de agrupamento, cuja finalidade é agregar as variáveis com base nas características que elas possuem.

2.3 Participantes da pesquisa

Para o desenvolvimento da presente pesquisa foram escolhidas escolas públicas e particulares localizadas em pontos estratégicos da cidade, objetivando atingir as diversas classes sociais as quais pertencem os alunos. Selecionou-se três das dezessete escolas públicas existentes no município e uma das duas particulares que oferecem ensino fundamental e médio.

As características sócio-econômicas da clientela que fez parte da pesquisa variam de acordo com a localização e a natureza da escola, se é pública ou privada. Condições sócio-econômicas baixas foram encontradas na escola pública localizada na periferia da zona oeste. Na escola pública situada no centro da cidade, as condições são de classe médio-baixas. Padrão sócio-econômico heterogêneo foi

apresentado pelos alunos da escola localizada na zona sul e condições de classe médio-altas na escola particular localizada no centro da cidade.

O grupo de estudo foi composto por noventa e quatro educandos do ensino fundamental e médio, alunos de cinco professores de matemática que desempenham suas atividades tanto no ensino fundamental, quanto no médio.

2.4 Instrumento para coleta de dados

Os dados foram coletados com o auxílio de dois questionários fechados, aplicados em duas etapas, buscando investigar a percepção dos alunos em relação ao ensino-aprendizagem da disciplina de matemática. A aplicação dos questionários foi realizada aleatoriamente, em noventa e quatro alunos de escolas públicas e particulares do ensino fundamental e médio, na cidade de Alegrete - RS.

A formulação dos questionários foi baseada na escala de Likert, que permite respostas com níveis variados de satisfação. Para os dois tipos de questionários aplicados neste estudo foram selecionadas quatro opções de resposta, variando em concordo inteiramente, concordo, discordo e discordo inteiramente.

Para a realização da primeira etapa da pesquisa aplicou-se um questionário composto por dezessete questões, divididas em dois grupos, sendo que o primeiro investigava aspectos referentes a avaliação da disciplina e o segundo, referentes a avaliação do professor de matemática.

Na segunda etapa da pesquisa, foi aplicado um novo questionário, com vinte questões, separadas em três grupos. No primeiro enfatizou-se a avaliação do professor, no segundo a auto-avaliação do aluno e por fim, no terceiro a avaliação da disciplina.

2.5 Técnica para análise dos dados

Diante dos resultados obtidos, fez-se a tabulação eletrônica dos dados coletados e a análise dos mesmos por meio da aplicação de ferramentas da análise multivariada.

A utilização de técnicas de análise multivariada torna viável o trabalho com um grande número de variáveis, possibilitando a simplificação estrutural dos dados, sem comprometer informações valiosas. A aplicação de técnicas multivariadas de análise permite identificar as variáveis que influenciam na qualidade do processo de ensino, viabilizando a contemplação do objetivo do presente trabalho.

O embasamento teórico para análise dos dados coletados é desenvolvido por meio de pesquisa bibliográfica, com o objetivo de orientar o pesquisador no desenvolvimento do trabalho.

Utilizou-se o *software Statistica 5.0* como auxílio para a análise dos dados.

2.6 Síntese do capítulo

Este capítulo apresentou a metodologia utilizada no desenvolvimento do trabalho, a delimitação do tema, os participantes da pesquisa, o instrumento para coleta dos dados e as técnicas utilizadas para análise dos dados. No capítulo seguinte, apresentar-se-á o referencial teórico relacionado à qualidade na educação.

3 QUALIDADE NA EDUCAÇÃO

Educação é prestação de serviço ao cliente como em qualquer outra empresa, e esses clientes, na verdade, expressam satisfação e insatisfação em relação aos serviços prestados pela comunidade escolar. O processo de qualidade na educação cria uma conscientização das necessidades do cliente e melhora significativamente a qualidade dos serviços ao atender às expectativas. (SPANBAUER, 1995, p. 41).

3.1 Evolução da Qualidade

Antes da segunda guerra mundial, os produtos japoneses eram conhecidos pela má qualidade e preços baixos. Logo após o término da guerra, durante a ocupação do Japão, os Estados Unidos impuseram à indústria japonesa de telecomunicações o controle estatístico da qualidade. Objetivando resolver a situação caótica em que se encontravam os serviços de telecomunicação, enviaram para o Japão técnicos especialistas em controle estatístico da qualidade, entre eles William Edwards Deming e Joseph M. Juran. Acompanhou-os também Kaoru Ishikawa, designado pela Japanese Union of Scientists and Engineers (ALGARTE & QUINTANILHA, 2000, p. 39).

Deming, especialista em controle estatístico da qualidade, ensinou e aperfeiçoou seu método baseado na produção com qualidade, desenvolvendo uma forma participativa de gerenciamento, a qual envolvia os funcionários em todos os níveis, tirando o máximo de proveito de seus conhecimentos e habilidades por meio de equipes e sistemas de sugestões, sempre focalizando o cliente (DRÜGG & ORTIZ, 1994, p. 3).

O Japão pode sair de um total esfacelamento, arrasado pela segunda guerra mundial e em trinta anos conseguiu se tornar uma das maiores potências mundiais.

Os Estados Unidos ao perceberem que estavam perdendo mercado, principalmente nas áreas em que competiam com os japoneses, começam a fazer

mudanças radicais nas indústrias americanas, reconhecendo a eficiência do trabalho de Deming e chamando-o para fazer qualidade nos Estados Unidos (DRÜGG & ORTIZ, 1994, p. 6).

No Brasil, país essencialmente agrícola até a segunda guerra mundial, os primeiros esforços pela qualidade e produtividade surgiram na indústria no final da década 50. A política de substituição das importações forçou as empresas a abordarem a questão da qualidade, buscando garantir a continuidade operacional e a segurança dos equipamentos, funcionários e sociedade.

A política de substituição das importações começou a apresentar problemas no final da década de 70. Os baixos níveis de produtividade e custos elevados de produção dificultavam a entrada de produtos brasileiros no mercado internacional. Os problemas apresentados eram decorrentes do atraso tecnológico do setor industrial nacional, pois o mundo passava por uma revolução tecnológica e gerencial visível, na qual a maneira de produzir e administrar passava a incluir o uso de conceitos da gestão pela qualidade total, utilizando técnicas estatísticas, envolvendo a força de trabalho e a certificação de pessoal, sistemas, processos, produtos e serviços (ALGARTE & QUINTANILHA, 2000, p. 63).

A modernização da indústria requeria a adoção de novos métodos de gerenciamento da produção e de gestão tecnológica na empresa, como também a capacidade de incorporação de novas tecnologias de produto e de processo na atividade produtiva. Esses aspectos determinavam a inserção ou não do Brasil no contexto das economias mais desenvolvidas. Portanto os desafios estavam, na busca da racionalização, da modernização e da competitividade, para os quais a qualidade e a produtividade eram essenciais. (ALGARTE & QUINTANILHA, 2000, p. 84).

No final da década de 80, alguns esforços vinham sendo empreendidos na área da qualidade e produtividade no Brasil por alguns setores, porém, a preocupação com esses aspectos ainda não tinha atingido todos os segmentos da economia. Alguns setores apresentavam níveis inaceitáveis de desperdício para um país que sofria carências sociais, encarecendo nessa mesma proporção o preço final de bens e serviços. Essa situação vinha contribuindo para restringir o desenvolvimento industrial e para a frustração das aspirações da população brasileira por emprego, renda, segurança e saúde.

A busca pela melhoria contínua da qualidade e produtividade tornou-se crucial, pois as empresas brasileiras precisavam buscar condições para a competitividade. “A estratégia de desenvolvimento adotada em busca da capacitação tecnológica e da gestão empresarial inovadora baseou-se na aplicação de práticas voltadas para a qualidade e produtividade” (ALGARTE & QUINTANILHA, 2000, p. 63).

A partir de 1990, com o lançamento de programas de incentivo a qualidade e produtividade, pelo governo federal, os temas qualidade e produtividade passaram a fazer parte da agenda nacional. Qualidade e produtividade passam a representar uma nova filosofia de gestão empresarial, conduzindo todos os segmentos da empresa em uma postura pró-qualidade e produtividade, através de um compromisso de dirigentes e empregados, em todas as fases do processo produtivo. Esta postura adotada pela empresa busca assegurar produtos e serviços com desempenho, disponibilidade e preços adequados e orientados para as necessidades dos clientes.

3.2 Busca pela qualidade

A busca pela cultura de qualidade não é algo transitório ou temporário, consiste em uma filosofia empresarial permanente que difere para cada tipo de instituição. “Qualidade não se copia, não se institui. Qualidade se cria, se desenvolve, conforme o contexto da organização” (DRÜGG & ORTIZ, 1994, p. 15).

Um compromisso total com a qualidade requer que as empresas superem os velhos métodos e hábitos e praticamente comecem de novo. Não há uma fórmula para a busca da qualidade que funcione para todos. Na realidade simplesmente copiar o que os líderes estão fazendo pode equivaler a jogar tempo e dinheiro fora. É preciso implementar estratégias de qualidade que tenham a ver com a situação de cada empresa ou instituição (GREEN, 1995, p. 42).

3.2.1 Processo contínuo

De acordo com Brocka & Brocka (1994, p. 38), a melhoria contínua deve ser um processo gradual e constante, que exige poucos investimentos, porém uma

maior dedicação das pessoas envolvidas. Pequenas melhorias feitas continuamente conduzem a um mesmo ponto. Quando buscamos a melhoria contínua, não podemos desconsiderar a avaliação contínua por ser um fator essencial na busca da melhoria, pois avaliando estaremos tomando conhecimento de fatores que necessitam de ações preventivas ou até mesmo corretivas. Ao contrário da inovação, que pode requerer grandes recursos, a melhoria contínua é de fácil gerência e utiliza os talentos de cada um.

Qualidade denota o compromisso com a qualificação dos recursos humanos envolvidos, tendo em vista que qualidade provém deles. O principal objetivo é o aprimoramento formal e político, do qual se sustentará o processo decorrente, incluindo:

- melhoria da organização produtiva ou do gerenciamento dos serviços, inclusive liderança;
- tratamento alternativo dos clientes ou dos beneficiários;
- melhoria dos produtos, estabelecendo a competitividade;
- incremento da participação dos funcionários, recriando ambiente favorável a um empreendimento entendido como projeto comum;
- satisfação dos funcionários e dos clientes (DEMO, 1994, p. 18).

Segundo Demo (1994, p. 19), “qualidade é questão de competência humana, implica consciência crítica e capacidade de ação, saber & mudar”, que pode ser resumida em dois desafios principais: o construtivo e o participativo.

O desafio construtivo incentiva a capacidade da iniciativa, autogestão, proposta, a condição de sujeito capaz, que não se deixa levar e busca comandar com autonomia e criatividade o processo de desenvolvimento.

O desafio participativo refere-se à capacidade de inovar para o bem comum e tem como objetivo uma sociedade marcada por paz, democracia, equidade e riqueza. A melhor expressão da qualidade é participação, pois participação é processo exclusivo humano, voltada para o bem comum, que possibilita a convivência social da forma mais digna possível.

3.2.2 Motivação para a qualidade

Para que haja qualidade nos produtos ou serviços todos os recursos necessários à sua geração devem otimizar sua participação, ou seja, não deve

haver qualquer restrição à participação e a ação de qualquer um deles. O ser humano é um destes recursos, possui características exclusivas, assim como capacidade de pensar, imaginar, julgar e decidir (PALADINI, 1990, p. 100).

Quando o ser humano maximiza suas vantagens, torna-se mais produtivo, útil e rico em recursos. É neste contexto que se insere a noção de motivação. A questão da motivação no ser humano vem sendo tratada como um aspecto importante, e muitas organizações desenvolvem programas de incentivos morais e financeiros, como forma de motivar seus colaboradores.

A eliminação do medo e a satisfação de suas necessidades fundamentais também consistem em fatores determinantes para o envolvimento do recurso humano.

Segundo Paladini, (1990, p. 102), uma forma de motivar as pessoas é tornando-as responsáveis pelo que fazem. Com a determinação de responsabilidades, as pessoas se envolvem mais em suas atividades e precisam responder por suas ações.

Spanbauer (1995, p. 82) relata que o primeiro passo para aprimorar o ensino nas escolas voltadas para a qualidade é proporcionando aos professores oportunidade e responsabilidade de analisar suas atividades no ensino e planejar formas para a melhoria de seu trabalho.

3.3 Determinação das necessidades do cliente

O conhecimento das necessidades e expectativas do cliente torna-se essencial para fornecer uma melhor compreensão das maneiras pelas quais seus clientes definem a qualidade dos serviços ou produtos. Quando a satisfação geral do cliente constitui um dos objetivos da empresa, é importante identificar as percepções dos próprios clientes, qual a dimensão que está mais ligada a esse objetivo. Desta forma, a empresa conseguirá alocar os recursos nas dimensões que mais aumentam a satisfação geral do cliente (HAYES, 2001, p. 111).

É importante entender as necessidades dos clientes, de forma que se consiga determinar como o mesmo define a qualidade dos produtos ou serviços.

Geralmente um produto ou serviço é avaliado em termos de várias características. Estas características são as dimensões pelas quais os clientes baseiam suas opiniões acerca do produto ou serviço. As necessidades do cliente podem ser entendidas como aquelas características do produto ou serviço que representam dimensões importantes (FURRER, LIU & SUDHARSHAN, 2000).

A satisfação dos clientes depende muito da qualidade dos serviços que estão consumindo e da qualidade que eles esperam dos serviços. Paulins (2005) relata que a percepção do cliente com relação a qualidade dos serviços recebidos é proporcional as suas expectativas sobre os serviços.

A qualidade dos serviços apresentados determina a continuidade do consumo, justifica os gastos e esforços destinados a melhoria no processo, além de torná-los um meio de exposição positiva da imagem da organização no ambiente em que está inserida (BENNETT & BARKENSJO, 2005).

3.3.1 Medindo a satisfação do cliente

As medições da qualidade normalmente se concentram em índices objetivos e palpáveis, porém, muitas vezes esses indicadores objetivos não são aplicáveis para avaliar a qualidade de serviços. Recentemente tem ocorrido a necessidade de utilizar medições mais subjetivas ou inatingíveis, como indicadores de qualidade. Estas medições de inatingíveis incluem os questionários de satisfação do cliente e são consideradas inatingíveis porque enfocam percepções e reações, em vez de usar critérios mais concretos e objetivos, fornecendo um conhecimento mais abrangente das percepções dos clientes (HAYES, 2001, p. 2).

Os questionários de satisfação de cliente possibilitam a uma empresa ou instituição uma indicação precisa do grande acerto das diretrizes adotadas para seus processos empresariais, bem como determinam a qualidade dos produtos ou serviços resultantes deste processo. Estes aspectos podem ser medidos e tais medições permitem a uma empresa: 1) saber quão bem seus produtos empresariais estão funcionando, ou seja, determinar a *eficiência*; 2) identificar se há *necessidade de mudança* e onde ela deve ocorrer para gerar o aperfeiçoamento, e 3) definir se as

mudanças levarão aos aperfeiçoamentos pretendidos ou à *eficácia das ações* (HAYES, 2001, p. 1).

O conhecimento das percepções e reações dos clientes, relacionados aos negócios de uma organização, pode aumentar em muito suas responsabilidades de tomar decisões. Estas organizações, em conhecimento das necessidades ou expectativas de seus clientes, terão a capacidade de definir se estão atendendo suas metas e obrigações.

O uso de questionários de satisfação do cliente fornece às empresas uma outra alternativa para a avaliação da Qualidade de seus Produtos ou Serviços. Eles auxiliam a organização a focar sua atenção no cliente e na forma como ele percebe os Produtos ou Serviços da empresa (HAYES, 2001, p. 5).

O desejo de medir as percepções dos clientes deve estar acompanhado pelo conhecimento sobre a adequada elaboração dos questionários de satisfação. Se este instrumento de medida for mal desenvolvido, ou não representar de forma precisa as opiniões de clientes, as decisões tomadas a partir destas informações poderão ser prejudicadas.

3.3.1.1 Escala de Likert

A qualidade do serviço ou produto também pode ser avaliada pelo peso da resposta em relação a cada item de satisfação. O formulário de resposta do tipo Likert é concebido para permitir que clientes respondam com níveis variados de satisfação, a cada item que descreve o produto ou serviço (HAYES, 2001, p. 80).

A escala Likert pode ser usada para um tipo de item específico. As opções de respostas refletem aspectos positivos ou negativos específicos de um produto ou serviço.

Segundo Hayes (2001, p. 83), a escala Likert, fornece coeficientes de confiabilidade mais altos do que escalas elaboradas por outros formulários de resposta que se restringem apenas na resposta do tipo sim ou não. Do ponto de vista estatístico as escalas com duas opções são menos confiáveis do que as que apresentam cinco opções de resposta. A confiabilidade parece nivelar em escalas

com mais de cinco pontos, indicando um incremento mínimo da vantagem de utilizar mais que cinco pontos na escala do formulário de resposta.

3.4 Educação e Qualidade

Qualquer organização, independente de seu trabalho, estrutura ou área, só poderá sobreviver em uma sociedade se estiver destinada ao atendimento de alguma necessidade das pessoas. No caso das instituições de ensino, as pessoas atendidas pelos serviços prestados, são os alunos, a sociedade, os professores e a administração do sistema escolar (BARBOSA et al., 1995, p. 139).

Para trabalhar com uma abordagem de serviço ao cliente na educação é fundamental considerar que as escolas possuem clientes da mesma forma que as empresas, todos os que trabalham na escola devem considerar o aluno como cliente do processo. Uma orientação direcionada ao cliente dá enfoque diferente à forma como os alunos e os colegas de trabalho são tratados (SPANBAUER, 1995, p. 44).

A escola que busca produzir qualidade, deve primeiramente conhecer os seus clientes, para conseguir dar uma resposta adequada as suas necessidades, modificando sempre que necessário os processos e sistemas que interferem para a satisfação do aluno. Quando se fala em satisfação, entende-se o atendimento de suas necessidades fundamentais (MEZOMO, 1997, p. 154).

Algumas escolas e universidades não estabelecem objetivos claros a atingir, não se incluem em projetos coletivos e participativos e não procuram avaliar-se sistematicamente. De acordo com Demo (1994, p. 68), as escolas “substituem facilmente o profissionalismo pelo corporativismo, ante o qual o benefício próprio prevalece sobre os direitos da sociedade”. Boa parte da imagem que a sociedade possui da escola pública, como coisa pobre para o pobre, se deve a essa origem, onde cada vez estuda-se menos, não atingindo sequer os padrões mínimos necessários de qualidade.

Educação de qualidade é o investimento mais decisivo no futuro do país e essa expressão vale muito mais para a educação básica. Em termos de qualidade,

recai sobre ela o desafio construtivo e participativo, sobretudo a exigência de profissionais altamente preparados e valorizados (DEMO, 1994, p. 70).

Deve haver uma maior preocupação com os processos educativos que não apresentam os mínimos de qualidade. Olhando para a situação geral da educação parece claro que este mínimo não é satisfatório. É comum encontrar escolas em estado lamentável de manutenção e condições dignas de estudo. Outro fato que agrava ainda mais o problema é a remuneração do professor, que em muitos casos desestimula-o a buscar novas formas de ensino.

3.4.1 Necessidade de Mudança

Para se alcançar melhores níveis de qualidade no ensino é fundamental que todos os envolvidos no processo de ensino-aprendizagem estejam conscientes da necessidade de mudança e busca continuada por melhores padrões de desempenho.

A escola deve deixar de reagir aos problemas e agir pro ativamente, antecipando-se para poder agir em suas causas. Há necessidade de mudança de idéia de que a escola é inteiramente diferente das empresas e que os princípios gerenciais de uma não podem ser aplicados à outra. A utilização destes princípios é somente uma questão de compreensão e adaptação à nova realidade (LOPES, 2004, p. 51).

“A transformação pela qualidade supõe uma disposição clara para mudar sempre e tudo o que for possível de melhora, quer se trate de estrutura ou dos processos, por mais tradicionais e consolidados que sejam” (MEZOMO, 1997, p. 159).

De acordo com Drügg & Ortiz (1994, p. 15) “Qualidade é um processo lento, que exige mudança na forma de pensar e na postura. É um processo lento, porque depende do tempo que cada pessoa necessita para aceitar e vivenciar a mudança”. A mudança geralmente não é bem vinda por muitos e uma boa forma de introduzir a idéia da mudança nas pessoas é começar pela identificação e solução dos problemas.

Segundo Mezomo (1997, p. 185), a escola deve mudar seu pensamento, deixar de achar que conhece todas as necessidades de seus clientes. Para a melhoria da qualidade é necessário que a escola comece a admitir que a auto-avaliação é fundamental para a busca contínua da qualidade no processo de ensino. Avaliar é buscar novos caminhos para contemplar os objetivos e atender as necessidades dos clientes.

3.4.2 Missão da escola

Quando se define uma missão para a escola, esta-se admitindo uma posição em termos de futuro, assumindo a vontade e a necessidade de mudar, abandonando uma estrutura já vivenciada e tendo coragem de assumir riscos e fracassos que poderão advir durante o processo de mudança. Ao se propor a educar, todos os membros da instituição devem ter conhecimento da missão da escola, de seus objetivos e estratégias para que haja um maior comprometimento no desempenho de suas atividades. O educador deve ter claro que a maior missão de uma instituição de ensino é educar (DRÜGG & ORTIZ, 1994, p. 77).

3.4.3 Trabalho em equipe

“A qualidade não resulta do esforço isolado, mas do trabalho e do empenho solidário e responsável de todos, no sentido de agir de forma proativa, eliminando da origem a possibilidade de surgirem problemas de performance” (MEZOMO, 1997, p. 159).

De forma simples, pode-se definir o trabalho em equipe como sendo a ação conjunta de um grupo de pessoas, onde cada uma subordina seus interesses e opiniões à unidade e aos interesses do grupo. O trabalho em equipe não é apenas desejável, mas também imprescindível para que ocorra mudança significativa (SPANBAUER, 1995, p. 32).

A integração entre as partes envolvidas no processo colabora expressivamente para a melhoria da qualidade no ensino, pois as pessoas unem

esforços para alcançar um mesmo objetivo e proporcionar educação num nível desejado.

Na busca de melhoria de processos é fundamental que seja criado na escola um ambiente onde a administração, professores, alunos, enfim, todos os membros envolvidos no processo de ensino, tenham liberdade para participar, fazendo sugestões, apontando problemas que estão comprometendo a qualidade do ensino, como também, ajudando na busca de soluções e melhorias.

Segundo Mezomo (1997, p. 29) “a administração pelo medo nunca produziu qualidade. Pelo contrário, sempre prejudicou porque as pessoas com medo não “pensam” o trabalho; apenas o executam”. Se a escola oportunizar espaço para os membros que fazem parte do processo manifestarem-se, certamente estará estimulando-os a serem parceiros na busca da qualidade. Agindo desta forma a escola conseguirá explorar o potencial das pessoas como também criar um espírito de equipe, fazendo com que todos sintam satisfação em trabalhar para a melhoria do processo de ensino.

3.5 Síntese do capítulo

Neste capítulo, apresentou-se aspectos relacionados à qualidade na educação, abordando a evolução da qualidade, a busca pela qualidade, a determinação das necessidades dos clientes e a relação entre educação e qualidade. No capítulo seguinte será apresentado o referencial teórico referente à análise multivariada.

4 ANÁLISE MULTIVARIADA

As técnicas analíticas multivariadas estão sendo amplamente aplicadas na indústria, no governo e em centros de pesquisa acadêmica e ganharão cada vez mais espaço no futuro, alterando a forma pela qual os profissionais da pesquisa pensam em problemas e planejam suas pesquisas (HAIR, et al. 2005, p. 25).

A análise multivariada refere-se aos os métodos estatísticos que simultaneamente analisam múltiplas medidas sobre cada indivíduo ou objeto em investigação.

Neste estudo serão abordadas duas técnicas da análise multivariada, a análise fatorial, que busca identificar a estrutura subjacente a um grupo de variáveis, e a análise de agrupamento, cuja finalidade é classificar indivíduos ou objetos com base nas características que eles possuem.

4.1 Análise fatorial

Segundo Hair et al. (2005, p. 89) a técnica estatística multivariada de análise fatorial, principalmente na década passada, encontrou uso crescente em todas as áreas de pesquisa. À medida que o número de variáveis a serem consideradas aumenta, percebe-se uma necessidade proporcional de maior conhecimento da estrutura das inter-relações (correlações) das variáveis.

A análise fatorial é um método estatístico multivariado cujo propósito principal é definir a estrutura subjacente em uma matriz de dados. Esta técnica aborda o problema de analisar a estrutura das inter-relações entre um grande número de variáveis, definindo um conjunto de dimensões latentes, chamadas de fatores. Primeiramente, é possível identificar as dimensões e então determinar o grau em que cada variável é explicada por cada dimensão (HAIR et al., 2005, p. 91).

Scremin (2003, p. 31) relata que a análise fatorial procura descrever a covariância relacionada entre muitas variáveis observáveis em função de poucas

variáveis latentes, sendo que todas as variáveis pertencentes a um grupo são altamente correlacionadas, porém, possuem correlações relativamente pequenas com variáveis pertencentes a um grupo diferente.

A análise fatorial é uma técnica de interdependência na qual todas as variáveis são simultaneamente consideradas, cada uma relacionada com todas as outras, empregando ainda o conceito da variável estatística a composição linear de variáveis. Na análise fatorial, as variáveis estatísticas (fatores) são formadas para maximizar seu poder de explicação do conjunto inteiro de variáveis (HAIR et al., 2005, p. 92).

Sendo o interesse da pesquisa o resumo de dados, a análise fatorial fornece uma clara compreensão sobre quais variáveis podem atuar juntas e quantas variáveis podem realmente ser consideradas como tendo impacto na análise. Além disso, a análise fatorial desempenha o papel de complementar outras técnicas multivariadas, por meio de resumo e redução de dados (HAIR et al., 2005, p. 94).

Análise fatorial busca extrair uma estrutura linear reduzida do conjunto original de dados, gerando um novo conjunto de variáveis, chamados de fatores, onde as variáveis mais significantes podem ser identificadas por meio da análise dos componentes principais (SINGH; MALIK & SINHA, 2005).

Para Lee et al. (2005), a análise fatorial é realizada para criar um novo conjunto de variáveis, o qual será altamente correlacionado com as variáveis originais.

A carga fatorial é 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 pode ser visto como o melhor resultado de relações lineares exibidas nos dados, o segundo fator é definido como a segunda melhor combinação linear das variáveis e assim por diante.

4.1.1 Objetivos da análise fatorial

De acordo com Hair et al. (2005, p. 94), o objetivo geral das técnicas de análise fatorial é encontrar uma maneira de resumir a informação contida em diversas variáveis em um conjunto menor de novas variáveis estatísticas (fatores)

com uma perda mínima de informação. Mais especificamente, as técnicas de análise fatorial atendem um entre dois objetivos:

a) Identificação da estrutura por meio do resumo de dados: analisando as correlações entre as variáveis ou respondentes, torna-se possível identificar a estrutura de relações entre variáveis ou respondentes. A análise fatorial pode ser do tipo **R** ou **Q**. A análise fatorial **R** analisa um conjunto de variáveis para identificar as dimensões latentes (fatores), enquanto a análise fatorial **Q** é aplicada a uma matriz de correlação de respondentes individuais com base nas características dos mesmos e consiste em um método de resumir um grande número de pessoas em diferentes grupos.

b) Redução de dados: por meio da análise fatorial pode-se identificar variáveis representativas de um conjunto maior ou criar um novo conjunto de variáveis, muito menor que o original, que substituirá parcial ou completamente 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.

4.1.2 Suposições da análise fatorial

A verificação da normalidade dos dados faz-se necessário somente se um teste estatístico for aplicado para verificar a significância dos fatores.

Pelo fato de que a análise fatorial identifica conjuntos de variáveis inter-relacionadas, é desejável que haja multicolinearidade (grau em que uma variável pode ser explicada por outra variável) entre as variáveis.

A matriz de dados deve apresentar correlações aceitáveis para justificar o uso da análise fatorial. De acordo com Hair et al. (2005, p. 98), pode-se verificar a adequação da análise fatorial por meio do teste de Bartlett de esfericidade que identifica a presença de correlações não nulas entre variáveis. Este teste examina a matriz de correlação interna, fornecendo a probabilidade estatística de que a matriz de correlações possui correlações significantes entre pelo menos algumas variáveis. O teste de Bartlett torna-se mais sensível na detecção das correlações a medida em que o tamanho da amostra aumenta.

Ferreira Jr.; Baptista & Lima, (2004), acrescentam que o teste Bartlett de esfericidade testa a hipótese nula de que a matriz de correlação é uma matriz identidade. Caso esta hipótese seja rejeitada a análise fatorial pode ser desenvolvida.

Uma outra forma de identificar o grau de intercorrelações entre as variáveis e a adequação da análise fatorial é a utilização do método de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), que é dado pela seguinte expressão:

$$KMO = \frac{r_1^2 + r_2^2 + \dots + r_n^2}{(r_1^2 + r_2^2 + \dots + r_n^2) + (r_{11}^2 + r_{12}^2 + \dots + r_{kn}^2)}$$

onde:

r_1, r_2, \dots, r_n = correlações entre as variáveis;

$r_{11}, r_{12}, \dots, r_{kn}$ = correlações parciais.

Os valores obtidos neste teste variam de 0 a 1, quanto mais próximo de 1 mais adequada é a amostra à aplicação da análise fatorial (FERREIRA JR.; BAPTISTA & LIMA, 2004). Para interpretação do teste de KMO, pode-se utilizar a seguinte referência:

Valores próximos a 0,90 – ótima adequação da amostra;

Valores próximos a 0,80 – boa adequação da amostra;

Valores próximos a 0,70 – razoável adequação da amostra;

Valores próximos a 0,60 – medíocre adequação da amostra;

Valores próximos ou inferiores a 0,50 – amostra inadequada.

A fidedignidade de um instrumento refere-se à característica que ele deve possuir na qual, ao se mensurar o fenômeno em estudo com os mesmos sujeitos ou outros, em ocasiões diferentes, venha a garantir a precisão instrumental com um coeficiente próximo a 1. O alfa de Cronbach é um dos indicadores psicométricos mais utilizados para determinar a fidedignidade ou validade interna de um instrumento (FORMIGA, 2003).

O alfa de Cronbach trabalha a relação entre covariâncias e variâncias das medidas. O teste tolera escalas não homogêneas e baseia-se em correlações calculadas como razão de variâncias e covariâncias (PEREIRA, 2001, p. 88).

A fórmula de cálculo é dada pela seguinte expressão:

$$\alpha = \frac{k \cdot \text{cov} / \text{var}}{1 + (k - 1) \cdot \text{cov} / \text{var}} \quad (4.1)$$

onde:

k = número de variáveis;

cov = média das covariâncias;

var = média das variâncias.

Para Hair et al. (2005, p. 112), o alfa de Cronbach é um coeficiente de confiabilidade que avalia a consistência da escala interna. Como limite inferior pode-se aceitar 0,7, podendo diminuir para 0,6 em casos de pesquisas exploratórias.

Quanto ao tamanho da amostra, Hair et al. (2005, p. 97), relata que a aplicação da análise fatorial em uma amostra com menos de 50 observações é pouco comum, o tamanho da amostra deve ser preferencialmente maior ou igual a 100. Normalmente procede-se a análise com pelo menos cinco vezes mais observações do que o número de variáveis.

4.1.3 Modelo fatorial

Supondo um vetor aleatório X' , com p variáveis observáveis X_1, X_2, \dots, X_p , vetor de médias μ e matriz de variâncias-covariâncias Σ , então, o modelo de fatores pressupõe que o vetor X' é linealmente dependente de algumas poucas variáveis não observáveis F_1, F_2, \dots, F_m , chamados de fatores comuns e p fontes de variação adicional $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p$, chamados 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 & WICHERN, 1992, p. 397).

O modelo fatorial pode ser determinado por:

$$\begin{aligned}
X_1 - \mu_1 &= \ell_{11}F_1 + \ell_{12}F_2 + \dots + \ell_{1m}F_m + \varepsilon_1 \\
X_2 - \mu_2 &= \ell_{21}F_1 + \ell_{22}F_2 + \dots + \ell_{2m}F_m + \varepsilon_2 \\
&\vdots && \vdots \\
X_p - \mu_p &= \ell_{p1}F_1 + \ell_{p2}F_2 + \dots + \ell_{pm}F_m + \varepsilon_p
\end{aligned}
\tag{4.2}$$

onde:

ℓ_{ik} = 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.

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

4.1.4 Determinação dos Fatores

Para identificação da estrutura latente de relações na análise fatorial, deve-se, primeiramente, considerar dois aspectos, (1) o método de extração dos fatores, se será análise de fatores comuns ou análise de componentes e (2) o número de fatores que serão selecionados para representar a estrutura latente dos dados. A seleção do número de fatores depende do interesse da pesquisa.

A extração dos fatores pode ser por meio dos modelos de análise de fatores comuns e análise de componentes principais, ambos são amplamente usados, porém, o método de análise de fatores comuns possui suposições mais restritivas, o que favorece a utilização da análise de componentes principais. A escolha de um modelo depende dos objetivos da análise fatorial e do conhecimento prévio sobre a variância nas variáveis. Há três tipos de variância que possuem relação com a seleção do modelo fatorial: a variância comum, que é definida como variância em uma variável que pode ser compartilhada com todas as outras; a variância específica que é associada com apenas uma variável; e a variância do erro que ocorre devido a não-confiabilidade no processo de agrupamento dos dados, no erro

de medida ou em uma componente aleatória no fenômeno medido (HAIR et al., 2005, p. 99).

O modelo de análise de fatores comuns é mais adequado se o objetivo da análise fatorial for identificar as dimensões ou a estrutura latente representada nas variáveis originais e tem-se pouco conhecimento sobre a quantidade de variância específica e do erro. Os fatores resultantes da análise de fatores comuns são baseados apenas na variância comum.

O modelo fatorial de componentes principais é indicado quando o interesse da pesquisa é previsão ou selecionar o número mínimo de fatores necessários para explicar o máximo da variância representada no conjunto original de variáveis, e quando as variâncias específicas e do erro representam uma proporção relativamente pequena da variância total. No caso em estudo, utilizou-se o método de extração por componentes principais. A forma de obtenção das componentes está detalhada a seguir.

4.1.5 Componentes principais

A análise de componentes principais está relacionada com a explicação da estrutura de covariância por meio de combinações lineares das variáveis originais, tem como objetivo a redução da dimensão original das variáveis e a facilitação da interpretação das análises realizadas (JOHNSON & WICHERN, 1992, p. 356).

Esta técnica pode ser aplicada à análise de agrupamento e como estimadores de fatores nas técnicas multivariadas chamadas de análises fatoriais.

De acordo com Hair et al. (2005, p. 32), a análise de componentes principais é uma abordagem estatística que pode ser usada para estudar inter-relações entre um grande número de variáveis e explicar estas variáveis em termos de suas dimensões inerentes comuns (fatores).

O objetivo é encontrar um meio de condensar a informação contida em um número de variáveis em um conjunto menor de variáveis estatísticas com uma perda mínima 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 por p variáveis somente será possível se considerarmos p

componente principais. Porém, a maior parte dessa variabilidade por ser explicada por um número k de componentes, com $k \leq p$ (JOHNSON & WICHERN, 1992, p. 356).

A análise de componentes principais é uma metodologia utilizada para substituir um grande número de variáveis originais correlacionadas X_1, X_2, \dots, X_p , por um conjunto menor de novas variáveis Y_1, Y_2, \dots, Y_k , que são combinações lineares das variáveis originais, não correlacionadas entre si e que conservam o máximo da informação compreendida nos dados originais. As combinações lineares das variáveis originais são escritas por meio dos autovalores (λ) e dos autovetores (e), onde os autovalores representam a variabilidade de cada componente e os autovetores constituem a base para a obtenção das cargas fatoriais (LÍRIO, 2004, p. 32).

As combinações lineares são calculadas de maneira que a primeira componente principal agregue o máximo da variabilidade total dos dados, a segunda o máximo da variabilidade total remanescente dos dados, não estando correlacionada com a primeira; a terceira agregue o máximo da variabilidade total remanescente dos dados, não estando correlacionada com a primeira e a segunda componente principal, prosseguindo deste modo, até que o número de componentes principais seja no máximo igual ao número de variáveis originais (SCREMIN, 2003, p. 23).

As componentes principais são obtidas por meio da matriz de covariâncias (Σ), ou quando houver necessidade de padronização dos dados, pela matriz de correlação (R), ambas extraídas da matriz original X_1, X_2, \dots, X_p . O desenvolvimento não requer a suposição de normalidade (JOHNSON & WICHERN, 1992, p. 357).

O processo de obtenção das componentes principais pode ser visualizado na Figura 1.

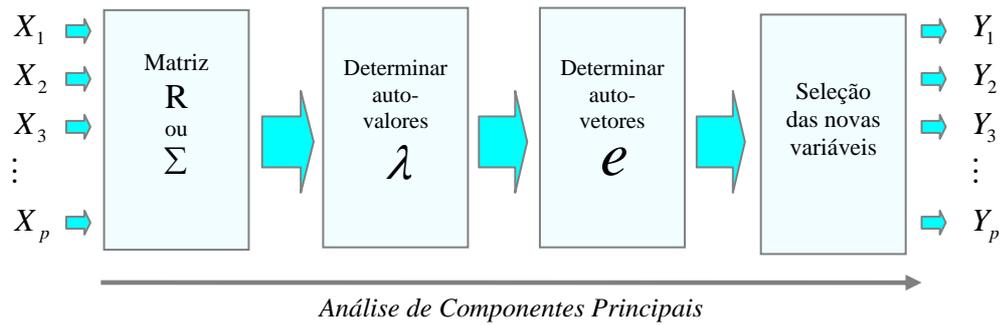


Figura 1 – Esquema para encontrar as “p” componentes principais

Fonte: Lopes (2001, p. 30).

Segundo Johnson e Wichern (1992, p. 357), se consideramos o vetor aleatório $X' = [X_1, X_2, \dots, X_p]$, amostrado de uma população de variância Σ , cujos autovalores (λ), que originaram os autovetores (e), são $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$, então, as componentes principais Y_1, Y_2, \dots, Y_p , constituem as combinações lineares mostradas a seguir:

$$\begin{aligned}
 Y_1 &= e_{11}X_1 + e_{21}X_2 + \dots + e_{p1}X_p = e_1'X \\
 Y_2 &= e_{12}X_1 + e_{22}X_2 + \dots + e_{p2}X_p = e_2'X \\
 &\vdots \\
 Y_p &= e_{1p}X_1 + e_{2p}X_2 + \dots + e_{pp}X_p = e_p'X
 \end{aligned}
 \tag{4.3}$$

Pode-se verificar ainda que:

$$\text{Var}(Y_i) = e_i' \Sigma e_i \quad i = 1, 2, \dots, p
 \tag{4.4}$$

$$\text{Cov}(Y_i, Y_k) = e_i' \Sigma e_k \quad i, k = 1, 2, \dots, p
 \tag{4.5}$$

As componentes principais são combinações lineares não-correlacionadas Y_1, Y_2, \dots, Y_k e possuem as maiores variâncias possíveis, desse modo, verifica-se que:

O primeiro componente principal possui a variância máxima e é a combinação linear $e_1'X$ que maximiza $\text{Var}(e_1'X)$, sujeito à restrição $e_1'e_1 = 1$;

O segundo componente principal é a combinação linear $e_2'X$ que maximiza $Var(e_2'X)$, sujeito à restrição $e_2'e_2 = 1$ e $Cov(e_1'X, e_2'X) = 0$;

O i -ésimo componente principal é a combinação linear $e_i'X$ que maximiza $Var(e_i'X)$, sujeito à restrição $e_i'e_i = 1$ e $Cov(e_i'X, e_k'X) = 0$ para $k < i$.

Algebricamente, as componentes são combinações lineares das p variáveis aleatórias X_1, X_2, \dots, X_p e, geometricamente, as componentes principais representam um novo sistema de coordenadas obtidas pela rotação do sistema original, os novos eixos fornecem as direções de máxima variabilidade (JOHNSON & WICHERN, 1992, p. 357).

Para Lírio (2004, p. 33), os comprimentos desses eixos são proporcionais à raiz quadrada dos seus respectivos autovalores, o primeiro autovalor é o de maior comprimento e representa o eixo principal; o segundo autovalor é o segundo de maior comprimento, e assim consecutivamente. Os autovalores são a essência da análise de componentes principais, pois são os responsáveis pela definição da proporção da variância explicada por cada componente.

Considerando uma amostra com três variáveis de n observações, representadas na Figura 2, onde a origem dos eixos está centrada no meio da nuvem de pontos da amostra, obtêm-se por meio da rotação dos eixos, um novo sistema de coordenadas, onde Y_1 representa o eixo principal e de maior comprimento e Y_2 e Y_3 os eixos secundários. Sendo α_1, α_2 e α_3 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 (SCREMIN, 2003, p. 31).

A direção dos eixos é determinada pelos autovetores, Supondo que o eixo Y_1 passe pelo ponto médio da nuvem de pontos da amostra, sua orientação será definida pelos cossenos diretores.

$$e_{11} = \cos(\alpha_1) \quad e_{21} = \cos(\alpha_2) \quad e_{31} = \cos(\alpha_3)$$

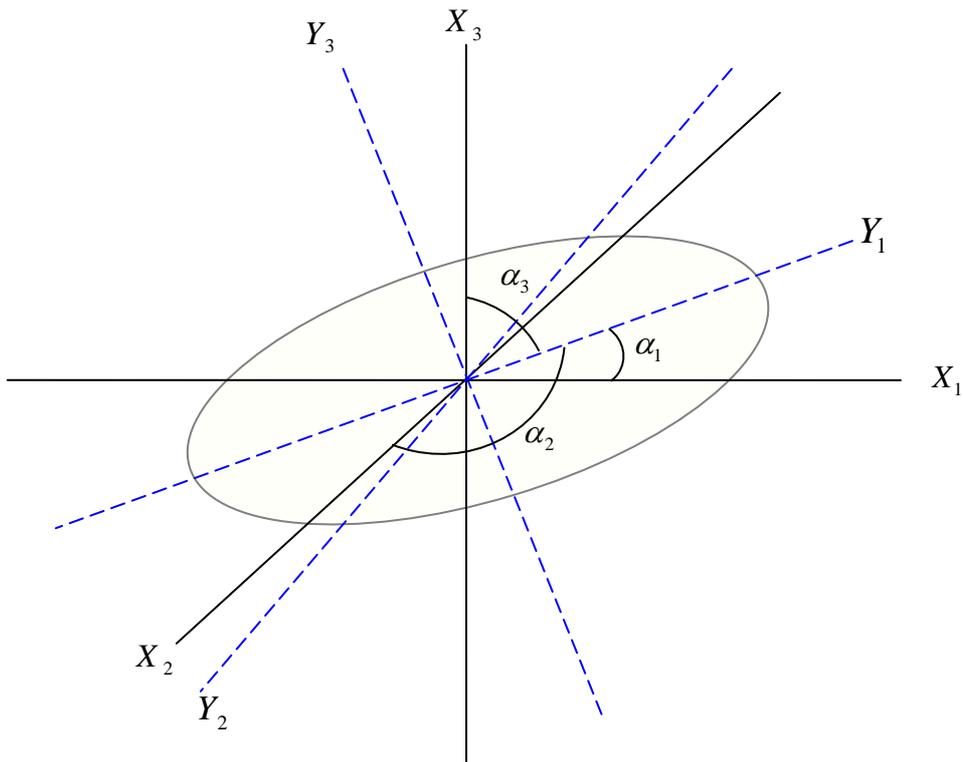


FIGURA 02 – Eixo com três componentes principais

Fonte: Scremin (2003, p. 24).

4.1.6 Solução do modelo fatorial por componentes principais

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

$$L = \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} e_{11} & \sqrt{\lambda_2} e_{12} & \dots & \sqrt{\lambda_m} e_{1m} \\ \sqrt{\lambda_1} e_{21} & \sqrt{\lambda_2} e_{22} & \dots & \sqrt{\lambda_m} e_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sqrt{\lambda_1} e_{p1} & \sqrt{\lambda_2} e_{p2} & \dots & \sqrt{\lambda_m} e_{pm} \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

Dessa forma, tem-se a matriz de cargas fatoriais com elementos l_{ik} :

$$L = \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} e_{11} & \sqrt{\lambda_2} e_{12} & \dots & \sqrt{\lambda_m} e_{1m} \\ \sqrt{\lambda_1} e_{21} & \sqrt{\lambda_2} e_{22} & \dots & \sqrt{\lambda_m} e_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sqrt{\lambda_1} e_{p1} & \sqrt{\lambda_2} e_{p2} & \dots & \sqrt{\lambda_m} e_{pm} \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

Deste modo, pode-se entender as cargas fatoriais como o grau de contribuição de cada variável para a formação de cada fator.

Nos casos em que muitas variáveis apresentam elevada carga fatorial num mesmo fator, a identificação ou caracterização das variáveis latentes se torna prejudicada, tornando necessária a rotação dos eixos fatoriais, conforme será tratado no item 4.1.8.1.

4.1.7 Critério para decisão do número de fatores a extrair

Quanto ao número de fatores a extrair, Hair et al. (2005, p. 101) define os critérios para decisão da seguinte forma:

a) Critério da Raiz Latente: é a técnica geralmente usada e neste critério, qualquer fator individual deve explicar a variância de pelo menos uma variável se o mesmo for mantido para interpretação. Cada variável contribui com o valor 1 do autovalor total, portanto, somente os valores que possuem raízes latentes ou autovalores maiores que 1 são consideradas significantes, os fatores com autovalores menores que 1 são desconsiderados, Neste critério, o ideal é trabalhar com 20 a 50 variáveis para que os resultados sejam mais confiáveis;

b) Critério *a priori*: para aplicar este 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. Este 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 o mesmo número de fatores anteriormente encontrado;

c) Critério de percentagem da variância: este critério está fundamentado na conquista de um percentual cumulativo da variância total extraída por fatores sucessivos. O percentual da variância deve atingir um montante mínimo de modo que se garanta a significância dos fatores. Não há uma base absoluta para todas as aplicações, porém, em ciências naturais, o procedimento de obtenção de fatores não deveria ser parado até os fatores extraídos explicarem pelo menos 95% da variância. Em ciências sociais, onde as informações em geral são menos precisas, pode-se considerar satisfatória uma solução que explique 60% da variância total;

d) Critério do teste *Scree*: este teste, também conhecido como critério de Cattell, é usado para determinar o número ótimo de fatores e é realizado por meio da construção do gráfico das raízes latentes em relação ao número de fatores em sua ordem de extração e a curva da resultante é usada para avaliar o ponto de corte. Começando com o primeiro fator, os ângulos de inclinação decrescem rapidamente do início e então lentamente se aproximam de uma reta horizontal, o ponto no qual o gráfico começa a ficar horizontal é considerado um indicativo do número máximo de fatores a serem extraídos. Normalmente este critério resulta em pelo menos um e as vezes dois ou três fatores a mais a serem considerados em relação ao critério da raiz latente.

Geralmente o critério da raiz latente é utilizado como primeira tentativa de interpretação, depois da interpretação dos fatores a efetividade do critério é avaliada, raramente utiliza-se um único critério para determinar quantos fatores devem ser extraídos. Os fatores encontrados por outros critérios também devem ser interpretados. Deste modo, várias soluções fatoriais devem ser examinadas antes que a estrutura seja definida (HAIR et al., 2005, p. 103).

Deve-se tomar cuidado na hora de selecionar o número de fatores que serão considerados na análise, pois se poucos fatores são selecionados, a estrutura correta não será revelada e as dimensões importantes podem ser omitidas, porém, se muitos fatores forem mantidos, a interpretação se torna mais difícil quando os fatores são rotacionados.

4.1.8 Interpretação dos fatores

A matriz fatorial possui cargas fatoriais para cada variável em cada fator, onde as cargas fatoriais são as correlações de cada variável com cada fator. A matriz fatorial não rotacionada fornece uma indicação preliminar do número de fatores a extrair e é computada quando o interesse está na busca da melhor combinação das variáveis, melhor no sentido que a combinação das variáveis originais explica mais a variância nos dados como um todo do que qualquer outra combinação linear de variáveis.

Soluções com fatores não rotacionados atingem o objetivo de redução de dados, porém, deve-se questionar se a solução de fator 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. Na maioria dos casos a rotação melhora a interpretação, reduzindo algumas das dificuldades de interpretação que freqüentemente existem nas soluções de fatores não-rotacionados.

4.1.8.1 Rotação de fatores

Para Scremin (2005, p. 35), quando muitas variáveis possuem altas cargas fatoriais no mesmo fator, deve-se aplicar a rotação dos eixos fatoriais, que facilitará a interpretação das variáveis latentes.

As soluções de fatores não-rotacionados extraem fatores na ordem de sua importância, onde o primeiro explicará uma quantidade maior da variância, os demais fatores explicarão porções sucessivamente menores da variância.

Ao rotacionar a 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. A rotação de fatores é uma importante ferramenta na interpretação dos fatores e pode ser aplicada de maneira ortogonal ou oblíqua.

Em uma matriz fatorial, as colunas representam os fatores, e cada linha corresponde às cargas de uma variável ao longo dos fatores. Por meio dos métodos de rotação é possível simplificar as linhas e colunas da matriz fatorial para facilitar a interpretação. Por simplificação das linhas, pode-se entender tornar o máximo de valores em cada linha tão próximos de zero quanto possível, maximizando, desta forma, a carga de uma variável num único fator. 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 (HAIR et al., 2005, p. 105).

Para a rotação ortogonal foram desenvolvidos três métodos principais:

a) Quartimax: Esta técnica tem por objetivo a simplificação de linhas. Neste tipo de rotação pode ocorrer de muitas variáveis apresentarem carga alta no mesmo fator. A rotação Quartimax rotaciona o fator inicial para que uma carga fatorial tenha carga alta em um fator e cargas tão baixas quanto possível nos outros fatores.

b) Varimax: O método Varimax maximiza a soma das variâncias das cargas fatoriais e busca a simplificação das colunas da matriz fatorial. A simplificação máxima é conseguida se houver apenas cargas fatoriais próximas de 1 ou 0, facilitando desta forma, a interpretação dos fatores. Quando as correlações são próximas de +1 ou -1 indicam clara associação positiva ou negativa e próximas de 0 indicam falta de associação entre fator e variável.

c) Equimax: Esta rotação resulta da associação entre Quartimax e Varimax, abordando um pouco de cada método, em vez de se concentrar na simplificação de linhas ou colunas, porém, este método não tem obtido ampla aceitação.

O método de rotação oblíqua obtém fatores correlacionados em vez de manter a interdependência entre os fatores como na rotação ortogonal, porém, os objetivos de simplificação são os mesmos para a rotação oblíqua e ortogonal. Para a rotação oblíqua pode-se citar os métodos Oblimin, Promax, Orthoblique, Dquart e Doblmin. De acordo com Hair et al. (2005, p. 105), os métodos de rotação ortogonal têm sido mais freqüentemente usados, pois os procedimentos oblíquos não são tão bem desenvolvidos e ainda estão sujeitos a controvérsias.

4.1.8.2 Critérios para significância das cargas fatoriais

Os critérios para decisão de quais cargas fatoriais deve-se considerar na interpretação dos fatores podem ser determinados baseados em questões relativas à significância prática e estatística, e também em relação ao número de variáveis em estudo.

A significância prática na escolha das cargas fatoriais geralmente é utilizada para fazer um exame preliminar da matriz fatorial. Basicamente este método considera que as cargas fatoriais maiores que $\pm 0,30$ atingem o nível mínimo; cargas de $\pm 0,40$ são consideradas mais importantes; e cargas de $\pm 0,50$ ou mais, são consideradas com significância prática. Portanto, quanto maior o valor absoluto da carga fatorial, mais importante é a carga na interpretação da matriz fatorial (HAIR et al., 2005, p. 107).

Para determinar um nível de significância à interpretação de cargas fatoriais, pode-se utilizar uma abordagem semelhante à determinação da significância estatística de coeficientes de correlação, porém, considerando que as cargas

fatoriais possuem erros-padrão maiores que as correlações normais, desta forma, as cargas fatoriais devem ser analisadas em níveis mais restritos.

Para identificar cargas fatoriais consideradas significantes para diferentes tamanhos de amostra, pode-se empregar o conceito de poder estatístico. A Tabela 1 apresenta os tamanhos de amostra necessários para significância das cargas fatoriais, considerando um nível de significância (α) de 0,05 e pressupondo que os erros-padrão sejam o dobro dos de coeficientes de correlação convencionais.

Comparando com a abordagem da significância prática, pode-se considerar que a significância estatística possui orientações bem mais conservadoras. As cargas de valor 0,30 que são consideradas de significância prática, na abordagem da significância estatística seriam consideradas significantes somente para amostras de tamanho acima de 350 elementos, conforme mostrado na Tabela 1.

Tabela 1 – Identificação de cargas fatoriais significantes com base no tamanho da amostra

Carga Fatorial	Tamanho 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: Hair et al. (2005, p. 107).

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 o número de variáveis em análise aumenta, o nível aceitável para considerar uma carga significativa diminui e que o ajuste para o número de variáveis é cada vez mais importante quando se move do primeiro fator para os fatores posteriores.

Para Hair et al., (2005, p. 107), as orientações apresentadas devem servir de ponto de partida na interpretação de cargas fatoriais. Cargas fatoriais menores

também podem ser acrescentadas à interpretação, baseadas em outras considerações.

4.1.8.3 Análise da matriz fatorial

A identificação da maior carga fatorial em valor absoluto, para cada variável, deve iniciar no primeiro fator a mover-se da esquerda para a direita. Quando cada variável tem apenas uma carga em um fator que pode ser considerada significativa, a interpretação de cada fator é muito simplificada, no entanto, muitas variáveis podem apresentar várias cargas moderadas e significantes, tornando difícil a interpretação dos fatores, pois uma variável com várias cargas significantes deve ser considerada na interpretação de todos os fatores nos quais ela apresentou carregamento significativo. Geralmente as soluções fatoriais resultam em mais de uma carga alta por variável.

Após identificar as variáveis representativas nos respectivos fatores, deve-se examinar na matriz fatorial se todas as variáveis apresentaram carga fatorial significativa em algum fator. Caso haja variáveis que não tenham carregado significativamente em pelo menos um fator, deve-se analisar a comunalidade da variável, que representa a quantia de variância explicada pela solução fatorial.

A análise da comunalidade possibilitará avaliar se a variável atende a níveis de explicação aceitáveis. Caso as comunalidades apresentem valores abaixo do valor mínimo de variância especificado, pode-se considerar esta variável como não tendo explicação suficiente para o estudo.

As variáveis que não possuem carga fatorial significativa em algum fator e que apresentem comunalidades muito baixas, podem ser ignoradas na interpretação da matriz fatorial ou então pode-se avaliar a possibilidade de eliminação. A decisão na eliminação de uma variável depende da contribuição geral dela para a pesquisa e de seu índice de comunalidade. Após a eliminação da mesma, deve-se determinar uma nova solução fatorial. Caso o objetivo da pesquisa seja a redução dos dados, pode ser mais apropriado apenas ignorá-la da interpretação.

De posse da solução fatorial, o pesquisador pode examinar todas as variáveis destacadas para cada fator particular e nomear um rótulo que represente o fator. As

variáveis com maiores cargas fatoriais são consideradas mais importantes e devem influenciar mais sobre o nome ou o rótulo do fator.

As Figuras 3 e 4 apresentam o diagrama de decisão da análise fatorial, que detalha as etapas que o pesquisador deverá percorrer para a realização da análise fatorial.

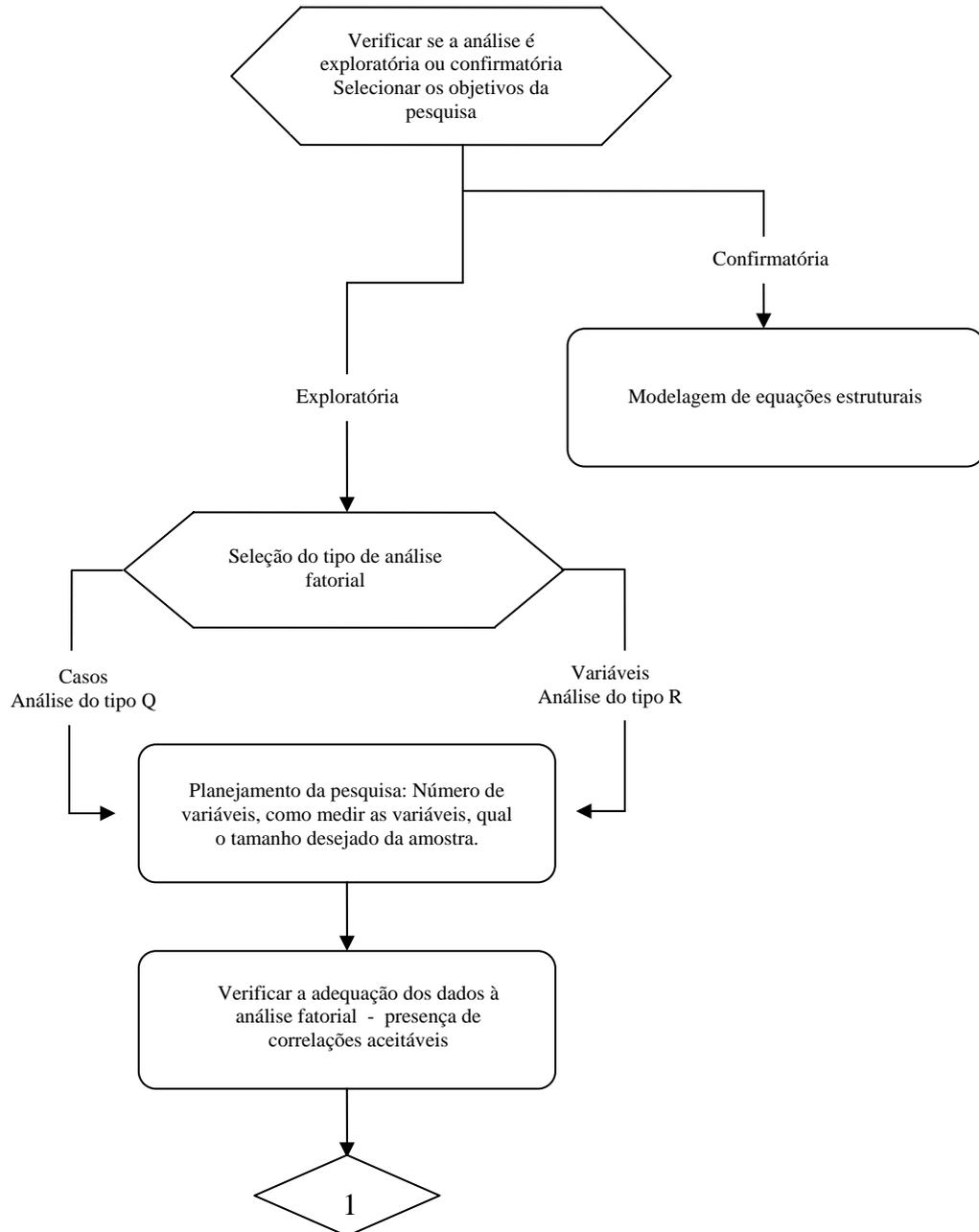


Figura 3 – Diagrama de decisão da análise fatorial

Fonte: Hair et al. (2005, p. 95).

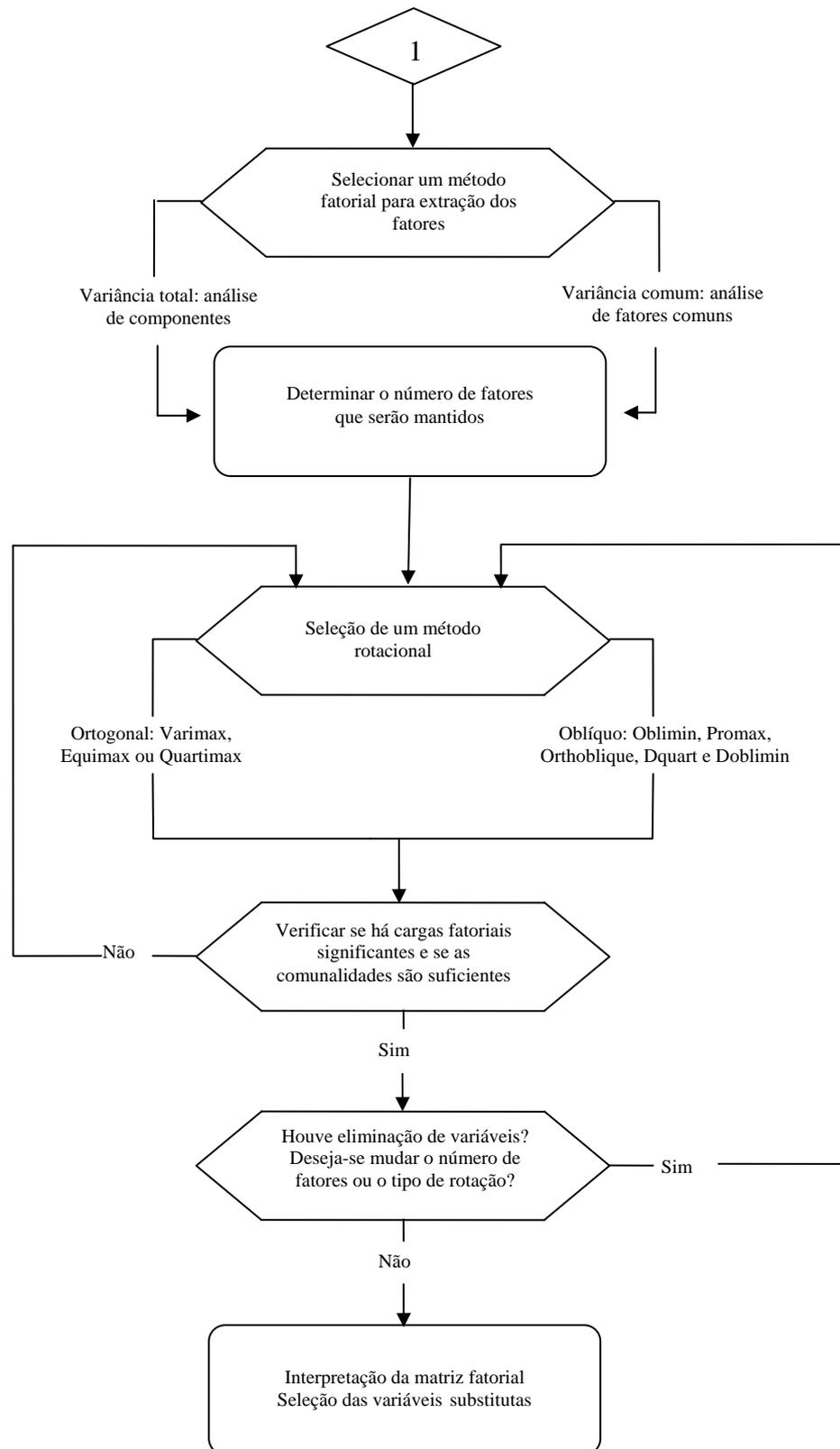


Figura 4 – Continuação do diagrama de decisão da análise fatorial

Fonte: Hair et al. (2005, p. 95).

4.2 Análise de Agrupamento

Conhecida também como *Cluster Analysis*, essa técnica tem como objetivo agrupar objetos semelhantes segundo suas características. A análise é realizada com base na similaridade ou dissimilaridade entre as variáveis analisadas (JOHNSON & WICHERN, 1992, p. 573).

Hair et al. (2005, p. 385) afirma que a análise de agrupamentos constitui um método multivariado cuja finalidade primária é agregar objetos com base nas características que eles possuem. Os agrupamentos resultantes devem apresentar elevada homogeneidade interna (dentro dos agrupamentos) e elevada heterogeneidade externa (entre os agrupamentos).

Para Bueno & Aguiar (2004), “a análise de agrupamento, consiste em uma técnica em que a amostra é classificada em um pequeno número de grupos, mutuamente exclusivos, baseados nas similaridades entre os indivíduos”.

A análise de agrupamento é uma ferramenta útil de análise de dados em muitas situações distintas. Em pesquisas realizadas com dados coletados por meio de questionários, pode-se obter um grande número de informações que são sem significado a não ser que sejam classificadas em grupos com os quais se possa lidar.

A análise de agrupamento pode realizar o procedimento de redução de dados objetivamente pela redução de informação de uma população inteira em perfis de alguns grupos. Com a utilização das técnicas de agrupamento, o pesquisador obterá uma descrição mais concisa e compreensível das observações, com perda mínima de informações (HAIR et al., 2005, p. 384).

A finalidade principal da análise de agrupamento é dividir um conjunto de objetos (variáveis ou respondentes) em dois ou mais agrupamentos com base na semelhança desses objetos em relação a um conjunto de características específicas. Agrupamentos são formados com o objetivo de conseguir descrição taxonômica, simplificação dos dados ou de identificar uma relação entre as observações.

A análise de agrupamento tem sido mais frequentemente usada para fins exploratórios e para a formação de uma taxionomia. No entanto, pode ser usada para fins confirmatórios.

Por meio da análise de agrupamento torna-se possível obter uma simplificação das observações, analisando-as como membros de um agrupamento e não como observações únicas. Desta forma, pode-se definir as observações por suas características gerais. A análise de agrupamento também pode ser usada para revelar relações entre as observações depois de definidos os agrupamentos e a estrutura subjacente representada nos dados.

A técnica de análise de agrupamento não tem meios de diferenciar variáveis relevantes de irrelevantes e pode ser afetada pela inclusão de variáveis inadequadas, por isso o pesquisador deve escolher cuidadosamente as variáveis que farão parte do estudo. Hair et al. (2005, p. 393) sugere que o pesquisador examine os resultados e elimine as variáveis que possuem a mesma representatividade, ou seja, que não diferem significativamente ao longo dos agrupamentos obtidos. Esse procedimento permite que as técnicas de agrupamento definam os agrupamentos com base apenas nas variáveis que exibem diferenças dentro do grupo.

As exigências de normalidade e linearidade possuem pouco peso na análise de agrupamento, no entanto, o cuidado para que a amostra seja realmente representativa da população constitui uma questão crítica. Para que os resultados da análise de agrupamento sejam satisfatórios, é necessário que a amostra de dados seja verdadeiramente representativa da população. O descarte de observações atípicas que possam comprometer os resultados e a adequada coleta e análise dos dados contribuem para que a amostra seja representativa da população e que os resultados possam ser generalizáveis para a população em estudo (HAIR et al., 2005, p. 397).

Antes de começar o processo de agrupamento, é necessário avaliar se existe necessidade de padronização dos dados. Deve-se analisar se a maioria das medidas de distância são bastante sensíveis a diferentes escalas ou magnitudes entre variáveis. As variáveis com maiores desvios-padrões têm maior impacto sobre similaridade final.

A comparação de variáveis torna-se mais fácil quando elas estão na mesma escala, no entanto, não deve-se aplicar a padronização desconsiderando suas conseqüências. Caso a escala de variáveis apresente alguma relação natural, a padronização pode não ser apropriada, podendo gerar impactos empíricos e conceituais.

Três questões fundamentais devem ser consideradas na aplicação da análise de agrupamento: primeiramente, como será medida a similaridade dos dados, segundo, como formar os agrupamentos e por fim deve-se decidir quantos grupos formar.

4.2.1 Medidas de similaridade

Objetos são agrupados de acordo com a similaridade existente entre eles. A similaridade consiste em uma medida de correspondência ou semelhança entre os objetos a serem agrupados.

As características de cada objeto são combinadas em uma medida de similaridade calculada para todos os pares de objetos, possibilitando a comparação de qualquer objeto com outro pela medida de similaridade e a associação dos objetos semelhantes por meio da análise de agrupamento (HAIR et al., 2005, p. 392).

A similaridade dos objetos pode ser medida de várias maneiras, três métodos dominam as aplicações de análise de agrupamentos: medidas correlacionais, medidas de distância e medidas de associação.

As medidas correlacionais utilizam os padrões dos valores para medir a similaridade entre os objetos, desconsiderando a magnitude dos objetos, por esse motivo é uma medida pouco usada, pois a maior parte das aplicações de análise de agrupamento consideram a magnitude dos objetos e não o padrão.

As medidas de distância representam a similaridade, que é representada pela proximidade entre as observações ao longo das variáveis. Os agrupamentos baseados em distância possuem valores mais similares no conjunto de variáveis, no entanto, os padrões podem ser bem diferentes. As medidas de similaridade baseadas na distância são o método frequentemente usado na análise de agrupamento.

A distância euclidiana é a medida de distância mais frequentemente empregada. É utilizada para calcular medidas específicas, assim como a distância euclidiana simples e a distância euclidiana quadrada ou absoluta, que consiste na soma dos quadrados das diferenças, sem calcular a raiz quadrada. Para as formas de agrupamento Ward e Centróide, a distância euclidiana quadrada é a mais recomendada. Bueno & Aguiar (2004), mencionam que quanto mais próximo de zero for a distância euclidiana, mais similares são os objetos comparados.

A distância de Mahalanobis realiza um procedimento de padronização sobre os dados, define uma escala em termos de desvio-padrão e também soma a variância-covariância acumulada dentro de cada agrupamento, ajustando dessa forma, as intercorrelações entre as variáveis.

Entre as abordagens não pertencentes a distância euclidiana, a city-block é a mais comumente usada, que envolve a substituição dos quadrados das diferenças pela soma das diferenças absolutas das variáveis. Para empregar a abordagem city-block não pode haver correlação entre as variáveis, caso contrário os agrupamentos não serão válidos.

As medidas de similaridade por associação são usadas para comparar objetos pelos quais as características são medidas somente em termos não-métricos. Uma medida de associação pode avaliar o grau de concordância entre cada par de respondentes (HAIR et al., 2005, p. 396).

4.2.2 Algoritmo de agrupamento

Na fase de partição deve-se escolher o procedimento que será usado para colocar objetos similares em agrupamentos. O critério fundamental usado consiste em tentar maximizar as diferenças entre os agrupamentos relativamente à variação dentro dos mesmos. As formas de agrupamento usadas podem ser classificadas em duas categorias: procedimentos hierárquicos e não-hierárquicos.

a) Procedimentos hierárquicos

Os procedimentos hierárquicos de agrupamento podem ser classificados como aglomerativos ou divisivos, ambos envolvem a construção de uma estrutura hierárquica do tipo árvore.

Nos processos aglomerativos, cada objeto inicia com seu próprio agrupamento, nos próximos passos, os dois agrupamentos mais próximos são combinados em um novo conjunto, desta forma, o número de agrupamentos será reduzido geralmente em uma unidade em cada passo.

As técnicas pertencentes aos processos aglomerativos, têm como objetivo final a redução dos dados originais a um único agrupamento, incluindo todos os indivíduos (BUENO & AGUIAR, 2004).

Para processos divisivos, deve-se considerar inicialmente um grande agregado, contendo todas as observações. Nos passos subseqüentes, as observações mais distintas entre si, são separadas, formando agrupamentos menores. Repete-se esse procedimento até que cada observação por si própria constitua um agrupamento (HAIR et al., 2005, p. 398).

Para os procedimentos hierárquicos pode-se usar cinco algoritmos aglomerativos diferentes para desenvolver os agrupamentos, o método de ligação individual, ligação completa, ligação média, o método Ward e o método centróide. Esses algoritmos diferem na forma como as distâncias entre os agrupamentos são calculadas.

O método da ligação individual ou ligação simples como também é conhecido, é baseado na distância mínima, esse método também é conhecido como abordagem do vizinho mais próximo. Primeiramente deve-se encontrar as duas observações separadas pela menor distância e colocá-las no primeiro agrupamento, na seqüência determina-se a terceira menor distância e uma terceira observação será juntada ao primeiro agrupamento ou um novo agrupamento de dois elementos será formado. Segue-se com esse procedimento até que todas as observações formem um só agrupamento.

O procedimento da ligação completa, também chamado de abordagem do vizinho mais distante, tem como base o cálculo da distância máxima, o que o difere do método da ligação individual. Em cada grupo a distância máxima representa o diâmetro mínimo que pode conter todas as observações em ambos os agrupamentos. Pode-se dizer que a similaridade interna se iguala ao diâmetro do grupo. O método chama-se ligação completa, pois todas as observações em um

agrupamento estão ligadas uma com a outra a alguma distância máxima ou similaridade mínima.

A abordagem da ligação média possui como critério de agrupamento a distância média das observações de um agrupamento em relação às demais. Ao particionar, o método da ligação média considera todos os elementos dos agrupamentos, ao invés de o único par de extremos, tendendo a combinar conjuntos com pouca variação interna.

O método o Ward consiste em um procedimento de agrupamento hierárquico no qual a similaridade usada para juntar agrupamentos é calculada como a soma de quadrados entre os dois agrupamentos somados sobre todas as observações. Esse método tende a resultar em agrupamentos de tamanhos aproximadamente iguais devido a sua minimização de variação interna (HAIR et al., 2005, p. 383).

No método centróide, a distância entre os agrupamentos é medida pela distância entre os seus centróides, que são os valores médios das observações sobre as variáveis.

b) Procedimentos não-hierárquicos

Os procedimentos não-hierárquicos não envolvem a construção de uma estrutura do tipo árvore como nos hierárquicos. Para os métodos não-hierárquicos usa-se uma das três abordagens seguintes para designar as observações individuais a um dos agrupamentos.

Abordagem da referência seqüencial: inicialmente escolhe-se uma semente de agrupamento, que incluirá todas as observações que estejam dentro de uma distância pré-estabelecida. Após a inclusão das observações dentro da distância pré-estabelecida, uma nova semente de agrupamentos é determinada, repetindo o procedimento anterior até que todas as observações estejam agregadas.

Abordagem da referência paralela: Neste procedimento, várias sementes de agrupamento são determinadas simultaneamente no início do processo, designando observações dentro da distância de referência para a semente mais próxima.

Abordagem da otimização: Neste procedimento, é possível transferir uma observação de um agrupamento para outro quando for verificado durante o processo

de designação de observações, que uma delas se tornou mais próxima de um outro agregado.

Os procedimentos não-hierárquicos enfrentam um problema na hora da sua aplicação, que é a dificuldade de determinar as sementes, principalmente por esse motivo que os procedimentos hierárquicos são mais comumente usados.

4.2.3 Número de agrupamentos

Quanto ao número de agrupamentos a serem formados, não há uma metodologia de seleção padrão ou um critério estatístico que ofereça uma definição. O que existe são orientações para ajudar na decisão de quantos agrupamentos deve-se considerar.

Uma forma relativamente simples de decisão observa a medida de similaridade ou distância entre os agrupamentos em cada etapa, analisando se a medida de similaridade excede um valor determinado ou se os valores entre as etapas deram um salto repentino. Quando um grande salto acontece, deve-se considerar a solução anterior, pois a combinação ocasionou uma queda significativa de similaridade.

De acordo com Hair et al. (2005, p. 404), antes de tomar a decisão final é apropriado computar diferentes soluções e então, a partir de um critério *a priori*, julgamento prático ou senso comum, decide-se pelo número de agrupamentos mais adequado.

4.2.4 Interpretação e caracterização dos agrupamentos

Ao interpretar os agrupamentos deve-se analisar cada agrupamento em termos de variável estatística de agrupamento para nomear ou indicar um rótulo que descreva a natureza das observações. Identificar o perfil e interpretar os agrupamentos permite conhecer mais do que as características desses agrupamentos, fornece uma maneira de avaliar a correspondência dos agregados obtidos com os sugeridos por alguma teoria ou experiência prática.

Se análise de agrupamento for usada para fins confirmatórios, o conhecimento do perfil e a interpretação dos resultados contribuem de forma objetiva para a avaliação da correspondência (HAIR et al., 2005, p. 405).

As etapas para realização da análise de agrupamento podem ser visualizadas na Figura 5, que apresenta o diagrama de decisão da análise de agrupamento.

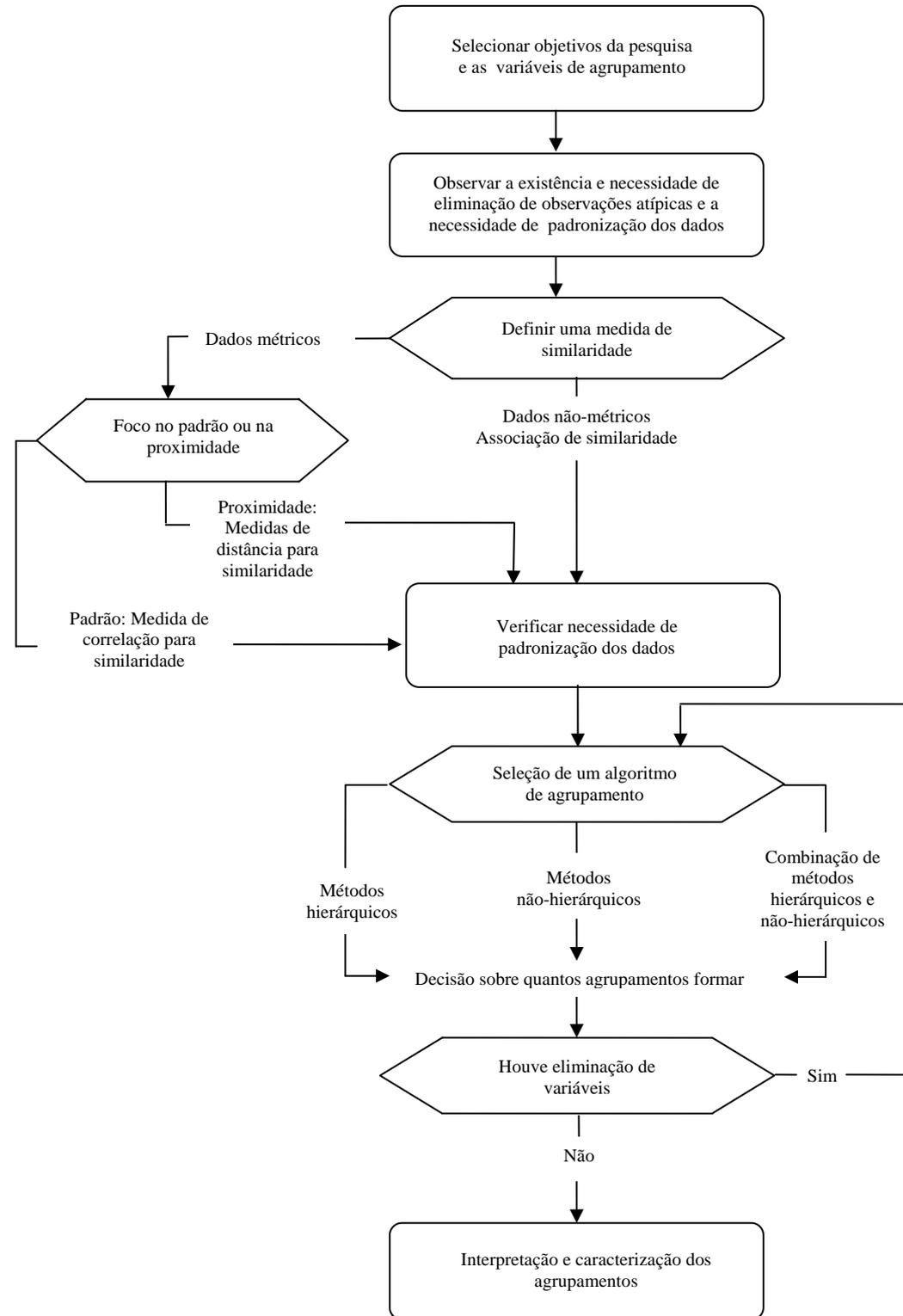


Figura 5 – Diagrama de decisão da análise de agrupamento

Fonte: Hair et al. (2005, p. 390).

4.3 Síntese do capítulo

Este capítulo abordou o referencial teórico relativo às técnicas de análise fatorial e análise de agrupamento, que serão utilizadas no decorrer próximo capítulo para desenvolvimento dos resultados e discussões do presente trabalho.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo, são apresentados os resultados e discussões dos questionários aplicados aos noventa e quatro alunos que compuseram a amostra. Como ferramenta para análise dos dados serão utilizadas técnicas da análise multivariada, com o objetivo de identificar as variáveis que melhor influenciam para a qualidade do ensino.

Como mencionado na parte metodológica do presente trabalho, os questionários foram aplicados em duas etapas, buscando avaliar as aulas da disciplina de matemática, as ações do professor e a auto-avaliação do aluno.

5.1 Aplicação da análise fatorial

A técnica multivariada de análise fatorial é aplicada com o intuito de identificar variáveis representativas do conjunto original. O novo conjunto de variáveis gerado deve manter a natureza e caráter das variáveis originais.

5.1.1 Análise fatorial da primeira etapa da avaliação

A primeira etapa da avaliação está composta por dezessete questões, divididas em dois grupos e tratadas no decorrer do trabalho por abreviaturas como apresentadas a seguir.

Primeiro grupo de questões – *Como são as aulas da disciplina de matemática.*

BemEst - Bem estruturadas;

Interes – Interessante;

Fácil - Fácil de tomar apontamentos;

Estimul - Estimulante.

Segundo grupo de questões – *Avaliação do professor da disciplina de matemática.*

IndFin - O professor indica quando chega ao fim de um tópico da disciplina;

TopCla - Os tópicos foram apresentados de forma clara e compreensível;

Comentar - Notas e comentários aos tópicos foram apresentados de forma clara;

Exemplos - Os exemplos apresentados foram relevantes;

RitAde - O ritmo das aulas era o adequado;

ConAce - O conteúdo da disciplina era o acertado;

AulAud - A aula era claramente audível;

UsoQua - O uso do quadro e outros meios foi eficiente;

AulPre - As aulas pareciam bem preparadas;

AulApr - As aulas eram bem apresentadas;

IntAte - O professor mantinha o meu interesse e atenção nas aulas;

ComDir - O professor comunicava diretamente para os alunos;

SinTop - O professor sumariava com eficiência os tópicos essenciais de cada aula.

Antes de proceder com a análise fatorial é necessário verificar a existência de níveis de correlação aceitáveis entre as variáveis para o sucesso do resultado da análise. Analisando a matriz de correlações, mostrada na Tabela 2, pode-se observar a presença de correlações significantes ao nível de 0,01.

Tabela 2 – Matriz de correlações entre as variáveis da primeira etapa da avaliação

Variáveis	BemEst	Interes	Facil	Estimul	IndFim	TopCla	Comentar	Exemplos	RitAde	ConAce	AulAud	UsoQua	AulPre	AulApr	IntAte	ComDir	SinTop
BemEst	1,00																
Interes	0,42	1,00															
Facil	0,45	0,21	1,00														
Estimul	0,50	0,51	0,24	1,00													
IndFim	0,28	0,19	0,28	0,18	1,00												
TopCla	0,23	0,25	0,26	0,14	0,17	1,00											
Comentar	0,16	0,17	0,18	0,12	0,21	0,43	1,00										
Exemplos	0,17	0,19	0,32	0,11	0,11	0,31	0,11	1,00									
RitAde	0,35	0,23	0,20	0,30	0,32	0,25	0,32	0,16	1,00								
ConAce	0,34	0,20	0,21	0,35	0,17	0,27	0,19	0,33	0,25	1,00							
AulAud	0,11	-0,01	0,20	0,05	0,18	0,23	0,36	0,09	0,11	0,18	1,00						
UsoQua	0,32	0,17	0,17	0,30	0,17	0,39	0,21	0,23	0,24	0,47	0,04	1,00					
AulPre	0,36	0,42	0,14	0,36	0,20	0,26	0,32	0,12	0,33	0,26	0,06	0,20	1,00				
AulApr	0,43	0,34	0,30	0,41	0,31	0,43	0,23	0,14	0,44	0,34	0,12	0,32	0,63	1,00			
IntAte	0,36	0,17	0,32	0,34	0,17	0,32	0,28	0,11	0,22	0,26	0,28	0,29	0,44	0,34	1,00		
ComDir	0,28	0,17	0,21	0,30	0,29	0,15	0,41	0,32	0,42	0,29	0,27	0,36	0,39	0,35	0,26	1,00	
SinTop	0,34	0,26	0,15	0,31	0,28	0,05	0,17	0,32	0,39	0,33	0,09	0,34	0,39	0,38	0,29	0,48	1,00

A adequação da análise fatorial foi confirmada por meio dos testes de Bartlett e KMO, conforme sugerido no item 4.1.2. Para o teste de esfericidade de Bartlett, que verifica a presença de correlações entre as variáveis, obteve-se com a aproximação qui-quadrado um valor de 494,073, com 136 graus de liberdade e nível de significância de $p \ll 0,0001$, rejeitando-se a hipótese nula de que a matriz de correlação é uma matriz identidade. O teste de KMO que identifica o grau de intercorrelações entre as variáveis, gerou um valor de 0,780, o que sugere uma boa adequação dos dados para a análise fatorial.

A coerência interna entre as dezessete variáveis foi testada por meio do alfa de Cronbach, que gerou um valor igual a 0,857, indicando a alta confiabilidade das respostas atribuídas as questões.

Para a realização da análise fatorial, primeiramente, determinou-se os autovalores, que representam a variabilidade de cada componente e o percentual de variância explicada por cada uma, como pode-se visualizar na Tabela 3.

Tabela 3 - Autovalores e percentual de variância explicada da primeira etapa da avaliação

Fatores	Inércia dos autovalores	Variância Explicada (%)	Autovalores Acumulados	Var. Explicada Acumulada (%)
1	5,3646	31,5565	5,3646	31,5565
2	1,5149	8,9111	6,8795	40,4677
3	1,2275	7,2208	8,1070	47,6886
4	1,1979	7,0465	9,3049	54,7352
5	1,0765	6,3325	10,3815	61,0677
6	0,9380	5,5182	11,3196	66,5860
7	0,8547	5,0279	12,1743	71,6139
8	0,7881	4,6361	12,9625	76,2500
9	0,6685	3,9324	13,6310	80,1824
10	0,6329	3,7231	14,2639	83,9056
11	0,5396	3,1741	14,8035	87,0797
12	0,4993	2,9372	15,3028	90,0170
13	0,4777	2,8100	15,7805	92,8270
14	0,4013	2,3606	16,1819	95,1877
15	0,3556	2,0918	16,5375	97,2796
16	0,2650	1,5592	16,8026	98,8388
17	0,1973	1,1611	17,0000	100,0000

Como critério de decisão de quantos fatores serão selecionados para representar a estrutura latente dos dados, considerou-se inicialmente o critério da

raiz latente o qual seleciona apenas os fatores cujos autovalores são superiores a 1. Considerando este critério pode-se observar na Tabela 3 que cinco fatores serão selecionados, o que corresponde a 61,0677% da variabilidade total dos dados. Este resultado é satisfatório também para o critério de percentagem da variância conforme visto no item 4.1.7.

Para confirmar a adequação da utilização de cinco fatores, pode-se ainda utilizar o teste *Scree*, que é realizado por meio da construção do gráfico das raízes latentes em relação ao número de fatores conforme apresentado na Figura 6, que mostra o lento decrescimento da curva resultante após os cinco primeiros autovalores.

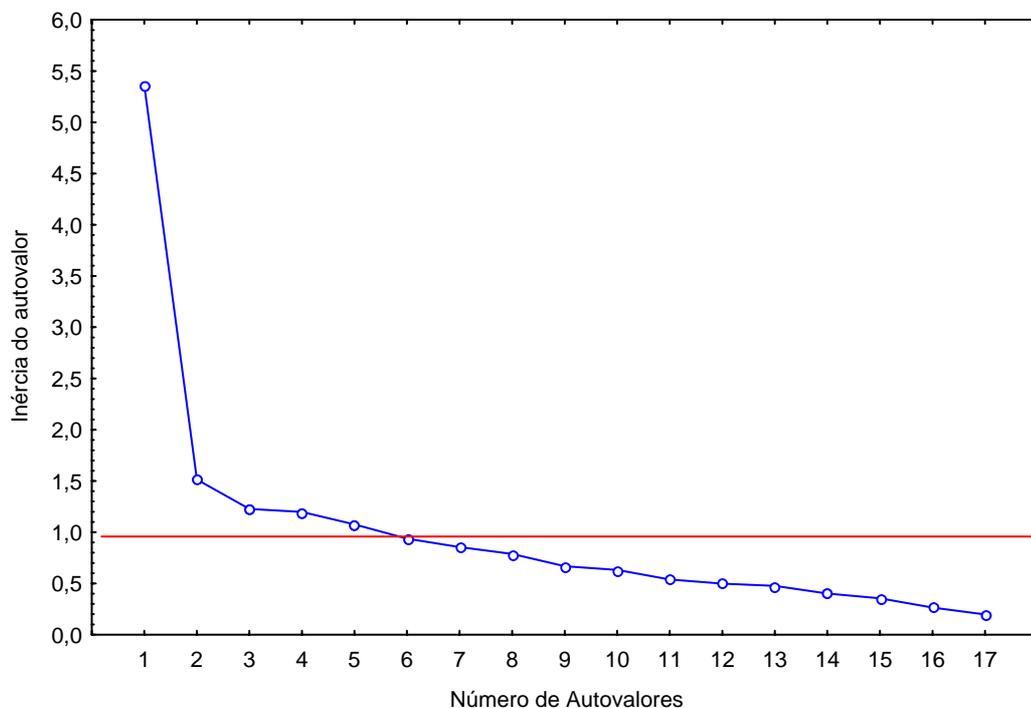


Figura 6 – Representação gráfica dos autovalores da primeira etapa da avaliação

A Tabela 4 apresenta os autovetores, gerados pelos autovalores representados na Tabela 3, os autovetores constituem a base para a obtenção dos fatores. Por meio deles é possível escrever a combinação linear das variáveis originais, que originará as cargas fatoriais.

Conhecendo os autovalores e autovetores, torna-se possível calcular a matriz de cargas fatoriais, onde cada carga fatorial representa o grau de contribuição da variável para a formação do fator.

Tabela 4 - Autovetores que darão origem as cargas fatoriais da primeira etapa da avaliação

Variáveis	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5
BemEst	-0,286802	0,226638	-0,012836	0,230003	0,254967
Interes	-0,226901	0,354399	-0,108632	0,205579	-0,012496
Facil	-0,213257	-0,107833	0,099893	0,395701	0,515034
Estimul	-0,261621	0,369682	-0,043053	0,125518	0,031550
IndFim	-0,198927	-0,083774	-0,108720	-0,155722	0,462196
TopCla	-0,227677	-0,307186	-0,019146	0,391784	-0,347648
Comentar	-0,213808	-0,426814	-0,269306	-0,081960	-0,184183
Exemplos	-0,176564	-0,145879	0,579692	0,040424	0,082769
RitAde	-0,258373	0,004894	-0,109301	-0,303687	0,076113
ConAce	-0,248879	-0,016079	0,382459	0,049429	-0,186016
AulAud	-0,131086	-0,521133	-0,175019	0,033141	0,199358
UsoQua	-0,241979	-0,025022	0,362741	0,032458	-0,350155
AulPre	-0,281073	0,180327	-0,329044	-0,122769	-0,247853
AulApr	-0,310129	0,126827	-0,205607	0,009350	-0,132658
IntAte	-0,249737	-0,091558	-0,197573	0,185309	-0,054714
ComDir	-0,272348	-0,149298	0,080333	-0,451689	0,044913
SinTop	-0,260536	0,134712	0,197433	-0,442790	0,080835

Observando nos cinco fatores selecionados para a análise, apresentados na Tabela 5, nota-se que muitas variáveis apresentaram valores de coeficientes de correlação muito próximos no mesmo fator, mostrando a necessidade de rotação dos eixos fatoriais, que simplificará a estrutura fatorial.

Tabela 5 - Cargas fatoriais na composição dos fatores da primeira etapa da avaliação

Variáveis	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Comunalidade
BemEst	-0,664280	0,278950	-0,014222	0,251737	0,264544	0,652638
Interes	-0,525540	0,436199	-0,120358	0,225005	-0,012965	0,531744
Facil	-0,493938	-0,132723	0,110676	0,433092	0,534380	0,746969
Estimul	-0,605956	0,455010	-0,047700	0,137379	0,032735	0,596436
IndFim	-0,460748	-0,103110	-0,120457	-0,170436	0,479558	0,496455
TopCla	-0,527338	-0,378089	-0,021213	0,428805	-0,360707	0,735469
Comentar	-0,495215	-0,525328	-0,298378	-0,089704	-0,191101	0,654803
Exemplos	-0,408951	-0,179550	0,642269	0,044244	0,085878	0,621321
RitAde	-0,598435	0,006023	-0,121100	-0,332383	0,078972	0,489541
ConAce	-0,576445	-0,019791	0,423746	0,054100	-0,193003	0,552418
AulAud	-0,303616	-0,641418	-0,193912	0,036273	0,206847	0,585303
UsoQua	-0,560462	-0,030798	0,401899	0,035525	-0,363308	0,609844
AulPre	-0,651011	0,221948	-0,364564	-0,134370	-0,257163	0,690171
AulApr	-0,718310	0,156101	-0,227802	0,010234	-0,137641	0,611280
IntAte	-0,578432	-0,112691	-0,218901	0,202820	-0,056769	0,439559
ComDir	-0,630803	-0,183757	0,089005	-0,494370	0,046600	0,686174
SinTop	-0,603445	0,165806	0,218746	-0,484630	0,083872	0,681388

A Tabela 5, também apresenta as comunalidades, que representam a quantidade de variância explicada por cada variável na solução fatorial.

Aplicando-se a técnica rotação ortogonal Varimax Normalizada, a interpretação dos fatores tornou-se facilitada, pois as altas correlações evidenciam a clara associação entre variável e fator, conforme mostrado na Tabela 6.

Considerando o critério da significância estatística, tratado no item 4.1.8.2, onde a significância da carga fatorial depende do tamanho da amostra em estudo, admitiu-se um valor de 0,570432 para cargas fatoriais significativas, considerando uma amostra de 94 elementos.

Tabela 6 - Cargas fatoriais na composição dos fatores da primeira etapa da avaliação, após rotação Varimax Normalizada

Variáveis	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5
BemEst	0,629637	0,027663	0,181415	0,160195	0,443686
Interes	0,709571	-0,024012	0,106484	0,045840	0,119316
Facil	0,236575	0,168240	0,193643	0,002179	0,790692
Estimul	0,715470	-0,066127	0,171427	0,167798	0,150408
IndFim	0,142816	0,145421	-0,076872	0,484543	0,462839
TopCla	0,266354	0,669868	0,421597	-0,186856	0,056051
Comentar	0,069553	0,750762	0,069921	0,284593	-0,020979
Exemplos	-0,072346	-0,003570	0,700092	0,175866	0,308247
RitAde	0,305638	0,202301	0,079398	0,586315	0,071636
ConAce	0,246199	0,117921	0,665443	0,177533	0,059717
AulAud	-0,175314	0,627330	-0,026143	0,185789	0,354716
UsoQua	0,254562	0,173709	0,695844	0,144813	-0,098478
AulPre	0,659917	0,296564	0,013749	0,359082	-0,193910
AulApr	0,640128	0,303609	0,142018	0,298391	0,011486
IntAte	0,424459	0,455253	0,119314	0,096670	0,168990
ComDir	0,092744	0,245333	0,277009	0,733704	0,048256
SinTop	0,253591	-0,089983	0,323235	0,709509	0,033142

Tomando as cargas maiores ou iguais a 0,570432 como significativas, pode-se destacar que as variáveis *BemEst*, *Interes*, *Estimul*, *AulPre* e *AulApr* apresentam-se significativas no fator 1, que é o fator mais relevante na análise, pois representa 31,5565% da variância total dos dados. O fator 2 agrega 8,9111% da variância e apresenta as variáveis *TopCla*, *Comentar* e *AulAud* como significativas, o fator 3 é explicado pelas variáveis *Exemplos*, *ConAce* e *UsoQua* e representa 7,2208% da variabilidade dos dados. No fator 4, três variáveis apresentaram-se significativas,

são elas *RitAde*, *ComDir* e *SimTop*, este fator agrega 7,0465% da variância e finalmente, o fator 5, que apresenta o menor percentual de explicação dentre os fatores selecionados, explicando 6,3325% das variações e é representado pela variável *Fácil*.

A seguir, apresentam-se os planos fatoriais entre os fatores. O fator 1 será mantido fixo no eixo das abscissas, pois sozinho representa 31,5565% da variância total, sendo o de maior importância na análise. A representação gráfica dos fatores possibilita uma melhor compreensão do comportamento de todas as variáveis. 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.

A Figura 7 apresenta o fator 1 *versus* o fator 2, onde pode-se observar no eixo das abscissas, a variável *Interes*, que questionou se o aluno considerava as aulas da disciplina de matemática interessantes, esta variável apresenta carga fatorial igual a 0,709571, a variável *Estimul*, que também mostrou-se significativa segundo a percepção dos alunos, possui carga fatorial de 0,715470 e nesta variável foi questionado se as aulas da disciplina de matemática são estimulantes. Nota-se que as variáveis *BemEst*, *AulPre* e *AulApr* também apresentam-se distantes da origem das coordenadas, indicando representatividade para a composição do fator 1 e possuem cargas fatoriais iguais a 0,629637, 0,659917 e 0,640128, respectivamente. A variável *BemEst*, questionou se as aulas da disciplina são apresentadas de maneira bem estruturada, a variável *AulPre* se o professor oferecia aulas bem preparadas e a variável *AulApr*, investigava se as aulas do professor de matemática eram bem apresentadas.

As variáveis anteriormente mencionadas questionam os alunos quanto às aulas da disciplina de matemática, se são bem estruturadas, interessantes e estimulantes e também fazem referência a forma como o professor prepara e apresenta as aulas. Todas as cargas fatoriais significativas são consideradas no processo de interpretação do fator, porém para designar um rótulo ao fator, Hair et al. (2005, p. 118), sugere que as variáveis com maior carga influenciem mais na rotulação, logo, este fator será nomeado por “*aulas estimulantes*”.

Para atribuir maior confiança a análise, julgou-se necessário analisar também a confiabilidade das respostas nas variáveis representativas de cada fator, sendo

que para as cinco variáveis do fator 1, o alfa de Cronbach gerou um valor de 0,787, indicando que há coerência entre as respostas.

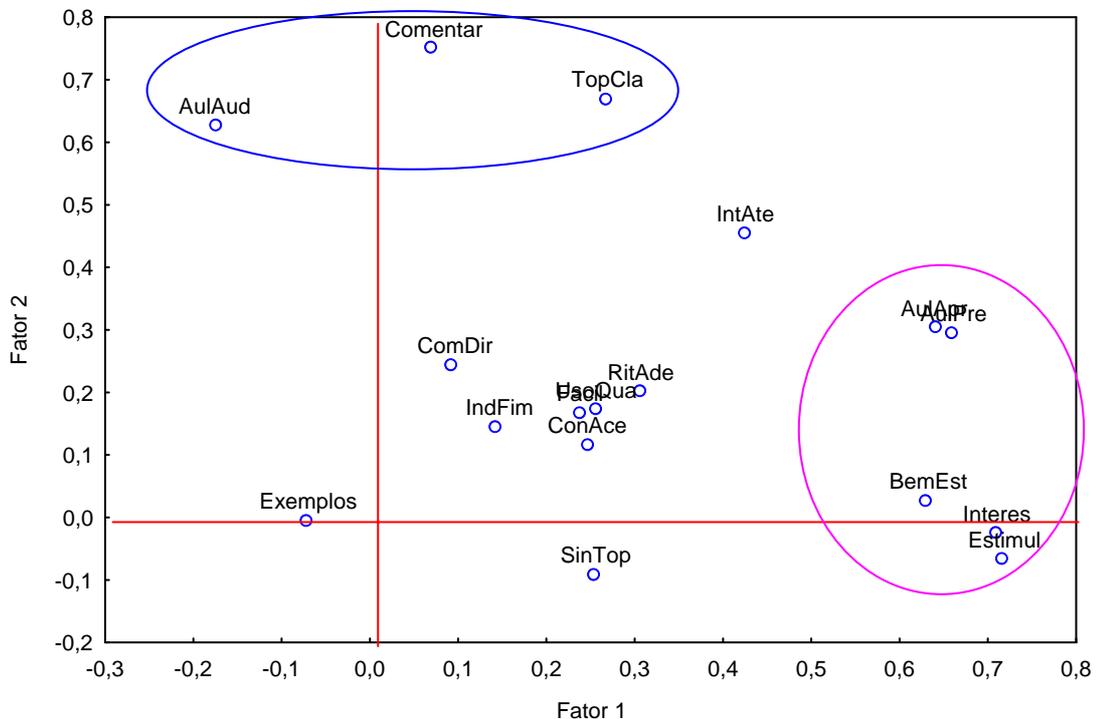


Figura 7 – Representação gráfica do fator 1 versus o fator 2 da primeira etapa da avaliação

No eixo das coordenadas, está representado o fator 2, onde a variável *Comentar* mostra maior representatividade, com carga fatorial de 0,750762, a qual avaliava se o professor apresentava de forma clara, notas e comentários aos tópicos trabalhados. Outras duas variáveis apresentam-se distante da origem, mostrando importância na formação do fator 2, são elas, *TopCla*, com carga fatorial de 0,669868, onde o aluno foi questionado quanto a maneira que o professor apresentava os tópicos, se era de maneira clara e compreensível e a variável *AulAud*, que possui carga igual a 0,627330 e investigava se a aula era claramente audível. As demais variáveis apresentam-se próximas a origem das coordenadas, indicando pouca contribuição para o fator.

Nota-se que no segundo fator, as variáveis representativas estão relacionadas a clareza com que o professor apresenta os comentários e tópicos da disciplina. Logo, este fator pode ser rotulado por “clareza do professor”.

O valor do alfa de Cronbach para as três variáveis pertencentes ao fator 2, foi igual a 0,606, o que indica que há coerência entre as respostas.

O plano fatorial mostrado pela Figura 8, apresenta o fator 1 *versus* o fator 3. No eixo das abscissas permanece o fator 1, com cinco variáveis de maior representatividade, conforme analisado anteriormente e o fator 3 está disposto no eixo das coordenadas.

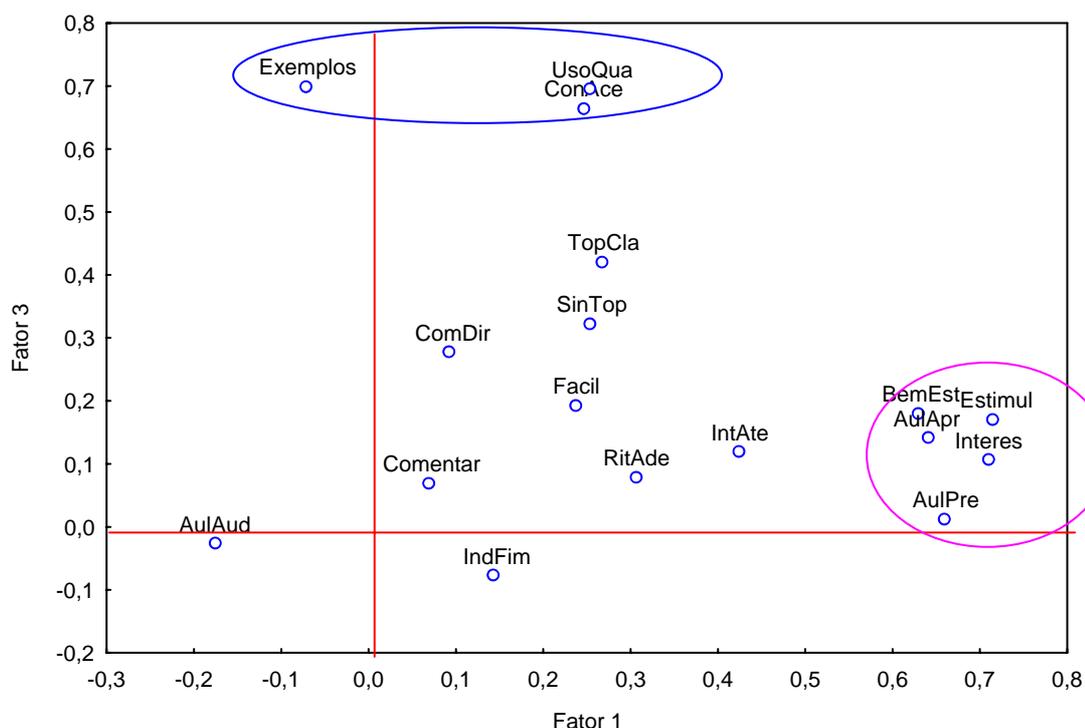


Figura 8 – Representação gráfica do fator 1 *versus* o fator 3 da primeira etapa da avaliação

No fator 3 pode-se constatar que a variável de maior contribuição é a *Exemplos*, com carga fatorial igual a 0,700092, onde o aluno foi questionado quanto a relevância dos exemplos apresentados pelo professor. As variáveis *UsoQua* e *ComAce*, com cargas iguais a 0,695844 e 0,665443, respectivamente, também estão distantes da origem dos eixos, mostrando representatividade para o fator 3, sendo que a primeira avaliava se o professor utiliza o quadro negro e outros meios de difusão do conhecimento de forma eficiente e a segunda, se o conteúdo da disciplina era o acertado.

Pode-se observar que o fator 3 trata de questões relacionadas a relevância dos exemplos, conteúdos e dos métodos de disseminação de conhecimento utilizados pelo professor. Considerando que variável de maior carga fatorial deve influenciar mais na rotulação, este fator será nomeado "*relevância dos exemplos*".

Para as variáveis pertencentes ao fator 3, o alfa de Cronbach gerou valor igual a 0,593, onde pode-se notar indícios de falta de consistência entre as respostas.

A representação gráfica do fator 1 *versus* fator 4, pode ser vista através da Figura 9, onde o eixo das abscissas permanece representado pelo fator 1 e o eixos das coordenadas aborda agora o fator 4.

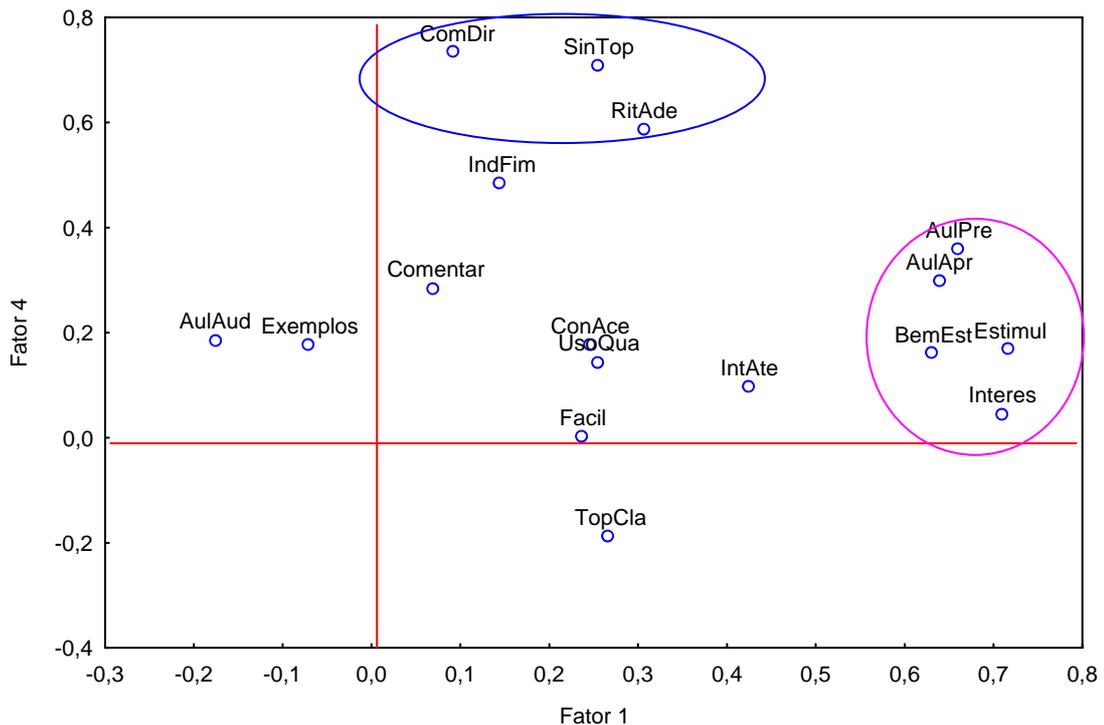


Figura 9 – Representação gráfica do fator 1 *versus* o fator 4 da primeira etapa da avaliação

Nota-se que o eixo das coordenadas apresenta três variáveis de maior significância, a primeira sendo a variável *ComDir*, com carga fatorial de 0,733704, que investiga se o professor da disciplina de matemática conseguia comunicar diretamente para os alunos, a segunda variável sendo a *SinTop*, que apresenta carga fatorial igual a 0,709509 e questiona se os tópicos essenciais de cada aula eram sumarizados de forma eficiente pelo professor e a última sendo RitAde, com carga fatorial de 0,586315, que investiga se o ritmo das aulas era adequado.

As variáveis destacadas pelo fator 4, estão relacionadas a maneira que o professor comunica para o aluno e a eficiência com que sintetiza os tópicos apresentados e mantém o ritmo da aula. Este fator será rotulado por “*comunicação direta*”.

4.1.8.3. Observando a Tabela 5, percebe-se que estas variáveis apresentam menores valores de comunalidades, contribuindo com uma quantia menor de variância para a solução fatorial em relação as demais variáveis, logo, serão ignoradas da interpretação dos fatores.

A análise fatorial propicia a formação de um novo conjunto de variáveis, chamados fatores, que são altamente correlacionados com as variáveis originais. Após a interpretação e rotulagem dos fatores pode-se observar o novo conjunto de variáveis, segundo a ordem de importância das mesmas:

- “aulas estimulantes”;
- “clareza do professor”;
- “relevância dos exemplos”;
- “comunicação direta”;
- “facilidade de tomar apontamentos”.

Por meio do novo conjunto de variáveis foi possível determinar as variáveis que melhor influenciam para a qualidade no ensino, identificadas na primeira etapa da avaliação. Pode-se observar que a primeira e a quinta variável referem-se à forma como as aulas da disciplina são percebidas e as demais variáveis referem-se às ações do professor da disciplina de matemática.

5.1.2 Análise fatorial da segunda etapa da avaliação

A segunda etapa da avaliação é constituída por vinte questões, separadas em três grupos e referidas no decorrer do trabalho por abreviaturas como apresentadas a seguir.

Primeiro grupo de questões – *Avaliação do professor de matemática.*

PrepNiv – O professor revela uma preparação científica de alto nível;

Clareza – O professor expõe com clareza;

EstimInt – O professor estimula o interesse dos alunos;

Interes – O professor estimula o espírito crítico dos alunos;

Respeito – O professor desenvolve uma atmosfera de respeito mútuo;

Oportuno – O professor proporciona elementos de estudo em tempo oportuno;

EscDuvid – O professor manifesta disponibilidade para esclarecer dúvidas;

Compreen – O professor contribui para uma boa compreensão da disciplina;

ProfPont – O professor é assíduo e pontual;

TemasAtu – O professor discute com alunos temas atuais de investigação.

Segundo grupo de questões – *Auto-avaliação relativo a disciplina de matemática.*

AluAssAu – Assisto regularmente às aulas teóricas;

PrepAlu – Preparo-me para as aulas, lendo regularmente os apontamentos;

PartAul – Nas aulas mantenho uma atitude atenta e participativa;

RevisCont – Após as aulas procuro consolidar o que aprendi;

TirDuv – Procuro regularmente tirar dúvidas com o professor;

ConBib – Consulto regularmente a bibliografia recomendada;

PrepExam – Os meus estudos preparam-me bem para as provas.

Terceiro grupo de questões – *Avaliação da disciplina de matemática.*

QuaDis – A qualidade da disciplina é excelente;

AvaExc – O método de avaliação é excelente;

MelCom – O método de avaliação permite uma melhor compreensão do conteúdo da disciplina.

Para garantir a adequação dos dados à análise fatorial, verificou-se a presença de correlações entre as variáveis. Pode-se observar por meio da Tabela 7 que a matriz apresenta correlações significantes ao nível de 0,01. A presença de correlações aceitáveis para a aplicação da análise fatorial foi confirmada por meio dos resultados dos testes de Bartlett e KMO, apresentados a seguir.

Por meio do teste de esfericidade de Bartlett, rejeitou-se a hipótese nula de que a matriz de correlação é uma matriz identidade, pois a aproximação qui-quadrado apresentou um valor igual a 598,499, com 190 graus de liberdade e nível de significância $p \ll 0,0001$. O teste de KMO, obteve um valor igual a 0,773, indicando a boa adequação dos dados à análise fatorial.

A coerência entre as respostas atribuídas às vinte questões, testada por meio do alfa de Cronbach, que obteve um valor igual a 0,840, indicando a alta confiabilidade das respostas atribuídas às questões.

Tabela 7 – Matriz de correlações entre as variáveis da segunda etapa da avaliação

Variáveis	PrepNiv	Clareza	EstimInt	Interes	Respeito	Oportuno	EscDuvid	Compreen	ProfPont	TemasAtu	AluAssAu	PrepAul	PartAul	RevisCont	TirDuv	ConBib	PrepExam	QuaDis	AvaExc	MelCom
PrepNiv	1,00																			
Clareza	0,45	1,00																		
EstimInt	0,48	0,31	1,00																	
Interes	0,25	0,38	0,31	1,00																
Respeito	0,20	0,14	0,25	0,22	1,00															
Oportuno	0,27	0,29	0,53	0,15	0,23	1,00														
EscDuvid	0,40	0,54	0,37	0,24	0,24	0,38	1,00													
Compreen	0,30	0,29	0,55	0,36	0,24	0,44	0,48	1,00												
ProfPont	0,03	0,16	0,23	0,11	0,18	0,18	0,34	0,30	1,00											
TemasAtu	0,05	-0,12	0,09	-0,05	-0,17	0,19	-0,02	0,11	-0,11	1,00										
AluAssAu	0,18	0,16	0,16	0,19	0,06	0,13	0,30	0,24	0,13	-0,08	1,00									
PrepAul	0,24	0,22	0,36	0,26	0,28	0,15	0,23	0,22	0,35	-0,03	0,22	1,00								
PartAul	0,18	0,21	0,27	0,29	0,18	0,21	0,27	0,23	-0,10	-0,07	0,26	0,38	1,00							
RevisCont	0,31	0,21	0,34	0,10	0,30	0,20	0,14	0,10	0,03	-0,12	0,12	0,53	0,30	1,00						
TirDuv	0,11	0,08	0,38	0,14	0,30	0,28	0,27	0,28	0,24	-0,10	0,38	0,44	0,33	0,36	1,00					
ConBib	0,16	0,12	0,32	0,00	0,20	0,25	0,23	0,12	0,23	0,04	0,10	0,42	0,17	0,55	0,27	1,00				
PrepExam	-0,14	-0,15	-0,06	0,07	-0,05	-0,06	-0,07	-0,24	0,04	0,03	-0,14	-0,06	-0,06	-0,10	-0,04	0,10	1,00			
QuaDis	0,39	0,27	0,33	0,20	0,18	0,21	0,24	0,13	0,04	-0,03	0,09	0,36	0,42	0,35	0,26	0,21	-0,05	1,00		
AvaExc	0,17	0,18	0,35	0,17	0,23	0,29	0,22	0,42	0,05	0,02	0,27	0,22	0,26	0,29	0,27	0,26	-0,02	0,30	1,00	
MelCom	0,15	0,30	0,36	0,33	0,27	0,28	0,40	0,43	0,28	-0,10	0,34	0,29	0,26	0,23	0,45	0,24	0,08	0,20	0,62	1,00

Na Tabela 08, são mostrados os autovalores da matriz de reavaliação, que indicam a variabilidade de cada fator e o percentual de variância explicada por cada um deles.

Considerando apenas os autovalores maiores que 1, como sugerido pelo critério da raiz latente, serão selecionados apenas os seis primeiros fatores para representar o conjunto de dados originais, que correspondem a explicação de 62,6376% da variância total dos dados, quantia de variância que satisfaz também o critério de percentagem da variância explicada.

Tabela 8 - Autovalores e percentual de variância explicada da segunda etapa da avaliação

Fatores	Inércia dos autovalores	Variância Explicada (%)	Autovalores Acumulados	Var. Explicada Acumulada (%)
1	5,5508	27,7543	5,5508	27,7544
2	1,7262	8,6310	7,2770	36,3854
3	1,4844	7,4229	8,7615	43,8079
4	1,3666	6,8333	10,1282	50,6413
5	1,2605	6,3028	11,3888	56,9441
6	1,1386	5,6934	12,5275	62,6376
7	0,9631	4,8155	13,4906	67,4531
8	0,9067	4,5337	14,3973	71,9868
9	0,7805	3,9026	15,1779	75,8895
10	0,7174	3,5873	15,8953	79,4769
11	0,6874	3,4371	16,5828	82,9141
12	0,6394	3,1973	17,2222	86,1114
13	0,5275	2,6378	17,7498	88,7492
14	0,4790	2,3953	18,2289	91,1445
15	0,3951	1,9758	18,6240	93,1204
16	0,3201	1,6007	18,9442	94,7211
17	0,2972	1,4861	19,2414	96,2073
18	0,2739	1,3695	19,5153	97,5769
19	0,2603	1,3017	19,7757	98,8786
20	0,2242	1,1213	20,0000	100,0000

A construção do gráfico das raízes latentes, mostrado na Figura 11, apresenta o lento decrescimento da curva após o sexto fator, sugerindo, segundo o teste Scree tratado no item 4.1.7, que sejam considerados os seis primeiros fatores para análise.

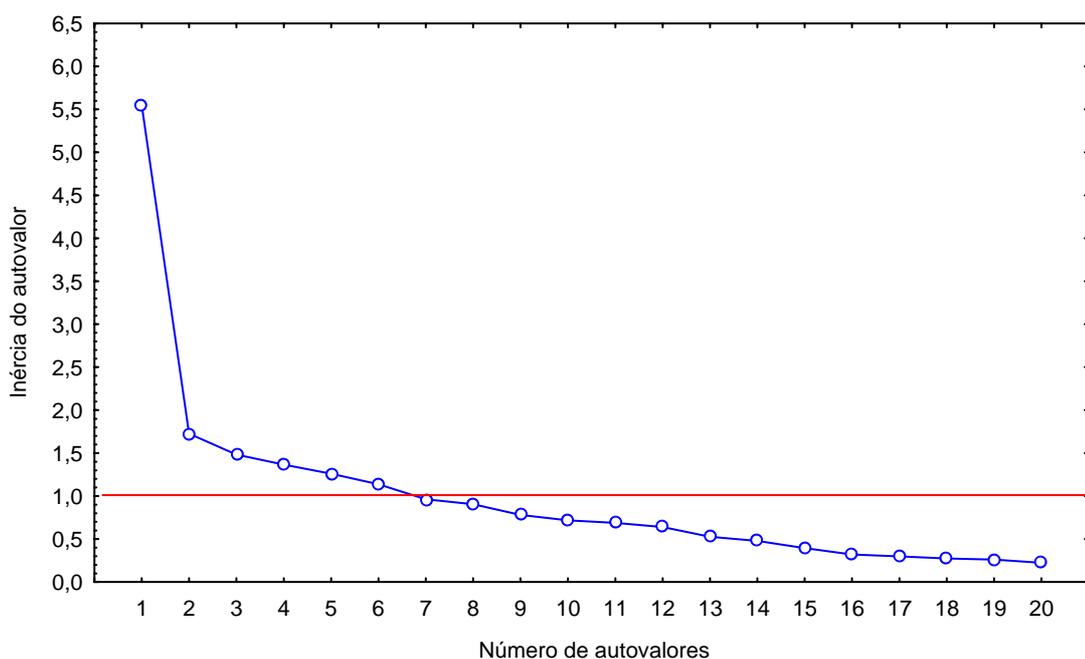


Figura 11 – Representação gráfica dos autovalores da segunda etapa da avaliação

Os autovetores para escrever a combinação linear das variáveis originais, que determinarão as cargas fatoriais são apresentados na Tabela 9 e calculados por meio dos autovalores vistos na Tabela 8.

Tabela 9 - Autovetores que darão origem as cargas fatoriais da segunda etapa da avaliação

Variáveis	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 6
PrepNiv	-0,227841	-0,172620	0,420079	-0,011822	0,163267	-0,030164
Clareza	-0,230125	-0,266928	0,215253	0,210020	0,276421	-0,141337
EstimInt	-0,303325	-0,115458	0,089626	-0,250614	-0,002094	-0,009512
Interes	-0,196074	-0,191330	0,019339	0,287704	-0,032538	-0,415785
Respeito	-0,197396	0,121926	-0,075126	0,058590	0,183438	-0,018083
Oportuno	-0,237673	-0,204492	0,024939	-0,366245	-0,062464	0,048097
EscDuvid	-0,272194	-0,272560	-0,048222	0,038994	0,218768	-0,009233
Compreen	-0,270718	-0,356227	-0,135029	-0,095217	-0,090734	0,159006
ProfPont	-0,152449	-0,050227	-0,444041	-0,105445	0,493943	0,046984
TemasAtu	0,020651	-0,190469	0,138957	-0,566155	-0,298841	0,002901
AluAssAu	-0,180475	-0,032041	-0,202482	0,296252	-0,241195	0,298422
PrepAul	-0,261895	0,327965	0,011156	0,003408	0,157492	0,047600
PartAul	-0,219382	0,148421	0,204443	0,248282	-0,320194	-0,061080
RevisCont	-0,234620	0,433874	0,220431	-0,074650	0,082573	0,095678
TirDuv	-0,252504	0,232623	-0,245299	0,048994	-0,122044	0,194965
ConBib	-0,203626	0,361599	-0,023071	-0,356091	0,156977	-0,015171
PrepExam	0,052734	0,146510	-0,233724	-0,169602	-0,029032	-0,761875
QuaDis	-0,220657	0,160239	0,358848	0,074428	-0,075448	-0,153136
AvaExc	-0,243567	0,024441	-0,140763	-0,055934	-0,429517	-0,060116
MelCom	-0,278978	-0,029547	-0,360640	0,093478	-0,214627	-0,161109

Na Tabela 10 são apresentados os seis fatores considerados na análise, bem como suas respectivas comunalidades, que representam a quantia de variância explicada por cada variável na solução fatorial. Cada carga fatorial representa a contribuição da variável para a formação de cada fator. Os valores próximos dos coeficientes de correlação indicam a necessidade de rotação dos eixos fatoriais para facilitar a interpretação da estrutura fatorial.

Após a rotação dos eixos fatoriais por meio do método ortogonal Varimax Normalizado, pode-se observar nos coeficientes de associação mostrados na Tabela 11, que a interpretação dos seis fatores selecionados tornou-se mais clara.

Tabela 10 - Cargas fatoriais na composição dos fatores da segunda etapa da avaliação

Variáveis	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 6	Comunalidades
PrepNiv	-0,53680	-0,22680	0,51182	-0,01382	0,18331	-0,03219	0,63638
Clareza	-0,54218	-0,35070	0,26226	0,24552	0,31035	-0,15082	0,66508
EstimInt	-0,71464	-0,15170	0,10920	-0,29298	-0,00235	-0,01015	0,63159
Interes	-0,46196	-0,25138	0,02356	0,33634	-0,03653	-0,44368	0,58846
Respeito	-0,46507	0,16019	-0,09153	0,06849	0,20596	-0,01930	0,29781
Oportuno	-0,55996	-0,26867	0,03039	-0,42816	-0,07013	0,05132	0,57754
EscDuvid	-0,64130	-0,35810	-0,05875	0,04559	0,24562	-0,00985	0,60545
Compreen	-0,63782	-0,46803	-0,16452	-0,11131	-0,10187	0,16967	0,70449
ProfPont	-0,35917	-0,06599	-0,54102	-0,12327	0,55458	0,05014	0,75132
TemasAtu	0,04866	-0,25025	0,16930	-0,66186	-0,33552	0,00310	0,64430
AluAssAu	-0,42521	-0,04210	-0,24670	0,34633	-0,27080	0,31844	0,53812
PrepAul	-0,61703	0,43090	0,01359	0,00398	0,17682	0,05079	0,60044
PartAul	-0,51687	0,19500	0,24909	0,29025	-0,35950	-0,06518	0,58496
RevisCont	-0,55277	0,57005	0,26857	-0,08727	0,09271	0,10210	0,72927
TirDuv	-0,59491	0,30563	-0,29887	0,05728	-0,13702	0,20805	0,60199
ConBib	-0,47975	0,47509	-0,02811	-0,41629	0,17625	-0,01619	0,66127
PrepExam	0,12424	0,19249	-0,28477	-0,19827	-0,03260	-0,81299	0,83491
QuaDis	-0,51987	0,21053	0,43722	0,08701	-0,08471	-0,16341	0,54720
AvaExc	-0,57385	0,03211	-0,17151	-0,06539	-0,48224	-0,06415	0,60069
MelCom	-0,65728	-0,03882	-0,43940	0,10928	-0,24097	-0,17192	0,72616

Na Tabela 11, pode-se visualizar a contribuição de cada variável para a formação de cada fator. Admitindo um nível de significância maior ou igual a 0,570432 para as cargas fatoriais, conforme critério da significância estatística, tratado no item 4.1.8.2, torna-se possível destacar que fator 1 é explicado pelas variáveis *AluAssAu*, *TirDuv*, *AvaExc* e *MelCom* e representa 27,7543% da variabilidade total dos dados, sendo a maior parcela de variância explicada por apenas um fator, logo, o primeiro fator constitui-se no mais relevante da análise.

No fator 2, que agrega 8,6310% da variância, três variáveis mostram-se significativas, são elas, *PrepAul*, *RevisCont* e *ConBib*. As variáveis *PrepNiv*, *Clareza*, *Interes* e *EscDuvid* apresentam-se significativas no fator 3, representando 7,4229% da variabilidade dos dados. O fator 4, é representado pelas variáveis *Oportuno* e *TemasAtu* e corresponde a 6,8333% da variância. A variável *ProfPont* é representativa do fator 5, que agrega 6,3028% da variabilidade dos dados e por fim, o fator 6 que é representado pela variável *PrepExam* e apresenta o menor

percentual de explicação dentre os fatores considerados, explicando 5,6934% da variabilidade total dos dados.

Tabela 11 - Cargas fatoriais na composição dos fatores da segunda etapa da avaliação, após rotação Varimax Normalizada

Variáveis	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 6
PrepNiv	-0,072705	0,261297	0,679777	0,221948	-0,136662	0,181075
Clareza	0,057067	0,095906	0,800941	-0,033126	0,064176	0,076861
EstimInt	0,262884	0,362912	0,444725	0,474306	0,083387	0,032893
Interes	0,328132	-0,039906	0,614556	-0,108157	-0,089887	-0,285905
Respeito	0,203345	0,394775	0,240553	-0,086431	0,186969	-0,017997
Oportuno	0,227749	0,193632	0,307928	0,608645	0,142067	0,052209
EscDuvid	0,274564	0,127265	0,619764	0,145420	0,316702	0,091224
Compreen	0,500918	-0,012688	0,421424	0,418011	0,247775	0,199217
ProfPont	0,143741	0,221339	0,164940	-0,031767	0,806626	-0,053059
TemasAtu	-0,107159	-0,123114	-0,131868	0,760920	-0,137484	-0,048705
AluAssAu	0,651492	0,043724	0,080456	-0,114820	0,009816	0,303339
PrepAul	0,227989	0,710170	0,180569	-0,064644	0,081314	0,027063
PartAul	0,430185	0,319659	0,271355	-0,059444	-0,468708	0,029478
RevisCont	0,079360	0,824816	0,101565	0,013344	-0,151628	0,095770
TirDuv	0,592337	0,474386	-0,022583	-0,008363	0,125393	0,098899
ConBib	0,045312	0,745444	-0,032527	0,235046	0,171933	-0,132942
PrepExam	-0,043166	0,003153	-0,096086	-0,007523	0,043835	-0,906547
QuaDis	0,109328	0,468706	0,399793	0,043652	-0,390905	-0,031889
AvaExc	0,656724	0,204377	0,087350	0,290613	-0,145068	-0,120461
MelCom	0,750091	0,165158	0,229626	0,069588	0,159110	-0,231008

Da mesma forma como foi realizado na análise fatorial dos questionários da primeira etapa da avaliação, serão apresentados a seguir os planos fatoriais das dimensões latentes extraídas da segunda etapa da avaliação. A visualização gráfica dos planos fatoriais possibilita uma melhor compreensão do comportamento de todas as variáveis e a avaliação da importância de cada uma na composição de cada fator. O fator 1 será mantido fixo no eixo das abscissas, pois corresponde a uma variância explicada de 27,7543% da totalidade, sendo o fator de maior relevância na análise.

A representação do fator 1 *versus* o fator 2, pode ser observada na Figura 12. O eixo das abscissas, que representa o fator 1, mostra como de maior representatividade a variável *MelCom*, com carga fatorial de 0,750091, esta variável

questionou o aluno quanto ao método de avaliação utilizado na disciplina de matemática, se o mesmo permitia uma melhor compreensão do conteúdo.

Ainda no eixo das abscissas, observa-se que as variáveis *TirDuv*, *AvaExc* e *AluAssAu*, mostram-se importantes para a composição do fator 1, sendo que a primeira, com carga fatorial de 0,592337, investigou se o aluno procurava regularmente tirar suas dúvidas, a segunda possui carga fatorial igual a 0,656724 e questionou o aluno quanto ao método de avaliação, se considerava excelente e a última, com carga fatorial de 0,651492, investigou se o aluno assistia regularmente as aulas teóricas.

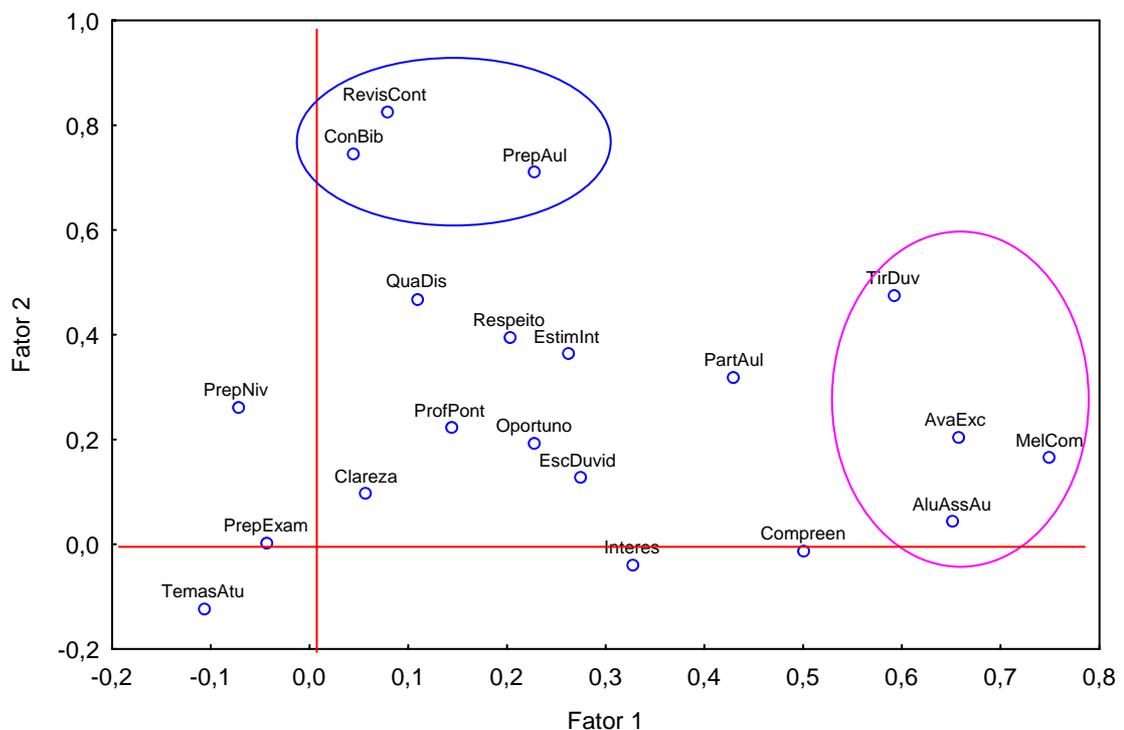


Figura 12 – Representação gráfica do fator 1 versus o fator 2 da segunda etapa da avaliação

Pode-se verificar que as variáveis anteriormente mencionadas se referem a eficiência do método de avaliação para a melhor compreensão do conteúdo e ao interesse do aluno em freqüentar a disciplina e tirar suas dúvidas. Todas as cargas fatoriais significativas foram consideradas no processo de interpretação do fator. No entanto, ao determinar um rótulo para o fator, as variáveis com maior carga devem influenciar mais na nomeação, logo, este fator foi rotulado por “*eficiência da avaliação*”.

Para as quatro variáveis representativas do fator 1, o alfa de Cronbach gerado foi igual a 0,717, indicando que há confiabilidade nas respostas atribuídas a estas questões.

O fator 2 está representado no eixo das coordenadas da Figura 12, onde as variáveis que apresentam-se mais significativas são *RevisCont*, *ConBib* e *PrepAul*, com cargas fatoriais iguais a 0,824816, 0,745444 e 0,710170, respectivamente, onde a primeira questionava o aluno se após as aulas ele buscava consolidar o que aprendeu, a segunda se o mesmo consumava consultar regularmente a bibliografia recomendada e a última investigava o aluno quanto a sua preparação para freqüentar as aulas, se lia regularmente os apontamentos. As demais variáveis apresentam-se mais próximas a origem das coordenadas, não mostrando importância significativa para a explicação do fator.

Nota-se que as variáveis representativas para o segundo fator envolvem as ações do aluno para o sucesso do processo de aprendizagem, portanto pode-se rotular este fator como “*interesse do aluno*”.

O alfa de Cronbach gerado para as três variáveis do fator 2, obteve um valor igual a 0,750, indicando a consistência nas respostas das variáveis.

No plano fatorial apresentado na Figura 13, tem-se a representação do fator 1 *versus* o fator 3. O eixo das abscissas permanece representado pelo fator 1, tratado anteriormente e no eixo das coordenadas está disposto o fator 3, onde a variável *Clareza* apresenta-se de maior significância, com carga fatorial igual a 0,800941. Esta variável investigou se o professor expõe os tópicos com clareza. Outra variável que apresenta-se distante da origem, mostrando importância na formação do fator 3, é a *PrepNiv*, que possui carga fatorial de 0,679777 e questionou se o professor revela uma preparação científica de alto nível. Com um pouco menos de representatividade para o fator em relação as variáveis acima mencionadas, ainda pode-se citar as variáveis *Interes* e *EscDuvid*, com cargas fatoriais iguais a 0,614556 e 0,619764, respectivamente, sendo que a variável *EscDuvid* investigou se o professor manifesta disponibilidade para esclarecer dúvidas e a *Interes*, se o professor estimula o espírito crítico do aluno.

Pode-se observar que o fator 3 trata de questões relacionadas preparação apresentada pelo professor para desempenhar sua função com clareza,

esclarecendo dúvidas e estimulando a participação dos alunos. Logo, o terceiro fator pode ser nomeado como “*preparação do professor*”.

Para as variáveis pertencentes ao fator 3, o alfa de Cronbach apresentou um valor de 0,699, que indica confiabilidade nas respostas atribuídas as questões.

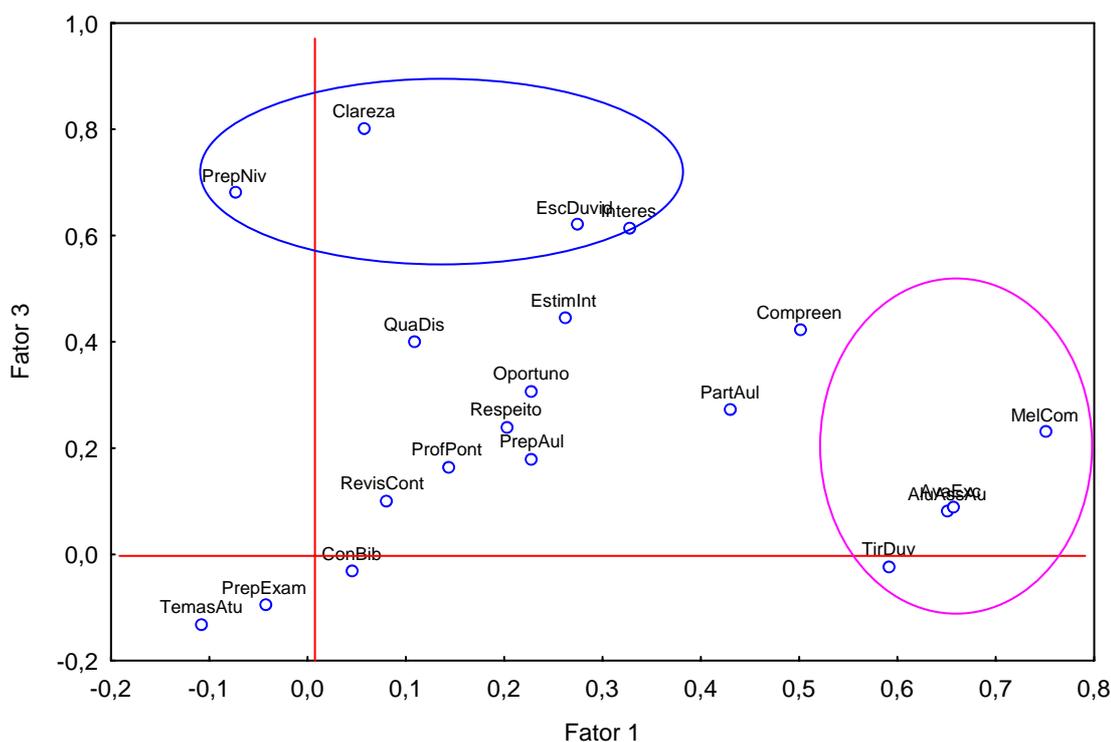


Figura 13 – Representação gráfica do fator 1 *versus* o fator 3 da segunda etapa da avaliação

A Figura 14 mostra a representação gráfica do fator 1 *versus* o fator 4, o fator 1 pode ser visto novamente no eixo das abscissas e o eixo das coordenadas representa agora o fator 4, que possui a variável *TemasAtu* como sendo de maior significância, com carga fatorial igual a 0,760920. Esta variável investigava se de acordo com o julgamento do aluno, o professor discutia temas atuais de investigação durante as aulas. Outra variável que também apresenta-se distante da origem dos eixos e possui carga fatorial de 0,608645 é a variável *Oportuno*, que questionou se o professor da disciplina oferece elementos de estudo em tempo oportuno.

No fator 4, as variáveis destacadas estão relacionadas com a iniciativa do professor em investigar temas atuais nas aulas e oferecer elementos de estudo em tempo adequado. Considerando que a maior carga fatorial deve ter mais influência no processo de rotulação, nomeia-se este fator como “*temas atuais de investigação*”.

O valor do alfa de Cronbach gerado pelas duas variáveis representativas do fator 4 é igual a 0,314, mostrando indícios de falta de confiabilidade entre as respostas.

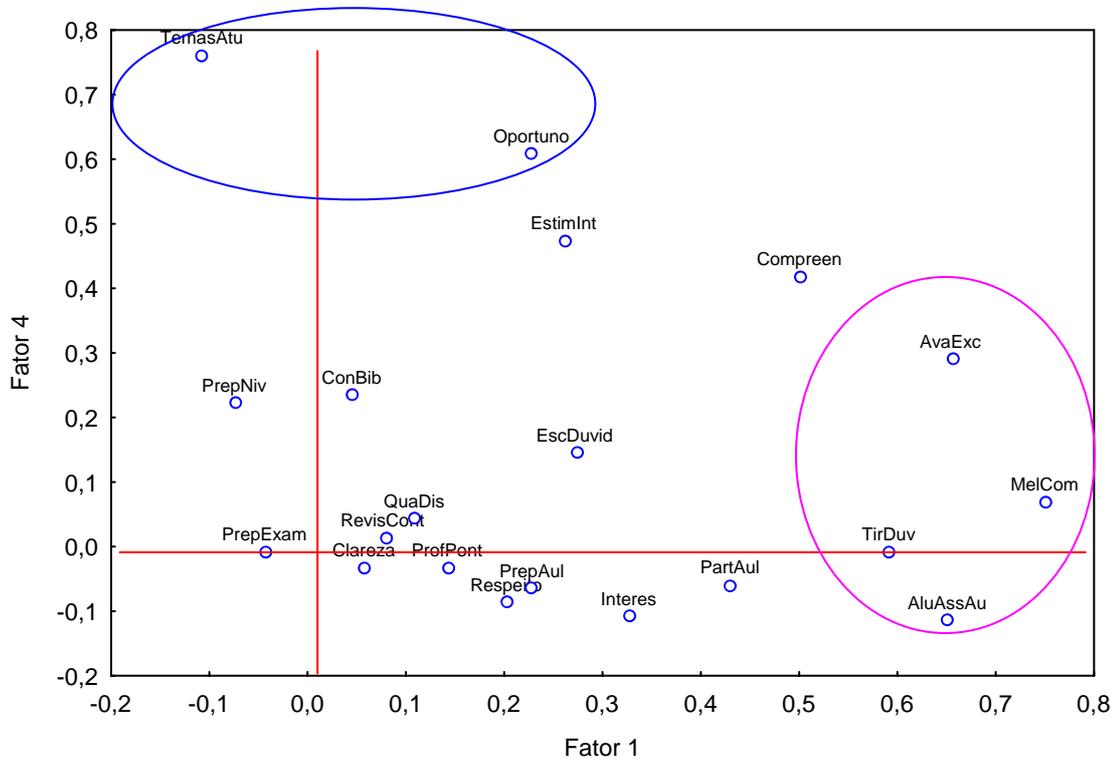


Figura 14 – Representação gráfica do fator 1 *versus* o fator 4 da segunda etapa da avaliação

O plano fatorial apresentado na Figura 15, representa o fator 1 *versus* fator 5, verifica-se que no eixo das abscissas permanece o fator 1 e no eixo das coordenadas está representado o fator 5, onde apenas variável *ProfPont* mostra-se significativa no fator, a qual investigou se o professor é assíduo e pontual, com uma carga fatorial de 0,806626. As demais variáveis apresentam-se próximas a origem das coordenadas, não influenciando significativamente na explicação do fator. Portanto, o fator 5 está relacionado a assiduidade e pontualidade apresentada pelo professor da disciplina de matemática e será rotulado como “*pontualidade do professor*”.

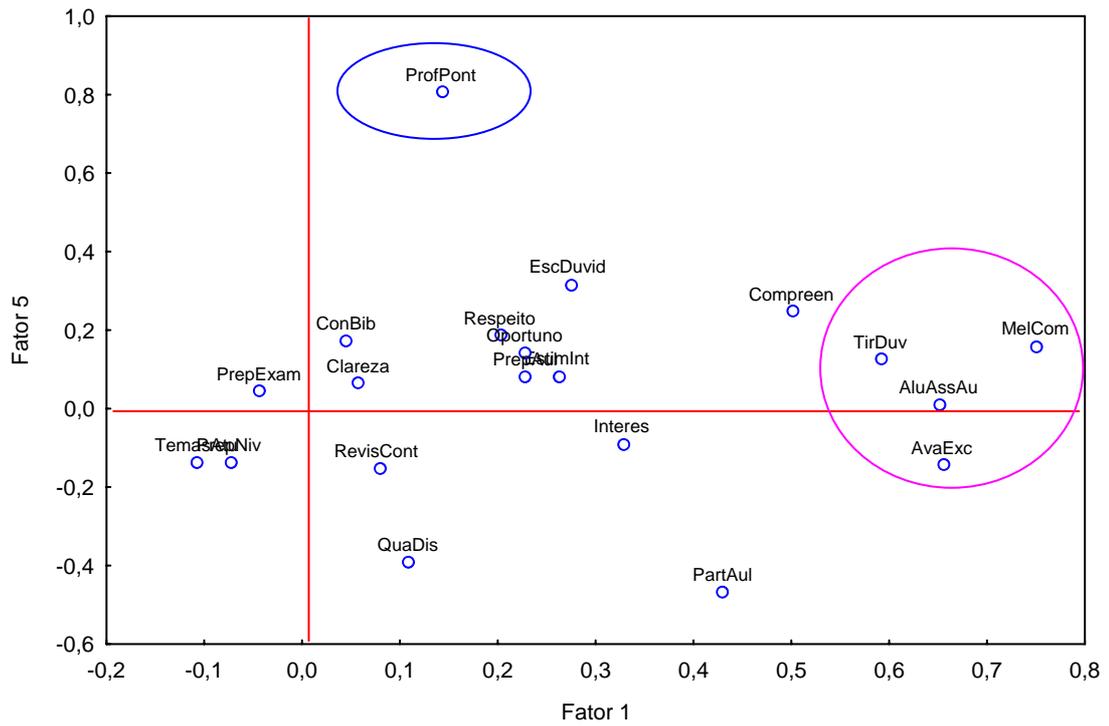


Figura 15 – Representação gráfica do fator 1 *versus* o fator 5 da segunda etapa da avaliação

Por fim, pode-se observar na Figura 16 a representação do fator 1 novamente no eixo das abscissas e o no eixo das coordenadas o fator 6.

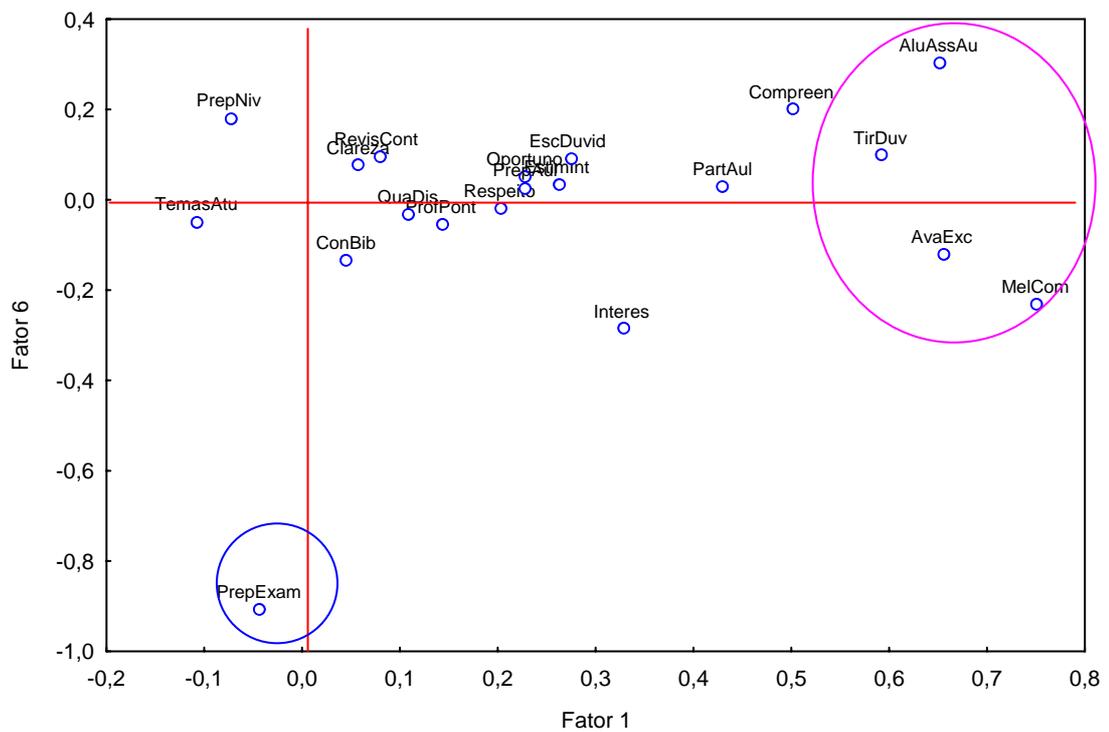


Figura 16 – Representação gráfica do fator 1 *versus* o fator 6 da segunda etapa da avaliação

No eixo das coordenadas é possível destacar a variável *PrepExam*, que questionou os alunos quanto aos seus estudos, se os preparam bem para as provas. Esta variável possui carga fatorial de -0,906547 e aparece praticamente isolada das demais, sendo altamente significativa para a explicação do fator 6. Não havendo outras variáveis que possam contribuir significativamente para a explicação do sexto fator, pode-se considerar que o mesmo está relacionado a preparação do aluno para as provas e pode ser rotulado como “*preparação para provas*”.

Destaca-se ainda que as variáveis *EstimInt*, *Respeito*, *Compreen*, *PartAul* e *QuaDis* não apresentaram-se significativas em nenhum dos fatores, observando os valores das comunalidades, como mostrado na Tabela 10, optou-se por ignorá-las da análise, pois estas variáveis apresentam menores quantias de variância explicada pela solução fatorial em relação as demais variáveis.

O novo conjunto de variáveis gerado pela análise fatorial, na segunda etapa da avaliação, é altamente correlacionado com as variáveis originais.

A interpretação e rotulagem dos fatores caracterizaram o novo conjunto de variáveis, que pode ser visto a seguir, segundo a ordem de importância das variáveis:

- “*eficiência da avaliação*”;
- “*interesse do aluno*”;
- “*preparação do professor*”;
- “*temas atuais de investigação*”;
- “*pontualidade do professor*”;
- “*preparação para provas*”.

O novo conjunto de variáveis obtido possibilitou determinar as variáveis que melhor influenciam para a qualidade no ensino, identificadas na segunda etapa da avaliação. Destaca-se ainda que a segunda e a sexta variável são ações que dependem de iniciativas do aluno e que as demais são determinadas por ações do professor da disciplina de matemática.

5.2 Aplicação da análise de agrupamento

Recorre-se a análise de agrupamento com o objetivo de formar grupos de variáveis a partir da similaridade existente entre elas.

Como método de medida de similaridade entre as variáveis, utilizou-se, nas duas etapas da avaliação, a distância euclidiana quadrada, tratada no item 4.2.1. Ressalta-se que quanto mais próximo de zero for a distância euclidiana, mais similares são as variáveis comparadas. O algoritmo de agrupamento selecionado foi o método Ward, que é um procedimento hierárquico de agrupamento, apresentado no item 4.2.2.

5.2.1 Análise de agrupamento da primeira etapa da avaliação

As dezessete variáveis pertencentes a primeira etapa da avaliação podem ser visualizadas no dendograma apresentado na Figura 17.

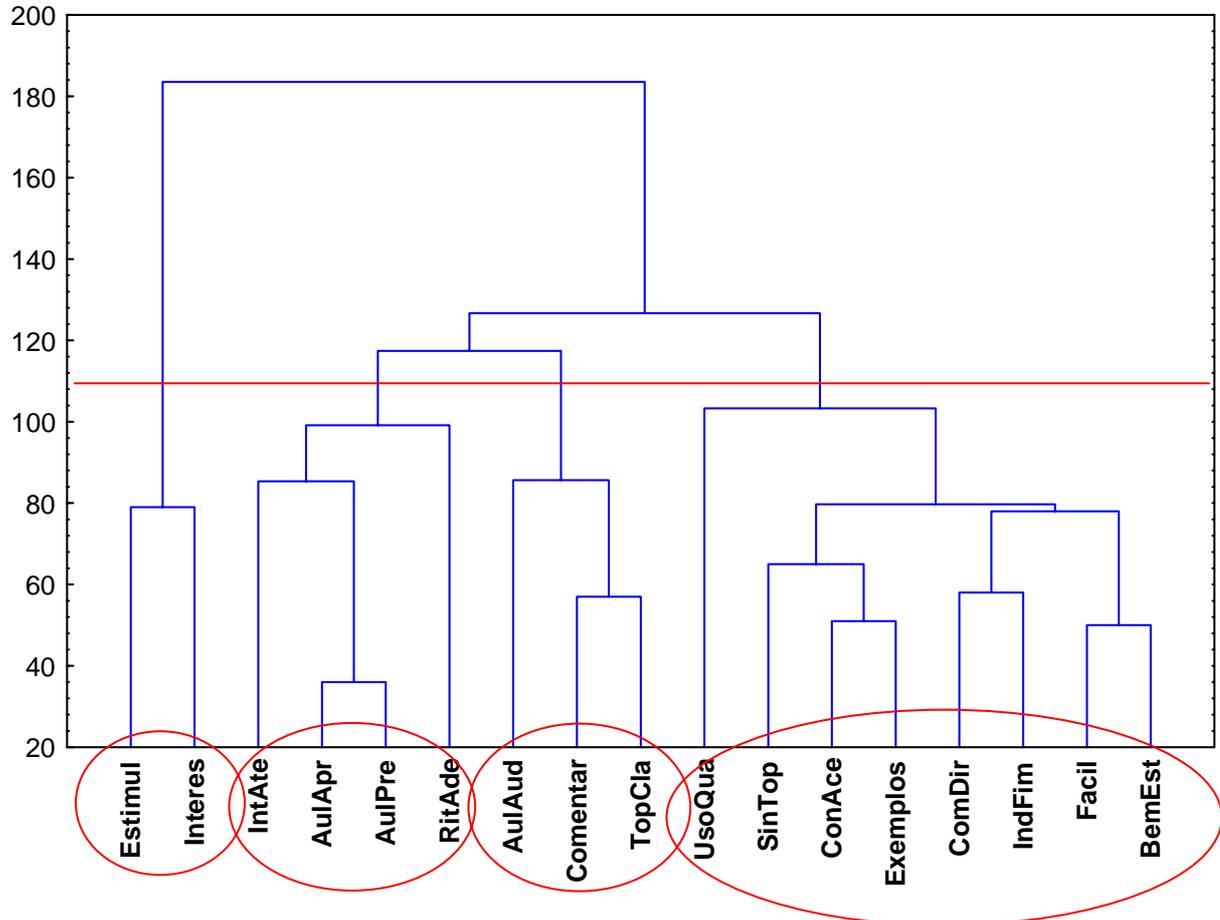


Figura 17 – Dendograma das variáveis da primeira etapa da avaliação

Na interpretação dos agrupamentos, cada aglomerado é analisado em termos de variável estatística de agrupamento para nomear um rótulo que descreva a natureza dos dados. A identificação do perfil dos agregados possibilita conhecer as características dos agrupamentos e avaliar a correspondência entre as variáveis. Vale lembrar que os grupos resultantes devem apresentar elevada homogeneidade interna e elevada heterogeneidade externa.

O primeiro agrupamento é formado pelas variáveis *Estimul* e *Interes*, referindo-se a percepção do aluno quanto as aulas de matemática, se são interessante e estimulantes. Portanto, este agrupamento pode ser rotulado como “*aulas estimulantes*”.

Quatro variáveis compõem o segundo agrupamento, são elas, *IntAte*, *AulApr*, *AulPre* e *RitAde*. Este segundo agregado será nomeado como “*apresentação das aulas*”, referindo-se a forma como as aulas eram preparadas, apresentadas e se mantinham o interesse do aluno.

As variáveis destacadas no terceiro agrupamento são *AulAud*, *Comentar* e *TopCla*. Baseado nestas variáveis o terceiro agrupamento será rotulado por “*clareza do professor*”, pois refere-se a clareza com que os tópicos, notas e comentários eram apresentados pelo professor.

O quarto e último agrupamento é composto por oito variáveis: *UsoQua*, *SinTop*, *ConAce*, *Exemplos*, *ComDir*, *IndFim*, *Fácil* e *BemEst*. O rótulo “*competência do professor*” é o que melhor representa o quarto agrupamento. Estas variáveis referem-se a forma com que o professor estrutura as aulas, apresenta exemplos relevantes e trabalha os conteúdos da disciplina.

Como visto no capítulo 4, a análise de agrupamentos consiste em um método multivariado cuja finalidade principal é agregar objetos com base nas características que eles possuem, podendo realizar o procedimento de redução de informação de uma população inteira em perfis de alguns grupos.

Os quatro agrupamentos formados na primeira etapa da avaliação podem ser representados pelos seus respectivos rótulos, são eles: “*aulas estimulantes, apresentação das aulas, clareza do professor e competência do professor*”.

Destaca-se, que os dois primeiros agrupamentos representam as variáveis identificadas no fator 1, o terceiro agrupamento, as variáveis representadas no fator

2 e o quarto agregado está composto de variáveis pertencentes aos três últimos fatores. Observa-se ainda, que as novas variáveis geradas pelos agrupamentos apresentam similaridade com as variáveis obtidas na solução fatorial, mostrando a consistência do novo conjunto de variáveis obtido na análise fatorial.

5.2.2 Análise de agrupamento da segunda etapa da avaliação

Para a segunda etapa da avaliação, composta por vinte variáveis, o corte transversal determinou a formação de quatro grupos, conforme mostrado no dendograma da Figura 18.

Na segunda etapa da avaliação também foram nomeados rótulos aos agrupamentos para descrever a natureza dos dados. O conhecimento do perfil dos agrupamentos possibilitou conhecer as características dos agregados e a correspondência entre as variáveis.

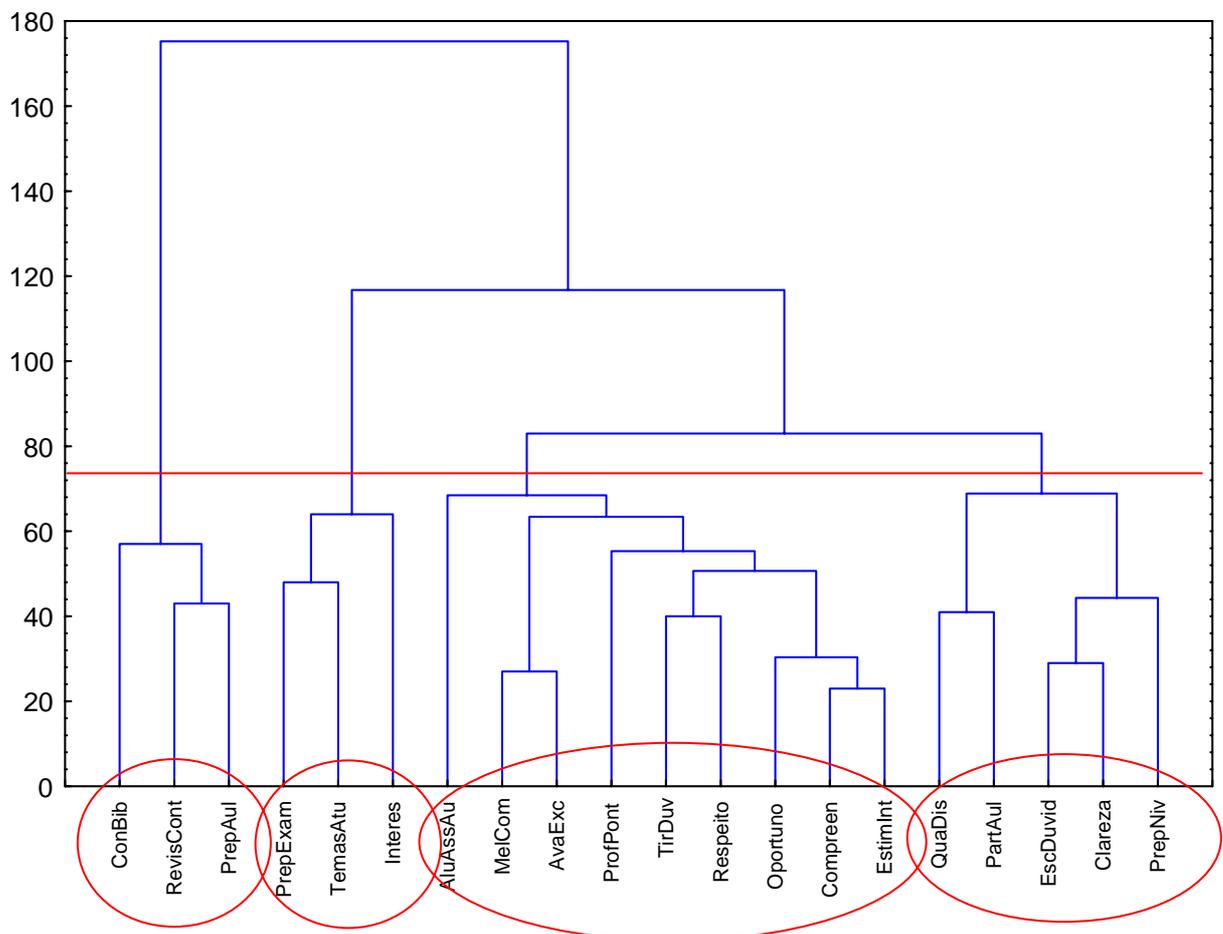


Figura 18 – Dendograma das variáveis da segunda etapa da avaliação

As variáveis *ConBib*, *RevisCon* e *PrepAul*, formam o primeiro agrupamento, que pode ser nomeado como “*interesse do aluno*”, pois refere-se as ações do aluno para o sucesso do processo de aprendizagem.

O segundo agrupamento é composto pelas variáveis *PrepExam*, *TemasAtu* e *Interes*. Observa-se que este agrupamento pode ser nomeado como “*aula apropriada*” que está relacionada a forma como o professor estimula o espírito crítico dos alunos e discute temas atuais de investigação.

O terceiro agrupamento é formado pelas variáveis *AluAssAu*, *MelCom*, *AvaExc*, *ProfPont*, *TirDuv*, *Respeito*, *Oportuno*, *Compreen* e *Estimul*. Este agrupamento será rotulado como “*eficiência da avaliação*” representando as variáveis que referem-se aos meios de melhorar a compreensão dos conteúdos, assim como uma adequada avaliação e assiduidade e interesse que o aluno apresenta.

Por fim, o quarto e último agrupamento formado pelas variáveis *QuaDis*, *PartAul*, *EscDuvid*, *Clareza* e *PrepNiv*, referindo-se a preparação do professor para ministrar as aulas com clareza, esclarecer dúvidas e estimular a o espírito crítico do aluno. O rótulo para este agrupamento é definido por “*preparação do professor*”.

Na segunda etapa da avaliação, são formados quatro agrupamentos que podem ser representados pelos seus rótulos: “*interesse do aluno, aula apropriada, eficiência da avaliação e preparação do professor*”.

Observa-se que o primeiro, o terceiro e o quarto agrupamentos representam as variáveis significativas nos fatores 2, 1 e 3, respectivamente, o segundo agrupamento possui variáveis representativas dos demais fatores. Novamente, pode-se verificar a similaridade das variáveis obtidas pelos agrupamentos com as variáveis geradas pela análise fatorial, indicando a consistência do novo conjunto de variáveis identificado na solução fatorial.

5.3 Síntese do capítulo

Neste capítulo foram apresentados os resultados e discussões, obtidos com o auxílio das técnicas de análise multivariadas. No próximo capítulo serão apresentadas as conclusões do presente trabalho e as sugestões para trabalhos futuros.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho propôs-se a identificar as variáveis que melhor contribuem para a qualidade no ensino, com o intuito de auxiliar o professor da disciplina de matemática a melhorar o desempenho de suas atividades, colaborando desta forma, para o alcance de melhores níveis de qualidade no ensino.

Os professores e alunos representam as partes diretamente envolvidas no processo de ensino-aprendizagem, portanto, são as pessoas mais capacitadas para avaliá-lo, fazer mudanças e tomar decisões no sentido de melhorar o processo.

Os dados para elaboração da presente pesquisa foram obtidos em duas etapas, buscando investigar a percepção dos alunos em aspectos referentes as aulas da disciplina de matemática, a atuação do professor e também a auto-avaliação do aluno. Os questionários foram aplicados a noventa e quatro alunos da rede pública e particular de Alegrete - RS.

Para análise dos dados e sustentação das conclusões foram utilizadas técnicas da análise multivariada. Aplicou-se a análise fatorial com o objetivo de resumir as informações contidas no conjunto original de variáveis, formando um novo e menor conjunto de variáveis e a análise de agrupamento, com o objetivo de agrupar as variáveis originais com base na similaridade entre elas. O resultado da redução das informações da população inteira em perfis de alguns grupos pôde confirmar os resultados da análise fatorial, visto que os agrupamentos formados mostraram-se similares com os fatores da solução fatorial.

A primeira etapa da avaliação estava composta por dezessete questões, que buscaram investigar aspectos relacionados às aulas e ao professor da disciplina de matemática. Inicialmente, verificou-se a adequação dos dados à aplicação da análise fatorial, onde pode-se notar níveis de correlações satisfatórios, o cálculo do KMO forneceu valor de 0,780113, sugerindo boa adequação dos dados à aplicação da análise fatorial. A confiabilidade interna entre as respostas atribuídas as variáveis foi testada pelo alfa de Cronbach, que gerou um valor de 0,856522, indicando a coerência das respostas.

Na aplicação da análise fatorial, foram considerados os cinco primeiros fatores, gerados pelos autovalores maiores que “1”, representando 61,0677% da variabilidade total dos dados. Para cada fator, foram consideradas as variáveis mais representativas, que possuíram maiores coeficientes de correlação. Após foram atribuídos rótulos a estes fatores, que representam o novo conjunto de variáveis extraídos do conjunto original, mantendo a natureza e o caráter das variáveis originais.

O novo conjunto de variáveis da primeira etapa da avaliação está composto pelas seguintes variáveis, de acordo com a ordem de importância das mesmas:

1º) “*aulas estimulantes*”, que representa as variáveis originais que questionaram o aluno quanto às aulas da disciplina de matemática, se eram bem estruturadas, interessantes e estimulantes e também fazem referência a forma como o professor prepara e apresenta as aulas;

2º) “*clareza do professor*”, representando as variáveis relacionadas a clareza com que o professor apresenta os comentários e tópicos da disciplina;

3º) “*relevância dos exemplos*”, que trata de questões relacionadas a relevância dos exemplos, conteúdos e dos métodos de disseminação de conhecimento utilizados pelo professor;

4º) “*comunicação direta*”, com variáveis relacionadas a maneira que o professor comunica para o aluno e a eficiência com que sintetiza os tópicos apresentados e mantém o ritmo da aula;

5º) “*facilidade de tomar apontamentos*”, que representa a questão relacionada a facilidade de tomar apontamentos em aula.

Para cada fator foram testadas as coerências entre as respostas das variáveis originais pertencentes àquele respectivo fator. Constatou-se que apenas para o quarto fator o alfa de Cronbach começa a indicar indícios de falta de confiabilidade, enquanto que para os demais fatores o alfa de Cronbach mostrou coerência entre as respostas.

Na aplicação da análise de agrupamento foi possível estabelecer grupos de acordo com a similaridade de suas variáveis. A medida de similaridade selecionada foi a distância euclidiana quadrada e o método Ward como algoritmo aglomerativo.

Com quatro agrupamentos identificados, foi possível nomeá-los de acordo com os perfis das variáveis que o compõem:

1º) “*aulas estimulantes*”, representando variáveis que referem-se a percepção do aluno quanto as aulas de matemática, se são interessante e estimulantes;

2º) “*apresentação das aulas*”, referindo-se a forma como as aulas eram preparadas, apresentadas e se mantinham o interesse do aluno;

3º) “*clareza do professor*”, que refere-se a clareza com que os tópicos, notas e comentários eram apresentados pelo professor;

4º) “*competência do professor*”, representando variáveis relacionadas a forma com que o professor estrutura as aulas, apresenta exemplos relevantes e trabalha os conteúdos da disciplina.

Os resultados da análise de agrupamento apresentam considerável similaridade aos resultados da solução fatorial, indicando a consistência do novo conjunto de variáveis definido pela análise fatorial.

Na segunda etapa da avaliação, o questionário estava composto por vinte questões, relacionadas a avaliação da disciplina de matemática, do professor e a auto-avaliação do aluno. A adequação dos dados à aplicação da análise fatorial pode ser verificada por meio dos níveis de correlações satisfatórios entre as variáveis. O cálculo do KMO forneceu valor igual a 0,773048, sugerindo boa adequação dos dados à aplicação da análise fatorial. O alfa de Cronbach, calculado para as vinte variáveis do questionário, gerou um valor de 0,839708, indicando confiabilidade nas as respostas atribuídas às variáveis.

Os seis primeiros fatores, cujos respectivos autovalores eram maiores que “1”, foram considerados para a solução fatorial, juntos representam 62,6376% da variância total dos dados. Em cada fator pode-se destacar as variáveis com maiores cargas fatoriais e a partir das mesmas, pôde-se atribuir rótulos aos fatores, obtendo um novo conjunto de variáveis, altamente representativos do conjunto original. Ressalta-se que as variáveis com maiores cargas fatoriais devem ter maior representatividade na rotulação do fator.

A seguir apresenta-se o novo conjunto de variáveis obtido na segunda etapa da avaliação, de acordo com a ordem de importância das mesmas:

1º) “*eficiência da avaliação*”, que representa as questões relacionadas a eficiência do método de avaliação para a melhor compreensão do conteúdo e ao interesse do aluno em frequentar a disciplina e tirar suas dúvidas;

2º) “*interesse do aluno*”, que trata de variáveis relativas às ações do aluno para o sucesso do processo de aprendizagem;

3º) “*preparação do professor*”, representando variáveis relacionadas a preparação do professor para desempenhar sua função com clareza, esclarecendo dúvidas e estimulando a participação dos alunos;

4º) “*temas atuais de investigação*”, com variáveis relacionadas a iniciativa do professor em investigar temas atuais nas aulas e oferecer elementos de estudo em tempo adequado;

5º) “*pontualidade do professor*”, que representa a questão relativa a assiduidade e pontualidade apresentada pelo professor da disciplina de matemática;

6º) “*preparação para provas*”, representando a variável que se refere a preparação do aluno para as provas.

A coerência das respostas atribuídas as variáveis representativas de cada fator foram testadas com o alfa de Cronbach, que identificou falta de confiabilidade entre as respostas das variáveis pertencentes ao fator 4. Nos demais fatores, os valores gerados pelo alfa de Cronbach indicaram coerência entre as respostas.

Com a aplicação da análise de agrupamento foi possível identificar quatro grupos de variáveis, de acordo com suas similaridades. Após foram rotulados de acordo com o perfil das variáveis que os compõem, são eles:

1º) “*interesse do aluno*”, que se refere às ações do aluno para o sucesso do processo de aprendizagem;

2º) “*aula apropriada*”, que está relacionada à forma como o professor estimula o espírito crítico dos alunos e discute temas atuais de investigação;

3º) “*eficiência da avaliação*”, referindo-se aos meios de melhorar a compreensão dos conteúdos, assim como uma adequada avaliação e assiduidade e interesse que o aluno apresenta;

4º) “*preparação do professor*”, representando variáveis relacionadas a preparação do professor para ministrar as aulas com clareza, esclarecer dúvidas e estimular a o espírito crítico do aluno.

Novamente, os resultados apresentados pela análise de agrupamento mostraram-se similares aos da solução fatorial, indicando a consistência do novo conjunto de variáveis definido na análise fatorial.

Os novos conjuntos de variáveis obtidos pela análise fatorial tanto na primeira, quanto na segunda etapa da avaliação, identificaram as variáveis que apresentam maior importância, segundo a percepção dos alunos.

O professor da disciplina de matemática deve direcionar suas atenções para as variáveis destacadas nas duas etapas da avaliação, com o objetivo de aprimorar suas atividades em sala de aula e buscar satisfazer as necessidades e expectativas dos alunos, colaborando desta maneira, para a obtenção de melhores níveis de qualidade no ensino.

Destaca-se que não é tarefa apenas do professor da disciplina a busca por melhores resultados no processo de ensino-aprendizagem, compete a toda a comunidade escolar, pois para gerar qualidade é necessário o interesse e cooperação de todos os envolvidos no processo, num esforço único, que ofereça condições para que as melhorias possam ocorrer. Diante disso, destaca-se a importância de desenvolver e divulgar uma política clara e constante de busca pela qualidade do ensino.

6.1 Sugestão para trabalhos futuros

Outras disciplinas podem ser contempladas com a realização de um estudo semelhante, tendo em vista o processo interdisciplinar.

Aplicação de outros métodos estatísticos na análise dos dados, buscando a avaliação e melhoria da qualidade no ensino.

Desenvolver questionários similares para serem aplicados aos professores, que também são clientes do processo, possibilitando aos mesmos exporem suas dificuldades, expectativas e promover a auto-avaliação de suas atividades.

6.2 Síntese do capítulo

Este capítulo apresentou as principais conclusões, nas quais pode-se chegar ao final deste trabalho, como também apresentam-se as sugestões para trabalhos futuros. Na etapa seguinte, estão relacionadas as referências bibliográficas utilizadas na elaboração do trabalho.

7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALGARTE, W. ; QUINTANILHA, D. **A história da qualidade e o Programa Brasileiro de Qualidade e Produtividade**. Rio de Janeiro: INMETRO/SENAI, 2000.

BARBOSA, E. F. et al. **Implantação da qualidade total na educação**. Belo Horizonte: Fundação Christiano Ottoni, 1995.

BENNETT, R.; BARKENSJO, A. Relationship quality, relationship marketing and client perceptions of the levels of service quality of charitable organizations. **International Journal of Service Industry Management**. v. 16, n. 1, p. 81-106, 2005.

BROCKA, B.; BROCKA, M. S. **Gerenciamento da Qualidade**. São Paulo: Makron Books, 1994.

BUENO, Y.M.; AGUIAR, D.R.D. Determinantes do grau de envolvimento na atividade exportadora e suas implicações nas exportações brasileiras de carne de frango. **Gestão & Produção**, São Carlos, v. 11, n. 2, mai./ago. 2004.

DEMO, P. **Educação e Qualidade**. 7. ed. Campinas: Papyrus, 1994.

DRÜGG, K.I.; ORTIZ, D. D. **O desafio da educação: A qualidade total**. São Paulo: Makron Books, 1994.

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, v. 42, n. 1, jan./mar. 2004.

FORMIGA, N.S. Fidedignidade da escala de condutas anti-sociais e delitivas ao contexto brasileiro. **Psicologia em Estudo**. v. 8, n. 2, 2003.

FURRER, O.; LIU, B.S.; SUDHARSHAN, D. The relationship between culture and service quality perceptions: Basis for cross-cultural market segmentation and resource allocation. **Journal of Service Research**, v. 2, n. 4, p. 355-371, 2000.

GREEN, C. **Os Caminhos da Qualidade**. São Paulo: Makron Books, 1995.

HAIR Jr.,J.F. et al. **Análise Multivariada de Dados**. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.

HAYES, B. E. **Medindo a Satisfação do Cliente**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2001.

INÁCIO Filho, G. **A monografia na universidade**. 7. ed. Campinas: Papyrus, 2004.

JOHNSON R.A.; WICHERN D.W. **Applied Multivariate Statistical Analysis**. 3.ed. New Jersey: Prentice Hall, 1992.

LAKATOS E.M.; MARCONI M.A. **Fundamentos da Metodologia Científica**. São Paulo: Atlas, 1986

LEE, K.M. et al. Classification and prediction of maize hardness-associated properties using multivariate statistical analyses. **Journal of Cereal Science**, v. 41, p. 85-93, 2005.

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.

LOPES, M. P. D. **Gerenciamento da qualidade no ensino da matemática**. 2004. 104 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2004.

MEZOMO, J. C. **Educação e Qualidade Total**. A escola volta às aulas. Rio de Janeiro: Vozes, 1997.

PÁDUA, E.M.M. **Metodologia da Pesquisa**. 7. ed. Campinas: Papyrus, 2000.

PALADINI E.P. **Controle de qualidade**: uma abordagem abrangente. São Paulo: Atlas, 1990.

PAULINS, V.A. An analysis of customer service quality to college students as influenced by customer appearance through dress during the in-store shopping process. **Journal Retailing Consumer Service**, v. 12, p. 345-355, 2005.

PEREIRA, J.C.R. **Análise de Dados Qualitativos**: estratégias metodológicas para as ciências da saúde, humanas e sociais. 3. ed. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo, 2001.

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.

SINGH, K.P.; MALIK A.; SINHA S. Water quality assessment and apportionment of pollution sources of Gomti river (India) using multivariate statistical techniques: a case study. **Analytica Chimica Acta**, v. 538, p. 355–374, 2005.

SPANBAUER, S. J. **Um sistema de qualidade para a educação**. 1. ed. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1995.

ANEXOS

ANEXO A

Questionário de Avaliação

Primeira etapa

Nos dois grupos de questões seguintes, assinale com “X” a sua escolha relativamente às questões/afirmações colocadas nas tabelas seguintes, usando as escalas juntas:

1º Grupo de Questões: Avaliação da Disciplina

Quadro 1 – As aulas da disciplina de Matemática são:

	Concordo inteiramente	Concordo	Discordo	Discordo inteiramente
Bem estruturada				
Interessante				
Fácil de tomar apontamentos				
Estimulante				

2º Grupo de Questões: Avaliação do Professor

Quadro 2 – Avaliação do professor da disciplina de Matemática:

	Concordo inteiramente	Concordo	Discordo	Discordo inteiramente
O professor indica quando chega ao fim de um tópico da disciplina				
Os tópicos foram apresentados de forma clara e compreensível				
Notas e comentários aos tópicos foram apresentados de forma clara				
Os exemplos apresentados foram relevantes				
O ritmo das aulas era o adequado				
O conteúdo da disciplina era o acertado				
A aula era claramente audível				
O uso do quadro e outros meios foi eficiente				
As aulas pareciam bem preparadas				
As aulas eram bem apresentadas				
O Professor mantinha o meu interesse e atenção nas aulas				
O Professor comunicava diretamente para os alunos				
O Professor sumariava com eficiência os tópicos essenciais de cada aula				

ANEXO B

Questionário de Avaliação

Segunda etapa

Nos grupos de questões seguintes, assinale com um “X” a sua escolha relativamente às questões/afirmações colocadas nas tabelas seguintes, usando as escalas juntas:

1º Grupo de Questões – Avaliação do professor

Quadro 1 – Avaliação do professor da disciplina de Matemática

	Concordo inteiramente	Concordo	Discordo	Discordo inteiramente
O professor revela uma preparação científica de elevado nível				
O professor expõe com clareza				
O professor estimula o interesse dos alunos				
O professor estimula o espírito crítico dos alunos				
O professor desenvolve uma atmosfera de respeito mútuo				
O professor proporciona elementos de estudo em tempo oportuno				
O professor manifesta disponibilidade para esclarecer dúvidas				
O professor contribui para uma boa compreensão da disciplina				
O professor é assíduo e pontual				
O professor discute com alunos temas atuais de investigação				

2º Grupo de Questões – Auto-avaliação

Quadro 2 – Auto-avaliação relativo à disciplina de matemática

	Concordo inteiramente	Concordo	Discordo	Discordo inteiramente
Assisto regularmente às aulas teóricas				
Preparo-me para as aulas, lendo regularmente os apontamentos				
Nas aulas mantenho uma atitude atenta e participativa				
Após as aulas procuro consolidar o que aprendi				
Procuro regularmente tirar dúvidas com o professor				
Consulto regularmente a bibliografia recomendada				
Os meus estudos preparam-me bem para as provas				

3º Grupo de Questões – Reavaliação da disciplina

Quadro 3 – Avaliação da disciplina de matemática

	Concordo inteiramente	Concordo	Discordo	Discordo inteiramente
A qualidade da disciplina é excelente				
O método de avaliação é excelente				
O método de avaliação permite uma melhor compreensão do conteúdo da disciplina				