

Ferramentas de Processamento e Análise de Informação Aplicadas ao Ensino de Engenharia

Thomaz E. V. Silva, F. Herbert L. Vasconcelos, João C. M. Mota, André L. F. Almeida e Wagner B. Andriola

Resumo—No intuito de investigar, sob uma nova perspectiva, indicadores relacionados à evasão e à reprovação no primeiro ano de um curso de engenharia, apresentamos neste artigo uma proposta de processamento e análise de informações relacionadas à avaliação da efetividade do ensino na perspectiva dos estudantes. Serão aplicados dois modelos de decomposição de dados, um modelo bilinear e outro trilinear. Os resultados apontam para a viabilidade da utilização de modelos matemáticos de outras áreas da engenharia ao contexto da avaliação educacional, podendo servir como um indicador de desempenho e qualidade de ensino em geral e ao ensino de engenharia em particular.

Palavras-Chave—Educação em engenharia, Estrutura Curricular, PCA, PARAFAC, Análise de dados.

Abstract—In order to investigate, from a new perspective, indicators related to evasion and failure rate in the first year of an engineering course, it will be presented a proposal for processing and analysis of information that are related to evaluating the teaching effectiveness from the students' perspectives. It will be applicable to data decomposition methods, a bilinear and trilinear methods. The results indicate the viability of using mathematical models from other areas of engineering to the educational assessment context and may serve as an indicator of performance and teaching quality in general and particularly in engineering teaching.

Keywords—Engineering education, Curriculum design, PCA, PARAFAC, Data analysis.

I. INTRODUÇÃO

Atualmente nos deparamos com uma crescente demanda por profissionais que atuem nas áreas de desenvolvimento tecnológico [1][2]. Em virtude dessa demanda, muitos alunos que estão em busca de uma qualificação profissional e uma boa posição no mercado de trabalho optam por cursos nas áreas de engenharia. Com a evolução da economia brasileira, profissionais nas áreas das engenharias tornam-se, em geral, fundamentais para o pleno desenvolvimento do país. Nesse sentido, a Universidade Federal do Ceará (UFC) criou em 2003 o curso de Engenharia de Teleinformática (ETI), que forma profissionais com habilidades e competências que transitam em duas importantes grandes áreas para o desenvolvimento tecnológico do país, a Computação e as Telecomunicações.

O objetivo deste trabalho é analisar um conjunto de dados relacionados à efetividade do ensino sob a ótica dos estudantes

Thomaz E. V. Silva, F. Herbert L. Vasconcelos, João C. M. Mota e André L. F. Almeida pertencem ao Departamento de Engenharia de Teleinformática, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza-CE, Brasil.

Wagner B. Andriola pertence ao Departamento de Fundamentos da Educação, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza-CE, Brasil.

E-mails: {thomazveloso, herbert}@virtual.ufc.br, {mota, andre}@gtel.ufc.br, w_andriola@ufc.br

Este trabalho foi parcialmente financiado pelo CNPQ e FUNCAP.

(do inglês *Students' Evaluating the Teaching Effectiveness* - SETE) gerado no curso de ETI da UFC. Esta análise se deu por meio da aplicação de ferramentas matemáticas, que são comumente utilizadas em problemas de processamento de sinais e reconhecimento de padrões [3][4], no contexto da Educametria (do inglês *Educametrics*) [5][6][7].

Pesquisas indicam que o período crítico da formação de um engenheiro, em relação às elevadas taxas de evasão e reprovação, é o primeiro ano de curso, onde o aluno deverá obter o conhecimento básico em disciplinas relacionadas às áreas das ciências, matemática e tecnologia [1][2]. Nesse contexto, a pesquisa de fatores que expliquem esses fenômenos estão sendo desenvolvidas [2][8][5][6][7].

No intuito de obter possíveis indicadores que possam fornecer subsídios para uma análise diferenciada das disciplinas que compõem o primeiro ano do curso de ETI, os métodos PCA (*Principal Component Analysis*) e PARAFAC (*Parallel Factor Analysis*), que são ferramentas matemáticas amplamente utilizadas em problemas de reconhecimento de padrões e processamento de sinais, foram adequadas a esse novo contexto de aplicação. Como essas ferramentas tratam os dados sob diferentes perspectivas (bi- e trilinear), uma comparação entre elas será realizada, para a verificação de que tipo de informação extra o modelo trilinear pode fornecer quando comparada ao bilinear.

Este artigo está estruturado em 5 seções. Na Seção II será apresentada a literatura referente a métodos e modelos de avaliação da efetividade do ensino. As ferramentas matemáticas para o processamento da informação será apresentadas na Seção III. Os aspectos metodológicos do trabalho estarão presentes na Seção IV. Na Seção V, os resultados obtidos pelos trabalhos desenvolvidas no curso de ETI serão apresentados. Por fim, apresentaremos as considerações finais e perspectivas futuras na Seção VI.

II. AVALIAÇÃO EDUCACIONAL

De acordo com Ralph Tyler [9][10], a avaliação e medidas educacionais são processos distintos. As medidas educacionais têm sua importância no processo avaliativo, entretanto, não se pode limitar a avaliação a apenas àquelas medidas. Assim, podemos aferir que a avaliação passa a abranger programas, currículos e sistemas educacionais, e não apenas à avaliação do estudante utilizando os critérios de ensino e aprendizagem. Destacamos no modelo de Tyler, a importância dos objetivos no processo avaliativo que irão nortear e direcionar a avaliação, possibilitando a tomada de decisão a partir da realidade e do contexto do programa, ou curso, e a sua respectiva função institucional.

A avaliação, na perspectiva de Tyler [10], oferece subsídios para uma análise crítica da instituição, uma vez que a partir da avaliação a instituição pode investigar causas de elementos inoperantes, reorganizar e readaptar aspectos positivos de seu funcionamento. Podemos destacar ainda, importantes aspectos de seu modelo de avaliação, como: interação professor-aluno, a educação como processo de criação de padrões de conduta, diversidade de instrumentos no processo avaliativo, dentre outros.

No contexto da pesquisa científica sobre a avaliação de um curso, ou programa, dados coletados oriundos de enquetes com os alunos, fornece aspectos que desejam ser entendidos e interpretados. Trabalhos indicam que os estudantes podem fornecer informação válida sobre o contexto em que ele está inserido [11]. A avaliação da efetividade do ensino (SETE), proposta por Herbert Marsh [12], mostra que essa informação dada pelos alunos pode ser de grande importância para a melhoria do curso ou disciplina que ele esteja cursando. O *feedback* fornecido pode implicar mudanças na postura do professor, na estrutura curricular de um curso e facilitar a tomada de decisão dos gestores do ensino. A multidimensionalidade apontada por [12][13], apresenta a idéia de que várias variáveis permeiam o processo de ensino-aprendizagem, sendo que alguns aspectos serão trabalhados aqui em forma de fatores, que serão descritos na Seção IV-B.

Para a obtenção desse *feedback*, um instrumento na forma de enquete, denominado Avaliação dos Estudantes sobre a Qualidade do Ensino (do inglês *Students' Evaluating the Teaching Quality - SEEQ*), o qual foi desenvolvido no intuito de coletar as informações dos alunos referentes a nove fatores que permeiam, abrangentemente, as relações sociais entre professores, alunos e a instituição; o domínio do conteúdo e propostas pedagógicas do professor; a relevância do conteúdo ministrado para a formação profissional; dentre outros aspectos significativos [12].

Neste trabalho, os dados coletados se caracterizam por uma construção tridimensional (ver Seção IV) e foram analisados sob duas perspectivas: uma bilinear (PCA) e outra trilinear (PARAFAC). Uma média das informações relacionadas aos alunos foi obtida para tornar possível a aplicação do PCA sob o enfoque da álgebra linear apresentada na Seção III.

III. FERRAMENTAS MATEMÁTICAS PARA PROCESSAMENTO DE INFORMAÇÃO

Neste trabalho foram utilizadas duas técnicas de decomposição bi e trilinear para a análise de dados observados que permitem extrair informações latentes sobre o sistema educacional em foco. Todos os modelos matemáticos foram implementados no Matlab®.

A. Análise de Componentes Principais

Conhecida como transformada de Hotelling que deriva do Teorema da Decomposição Espectral, a Análise de Componentes Principais (do inglês *Principal Component Analysis - PCA*) é um método estatístico multivariado que procura identificar relações das características extraídas de uma matriz de dados reduzindo o seu posto e eliminando a

redundância de informações com peso desprezível, garantindo a representatividade e importância da base de dados original por meio de uma decomposição em base linear ortogonal destacando as variáveis latentes obtidas no processo [14].

Uma matriz de dados $\mathbf{X} = \{x_{ij}\}$ pode ser aproximada utilizando o PCA como uma transformação linear $\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{\Lambda}\mathbf{B}^T + \mathbf{E}$, onde $\mathbf{A} = \{a_{ir}\}$ contém R vetores-coluna ortogonais entre si com I fatores de carregamento, ou simplesmente fatores, $\mathbf{\Lambda}$ é uma matriz diagonal que contém os autovalores da \mathbf{X} dando um peso a cada coluna de \mathbf{A} e \mathbf{B} , na qual $\mathbf{B} = \{b_{jr}\}$ contém R vetores-coluna ortonormais com J fatores. As R colunas de \mathbf{A} e \mathbf{B} são chamadas de componentes canônicas, que tem fatores de carregamento que indicam os relativos pesos das variáveis originais da matriz \mathbf{X} para as R -componentes selecionadas, onde $R \leq \min(I, J)$, e $\mathbf{E} = \{e_{ij}\}$ é a informação que não tem significância para o processo, ou seja, representa a informação que perturba a análise desejada. Ressaltamos que a nova matriz de dados gerados pela transformação linear é posto-coluna completo. O PCA pode ser descrito como uma entrada arbitrária x_{ij} , de modo que $x_{ij} = \sum_{r=1}^R \lambda_r a_{ir} b_{jr} + e_{ij}$.

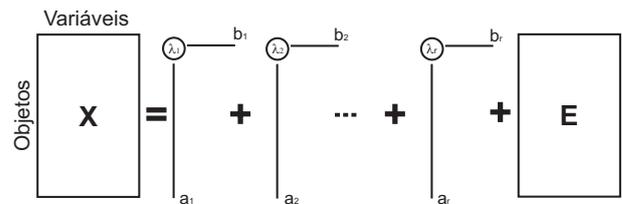


Fig. 1. Representação pictórica do PCA.

No PCA, uma matriz é decomposta em uma soma de produtos externos associados a um autovalor (λ_r) que indica a importância dos vetores associados a ele na representação da base de dados original (Fig. 1) [15]. Essa relevância de informação contida no autovalor, faz com que ele se torne um critério de seleção do número de componentes, tendo em vista que podemos ter uma variância explicada pelo modelo de acordo com a quantidade de autovalores utilizados [16]. Por convenção, os vetores na direção dos objetos são denominados de escores e os vetores que estão na direção das variáveis são os carregamentos [15].

B. Álgebra Tensorial

Um sistema de informação, que fornece dados associados a um conjunto de características intrínsecas, pode ser ordenado multidimensionalmente a partir de um tensor. Um tensor pode ser obtido com um arranjo de matrizes em um espaço tridimensional. Essa noção de tensor não deve ser confundida com seu conceito físico, sendo geralmente referido a campos e espaços tensoriais na matemática [4].

Trabalhos atuais, em diversos campos, procuram modelos matemáticos de decomposição tensorial de modo a extrair informações relevantes sobre o contexto de aplicação a partir de ordenamentos multidimensionais. Destacamos as seguintes áreas como campos de aplicação das decomposições tensoriais: psicometria, quimiometria, processamento de sinais, álgebra linear numérica, computação visual, análise

numérica, mineração de dados, neurociência, análise de grafos, dentre outras [3][4][17][18]. Utilizaremos neste trabalho apenas um tipo de decomposição tensorial, denominada decomposição em Fatores Paralelos que será apresentada a seguir.

A estrutura do PARAFAC, pode ser entendida como uma extensão restrita do modelo PCA. No PARAFAC, um modelo trilinear é adotado para minimizar a soma dos quadrados dos resíduos (e_{ijk}) utilizando o algoritmo de mínimos quadrados alternados, de acordo com a relação $x_{ijk} = \sum_{r=1}^R a_{ir}b_{jr}c_{kr} + e_{ijk}$, onde R é o número de componentes do modelo PARAFAC e a_{ir}, b_{jr} e c_{kr} são os fatores (pesos) da r -ésima componente e e_{ijk} é a informação não relevante ao modelo (ruído).

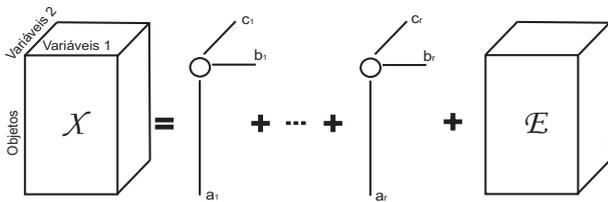


Fig. 2. Representação pictórica do PARAFAC.

No modelo PARAFAC o tensor é decomposto numa soma de R produtos externos entre os vetores a_i, b_j e c_k para $i = 1, \dots, R$. Para visualizarmos pictoricamente a decomposição PARAFAC, utilizamos um tensor de ordem 3 na Fig. 2. Visualmente podemos destacar as similaridades dos modelos PCA e PARAFAC (ver Figs. 1 e 2), sendo o PCA um modelo bilinear para decomposição em matrizes de posto-1 e o PARAFAC pode ser representado como um modelo trilinear para decomposição em tensores de posto-1. De fato, algebricamente o PARAFAC reduz-se ao PCA quando $\lambda_r = \sum_{k=1}^K c_{kr}$.

Um passo importante para a utilização do PARAFAC é determinar o número R de componentes do modelo, também chamadas de variáveis latentes. Neste trabalho serão utilizados os critérios de variância explicada do modelo e a consistência interna do núcleo do tensor (*Core Consistency Diagnostic - CORCONDIA*) proposto por [19] para selecionar o número de componentes.

IV. METODOLOGIA

Nesta seção serão apresentados os aspectos metodológicos deste trabalho desenvolvido na UFC [5][6][7].

A. Caracterizando a Amostra

O conjunto de amostras aqui utilizadas reuniu 100 estudantes do 3º e 4º anos do curso de ETI que já haviam cursado todo o primeiro ano do curso. Eles foram convidados a participar voluntariamente de uma enquête presente no instrumento SEEQ, que tem como intuito verificar a efetividade do ensino nas 8 disciplinas pertencentes ao primeiro ano do curso, as quais são representadas por vetores: Física Fundamental (\mathbf{x}_{FP}), Física Experimental (\mathbf{x}_{EP}), Química Geral (\mathbf{x}_{GQ}), Introdução à Álgebra Linear (\mathbf{x}_{LA}), Cálculo Fundamental (\mathbf{x}_{FC}), Desenho para Engenharia

(\mathbf{x}_{ED}), Técnicas de Programação para Engenharia (\mathbf{x}_{PT}) e Projetos Lógicos Digitais (\mathbf{x}_{DLP}).

Durante a aplicação da enquête, alguns pontos foram explicitados de modo a deixar claro a importância dela para as futuras gerações do curso, e com isso, houve um processo de sensibilização da amostra de modo que foi constatada a seriedade das respostas dos participantes durante os procedimentos do trabalho.

B. Instrumentos para Coleta de Dados

O instrumento SEEQ foi adaptado ao contexto deste trabalho, sendo ampliado o seu número de fatores para 11, os quais foram avaliados pelos alunos, de acordo com a escala Likert de 5 pontos (1-Discordo fortemente ... 5-Concordo fortemente). Os fatores avaliados são: Aprendizagem (\mathbf{x}_{Lrn}), Entusiasmo (\mathbf{x}_{Enth}), Organização (\mathbf{x}_{Orgn}), Interação de grupo (\mathbf{x}_{Grp}), Relações individuais (\mathbf{x}_{Ind}), Abrangência do conteúdo (\mathbf{x}_{Brd}), Provas (\mathbf{x}_{Exam}), Atribuições dos alunos (\mathbf{x}_{Assgn}), Análise global da disciplina (\mathbf{x}_{O_Disc}), Análise global do professor (\mathbf{x}_{O_Inst}) e Características da disciplina e dos estudantes (\mathbf{x}_{C_Carac}). Mais informações sobre os fatores podem ser obtidas em [5][12].

C. Validação da Base de Dados

Para avaliar a confiabilidade dos dados obtidos através da aplicação do instrumento SEEQ, o coeficiente α de Cronbach, descrito abaixo, será aplicado [20]. Esse coeficiente mede a correlação existente entre as respostas de um questionário, apresentando uma correlação média entre os fatores analisados. O α de Cronbach é calculado a partir das variâncias individuais dos itens analisados e da variância da soma de todos os itens:

$$\alpha = \left(\frac{k}{k-1} \right) \times \left(1 - \frac{\sum_{j=1}^k Var_i^2}{Var_t^2} \right)$$

onde k está relacionado com o número de itens utilizados no instrumento de coleta de dados em cada fator, Var_i^2 é a variância de cada item e Var_t^2 é a variância total da soma de todos os itens que pertencem ao fator.

V. RESULTADOS OBTIDOS

Nesta seção apresentaremos os resultados obtidos por meio da aplicação das técnicas PCA e o PARAFAC. Nestes resultados serão apresentadas as equações características que as variáveis latentes têm com sua respectiva variável original, ocasionando um fator de ponderamento (importância) da variável original em relação a variável latente obtida.

A. Análise da Consistência Interna dos Dados

O α de Cronbach foi calculado e revelou uma alta consistência interna dos dados (0,9536), o que mostrou que as variáveis são adequadas para análise.

B. Resultados do PCA

1) *Estimando o Número de Componentes do Modelo:* Para identificarmos o número de componentes utilizadas no modelo PCA, utilizaremos o gráfico Scree (ver Fig. 3) que apresenta a

importância de cada autovalor (número de componentes) em relação aos outros autovalores [16].

Observamos na Fig. 3 que duas componentes representam cerca de 90% (70% da primeira componente e 20% da segunda componente) dos dados originais, sendo então esse o número de componentes selecionadas do modelo PCA.

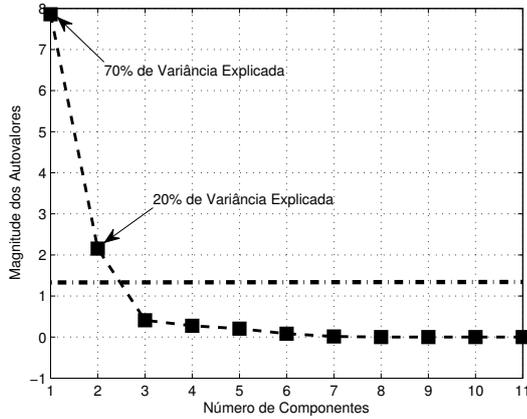


Fig. 3. Gráfico Scree.

2) *Análise das Disciplinas*: Na Eq. 1, observamos que as disciplinas x_{PT} e x_{DLP} possuem maiores pesos na componente \mathbf{a}_1 quando comparadas as demais disciplinas. Tal característica não é observada na componente \mathbf{a}_2 (Eq. 2).

$$\mathbf{a}_1 = 9,90.x_{FP} + 12,67.x_{PT} + 9,76.x_{FC} + 13,13.x_{DLP} + 9,25.x_{GQ} + 9,70.x_{EP} + 9,52.x_{ED} + 9,60.x_{LA} \quad (1)$$

$$\mathbf{a}_2 = 0,12.x_{FP} + 0,76.x_{PT} + 1,58.x_{FC} - 0,09.x_{DLP} + 0,52.x_{GQ} - 0,31.x_{EP} - 0,84.x_{ED} + 0,80.x_{LA} \quad (2)$$

Verificamos que a informação contida em \mathbf{a}_1 está diretamente relacionada com a boa avaliação das disciplinas x_{PT} e x_{DLP} , conforme apresentado em [7].

3) *Análise dos Fatores do SEEQ*: Observamos que na Eq. 3 não houve uma grande discrepância entre os fatores de carregamento gerados pelo modelo PCA.

$$\mathbf{b}_1 = 0,43.x_{Lrn} + 0,36.x_{Enth} + 0,27.x_{Orgn} + 0,31.x_{Grp} + 0,25.x_{Ind} + 0,31.x_{Brd} + 0,21.x_{Exam} + 0,28.x_{Assgn} + 0,28.x_{O_Disc} + 0,33.x_{O_Inst} + 0,13.x_{C_Carac} \quad (3)$$

$$\mathbf{b}_2 = 0,23.x_{Lrn} - 0,31.x_{Enth} - 0,30.x_{Orgn} - 0,12.x_{Grp} - 0,29.x_{Ind} - 0,10.x_{Brd} - 0,26.x_{Exam} + 0,26.x_{Assgn} + 0,54.x_{O_Disc} + 0,03.x_{O_Inst} + 0,45.x_{C_Carac} \quad (4)$$

Na Eq. 4, os fatores x_{O_Disc} e x_{C_Carac} apresentam fatores de carregamento maiores em relação aos demais fatores. Podemos afirmar que essa componente está influenciada pela carga de trabalho da disciplina e a sua dificuldade em relação as demais.

C. Resultados do PARAFAC

1) Estimando o Número de Componentes do Modelo:

Observamos na Tabela I os resultados gerados pela seleção

de ordem do modelo denominado CORCONDIA [19].

TABELA I
RESULTADO DO CORCONDIA

Número de Componentes	2
Consistência nuclear	99,99%
Variância explicada	96,87%
Erro de convergência	10^{-4}

Para duas componentes o modelo mostrou-se adequado para representar a base de dados original, o qual nos forneceu uma variância explicada de 96,87%.

2) *Análise das Disciplinas*: A complexidade do modelo PARAFAC em relação ao modelo PCA é atestada na análise das componentes geradas pelo modelo. Em relação a Eq. 5, a componente \mathbf{a}_1 apresenta maior fator de carregamento (ponderação) nas disciplinas x_{PT} , x_{FC} , x_{DLP} , x_{GQ} e x_{LA} . Analisando simultaneamente as Eq. 5 e 6 verificamos que há um comportamento similar entre as disciplinas x_{PT} e x_{DLP} ; x_{GQ} , x_{FC} e x_{LA} ; x_{FP} , x_{ED} e x_{EP} .

$$\mathbf{a}_1 = 0,25.x_{FP} + 0,42.x_{PT} + 0,42.x_{FC} + 0,37.x_{DLP} + 0,39.x_{GQ} + 0,23.x_{EP} + 0,24.x_{ED} + 0,39.x_{LA} \quad (5)$$

$$\mathbf{a}_2 = 0,12.x_{FP} - 0,27.x_{PT} - 0,58.x_{FC} - 0,18.x_{DLP} - 0,50.x_{GQ} + 0,18.x_{EP} + 0,12.x_{ED} - 0,50.x_{LA} \quad (6)$$

Tais similaridades são constatadas pelo comportamento das respectivas disciplinas nas componentes \mathbf{a}_1 e \mathbf{a}_2 do modelo PARAFAC, onde temos disciplinas de caráter prático (x_{PT} e x_{DLP}), com um alto grau de abstração (x_{GQ} , x_{FC} e x_{LA}) e com um baixo grau de abstração (x_{FP} , x_{ED} e x_{EP}). Tais informações não puderam ser extraídas no modelo PCA.

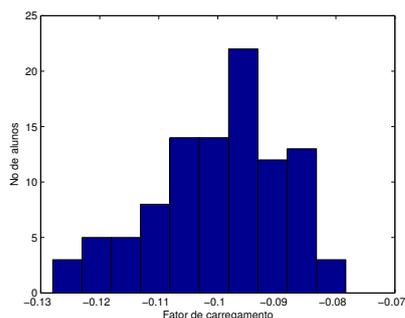
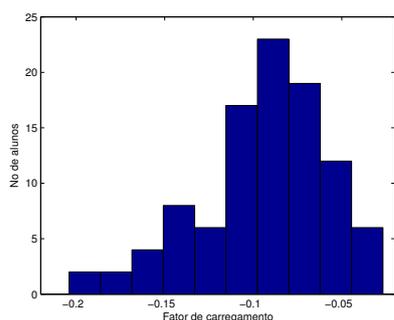
3) *Análise dos Fatores do SEEQ*: As Eq. 7 e 8 apresentam os fatores de carregamento de cada fator do SEEQ em relação às variáveis latentes do PARAFAC.

$$\mathbf{b}_1 = -0,32.x_{Lrn} - 0,30.x_{Enth} - 0,31.x_{Orgn} - 0,30.x_{Grp} - 0,31.x_{Ind} - 0,29.x_{Brd} - 0,32.x_{Exam} - 0,31.x_{Assgn} - 0,28.x_{O_Disc} - 0,29.x_{O_Inst} - 0,23.x_{C_Carac} \quad (7)$$

$$\mathbf{b}_2 = -0,30.x_{Lrn} - 0,38.x_{Enth} - 0,37.x_{Orgn} - 0,31.x_{Grp} - 0,35.x_{Ind} - 0,29.x_{Brd} - 0,36.x_{Exam} - 0,24.x_{Assgn} - 0,16.x_{O_Disc} - 0,29.x_{O_Inst} - 0,08.x_{C_Carac} \quad (8)$$

Podemos destacar que, analisando simultaneamente \mathbf{b}_1 e \mathbf{b}_2 (ver Eq. 7 e 8), os fatores x_{O_Disc} e x_{C_Carac} pertencem a uma mesma faixa do fator de carregamento, o que os coloca próximos em importância em relação às duas componentes. Esses fatores estão relacionados a aspectos gerais das disciplinas, como: dificuldade, carga de trabalho e capacidade do professor transmitir o conteúdo de forma clara e satisfatória.

4) *Análise das Respostas dos Estudantes*: Para analisar as respostas dos 100 alunos nas componentes c_1 e c_2 , foi utilizado o histograma como ferramenta de visualização da distribuição das frequências obtidas dos fatores de carregamento nas duas componentes.

Fig. 4. Distribuição dos Fatores de Carregamento da Componente c_1 .Fig. 5. Distribuição dos Fatores de Carregamento da Componente c_2 .

Verificamos que nas Fig. 4 e 5, a maioria dos alunos responderam ao questionário dentro da expectativa, ou seja, com um desvio padrão baixo, 0,0110 e 0,0361, respectivamente. Essa concentração de informação em torno de uma tendência central nos permite inferir que a informação de todos os alunos torna-se relevante para a análise, pois os fatores de carregamento dos 100 estudantes estão muito próximos. Essa análise, que valida a amostra, nos permite concluir que os alunos fornecem informação válida para a avaliação de disciplinas, tendo em vista que a grande maioria seguiu uma mesma linha de raciocínio ao responder o questionário [11].

VI. CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS FUTURAS

Os resultados obtidos apontam para a viabilidade de processar e analisar informações utilizando técnicas de processamento de sinais e reconhecimento de padrões, retornando informações intrínsecas relevantes, como é o caso da relação existente entre componentes curriculares obtidos nos resultados apresentados do curso de ETI.

O modelo PARAFAC trouxe consigo uma complexidade maior para a análise das variáveis latentes e, conseqüentemente, houve um ganho sobre as relações existentes entre as variáveis analisadas, quando comparadas aos resultados gerados pelo PCA. As relações existentes entre as disciplinas deixa claro essa contribuição do modelo multilinear, bem como os resultados gerados pelas componentes c_1 e c_2 que garantiram a seriedade das respostas dos alunos, tendo em vista que a maioria respondeu coerente com a tendência central das respostas.

A partir da complexidade de se trabalhar com dados reais que implicam diretamente na formação do engenheiro, há a necessidade de destacarmos a aplicação de outros tipos de ferramentas matemáticas, como perspectivas para trabalhos futuros, que levem em consideração a multidimensionalidade dos dados, além da relação existente entre os fatores observados neste trabalho e o desempenho obtido pelo aluno na respectiva disciplina.

REFERÊNCIAS

- [1] H.-P. Yueh, T.-L. Chen, L.-A. Chiu, S.-L. Lee, and A.-B. Wang, "An investigation into the understanding and skills of first-year electrical engineering students.," *IEEE Transactions on Education*, vol. 55, no. 2, pp. 29–35, 2012.
- [2] C. R. Smaill, G. B. Rowe, E. Godfrey, and R. O. Paton, "Student evaluation of teaching effectiveness of a nationwide innovative education program on image display technology," *IEEE Transactions on Education*, vol. 55, no. 3, pp. 365–369, 2012.
- [3] A. L. F. de Almeida, G. Favier, and J. C. M. Mota, "Parafac-based unified tensor modeling for wireless communication systems with application to blind multiuser equalization," *Signal Processing*, 2007.
- [4] T. G. Kolda and B. W. Bader, "Tensor decompositions and applications," *Society for Industrial and Applied Mathematics*, vol. 51, no. 3, p. 45, 2009.
- [5] T. E. V. da Silva, F. H. L. Vasconcelos, A. L. F. de Almeida, and J. C. M. Mota, "Multivariate analysis for the students' evaluation of teaching effectiveness in teleinformatics engineering," in *IEEE International Conference on Teaching, Assessment and Learning for Engineering - TALE*, 2012.
- [6] F. H. L. Vasconcelos, T. E. V. da Silva, A. L. F. de Almeida, W. B. Andriola, and J. C. M. Mota, "Multilinear decomposition application into students' evaluation of teaching effectiveness," in *IEEE Global Engineering Education Conference - EDUCON*, 2013.
- [7] T. E. V. da Silva, "Evaluating the teaching effectiveness using multivariate statistics," master thesis, Federal University of Ceará, Fortaleza, Brazil, February 2013.
- [8] K. E. Merrick, "An empirical evaluation of puzzle-based learning as an interest approach for teaching introductory computer science," *IEEE Transactions on Education*, vol. 53, no. 4, pp. 677–680, 2010.
- [9] R. W. Tyler, "General statement on evaluation," *Journal of Education Research*, vol. 35, 1942.
- [10] R. W. Tyler, *Evaluation Models: Viewpoints on Educational and Human Services Evaluation*, ch. A Rationale for Program Evaluation. Boston: Kluwer-Nijhoff Publishing, 1993.
- [11] P. Spooren and D. Mortelmans, "Teacher professionalism and student evaluation of teaching: Will better teachers receive higher ratings and will better students give higher ratings?," *Educ. Stud.*, vol. 32, pp. 201–214, 2006.
- [12] H. W. Marsh and M. Bailey, "Multidimensional students' evaluations of teaching effectiveness: a profile analysis," *The Journal of Higher Education*, vol. 64, pp. 1–18, 1993.
- [13] H. W. Marsh and L. A. Roche, "Making students' evaluations of teaching effectiveness effective: The critical issues of validity, bias and utility," *American Psychologist*, vol. 52, pp. 1187–1197, 1997.
- [14] I. T. Jolliffe, *Principal component analysis*. New York: Springer, 2nd ed., 2002.
- [15] A. Smilde, R. Bro, and P. Geladi, *Multi-way Analysis: Applications in the Chemical Sciences*. 2004.
- [16] R. B. Cattell, "The scree test for the number of factors," *Multivariate Behavioral Research*, vol. 1, 1966.
- [17] A. Cichocki, R. Zdunek, A. H. Phan, and S.-I. Amari, *Nonnegative Matrix and Tensor Factorizations: Applications to Exploratory Multi-way Data Analysis and Blind Source Separation*. 2009.
- [18] R. A. Harshman and M. E. Lundy, "Uniqueness proof for a family of models sharing features of tucker's three-mode factor analysis and parafac/candecomp," *Psychometrika*, vol. 61, p. 21, March 1996.
- [19] R. Bro and H. A. L. Kiers, "A new efficient method for determining the number of components in parafac models," *Journal of Chemometrics*, vol. 17, 2003.
- [20] L. J. Cronbach, "Coefficient alpha and the internal structure of tests," *Psychometrika*, vol. 16, 1951.