

ABORDAGEM QUANTITATIVA DE ANÁLISE DE DADOS DE PESQUISA: CONSTRUÇÃO E VALIDAÇÃO DE ESCALA DE ATITUDE

Dirceu da Silva – UniFECAP e FE UNICAMP¹

Fernanda Oliveira Simon – FE UNICAMP²

Resumo: O presente artigo tem por objetivo principal a apresentação crítica do modelo estatístico quantitativo de Análise Fatorial Exploratória com a explicitação das suas possibilidades de uso. O modelo em questão faz parte da chamada análise de dados multivariados e é empregado quando se têm muitas variáveis independentes em pesquisas, por exemplo, com o uso de uma escala de atitude do tipo Likert. Para tal, aborda-se de início o contexto sobre o qual se insere a pesquisa quantitativa e se exemplifica a construção da referida escala com suas etapas, desde a sua construção até a sua validação estatística. Em seguida o modelo é aplicado em um exemplo de análise das competências e habilidades que futuros profissionais de engenharia demandam para a profissão. O modelo é descrito com várias peculiaridades com o uso do *software* SPSS. Detalhes sobre os critérios de rotação do modelo são apresentados e um teste de confiabilidade interna dos dados (alfa de Cronbach) é apresentado e discutido.

Palavras-chave: análise fatorial. análise multivariada quantitativa. métodos quantitativos em ciências humanas e sociais. construção e validação de escala de atitudes.

Introdução

Antes de entrar no escopo deste artigo, para dirimir possíveis rejeições à pesquisa quantitativa, mas longe de querer polemizar entre a pesquisa qualitativa e a quantitativa, pois não há uma dicotomia, senão uma má compreensão dos adeptos da primeira com respeito à segunda, compreensão esta que passa por uma falta de aceitação de que as duas pretendem analisar modelos e tanto uma como a outra buscam sistematizar e revelar conclusões provisórias da realidade (FLICK, 2004) ou nas palavras de Queiroz (1999): “[...] os corpos teóricos não constituem conjuntos de verdades irrefutáveis; são aceitos provisoriamente e sua manutenção depende da continuidade das investigações” (p. 17). Alias, a abordagem qualitativa é usada em trabalhos quantitativos para a compreensão em profundidade de uma problemática.

Mais explicitamente, quando nos deparamos com uma problemática inédita ou pouco conhecida, pesquisadores quantitativos buscam compreender as dimensões da realidade por meio de abordagens qualitativas. Comumente realizam entrevistas clínicas com especialistas, fazem *focus group* com possíveis sujeitos

¹ Coordenador do Mestrado em Administração de Empresas do UniFECAP e professor doutor MS 3 da Faculdade de Educação da Unicamp. diceu@unicamp.br

² Profa. MS da FUPESP – Paulínia (SP) e aluna do Programa de Doutorado em Educação, área Ciência e Tecnologia da Faculdade de Educação da Unicamp. fersimon@uol.com.br

ou aplicam questionários com perguntas abertas para entender o problema e o seu entorno. Também, após a construção de escalas ou inventários, por exemplo, do tipo de Likert, apresentam-nos a especialistas e pedem considerações para validar teoricamente os instrumentos (PASQUALI, 2003).

Exemplo bem descrito do que foi apresentado pode ser obtido na descrição da pesquisa de Roger Baptiste (apud QUEIROZ, 1999), onde para conhecer se havia possibilidade de comparação de suicídios de brancos e negros no Brasil, buscou empreender uma pesquisa qualitativa para depois realizar uma outra quantitativa, pois:

O conhecimento qualitativo traça os contornos externos e internos da coletividade estudada; em seguida, a abordagem quantitativa desvenda o número de vezes em que ocorre o fenômeno e sua intensidade, segundo as divisões já efetuadas. A associação das duas abordagens possibilita um aprofundamento cada vez maior das facetas do objeto de estudo. No entanto, enquanto as técnicas qualitativas podem ser aplicadas sem qualquer utilização das quantitativas, estas exigem sempre um emprego das qualitativas (definição de conceitos e categorias a serem usadas; descrição das constatações efetuadas por meio da observação direta; análise de documentos antigos ou do presente recente etc); ao relatório destas primeiras investigações são em seguida, aplicadas as quantificações. (p. 18).

A citação da autora remete a uma reflexão apropriada que muitos costumam a entender, talvez pela falta de vivência nas duas modalidades de pesquisa ou por preferências pessoais radicalizadas; mais uma vez ela reforça a idéia de complementação e de convivência harmônica. Tanto é fato que não há uma metodologia *a priori*, mas, sim, problemas que exigem certos procedimentos metodológicos.

A seguir, ampliando as observações apresentadas por Queiroz (1999, p. 18) uma possível ilustração artística representativa é de um diagrama (figura 1), onde os eixos indicam, grosso modo, os níveis de conhecimento e de complexidade de um objeto de estudo.

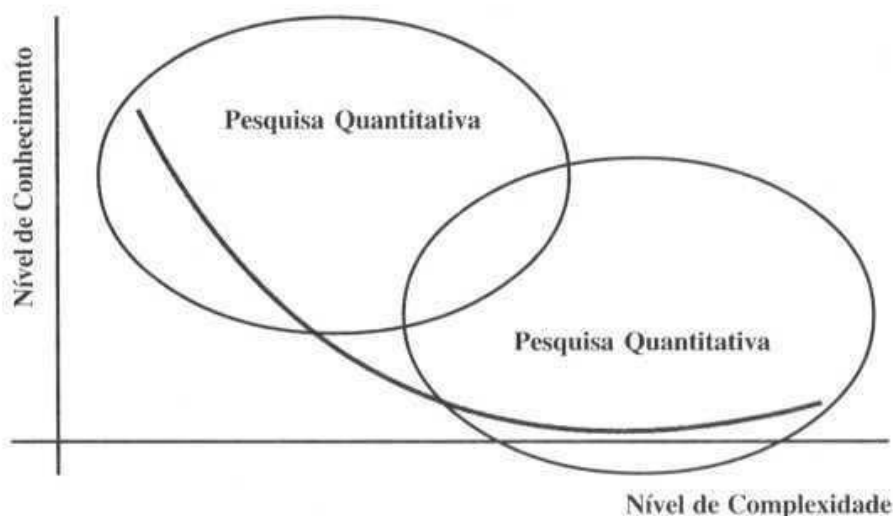


Figura 1- Representação alegórica dos domínios das duas modalidades de pesquisa

Explicando a figura 1, esta simboliza os dois possíveis domínios das modalidades de pesquisa aqui abordadas. Quando conhecemos as dimensões de um objeto (de conhecimento) e suas características, podemos realizar uma pesquisa de natureza quantitativa, pois, quando há necessidade de se utilizar, como é o caso das Ciências Sociais e Humanas, escalas de atitude ou hierarquizar as respostas encontradas, devemos ter um conhecimento de todas as possibilidades ou pelo menos as mais frequentes de respostas, para estabelecer os itens da escala ou os valores que se deve conferir aos possíveis níveis de resposta, segundo uma avaliação teórica destas.

Caso contrário, para um objeto de conhecimento pouco estudado ou que tenha uma complexidade inerente à sua essência, a pesquisa de natureza qualitativa deve ser empregada, para iluminar e gerar informações empíricas da realidade.

A forma da curva do diagrama é alegórica e carece de maior explicação. O nível de ignorância de algo (inverso do nível de conhecimento), diminui tal como uma hipérbole assintótica, que nunca cruza o eixo horizontal, isto é, que mesmo sendo muito pequeno nunca se dá por eliminado. Assim, sempre teremos um certo grau de ignorância de algo, por mais especialistas que possamos ser.

Assim, esperando poder eliminar possíveis rejeições a este artigo, temos como objetivo principal apresentar alguns aspectos essenciais das novas tecnologias computacionais dos métodos e técnicas para análise de dados quantitativos e suas possibilidades de interpretação e de tratamento estatístico, comentando alguns exemplos e cuidados.

1 Problema com a leitura de dados numéricos e a construção de escalas

A leitura de escalas numéricas nem sempre é simples e nem sempre se consegue ter uma idéia precisa das informações subjacentes a elas, pois não conseguimos interpretar, mesmo com uma leitura atenta, por exemplo, uma tabela numérica de quinze colunas por quinze linhas.

O resultado de um trabalho direto com os números revela uma situação pior do que aquela quando revisamos um texto escrito por nós. Falhas e erros não são detectados e observados, porque não lemos a realidade de forma limpa e clara como ela se apresenta, mas carregamos concepções e idéias prévias sobre o que está ali no papel (hoje para ser pior: na tela do computador) (HANSON, 1985).

Só para ilustrar, é freqüente, como pesquisador que trata com números, eu encontrar orientados meus que, ao tomarem dados por meio de, por exemplo, uma escala de Likert, fiquem achando que os respondentes apresentaram as mesmas opções e que a pesquisa está comprometida ou que deve ser refeita a tomada de dados com outra amostra. A análise dos dados mostra exatamente o inverso.

Há por certo outros motivos que dificultam a leitura de números *in natura*; mesmo não querendo esgotar todas essas possibilidades, iremos apresentar pelo menos mais uma razão:

Os dados são relativos a padrões, muitas vezes tênues e difusos, como no caso dos construtos sociais e humanos ou como no caso das avaliações em geral. Esses números, nesses casos, são representativos dificultando uma maior

familiaridade dos valores numéricos de uma escala, isto é, cada escala de atitude ou cada hierarquização de proposições representa um objeto em particular, por exemplo, quando estabelecemos categorias em estudos diferentes a atribuição de números para as mesmas não representa a mesma coisa. Um valor, digamos 5, pode significar atitudes diferentes em cada um deles, pois esse valor é dependente do que os pesquisadores estabeleceram como hierarquias, segundo a opinião de especialistas diferentes ou de teorias também diferentes³.

Assim, esses casos em que os números são entidades muito abstratas, muitas vezes aspectos relativos e *sui generis* ou ainda subjetivos, como o caso de decidir se alguém atingiu um nível satisfatório de aprendizagem, representam problemas para comparação caso a caso. Resta aos leitores da pesquisa analisar apenas os resultados e, para os menos avisados, esses resultados passam a formar uma verdade “científica forte” e são tomados como verdades, sem se questionar os seus métodos e bases.

Para dar mais significado à idéia de complexidade dos dados relativos a atitudes e características humanas, passaremos a descrever os procedimentos para a construção de escalas de atitude, que não são simples de construção.

Tais escalas (ou inventários) foram propostas por Rensis Likert em 1932, na sua tese de doutorado em psicologia. A metodologia sugerida pelo autor causou um grande impacto nos estudos sociais (EVERITT, 2002). Basicamente ela é constituída por frases (fortes) ou assertivas, denominadas ítems, que cobrem todos o espectro de uma problemática que se deseja estudar.

A cada ítem se associa um conjunto de opções que varia em um “eixo” da concordância até a discordância. Muitas vezes usam-se escalas com 3, 4, 5, 6 ou 7 ítems. Para as pares não há a opção de ser indiferente ao item ou não ter opinião (meio do caminho) e estas são chamadas de forçadas, porque o respondente não pode ser indiferente à proposição da assertiva de forma diferente, as com número de possibilidades ímpares têm essa opção e são chamadas de não forçadas (EDWARDS, 1957). Por exemplo, figurativamente, em uma escala um item poderia ser:

12. Acredito que a tecnologia é danosa para a sociedade.

☐ concordo ☐ indiferente ☐ discordo

ou

12. Acredito que a tecnologia é danosa para a sociedade.

☐ concordo plenamente ☐ concordo ☐ discordo ☐ discordo plenamente

ou

12. Acredito que a tecnologia é danosa para a sociedade.

☐ concordo plenamente ☐ concordo ☐ indiferente ☐ discordo ☐ discordo plenamente

ou

12. Acredito que a tecnologia é danosa para a sociedade.

³ Para que o leitor possa ter uma idéia da complexidade de se estabelecerem valores para proposições e intenções de respondentes, indico dois trabalhos de excelente qualidade:

GUIMARÃES, Karina Perez. **Abstração Reflexiva e Construção de Noção de Multiplicação, via Jogos de Regras: em Busca de Relações.** Tese. (Doutorado em Educação). Faculdade de Educação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2004.

CAETANO, Luciana Maria. **Os conceitos Morais de pais de crianças de 2 a 6 anos: um estudo sobre a obediência.** Dissertação (Mestrado em Psicologia). Instituto de Psicologia, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2005.

concordo plenamente

discordo plenamente

1	2	3	4	5	6	7
---	---	---	---	---	---	---

Empregam-se as ditas forçadas em situações que os respondentes não conhecem muito do objeto do estudo ou quando se quer uma resposta com tendência, mais rápida.

Escala com muitos itens são mais difíceis de responder, pois confundem os sujeitos, já que é mais difícil acreditar que os respondentes possam distinguir, por exemplo, o nível 6 do 7 ou ainda que todos tenham as mesmas interpretações das escalas.

Para a sua construção, como comentamos acima, o pesquisador deve ter uma visão muito apurada do objeto de conhecimento que irá estudar e, para tal, o primeiro passo é revisar a literatura pertinente, já que estamos em uma região (da figura 1) em que se deve conhecer muito mais a temática de estudo.

O passo 2 é a partir dessa literatura criar um conjunto de itens que possam cobrir todas as possibilidades do tema ou que contemplem as hipóteses de pesquisa. Essa pré-escala deve se basear sobre duas validações iniciais: uma teórica e outra semântica (PAQUALI, 2003).

A validação teórica é feita por especialista da área e se usam de 3 a 5 profissionais experientes. Idealmente, deve-se pedir para analisarem a escala e entrevistá-los sobre as suas considerações do que está faltando, do que não tem ligação direta com o problema, sobre a apresentação etc. Assim, a escala sofre as primeiras modificações.

Já tendo construído mais de quinze escalas é certo que minha experiência mostra que sempre há mudanças: eliminações, acréscimos ou mudança nas redações. Os juízes sempre deram contribuições inestimáveis a aspectos para os quais eu e meus orientados não tínhamos atentado.

Em terceiro lugar, devem-se procurar possíveis respondentes, também em número de 3 a 5, para que possam responder a escala e em seguida serem entrevistados sobre o que entenderam em cada item, para adequar a linguagem aos respondentes e eliminar e/ou trocar termos fora do léxico dos sujeitos da amostra.

Por fim, estando a escala pronta, deve-se proceder à formatação da mesma, buscando-se em primeiro lugar misturar e dispor os itens em sequência aleatória, para que a resposta de um deles não introduza viés na resposta seguinte. Também os dados qualificadores dos sujeitos (sexo, idade, profissão, escolaridade, faixa de renda etc.) que são necessários para descrever a amostra e que tenham ligações com o problema devem ser incluídos no mesmo impresso, tomando-se o cuidado de serem colocados após a escala (MALHOTRA, 2001). Esse cuidado parece irrelevante, mas os dados pessoais dos sujeitos respondidos antes podem inibir as respostas da escala. Ainda, é de praxe resguardar as identidades dos respondentes, colocando a recomendação de que estes não necessitam de explicitação.

Uma vez toda a escala impressa e acabada, resta aplicar um pré-teste para um número de respondentes característico e aí nos deparamos com outro problema. O ideal é conhecer o universo possível que se enquadra na pesquisa que se está

realizando, mas, por questões de prazo ou de recursos, quase nunca conseguimos esse feito. Assim, não podemos calcular uma amostra estatisticamente representativa para que o estudo tenha grandes chances de generalização.

Resta usar um artifício, reconhecido como uma “regra de bolso” ou procedimento empírico (HAIR et al., 2005), usa-se de 4 a 5 respondentes por itens da escala. Esse procedimento evita o que se chama em estatística de sobre ajuste de dados (*overfit*). Conclui-se, então, que para uma escala com vinte itens deve-se ter no mínimo de 80 a 100 respondentes, mas isso não é garantia que os dados terão boa qualidade. Testes específicos devem ser feitos para que possamos avaliar a qualidade dos dados e a existência de vieses significativos.

Uma vez discutida a construção de escalas passaremos à apresentação dos testes e métodos possíveis para a sua análise e validação estatística.

Um exemplo de escala de Likert, desenvolvida e validada por nós, sobre as concepções Habilidades e Competências em Engenharia, pode ser observado no ANEXO A (SIMON, 2004).

Essa escala foi construída a partir de uma revisão exaustiva da literatura, tendo sido consultados oitenta e seis artigos de periódicos nacionais e internacionais, além das diretrizes curriculares do MEC e de uma pesquisa descritiva envolvendo desenvolvida pela Escola Politécnica da USP.

Para criação de uma base numérica para a escala usamos (no exemplo apresentado no ANEXO A um referencial em que os valores vão de 1 (nada importante) a 5 (extremamente importante)⁴.

Tais informações foram depuradas e a partir delas foram geradas trinta e duas assertivas, que, submetidas a cinco especialistas, foram reduzidas a vinte e sete. A validação semântica foi realizada com um grupo de cinco estudantes de engenharia que mostraram total compreensão do conteúdo do instrumento.

Em seguida, a escala foi aplicada a uma amostra de 322 alunos de Engenharia de três IES (pré-teste) e se mostrou adequada. O teste final foi realizado com um total de 1000 alunos de quatro grande centros, onde os cursos de Engenharia são tradicionais.

Como os dados finais não se mostraram diferentes daqueles usados no pré-teste, optamos por juntar as duas amostras em um conjunto de 1322 sujeitos.

2 Seleção de técnicas e métodos estatísticos para a análise de dados

Com o advento da informática nas décadas de 1980 e 90, programas com base estatística para tratamento de dados foram desenvolvidos e hoje temos *um*

⁴Quando usamos escalas de três níveis (concordo, indiferente e discordo), atribuímos valores de 1 a 3, respectivamente aos níveis crescentes; usamos a mesma lógica para cinco níveis. Devemos, no entanto, atentar que se um item tem sentido negativo, por exemplo, “eu não me importo em sujar as ruas”. Os valores da escala devem ser invertidos, pois se na forma positiva atribuíamos o valor de 1 para a discordância total, na forma negativa devemos atribuir o valor 5, pois quem discorda da negação, concorda com a afirmação positiva, ou ainda negativo via negação é positiva: nunca ninguém, significa todos!

leque de opções muito interessante que facilita muito a tarefa de modelar e analisar dados e o trabalho de pesquisadores (HAIR et al., 2005). Para facilitar o leitor iremos dar exemplos com utilização de um *software* específico: o SPSS⁵. É um programa robusto de uso profissional e completo. Criado em módulos, dispõe de uma gama de testes e modelos para muitas finalidades de tratamentos de dados. É fabricado nos EUA e apresenta preço elevado para os padrões brasileiros.

A primeira ação que se deve fazer com dados obtidos por meio de uma escala de Likert (e das variáveis qualificadoras – sexo, idade, escolaridade, renda etc.) é uma exploração dos índices estatísticos descritivos, médias, desvios-padrão, medianas e frequências para cada item, que agora será chamado de variável. Este estudo visa saber se há variáveis com resposta unânime, dados faltantes (*missing data*)⁶.

Também é aconselhável verificar se as variáveis são aderentes à distribuição normal ou distribuição de Gauss⁷. Tal teste é feito por meio da prova de Kolmogorov-Smirnov⁸ para uma amostra. Tal teste verifica se a distribuição de frequências dos dados é aderente (parecida em que grau) com a distribuição de Gauss (BISQUERRA et al., 2004)

No SPSS usa-se na barra de Menu a opção “Analyze” seguida de Nonparametric Test e de 1 Sample KS. Valores de saída (*outputs*) do SPSS, quando indicam significância maior que 0,05 ($p\text{-value} > 0,05$), pode-se considerar que a distribuição de cada variável é normal. Caso contrário (valores menores que 0,05), deve-se considerar os dados não aderentes à normalidade. Quando as variáveis são gaussianas, dizemos que elas são paramétricas e quando não têm aderência à normalidade, dizemos não-paramétricas.

A importância de avaliar a aderência à normalidade consiste no fato de que os testes estatísticos mais robustos foram feitos com essa finalidade. Caso sejam não-paramétricos devemos optar por testes que levam em conta atributos de diferenças relativas entre os valores (pesos relativos) e os colocam em ordem crescente ou decrescente. Por exemplo, para o teste de Análise de Variância (ANOVA), tem-se o correspondente não-paramétrico Krukal-Wallis, também chamado de ANOVA *by rank* (por postos)⁹.

⁵ Há um programa totalmente gratuito e foi desenvolvido por pesquisadores da Sociedade Civil Mamirauá (Pará – Brasil) com ajuda de fomento do MCT e CNPq. É um programa leve, bem editado e muito prático para o uso. Ainda na versão três apresenta poucos recursos para os teste multivariados.

⁶ Há três maneiras no SPSS de tratar os dados faltantes em métodos multivariados: 1. Listwise: o programa elimina o sujeito. 2. Pairwise: apenas a casela ou célula faltante é eliminada e as outras do mesmo sujeito são consdiredas e 3. Replace with mean: O programa coloca na célula em branco a média dos valores dos sujeitos que responderam. O ideal é testar os três métodos e ver a estabilidade dos dados, com respeito aos métodos. No caso de serem estáveis pode-se adotar o 3, caso contrário deve-se adotar o 1 e ou 2, se entre eles haver estabilidade.

⁷ A distribuição de Gauss, também conhecida por normal ou por “chapéu” de Gauss é aquela mais simétrica, onde a média, mediana e moda têm valores iguais. Também os conceitos de média e de desvio-padrão só têm sentido para distribuições normais.

⁸ Para amostras menores que 30 casos (ou sujeitos respondentes) recomenda-se o teste de Shapiro-Wilks (SPSS, 2003).

⁹ Há uma longa discussão na literatura sobre a natureza de mensuração das variáveis: nominais (designação de atributos: sexo – ex.: masculino e feminino), ordinais (colocado em uma escala de ordenação. Ex.: os níveis da escala de Likert) Intervalares (medidas que tem uma escala proporcional – medida de grandezas físicas ou valores monetários – ex.: temperatura, pressão etc.) e razão (idem intervalares, mas que têm um zero na escala natural (ganhos com vendas, temperaturas Kelvin etc.). Antes dos programas informatizados, costumava-se seguir a indicação dos teste pela natureza de mensuração, mas em todos os casos deve-se usar o teste de Kolmogorov-Srminov.

Difícilmente dados ordinais de escala de Likert. No exemplo, apresentado no ANEXO 1, os resultados do teste para as 27 variáveis da escala, mostram valores menores que 0,0001 ($p < 0,0001$), mostrando que os dados não são aderentes à distribuição de Gauss.

Como para validade o instrumento usamos o método multivariado¹⁰ de análise fatorial e a normalidade não é um pressuposto necessário para esse método, as possibilidades de interpretação crescem caso a distribuição seja normal (HARMAN, 1976).

3 Validação do instrumento

Antes de falamos sobre como se pode validar um instrumento é mais conveniente falar sobre o que é validação estatística, já que acreditamos que as outras validações citadas (teórica e semântica) parecem ser mais simples de serem compreendidas. A validação estatística de uma escala pode se dar por dois métodos multivariados: análise fatorial exploratória e análise fatorial confirmatória e validar uma escala é mostrar que ela consegue inferir ou medir o que se propõe (ANASTASI; URBINA, 2000; CRONBACH, 1996).

Neste artigo iremos apresentar apenas a Análise Fatorial Exploratória¹¹, pois a Confirmatória devido a sua maior complexidade, não haveria espaço para ser comentada, merecendo um artigo em separado.

Assim, entrando mais no método, a análise fatorial é uma maneira de determinar a natureza de padrões que estão envolvidos em uma grande quantidade de variáveis. Ela é particularmente apropriada em pesquisas em que os investigadores têm por objetivo fazer uma “simplificação ordenada” do número de variáveis inter-relacionadas (COHEN; MARION, 1994). Assim, pode-se separar e agregar elementos muitas vezes indistintos, obtendo uma visão integral das concepções prévias dos respondentes.

Por outro lado, a simples sugestão de um método não pode ser adotada. Quando se trata de análise de dados quantitativos, dois testes devem ser considerados para que possamos decidir sobre a utilização do método citado (HAIR et al., 2005; PEREIRA, 2001; SPSS, 2003).

O primeiro deles é o teste de adequação de amostragem de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO test), que mostra se os dados podem ser tratados pelo método de análise fatorial. O KMO compara as correlações simples com as parciais observadas entre as variáveis e varia de 0 a 1. Um valor próximo de 1 significa que os coeficientes de correlações parciais são pequenos, já um número próximo de zero, significa que a análise fatorial pode não ser um bom método para a análise dos dados (PESTANA; GAGEIRO, 2000).

O outro teste, o de Esfericidade de Bartlett, mostra se a matriz de correlação tem aderência à matriz identidade, o que indicaria que as variáveis não são relacionadas (HAIR et al., 2005; PEREIRA, 2001; SPSS, 2003). Para que possamos

¹⁰ O termo método de análise de dados multivariados se refere ao uso de técnicas conjuntas de estatística avançada que tratam as variáveis em pacotes, levando em conta muitas ao mesmo tempo. São muito superiores aos teste uni e bivariados, pois permitem relacionar as variáveis como um todo, melhorando as possibilidades de interpretação e inferência de possibilidades.

¹¹ No SPSS, na barra de Menu há a opção Analyze, data reduction, factor analyze. Uma caixa de diálogo com outras opções aparecerá para modelarmos o método.

tratar nossos dados segundo o método da análise fatorial, o valor encontrado para a significância deve ser menor do que 0,05.

Esses dois testes iniciais, o teste de adequação de amostragem de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO test) e o teste de Esfericidade de Bartlett, podem verificar se nossos dados poderão ser tratados dentro do método de análise fatorial de componentes principais¹².

No exemplo utilizado, os testes apresentaram os seguintes resultados: o valor do teste KMO ficou em 0,928, que se mostrou muito adequado¹³. O teste de esfericidade de Bartlett apresentou um valor de significância menor do que 0,0001, o que indica que a matriz de correlações não é a matriz identidade¹⁴ (SPSS, 2003).

Assim, resta escolher o método de rotação dos fatores, que é reconhecido como um artifício matemático onde as cargas fatoriais, isto é, a correlação entre as variáveis originais (itens da escala) e os fatores¹⁵, é projetada em um sistema de coordenadas e em seguida o sistema é rodado de um ângulo arbitrário α . A projeção das cargas fatoriais pode se concentrar em regiões concentradas dos eixos, mostrando que grupos de variáveis são casados e formam um constructo ou fator.

No caso há pelo menos três métodos para a rotação ortogonal e dois para a rotação oblíqua. Os métodos ortogonais são o VARIMAX (mais usado. É um método de rotação ortogonal que minimiza o número de variáveis que cada agrupamento terá. Ele simplifica a interpretação dos fatores), QUARTIMAX (é um método que minimiza o número de fatores necessários para explicar cada variável. Ele simplifica a interpretação das variáveis obtidas) e EQUAMAX (um misto dos dois outros, tenta todas as duas possibilidades e adota a melhor) (HAIR et al., 2005).

No caso do nosso exemplo a comparação dos três métodos, mostrou que havia estabilidade entre os fatores e que o VARIMAX ficou mais bem explicado. Assim como resultado se obteve a seguinte matriz de rotação¹⁶ (vide tabela 1).

Tabela 1:
Matriz rodada da análise fatorial pelo critério VARIMAX

Assertivas, itens ou variáveis	1	2	3	4	5	6
19. Conhecimento generalista de engenharia e visão de áreas paralelas	,637					
22. Capaz de assimilar orientações simultâneas	,620					
20. Capaz de expor idéias de forma organizada	,612					
18. Capacitado para o planejamento, sendo objetivo no estabelecimento de meta	,587					
21. Pensa em soluções criativas/original	,569					
17. Ter noção de custos	,503					

¹² Valores do KMO acima de 0,60 são adequados para a análise fatorial (CHURCHILL, 2003).

¹³ Os fatores são os grupo de variáveis que formam um constructo, isto é, entidades teóricas que não podem ser medidas diretamente, por exemplo, sentir-se feliz, gostar de algo, respeitar algo etc.

¹⁴ Outros dois critérios foram usados: adotou-se o método de componentes principais, que apresenta os fatores em ordem decrescente de coerência e a normalização de Kaiser, que separa apenas os fatores que matematicamente tenham sentido, isto é, em linguagem matemática, que tenham valores-próprios maiores que 1,0.

Assertivas, itens ou variáveis	1	2	3	4	5	6
1. Habilidade para economizar recursos	,480					
3. Facilidade para redação/escreve bem	,412					
15. Preocupado com o meio ambiente e com a comunidade/sociedade		,726				
16. Valoriza a ética profissional		,713				
25. Preocupado com a segurança no trabalho		,700				
2. Tratar com justiça e imparcialidade pessoas e projetos		,543				
4. Ter visão do conjunto da produção						
13. Arrojado/não tem medo de errar			,725			
12. Habilidade para liderar pessoas			,603			
14. Ter iniciativa para a tomada de decisão			,537			
26. Habilidade para trabalhar em equipes			,472			
9. Comprometido com a qualidade do que faz				,727		
8. Busca por atualização constante				,597		
11. Domínio de língua estrangeira, principalmente inglês e espanhol					,659	
7. Ter ampla cultura geral					,604	
6. Ter jogo de cintura/ versátil					,543	
5. Usuário de ferramentas básicas de informática e softwares específicos da engenharia					,480	
27. Habilidade para projetar e conduzir experimentos						,672
23. Saber identificar, formular e resolver problemas de engenharia						,650
24. Habilidade para conviver com mudanças						

Ainda como etapa qualitativa, deve-se buscar explicar os fatores, já que não existe uma solução única para a AF de um conjunto de dados, mas apenas dois princípios básicos que se deve ter em conta (SAINZ, 2000):

“Princípio de Parcimônia: Tem-se que explicar as correlações entre as variáveis observadas utilizando o menor número de fatores possível.

Interpretabilidade: Deseja-se que os fatores tenham um significado no contexto estudado, guardando em si mesmos uma coerência lógica.” (p.310).

Assim, a interpretação dos fatores apresentou a seguinte designação sugerida por nós, utilizando critérios de coerência de interpretação das similaridades das variáveis que compõem cada fator:

Fator 1: Procedimentos do trabalho: O profissional deve saber planejar e estimar os custos de seus empreendimentos e projetos. Para isso, é necessário que ele tenha uma visão generalista e seja capaz de assimilar orientações simultâneas. Além disso, ele deve pensar em soluções criativas para os problemas enfrentados e ser capaz de expor suas idéias de forma organizada.

Fator 2: Ética: O profissional da área de engenharia deve estar preocupado com questões éticas, como o impacto ambiental e social de seus projetos e ações e voltados para a segurança no trabalho.

Fator 3: Liderança: O profissional deve possuir grande poder de liderança, ser arrojado e capaz de tomar decisões rapidamente.

Fator 4: Comprometimento com a qualidade: O profissional comprometido com a qualidade do que faz dispõe de uma visão geral do mercado de trabalho, o que o faz buscar por atualizações constantes em sua área de trabalho.

Fator 5: Versatilidade: O profissional deve ser versátil, ou seja, dominar outras línguas além do português como o inglês e o espanhol, deve possuir ampla cultura geral, e ser capaz de dominar as ferramentas computacionais tanto básicas quanto específicas da sua área.

Fator 6: Resolução de Problemas: O profissional deve ser capaz de resolver problemas de engenharia. Na visão dos alunos, estes problemas estão associados à formulação e condução de experimentos. A busca de designações coerentes para os fatores não é fácil e um pesquisador novato deve estar atento que irá gastar muitas horas para refletir se um rótulo faz sentido para explicar e reunir o conjunto de variáveis que está contido em um fator.

Também o método de análise fatorial deve ser analisado pelas variâncias dos fatores. Para a escolha do número de fatores, optamos pelo critério de Normalização de Kaiser, ou seja, os fatores retidos devem ter auto-valores maiores que 1. Segundo Hair et al. (2005) esse critério é o mais utilizado e adequado para instrumentos que possuem entre vinte e cinquenta variáveis. Pestana e Gageiro (2000) salientam que esse critério é adequado para amostras maiores que 250 sujeitos. O número de fatores retidos e a variância explicada por eles é mostrada na tabela 2.

Tabela 2

Fatores retidos e variância pelo método de extração: análise fatorial
decomponetes principais

Fatores	Auto-valores	% da Variância	% Cumulativa
1	8,106	30,021	30,021
2	1,502	5,564	35,585
3	1,234	4,570	40,155
4	1,156	4,281	44,436
5	1,099	4,072	48,508
6	1,004	3,718	52,225

Em nossa análise há seis fatores importantes que respondem juntos por cerca de 52% da variância. No entanto, observamos que o primeiro deles explica sozinho cerca de 30% da variância dos dados. Mostrando assim, que o fator 1 é aquele de destaque que representa o que os sujeitos da amostra apresentam maior coerência

Por fim, como última etapa da validação há que se testar se os dados não são tendenciosos ou não possuem vieses internos. Para isso, utilizamos um método de verificação da consistência interna denominado coeficiente alfa de Cronbach¹, reconhecido como o mais popular e mais usado por pesquisadores da área (Paquali, 2003; Yu, 2001). O cálculo do coeficiente em questão mostra se a proporção da variabilidade nas respostas resulta de diferenças dos inquiridos ou de algum tipo de inconsistência do questionário, o que pode levar a diferentes interpretações por parte dos sujeitos da pesquisa, provocando vieses significativos nos dados obtidos. Segundo Hair et al (2005) valores entre 0,600 a 0,700 são considerados limites aceitáveis para uma pesquisa exploratória, mostrando que os dados são confiáveis e o instrumento tem boa qualidade para interpretação. Tabela 3 mostra os valores dos Alfas calculados para cada fator:

Tabela 3:

Valores do coeficiente Alfa de Cronbach calculado para cada fator.

Fator	Alpha de Cronbach
1	0,8116
2	0,7428
3	0,6617
4	0,6566
5	0,5996
6	0,5945

A análise da tabela 3 mostra que os fatores têm uma adequação aceitável, à medida que os valores dos fatores 5 e 6 são aproximadamente iguais a 0,60. Assim, podemos garantir que os dados não contêm vieses significativos e que a análise fatorial tem grande chances de revelar o que foi observado.

À guisa de conclusões

Neste artigo tivemos o objetivo de sistematizar e apresentar um exemplo do uso da análise fatorial e dos seus procedimentos, buscando inspirar outros pesquisadores a utilizarem na suas pesquisas métodos quantitativos.

Iniciamos o artigo por apresentar algumas visões desmistificadoras da pesquisa quantitativa para evitar rejeições a priori, à medida que na área de humanidades existe, hoje no Brasil um número menor de trabalhos quantitativos e, destes, boa parte é apenas descritivo.

Apresentamos os procedimentos para a construção de escalas de atitude e seus meandros, ainda que de forma sintética e em seguida passamos a apresentar como se pode validar um instrumento.

Não apresentamos na sequência, mas outros procedimentos devem ser feitos para a validação. Primeiro deve-se usar vários critérios (VARIMAX, QUARTIMAX, EQUAMAX) e observar se todos os indicativos dos resultados se mantêm estáveis, isto é, se os valores da variância e a posição das variáveis na matriz rodada se mantêm muito próximos e se os alfas de Cronbach recalculados para os novos valores e arranjos (caso mudem) são melhores ou piores.

Também há um procedimento no SPSS muito útil para verificar se há necessidade de se eliminar ou não variáveis de um fator. Esse procedimento está nas opções: No SPSS, na barra de menu há a opção “Analyze”, “Scale”, “Reliability Analysis” e caixa de diálogo escolher “Statistics” e em seguida marcar a opção “scale if item deleted”. Essa opção mostra uma tabela com os valores novos dos Alfas na hipótese de cada variável ser eliminada do fator. Se o valor do alfa aumenta é um indicativo de que a variável deve ser eliminada.

Ainda, deve-se testar a estabilidade do método usando o procedimento de seleção de uma amostra aleatória menor do que o conjunto de dados. Devem-se repetir as análises para confrontar os resultados. Se o instrumento é válido para uma medida do objeto de conhecimento que se destina, então se deve obter valores e configurações parecidas; impossível serem iguais, porque com dados de qualidades humanas flutuações são inevitáveis. Sobretudo, é interessante calcular a correlação entre os novos fatores e os anteriores.

No exemplo que apresentamos, selecionamos uma amostra aleatória de 75% da total e observamos que as correlações entre os dois grupos de dados (tabela 4) também se mostram extremamente elevadas. A única diferença entre as amostras é que a variável 26 passou do fator 3 para o fator 2 na amostra de 75%.

Tabela 4

Correlação entre os fatores da amostra de 75% e a total.

Amostra 75%/ Amostra Total	Fator1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 6
Fator 1	,986	,042	-,014	-,015	-,003	-,027
Fator 2	-,036	,994	,053	,038	,004	,026
Fator 3	,090	-,021	,942	-,032	,047	-,067
Fator 4	,022	-,008	,032	,995	-,030	-,022
Fator 5	-,003	,003	,001	,015	,987	-,003
Fator 6	-,003	-,015	,065	,005	-,001	,995

Dessa forma, constatamos a estabilidade dos fatores encontrados, visto que eles praticamente não mudam com o tamanho da amostra, à exceção das variáveis 3 e 26.

Por fim, queremos assinalar que a partir do momento em que se valida uma escala, esta poderia ser usada em estudos comparativos com outros grupos e os

resultados quando comparados podem iluminar muito um problema que antes era apenas analisado localmente.

Referências bibliográficas

ANASTASI, A.; URBINA, S. *Testagem Psicológica*. 7ª ed. Porto Alegre: ArtMed, 2000.

BISQUERRA, R.; SARRIERA, J. C.; MARTINEZ, F. *Introdução à Estatística: Enfoque Informático com o Pacote SPSS*. Porto Alegre: ArtMed, 2004.

CHURCHILL JR., G. A. *Investigación de Mercados*. 4ª. Ed. México: Thomson, 2003.

COHEN, L.; MARION, L. Action Research. Ethics and Research Methods in Education. *Research Methods in Education*. Fourth Edition. London: Routledge, 1994.

CRONBACH, L.J. *Fundamentos da Testagem Psicológica*. 5ª ed. Porto Alegre: Artes Médicas, 1996.

EDWARDS, A.L. *Techniques of Attitude Scale Construction*. New York: Appleton Century, 1957.

EVERITT, B. S. *The Cambridge Dictionary of Statistics*. 2a. ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2002.

FLICK, U. *Uma introdução à Pesquisa Qualitativa*. Porto Alegre: Bookman, 2004.

HAIR, J. F., ANDERSON, R. E., TATHAM, R. L. e BLACK, W. C. *Análise Multivariada de Dados*. 5a. Ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.

HANSON, N.R. *Patrones de descubrimiento*. Madrid: Alianza Editorial. 2a ed, 1985.

HARMAN, H. H. *Modern Factor Analysis*. Chicago e Londres: The University of Chicago Press, 1976.

MALHOTRA, N. *Pesquisa de marketing: uma orientação aplicada*. Porto Alegre: Bookman, 2001.

QUEIROZ, M. I. P. O Pesquisador, o Problema da Pesquisa, A escolha de Técnicas: Algumas Reflexões. In: LANG,A.B.S.G. *Reflexões sobre a Pesquisa Sociológica*.

Coleção TEXTOS. Centro de Estudos Rurais e Urbanos NAP/CERU-USP. Série 2, n.3, 1999, p. 13-24.

PASQUALI, L. *Psicometria: Teoria dos testes na Psicologia e na Educação*. Petrópolis: Vozes, 2003.

PEREIRA, J. C. R. *Análise de Dados Qualitativos: Estratégias Metodológicas para as Ciências da Saúde, Humanas e Sociais*. São Paulo: EDUSP, 2001.

PESTANA, M. H. e GAGEIRO, J. N. *Análise de Dados para Ciências Sociais: A Complementaridade do SPSS*. 2ª ed. Lisboa: Edições Silabo, 2000.

SAINZ, M.A. *Análisis Estadístico con SPSS*. Bilbao: Universidad de Deusto, 2000.

SIMON, F. O. *Habilidades e Competências em Engenharia: Criação e Validação de um Instrumento*. Dissertação (mestrado em Educação, Ciência e Tecnologia). Faculdade de Educação, Universidade Estadual de Campinas. Campinas, 2004)

SPSS - Statistical Package for the Social Sciences. *Base 12.0 User's Guide*. Chicago: SPSS, 2003.

YU, C. H.. An Introduction to computing and interpreting Cronbach Coefficient Alpha in SAS. *Proceedings.... 26th SAS User Group International Conference*. Disponível em: seamonkey.ed.asu.edu/alex/pub/cronbach.doc. Acesso em: 23/06/2001, 2001

ANEXO A - Escala de atitude para se avaliar as competências e habilidades de futuros engenheiros para exercício pleno das suas funções (fonte: Simon, 2004).

Este questionário foi elaborado com a finalidade de levantar as concepções de alunos dos cursos de engenharia. Ao respondê-lo você estará colaborando para a melhoria do seu curso. Não há necessidade de identificação do seu nome. **MUITO OBRIGADO!**

Nas questões abaixo, assinale com um X a lacuna, que mais está em concordância com o que você pensa ou acredita, acerca das habilidades e competências que um engenheiro precisa ter para atuar no mercado de trabalho. As lacunas correspondem a:

1: Nada importante; 2: Pouco importante; 3: Importante; 4: Muito importante; 5: Extremamente importante

Habilidades e competências	1	2	3	4	5
1. Habilidade para economizar recursos					
2. Tratar com justiça e imparcialidade pessoas e projetos					
3. Facilidade para redação/escreve bem					
4. Ter visão do conjunto da produção					
5. Usuário de ferramentas básicas de informática e softwares específicos da engenharia					
6. Ter jogo de cintura/versátil					
7. Ter ampla cultura geral					
8. Busca por atualização constante					
9. Comprometido com a qualidade do que faz					
10. Ter visão das necessidades do mercado					
11. Domínio de língua estrangeira, principalmente inglês e espanhol					
12. Habilidade para liderar pessoas					
13. Arrojado/não tem medo de errar					
14. Ter iniciativa para a tomada de decisão					
15. Preocupado com o meio ambiente e com a comunidade/sociedade					
16. Valoriza a ética profissional					
17. Ter noção de custos					
18. Capacitado para o planejamento, sendo objetivo no estabelecimento de metas					
19. Conhecimento generalista de engenharia e visão de áreas paralelas					
20. Capaz de expor idéias de forma organizada					
21. Pensa em soluções criativas/originais					
22. Capaz de assimilar orientações simultâneas					
23. Sabe identificar, formular e resolver problemas de engenharia					
24. Habilidade para conviver com mudanças					
25. Preocupado com a segurança no trabalho					
26. Habilidade para trabalhar em equipes					
27. Habilidade para projetar e conduzir experimentos					

DATA:	LOCAL:	
Curso:	Ano de início:	Ano previsto para o termino:
Idade:		
Faz estágio?	Onde:	Há quantotempo?
Trabalha?	Onde:	Há quanto tempo?

Abstract: The main objective of this article was to present critically the quantitative statistical model of Exploratory Factorial Analysis and to make explicit its possibilities of application. This model is part of the so called Multivariate Statistical Data Analysis, and it is used when there are has many independent variables being researched, for example, with the use of a scale of attitude of the Likert type. Thus, it begins presenting the context of the quantitative research, giving examples of the scale construction with its stages, since its construction up to the validation statistics. After, the model is applied in an example of analysis of the abilities that future engineering professionals demand for the future professional activities. The model is described with several peculiarities with the use SPSS software. Details on the rotation criteria of the model are presented as well as a test of internal reliability of the data (alpha of Cronbach).

Keywords: factorial analysis. quantitative multivariate analysis. quantitative methods in human and social sciences. construction and validation of the attitude scale.