

ANÁLISE DOS INDICADORES DE DESEMPENHO NA QUALIDADE DO ENSINO SUPERIOR

AN ASSESSMENT OF PERFORMANCE INDICATORS OF HIGHER EDUCATION TEACHING QUALITY

Cleina Yayoe Okoshi* E-mail: cleina.okoshi@pucpr.br
Elias Hans Dener Ribeiro da Silva* E-mail: elias.hans@pucpr.br
Edson Pinheiro de Lima*** E-mail: e.pinheiro@pucpr.br
Edelmi Marcelo Kruger* E-mail: edelmi.marcelo@pucpr.br
Ângelo Márcio Oliveira Sant'Anna**** E-mail: angelo.santanna@pucpr.br
Sergio Eduardo Gouvêa da Costa*** E-mail: s.gouvea@pucpr.br
Wesley Vieira da Silva* E-mail: wesley.vieira@pucpr.br
Paulo Sergio Macuchen Nogas* E-mail: paulo.nogas@pucpr.br
*Pontifícia Universidade Católica do Paraná (PUCPR), Curitiba, PR
**Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), Curitiba, PR
***Universidade de São Paulo (USP), São Paulo, SP

Resumo: As Instituições de Ensino Superior são cada vez mais exigidas pelas empresas e pela sociedade para formarem profissionais com maiores competências e que sejam capazes de interagir com o ambiente de forma dinâmica e sistêmica. Para isso, IES avaliam os níveis dos seus profissionais de docência. O objetivo do trabalho é identificar quais indicadores de desempenho no ensino superior em cursos de pós-graduação *Stricto Sensu* podem ser agrupados e a sua influencia na qualidade do curso. Foi utilizada para análise a técnica estatística multivariada (Análise Fatorial). O principal resultado foi que os indicadores são agrupados em seis fatores: “Doutorado”, “Livros”, “Fomento 1”, “Fomento 2”, “Mestrado” e “Publicação artigo”, assim os indicadores de cada fator influencia a melhoria do conjunto, melhorando a qualidade do ensino superior.

Palavras-chave: Indicadores de desempenho. Ensino superior. Técnica estatística multivariada.

Abstract: Higher Education Institutions (HEI) are increasingly being demanded by companies and society to educate and prepare professionals with more competences and capable of interacting with the environment in a dynamic and systemic way. As a result, HEI assess the performance level of their faculty members. The aim of this paper is to identify which indicators of performance in higher education in *Stricto Sensu* post-graduation courses can be grouped and their influence on course quality. Multivariate statistical technique (Factor Analysis) was used for analyzing. The main result was grouping the indicators in six factors: “Doctorate”, “Books”, “Fostering 1”, “Fostering 2”, “Master”, and “Paper publishing”; the indicators in each factor help to improve the group, thereby enhancing higher education quality.

Keywords: Performance indicators. Higher Education. Multivariate statistical technique.

1 INTRODUÇÃO

Revista Produção Online, Florianópolis, SC, v.16, n. 1, p. 104-125, jan./mar. 2016.

Com o aumento da competitividade no mercado globalizado, as Instituições de Ensino Superior (IES) estão sendo mais exigidos para formarem profissionais com maiores competências de gestão, financeiras, liderança e que consigam compreender a sociedade e comunidade mais conscientemente e com maior precisão.

Boyer (1997) destaca que durante o século XIX, o ensino superior começou a mudar a sua missão de modo não apenas para moldar vidas jovens, mas para servir uma nação emergente. Qualquer instituição que queira se manter atuando com qualidade no mercado atual deve adaptar-se às mudanças, buscar e implementar novos conceitos no ambiente interno e desenvolver estratégias para alcançar o sucesso (KRÜGER, 2013).

Segundo Gonçalves, Colauto e Beuren (2007) o ensino superior ultrapassa as práticas tradicionais (construção do conhecimento acadêmico), pois equilibra os pressupostos da ciência e da tecnologia com as necessidades da sociedade e do ser humano.

Para Scholz *et al.* (2008) os desafios e as oportunidades IES estão em um contexto muito específico, onde é necessário sintetizar, reconhecer e integrar temas comuns para que novas oportunidades possam ser consideradas e avaliadas. A nova oportunidade para o ensino e pesquisa no ensino superior deve incorporar o envolvimento direto dos profissionais e os interessados de fora da academia, que podem estar relacionados com a capacidade da instituição para ser um agente de mudança.

O ensino superior pode ser melhorado por meio de mudanças através do currículo dos docentes, da pesquisa e do aprendizado mútuo com a sociedade sobre os desafios específicos daquela comunidade (LEAL FILHO, 2000; SCHOLZ *et al.*, 2008).

Para que as instituições possam desenvolver novas ações e oportunidades de melhorias no ensino superior são necessários que seus profissionais, principalmente os docentes, tenham formação de alto nível e detenham grande conhecimento na sua área de atuação. Uma forma de identificar o nível dos docentes das instituições de ensino superior é analisar as pós-graduações *Stricto Sensu* nas universidades, pois quando as pós-graduações *Stricto Sensu* têm boas

avaliações e bons indicadores, tem grande possibilidade de resultar em bons profissionais docentes.

O objetivo do trabalho é identificar quais indicadores de desempenho no ensino superior em cursos de pós-graduação *Stricto Sensu* apresentam características semelhantes, sendo assim agrupadas. Além disso, o artigo descreve um procedimento para utilizar a técnica de estatística multivariada de Análise Fatorial.

O presente trabalho relatou uma análise para determinar como os 14 indicadores analisados no ensino superior de *Stricto Sensu* são agrupados. A análise foi realizada por meio da técnica estatística multivariada Análise Fatorial.

O artigo é dividido em sete partes: a primeira descreve a introdução, a segunda e a terceira descrevem o ensino na Pós-graduação *Stricto Sensu* e sobre Estatística Multivariada, a quarta relata a metodologia, quinta parte descreve a análise e os resultados, a sexta parte a conclusão e a sétima as referências bibliográficas descritas no texto.

2 ENSINO NA PÓS-GRADUAÇÃO STRICTO SENSU

Os autores Pittaway e Hannon (2008) destacam alguns critérios que podem ser melhorados para aumentar a viabilidade da educação dentro do contexto institucional:

-Credibilidade acadêmica: a educação corporativa precisa de credibilidade acadêmica se quiser se estabelecer nas IES. É aplicada em relação à capacidade de cada modelo institucional para apoiar a atividade de investigação e de como a base de disciplina desta atividade pode ser visualizada;

-Capital humano: o papel do capital humano também está ligado aos desafios para a educação corporativa do trabalho transitório e a constante rotatividade de conhecimento tácito, valioso para a atualização dos conteúdos;

-Participação da comunidade: relações com empresários e grupos comunitários locais têm se mostrado importante para a vitalidade das empresas de educação. É importante incluir este critério na avaliação de potenciais modelos das práticas institucionais;

-Alinhamento da estratégia institucional e política: este critério é essencial para o desenvolvimento da educação corporativa. Contudo, algumas IES, procuram

Revista Produção Online, Florianópolis, SC, v.16, n. 1, p. 104-125, jan./mar. 2016.

resultados profissionais, outras têm o ensino orientado para a investigação e programas de aprendizagem;

-Alinhamento com o contexto político e financiamento: métodos de financiamento desenvolvidos irão influenciar as atitudes e as políticas para a IES, mesmo que não sejam beneficiários diretos de fundos;

-A imersão estrutural: este conceito é aplicado para significar a extensão em que a forma organizacional é institucionalizada, criando maiores níveis de formalização dentro das IES;

-Impacto educacional: é uma questão essencial dentro de instituições de ensino superior que contribui para a viabilidade em longo prazo de qualquer educação; é a natureza do impacto da entrada. Contudo, diferentes instituições têm valores diferentes associados com impacto educacional;

-Sustentabilidade financeira: se a empresa de educação é desenvolvida e levada de tal maneira que gera a sua própria renda, a partir das fontes tradicionais do sistema de educação. Então será mais estável do que depender de fontes variáveis.

Segundo Michael (1997), o sistema de ensino superior é frequentemente usado para descrever um conjunto de instituições pós-secundárias operando dentro de uma área geográfica definida e sob um governo específico.

Abreu, Gonçalves e Pagnozzi (2003) descrevem que as organizações de ensino superior estão buscando um aprendizado contínuo para a construção de inteligência corporativa competitiva. Para Gonçalves, Colauto e Beuren (2007) as organizações de ensino caminham para a adoção de um modelo de educação híbrido, onde participam do processo de ensino-aprendizagem e do compartilhamento de informações com empresas, indústrias e prestadoras de serviços.

Conforme Branco *et al.* (2014) para existir formação de qualidade é necessário uma colaboração (parceria) entre universidades, professores e alunos na produção do serviço educacional na pós-graduação.

Dada à diversidade de atividades que são associadas com as instituições de ensino superior, existem muitos mecanismos possíveis para contribuir com a mudança social e sustentável. O ensino superior pode, e já está em alguns lugares, contribuindo para a mudança de sustentabilidade social em todos os três níveis:

estratégico, tático e operacional. No nível estratégico, o ensino superior pode ser envolvido na definição e desenvolvimento de estratégias que visam a sociedade e o estabelecimento de metas de longo prazo. No nível tático, instituições de ensino superior podem promover e facilitar as coligações e cooperação entre as partes interessadas. No nível operacional, o ensino superior pode implementar a mudança através do currículo, da pesquisa, das suas próprias operações, e através da aprendizagem mútua com a sociedade sobre os desafios específicos (LEAL FILHO, 2000; SCHOLZ et al., 2008; BLEWITT, 2010).

3 INDICADORES DE DESEMPENHO

Frost (1999) destaca que a maioria das organizações utilizam aspectos financeiros e não financeiros como indicadores de desempenho. Os indicadores de desempenho podem ser baseados no mapa estratégico da empresa (AZOFRA, PRIETO, SANTIDRIÁN, 2003; RADNOR; BARNES, 2007), integrando de forma sistêmica os desempenhos táticos e operacionais do contexto da organização, mensurando a *performance* dos objetivos estratégicos (ENSSLIN et al., 2007).

Segundo Neely (1998) os modelos de indicadores de desempenho são necessários para: *i)* motivar o comprometimento dos funcionários com as mudanças de melhorias; *ii)* auxiliar na tomada de decisão sobre mudanças empresariais e; *iii)* verificar a posição da empresa no mercado.

Rummler e Brache (1992) e Dias et al. (2007) enfatizam que sem medições dos indicadores de desempenho: *i)* o gerenciamento é um conjunto de desordenados enigmas; *ii)* não há certeza sobre o desempenho ser adequado ou não e; *iii)* não é possível identificar adequadamente os problemas e as suas causas.

Os autores Skinner (1986), Keeney (1992), Neely, Gregory e Platts (2005) apontam que para ter-se melhor resultado com as medições de desempenho é interessante utilizar indicadores personalizados, associados ao contexto a ser avaliado.

Além disso, os indicadores de desempenho são necessários para o pensamento de melhoria contínua tanto para o controle de operações e redução de custos como também para a satisfação dos clientes (FONSECA, ROZENFELD, 2012).

4 ESTATÍSTICA MULTIVARIADA E ANÁLISE FATORIAL

Atualmente as técnicas estatísticas, principalmente as técnicas multivariadas tem sido utilizadas para auxiliar os processos de decisões, quando as suas variáveis são consideradas indicadores de desempenho. Essas técnicas são utilizadas em estudos analisando a influencia dos indicadores na cultura organizacional (CHEUNG *et al.*, 2012), na competitividade empresarial (GONZÁLEZ-BAÑALES, ANDARADE, 2011), e também na avaliação de sustentabilidade de produtos concorrentes (MUKHERJEE, SENGUPTA, SIKDAR, 2013) e seleção de recursos (LIN, 2013).

Segundo Hair *et al.* (2009) análise multivariada são técnicas estatísticas que analisam múltiplas variáveis simultaneamente, onde essas variáveis são medidas individuais ou objetos sobre investigação. Essas técnicas permitem que as empresas, instituições e pesquisadores criem conhecimento, podendo assim melhorar as tomadas de decisões. Para Corrar *et al.* (2009) as técnicas de análise multivariada influenciam não apenas os aspectos analíticos de pesquisa, mas também o planejamento, a coleta de dados e os resultados e ações de melhoria dos problemas.

A análise fatorial é uma técnica multivariada de interdependência em que todas as variáveis são simultaneamente consideradas, onde examina as relações entre as variáveis e permite verificar as inter-relações existentes entre elas, buscando a sumarização das variáveis (CORRAR *et al.*, 2009; HAIR *et al.*, 2009). A principal função desta técnica é encontrar um meio de reduzir uma grande quantidade de variáveis observadas em um conjunto menor de variáveis estatísticas, com uma perda mínima de informações (CORRAR *et al.*, 2009; HAIR *et al.*, 2009). Os fatores representam as dimensões latentes (construtos) que resumem ou explicam o conjunto de variáveis observadas (HAIR *et al.*, 2009).

Para Rodrigues (2002) e Johnson e Wickern (1992) essa técnica pretende identificar possíveis associações entre as variáveis observadas, definindo a existência de um fator comum entre elas. Assim, variáveis que compõem um determinado fator são altamente correlacionadas entre si e fracamente correlacionadas com as variáveis de outros fatores.

5 METODOLOGIA

Revista Produção Online, Florianópolis, SC, v.16, n. 1, p. 104-125, jan./mar. 2016.

A pesquisa realizada nesse artigo tem característica quantitativa, pois analisa dados numéricos, mensuráveis e não detém nenhum subjetivismo (utiliza métodos estatísticos) (MIGUEL *et al.*, 2012). A pesquisa é considerada como sendo longitudinal pelo extenso período estudado (3 triênios) e fez-se uso de dados secundários, pois os dados não foram gerados para análise direta desta pesquisa. Também é caracterizada como investigação *ex post facto* por referir-se a fatos já ocorridos e ser realizado quando o pesquisador não pode controlar ou manipular as variáveis estudadas (VERGARA, 2007).

Os dados utilizados para a pesquisa foram indicadores que podem influenciar no desempenho de cursos de pós-graduação *Stricto Sensu*. Os indicadores foram coletados em uma universidade particular brasileira e possui 15 cursos *Stricto Sensu*. Os dados coletados foram referentes aos resultados desses cursos nos últimos 3 triênios, 2004/06, 2007/09 e 2010/12, sendo esses coletados na base de dados histórica da universidade estudada.

Dos 15 cursos *Stricto Sensu* foi excluído 1 dos programas da amostra analisada, pois não possuía todos os dados que eram necessários para realização da pesquisa.

Foram utilizados dados de treze indicadores de desempenho que estão distribuídos em três dimensões de desempenho: produção científica (4 indicadores ou variáveis), formação de recursos humanos (3 indicadores ou variáveis) e captação de recursos (6 indicadores ou variáveis). Foram coletadas 126 observações, caracterizando um número amostral adequado para aplicação das técnicas estatísticas.

As variáveis selecionadas foram:

-PCA (Produção Científica - Artigos de Periódicos): números de publicações de artigos em revistas científicas por curso de pós-graduação. Considerou-se os pesos Qualis Capes de cada revistas por área de atuação do curso pós-graduação analisado;

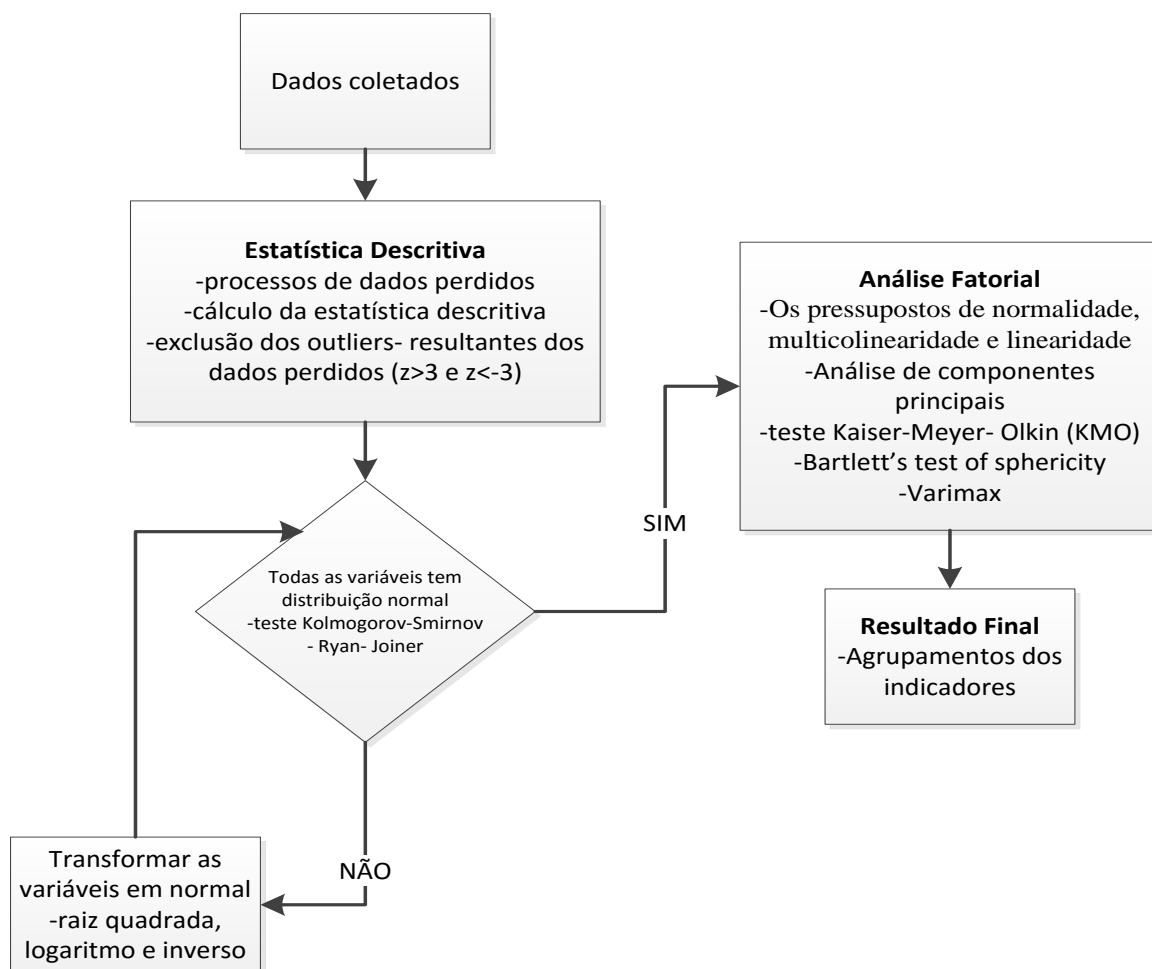
-PCE (Produção Científica - Artigos de Eventos): números de artigos publicados em eventos científicos em cada pós-graduação;

-PCL (Produção Científica –Livros): números de livros publicados em cada pós-graduação;

- PCCL (Produção Científica –Capítulos de Livros): números de capítulos de livros publicados em cada pós-graduação;
- FRHIC (Formação de Recursos Humanos – Iniciação Científica): números de alunos de iniciação científica com vínculo com os programas de pós-graduação;
- FRHMESTRES (Formação de Recursos Humanos – Mestres): números de alunos de mestrado de cada programa de pós-graduação;
- FRHDOUTORES (Formação de Recursos Humanos – Doutores): números de alunos de doutorado de cada programa de pós-graduação;
- CRCNPQ (Captação de Recursos – CNPQ): Valor de fomento disponibilizado pelo CNPQ para cada programa;
- CRCAPES (Captação de Recursos – CAPES): Valor de fomento disponibilizado pelo CAPES para cada programa;
- CRAGÊNCIAS (Captação de Recursos – Agências): Valor de fomento disponibilizado pelas Agências para cada programa;
- CRFA (Captação de Recursos – Fundação Araucária): Valor de fomento disponibilizado pelo CRFA para cada programa;
- CRFINEP (Captação de Recursos – FINEP): Valor de fomento disponibilizado pelo FINEP para cada programa;
- CROPAS (Captação de Recursos – OPAS): Valor de fomento disponibilizado pelo OPAS para cada programa;
- CROUTROS (Captação de Recursos – Outras Fontes): Valor de fomento disponibilizado por outras fontes (pessoal, contribuições de empresas) para cada programa.

Para os procedimentos e análises estatísticas (estatística descritiva e multivariada) foram utilizados dois *softwares* de apoio, que auxiliaram na interpretação dos dados. Os *softwares* utilizados foram ‘SPSS *Statistics (Statistical Package for Social Sciences)* versão 17.0’ e ‘Minitab 16’. Os processos de utilização são apresentados pela Figura 1.

Figura 1 – Processos estatísticos utilizados



Fonte: Elaborado pelos autores

A técnica utilizada para analisar os agrupamentos das variáveis foi a Análise Fatorial. A técnica de análise fatorial foi utilizada para identificar as associações entre as variáveis observadas e examinar as relações entre elas.

6 RESULTADO E DISCUSSÕES

Primeiramente foi realizada a análise de estatística descritiva, identificando os *outliers* (dados atípicos ou dados incomuns), pois esses dados podem levar a conclusões errôneas e a resultados não significativos. Na estatística descritiva foi realizado o processo de dados perdidos, substituindo os dados *missing* pelas médias gerais de cada variável. Os resultados da estatística descritiva são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 – Resultado estatística descritiva

Revista Produção Online, Florianópolis, SC, v.16, n. 1, p. 104-125, jan./mar. 2016.

Descriptive Statistics						
	N	Range	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
PCA	126	62,45	1,50	63,95	13,8762	11,79997
PCE	126	90,00	,00	90,00	22,5917	21,87400
PCL	126	33,00	,00	33,00	6,0636	6,69839
PCCL	126	36,00	,00	36,00	8,2114	8,15279
FRHIC	126	76,00	,00	76,00	14,3333	19,46114
FRHMESTRES	126	96,00	,00	96,00	18,8491	11,79884
FRHDOUTORES	126	17,00	,00	17,00	1,5472	3,06237
CRCNPQ	126	2158481,7	,00	2158481,7	112607,81	3,67361E5
CRCAPES	126	727510,45	,00	727510,45	44033,693	1,33878E5
CRAGÊNCIAS	126	176836,00	,00	176836,00	13106,238	41217,274
CRFA	126	168988,82	,00	168988,82	18079,299	36858,861
CRFINEP	126	1333333,3	,00	1333333,3	68905,738	2,22151E5
CROPAS	126	53100,00	,00	53100,00	1264,2857	8127,6955
CROUTROS	126	4065436,9	,00	4065436,9	112853,56	6,22444E5
Valid N (listwise)	126					

Fonte: Elaborado pelos autores

A Tabela 1, destaca que os desvios padrões da maioria das variáveis estão acima de 3, assim existindo dados atípicos, que influenciam nos resultados da análise final. Dessa forma é fundamental identificar e retirar esses *outliers* para que o resultado seja mais confiável.

Os *outliers* foram analisados através dos escores padronizados (Z), excluíram-se os $Z < -3$ e $Z > 3$. Foram excluídas 22 observações, ficando com uma amostra de 104 observações. A Tabela 2 apresenta a quantidade de *outliers* excluídas por cada variável e pela restrição.

Tabela 2 – Quantidade de *outliers*

Variável	Restrição (Z)	Amostras excluídas
PCA	$Z > 3$	3
	$Z < -3$	0
PCL	$Z > 3$	2
	$Z < -3$	0
PCE	$Z > 3$	1
	$Z < -3$	0
PCCL	$Z > 3$	1

	Z < -3	0
	Z > 3	0
FRHIC	Z < -3	0
	Z > 3	2
FRHMESTRES	Z < -3	0
	Z > 3	2
FRHDOUTORES	Z < -3	0
	Z > 3	0
CRCNPQ	Z < -3	0
	Z > 3	6
CRCAPES	Z < -3	0
	Z > 3	2
CRAGÊNCIAS	Z < -3	0
	Z > 3	0
CRFA	Z < -3	0
	Z > 3	3
CRFINEP	Z < -3	0
	Z > 3	0
CROPAS	Z < -3	0
	Z > 3	0
CROUTROS	Z < -3	0
TOTAL DE AMOSTRAS EXCLUÍDAS		22

Fonte: Elaborado pelos autores

Após foi realizado o teste de distribuição normal para todas as variáveis, pois os estudos de estatística multivariada que serão analisados nesse artigo têm como pressupostos que variáveis analisadas possuam tal distribuição. Foi realizado o teste de distribuição normal para as 104 amostras. A Tabela 3 apresenta o teste de distribuição normal para cada variável, o teste escolhido foi *Kolmogorov-Smirnov*.

Através da Tabela 3 pode visualizar que a única variável que detém distribuição normal é a PCA (pois $Sig \geq 0,05$, aceitando H_0 , tem distribuição normal), as outras não tem distribuição normal. Dessa forma, o pressuposto que todas as variáveis analisadas precisam ter distribuição normal não é aceita. Para a variável CROPAS não foi possível fazer a distribuição normal, assim foi excluída essa variável da base de dados.

Sendo necessário transformar as variáveis que não tem distribuição normal em variáveis que detém essa distribuição. A Tabela 4 apresenta qual teste foi utilizado em cada variável para transformar em variáveis normais, o nível de significância utilizado para a análise e o teste da distribuição normal. Segundo Corrar *et al.* (2009) e Hair *et al.* (2009) os teste utilizados para normalizar dados são a Raiz Quadrada, o Inverso e o Logaritmo.

Tabela 3 – Distribuição normal

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test			
	N	Kolmogorov-Smirnov Z	Asymp. Sig. (2-tailed)
PCA	104	1,218	-0,103
PCE	104	1,495	0,023
PCL	104	1,997	0,001
PCCL	104	1,798	0,003
FRHIC	104	3,708	0,000
FRHMESTRES	104	1,59	0,013
FRHDOUTORES	104	3,52	0,000
CRCNPQ	104	3,352	0,000
CRCAPES	104	4,02	0,000
CRAGÊNCIAS	104	5,308	0,000
CRFA	104	3,763	0,000
CRFINEP	104	5,502	0,000
CROPAS	104		
CROUTROS	104	5,138	0,000

Fonte: Elaborado pelos autores

Tabela 4 – Transformação para distribuição normal

Variável	Teste para normalizar os dados	Nível significância (%)	Teste normal
PCA	--	5	Kolmogorov-Smirnov
PCE	Raiz quadrada	5	Kolmogorov-Smirnov
PCL	Raiz quadrada	5	Kolmogorov-Smirnov
PCCL	Raiz quadrada	5	Kolmogorov-Smirnov
FRHIC	Logaritmo	5	Kolmogorov-Smirnov
FRHMESTRES	Raiz quadrada	1	Kolmogorov-Smirnov
FRHDOUTORES	Inverso	1	Kolmogorov-Smirnov
CRCNPQ	Logaritmo	5	Kolmogorov-Smirnov
CRCAPES	Inversa	5	Kolmogorov-Smirnov
CRAGÊNCIAS	Inverso	5	Kolmogorov-Smirnov
CRFA	Logaritmo	5	Kolmogorov-Smirnov
CRFINEP	Logaritmo	5	Kolmogorov-Smirnov
CROPAS	Não conseguiu fazer normal	Excluir	Kolmogorov-Smirnov
CROUTROS	Logaritmo	5	Kolmogorov-Smirnov

Fonte: Elaborado pelos autores

Após transformar as variáveis para ter distribuição normal, foi realizado a análise da técnica multivariada Análise Fatorial (AF). A AF tem como pressupostos que as variáveis sejam: *i*) normais, *ii*) multicolineares e *iii*) lineares. Os dados estudados apresentaram todos os pressupostos aceitos.

Por meio da Análise Fatorial foi possível fazer o teste de *Kaiser-Meyer-Olkin*. O teste *Kaiser-Meyer-Olkin* (*Measure of Sampling Adequacy-MSA*) (Tabela 5) permite avaliar se os dados originais viabilizam a utilização da Análise Fatorial (AF) de forma satisfatória. O teste MSA indica o grau de explicação dos dados a partir dos fatores encontrados na AF. Se o MSA indicar um grau de explicação menor do

que 0,50 significa que os fatores encontrados na AF não conseguem descrever satisfatoriamente as variações dos dados originais (CORRAR *et al.*, 2009). O estudo apresentou um MSA de 0,48, assim aproximando para 0,50, entende-se que os fatores encontrados na AF conseguem descrever satisfatoriamente as variações dos dados, porém existe um baixo poder de explicação entre fatores e as variáveis.

Tabela 5 – KMO e teste de Bartlett

KMO and Bartlett's Test	
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.	,479
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square 516,053
	Df 78
	Sig. ,000

Fonte: Elaborado pelos autores

Por meio da Tabela 5, também pode-se visualizar a esfericidade de Bartlett, que indica se existe relação suficiente entre os indicadores para aplicação da AF. Segundo Corrar *et al.* (2009) e Hair *et al.* (2009) recomenda-se que o valor de Sig. (teste de significância) não ultrapasse 0,05, para que seja possível a aplicação da AF. Assim, o nível de significância do estudo é de 0,000, sendo que o teste de esfericidade indicou que é possível a aplicação da AF nas variáveis analisadas.

A Tabela 6 apresenta a matriz Antiimagem, indicando o poder de explicação dos fatores em cada uma das variáveis analisadas. Corrar *et al.* (2009) descreve que a diagonal da parte inferior da matriz (*Antiimagem Correlation*) indica o MSA de cada variável analisada e os valores inferiores a 0,50 são considerados muito pequenos para AF.

Os valores *Antiimagem Correlatin* são apresentados na Tabela 6 em negrito. Os indicadores FRHIC, CRCNPQ, CRAGÊNCIAS, CRFA, CRFINEP apresentam MSA com valores inferiores a 0,50, dessa forma, essas variáveis não conseguem descrever de forma satisfatória os dados da AF. Os cinco indicadores não influenciam o resultado da análise fatorial, porém, quatro indicadores são de fomentos, sendo esses de grande importância para os cursos de pós-graduação.

Conforme a Tabela 7 pode-se observar que existe um alto poder de explicação do modelo, pois a maioria dos dados *extraction* estão acima de 0,70, apenas três variáveis estão abaixo de 0,70. Assim, a maioria dos indicadores consegue um poder de explicação alto, considerando todos os fatores obtidos.

A Tabela 8 demonstra que o resultado da análise fatorial consegue explicar 76% da variância dos dados originais. Assim, pode-se considerar que as variáveis analisadas conseguem explicar o resultado da AF de forma significativa. É necessário destacar que mesmo que as variáveis FRHIC, CRCNPQ, CRAGÊNCIAS, CRFA, CRFINEP individualmente não tem influencia no modelo, as variáveis quando consideradas no geral (todas as variáveis), considerando um conjunto, tem uma influencia significativa e conseguem explicar 76% dos dados originais.

Dessa forma, é necessário destacar que a técnica de AF evidencia a análise de um conjunto de variáveis (indicadores), ou seja, o resultado do conjunto de variáveis. Por esse motivo, não foram retirados as cinco variáveis (FRHIC, CRCNPQ, CRAGÊNCIAS, CRFA, CRFINEP) que obtiveram MSA inferiores que 0,5.

Considerando que os dados analisados apresentaram bons resultados por meio do conjunto de variáveis, foi possível então fazer os agrupamentos das variáveis, mostrado na Tabela 9.

Tabela 6 – Matriz Antiimagem

		Anti-image Matrices												
		PCA	PCE	PCL	PCCL	FRH MES TRE	FRHIC	FRHD OUTO RES	CRCN PQ	CRCA PES	CRAG ÉNCIA S	CRFA	CRFINEP	CROUT ROS
Anti-image	PCA	,934	,094	-,004	-,010	-,060	-,085	,057	,008	,057	,026	-,032	-,025	,042
Covarianc	PCE	,094	,730	-,033	,015	-,233	,082	,106	-,103	,196	,012	,104	-,004	,072
e	PCL	-,004	-,033	,349	-,256	-,005	,022	,019	-,003	-,004	-,014	-,024	,014	-,063
	PCCL	-,010	,015	-,256	,313	-,025	,035	,067	-,005	,000	,020	,020	-,028	,090
	FRHME STRES	-,060	-,233	-,005	-,025	,817	-,051	,001	,105	-,043	-,018	-,050	,012	,091

	FRHIC	-,085	,082	,022	,035	-,051	,680	,210	,037	,027	,074	-,146	-,089	-,072
	FRHDO UTORE S	,057	,106	,019	,067	,001	,210	,687	,031	,088	,048	,017	-,067	-,044
	CRCNP Q	,008	-,103	-,003	-,005	,105	,037	,031	,730	,128	,060	-,278	-,059	,079
	CRCAP ES	,057	,196	-,004	,000	-,043	,027	,088	,128	,549	,028	,051	-,031	,294
	CRAGÊ NCIAS	,026	,012	-,014	,020	-,018	,074	,048	,060	,028	,083	-,102	-,074	,017
	CRFA	-,032	,104	-,024	,020	-,050	-,146	,017	-,278	,051	-,102	,611	,090	,049
	CRFINE P	-,025	-,004	,014	-,028	,012	-,089	-,067	-,059	-,031	-,074	,090	,074	-,025
	CROUT ROS	,042	,072	-,063	,090	,091	-,072	-,044	,079	,294	,017	,049	-,025	,533
Anti-image Correlation	PCA	,522^a	,113	-,007	-,019	-,069	-,107	,071	,009	,079	,095	-,042	-,095	,060
	PCE	,113	,493^a	-,066	,032	-,302	,117	,150	-,142	,309	,048	,156	-,019	,116
	PCL	-,007	-,066	,549^a	-,774	-,009	,046	,038	-,005	-,009	-,085	-,052	,089	-,145
	PCCL	-,019	,032	-,774	,555^a	-,049	,075	,144	-,010	-,001	,123	,046	-,184	,220
	FRHME STRES	-,069	-,302	-,009	-,049	,613^a	-,069	,001	,136	-,064	-,069	-,070	,048	,137
	FRHIC	-,107	,117	,046	,075	-,069	,404^a	,308	,053	,044	,314	-,226	-,400	-,119
	FRHDO UTORE S	,071	,150	,038	,144	,001	,308	,586^a	,043	,143	,202	,026	-,299	-,073
	CRCNP Q	,009	-,142	-,005	-,010	,136	,053	,043	,370^a	,202	,244	-,416	-,254	,127
	CRCAP ES	,079	,309	-,009	-,001	-,064	,044	,143	,202	,503^a	,132	,088	-,157	,543
	CRAGÊ NCIAS	,095	,048	-,085	,123	-,069	,314	,202	,244	,132	,443^a	-,452	-,947	,080
	CRFA	-,042	,156	-,052	,046	-,070	-,226	,026	-,416	,088	-,452	,271^a	,426	,087
	CRFINE P	-,095	-,019	,089	-,184	,048	-,400	-,299	-,254	-,157	-,947	,426	,439^a	-,128
	CROUT ROS	,060	,116	-,145	,220	,137	-,119	-,073	,127	,543	,080	,087	-,128	,585^a

a. Measures of Sampling Adequacy(MSA)

Fonte: Elaborado pelos autores

Tabela 7 – Communalities

	Communalities	
	Initial	Extraction
PCA	1,000	,559
PCE	1,000	,757
PCL	1,000	,878
PCCL	1,000	,887
FRHMESTRES	1,000	,763
FRHIC	1,000	,623
FRHDOUTORES	1,000	,567

CRCNPQ	1,000	,692
CRCAPES	1,000	,815
CRAGÊNCIAS	1,000	,917
CRFA	1,000	,713
CRFINEP	1,000	,942
CROUTROS	1,000	,769

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Fonte: Elaborado pelos autores

Tabela 8 – Explicação do modelo

Component	Total Variance Explained								
	Initial Eigenvalues		Extraction Sums of Squared Loadings		Rotation Sums of Squared Loadings				
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Cumulative %		
1	2,483	19,102	19,102	2,483	19,102	19,102	2,163	16,637	16,637
2	2,258	17,371	36,473	2,258	17,371	36,473	1,904	14,648	31,284
3	1,614	12,413	48,887	1,614	12,413	48,887	1,728	13,293	44,577
4	1,366	10,511	59,398	1,366	10,511	59,398	1,464	11,264	55,841
5	1,093	8,407	67,805	1,093	8,407	67,805	1,332	10,249	66,090
6	1,067	8,211	76,016	1,067	8,211	76,016	1,290	9,926	76,016
7	,850	6,540	82,556						
8	,699	5,377	87,933						
9	,569	4,377	92,310						
10	,443	3,410	95,720						
11	,334	2,566	98,286						
12	,184	1,418	99,704						
13	,038	,296	100,000						

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Fonte: Elaborado pelos autores

Tabela 9 – Agrupamentos dos indicadores

	Rotated Component Matrix					
	Component					
	1	2	3	4	5	6
PCA	-,045	,093	,025	-,043	-,029	,738
PCE	-,220	,132	,261	,063	,760	-,202
PCL	,050	,933	-,030	,028	,064	-,002
PCCL	,102	,916	-,177	-,004	,073	,015
FRHMESTRES	,100	,036	-,285	-,057	,808	,121
FRHIC	,295	-,154	,097	,130	-,033	,696
FRHDOUTORES	,394	-,301	,293	-,203	-,204	-,391

CRCNPQ	-,005	,071	,174	,807	,007	-,074
CRCAPES	,030	,068	-,866	-,215	-,112	-,010
CRAGÊNCIAS	,946	,095	,021	,093	-,009	,062
CRFA	,072	-,040	-,092	,821	-,007	,151
CRFINEP	,958	,091	,068	,003	-,047	,102
CROUTROS	,171	-,158	,810	-,124	-,184	,098

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

a. Rotation converged in 6 iterations.

Fonte: Elaborado pelos autores

A Tabela 9 apresenta a *Rotated Component Matrix*, onde tem-se a classificação dos indicadores em cada um dos fatores. Os indicadores presentes em cada um dos fatores estão em negrito. Assim pode-se observar que:

- Fator 1: FRHDOUTORES, CRAGÊNCIAS, CRFINEP;
- Fator 2: PCL, PCCL2;
- Fator 3: CRCAPES, CROUTROS;
- Fator 4: CRCNPQ, CRFA;
- Fator 5: PCE2, FRHMESTRES2;
- Fator 6: PCA, FRHIC.

O primeiro fator foi interpretado como sendo o “Doutorado”, o segundo como “Livros”, o terceiro e o quarto “Fomento 1” e “Fomento 2”, respectivamente, o quinto como sendo “Mestrado” e o sexto como “Publicação artigo”.

O fator “Doutorado” é responsável por 17% da variância explicada. Esse fator é representado pelos indicadores FRHDOUTORES, CRAGÊNCIAS e CRFINEP, apresentando que o número de alunos no doutorado das pós-graduações estudadas tem influencia direta com as agências de fomentos e o FINEP. Podendo ser explicado pelo fato de que a maioria dos alunos de doutorado nessa instituição possuem bolsas de estudos referentes a projetos.

O fator “Livros” é responsável por 15% da variância explicada. Os indicadores PCL e PCCL que fazem parte nesse fator descrevem o número de capítulos de livros e de publicações de livros realizadas nas pós-graduações. Esse agrupamento pode ser justificado, pois a publicação de um capítulo de livro pode iniciar um procedimento de desenvolvimento tendo como resultado a publicação de um livro.

Os fatores “Fomento 1” e “Fomento 2” descrevem os indicadores relacionados com os fomentos. No “Fomento 1” as variáveis são CRCAPES, CROUTROS,

responsável por 13% da variância explicada e no “Fomento 2” as variáveis são CRCNPQ, CRFA, responsável por 11% da variância explicada. Os agrupamentos dos dois fatores podem ser justificados, pois todas as variáveis descrevem os fomentos obtidos pelas pós-graduações estudadas.

O fator “Mestrado” contém as variáveis PCE, FRHMESTRES, responsável por 10% da variância explicada. Esse fator descreve que o número de alunos no mestrado das pós-graduações estudadas tem influência direta com a quantidade de publicações científica em eventos. A maioria dos alunos de mestrados pode publicar uma quantidade maior de artigos científicos em eventos do que em revistas, pois o mestrado é considerado como um curso de curta duração, assim, o aluno pode não ter um tempo adequado para elaborar pesquisas e trabalhos mais consistentes.

O fator “Publicação artigo” é responsável por 10% da variância explicada e as variáveis que foram agrupadas nesse fator foram PCA, FRHIC. A quantidade de artigos publicados em revistas tem relação com a quantidade de alunos de iniciação científica. Pode-se entender que a quantidade de FRHIC aumenta, pois teve-se um aumento em projetos e esses projetos provavelmente são coordenados ou tem-se na sua equipe de professores pelo menos um professor do corpo docente da pós-graduação. Assim, esses projetos resultam em eficientes resultados com trabalhos e pesquisas mais consistentes.

7 CONCLUSÃO

O presente trabalho relatou uma análise para determinar como os 14 indicadores analisados no ensino superior de *Stricto Sensu* são agrupados. A análise foi realizada por meio da técnica estatística multivariada Análise Fatorial.

Os dados analisados sobre as pós-graduações estudadas descrevem satisfatoriamente as variações dos dados, porém existe um baixo poder de explicação entre fatores e as variáveis. Os seis fatores resultantes conseguem explicar 76% da variância dos dados originais.

Análise realizada por meio da Análise Fatorial pode ser considerada satisfatória para descrever os agrupamentos das variáveis. Os 6 fatores foram denominados como: “Doutorado”, “Livros”, “Fomento 1”, “Fomento 2”, “Mestrado” e “Publicação artigo”.

Uma proposta para futuros trabalhos seria realizar um agrupamento entre as variáveis de fomento, as 6 variáveis sendo agrupadas em 1 variável, pois os valores que explicam cada fator apresentam valores inferiores 17%, sendo esse um valor considerado baixo, o melhor seria que os valores fossem mais altos, tendo um poder de explicação maior. Outra proposta seria utilizar outras técnicas de estatística multivariada como o *Cluster*, para determinar as variáveis semelhantes para serem agrupadas e também a Regressão Linear Múltipla, para determinar quais variáveis podem influenciar no conceito Capes e o seu impacto sobre o conceito.

AGRADECIMENTOS

Agradecimentos à CAPES pelo apoio financeiro dado ao desenvolvimento das atividades científicas.

REFERÊNCIAS

- ABREU, A. F.; GONÇALVES, C. M.; PAGNOZZI, L. Tecnologia da informação e educação corporativa: contribuições e desafios da modalidade de ensino-aprendizagem à distância no desenvolvimento de pessoas. **Revista PEC Programa de Educação Corporativa**. Curitiba, n 1, v.3, p.47-58, jan./ dez. 2003.
- AZOFRA, V.; PRIETO B.; SANTIDRIÁN, A. The usefulness of a performance measurement system in the daily life of an organization: a note on a case study. **The British Accounting Review**, v. 35, n. 4, p. 367-384, 2003. [http://dx.doi.org/10.1016/S0890-8389\(03\)00058-1](http://dx.doi.org/10.1016/S0890-8389(03)00058-1)
- BLEWITT, J. Higher education for a sustainable world. **Education + Training**, v. 52, n. 6/7, p. 477-488, 2010. <http://dx.doi.org/10.1108/00400911011068432>
- BOYER, E. L. **Scholarship Reconsidered: priorities of the professoriate**. California: The Carnegie Foundation for The Advancement of Teaching, p.15-25. 1997.
- BRANCO, M.; LAMBIASE, D.; MATTIODA, P.; OLIVEIRA, G.; TEIXEIRA, R. Co-produção de serviço na pós-graduação: uma análise do comportamento do mestrando no contexto brasileiro. **Revista Produção Online**, v. 14, n. 1, p. 294-320, 2014. <http://dx.doi.org/10.14488/1676-1901.v14.i1.1597>
- CHEUNG, S. O.; WONG, P. S. P.; LAM, A. L. An investigation of the relationship between organizational culture and the performance of construction organizations. **Journal of**
Revista Produção Online, Florianópolis, SC, v.16, n. 1, p. 104-125, jan./mar. 2016.

Business Economics and Management, Vol.13, No. 4, pp. 688-701, 2012.

<http://dx.doi.org/10.3846/16111699.2011.620157>

CORRAR, L. J.; PAULO, E.; DIAS FILHO, J. M. **Análise multivariada para os cursos de administração, ciências contábeis e economia**. São Paulo: Atlas, 2009.

DIAS, S. L. V.; CAULLIRAUX, H. M.; ANTUNES JR, J. A. V.; LACERDA, D. P. Alinhamento entre sistemas de produção, custo e indicadores de desempenho: um estudo de caso.

Revista Produção Online, v. 7, n. 2, p. 144-169, 2007. <http://dx.doi.org/10.14488/1676-1901.v7i2.72>

ENSSLIN, L.; ENSSLIN, S.R.; DUTRA, A.; PETRI, S.M. **Identificando e analisando problemas de performance: o uso da avaliação de desempenho (Feedback, Coaching e Counseling) para melhorar a produtividade dos empregados**. (Apostila da disciplina EPS 7007 – Avaliação de Desempenho; 1º semestre, 2007; Florianópolis – UFSC, 2007.

FONSECA, F. E. A.; ROZENFELD, H. Medição de desempenho para a gestão do ciclo de vida de produtos: uma revisão sistemática da literatura. **Revista Produção Online**, v. 12, n. 1, p. 159-184, 2012. <http://dx.doi.org/10.14488/1676-1901.v12i1.853>

FROST, B. **Performance Metrics: The New Strategic Discipline**. Chicago: Strategy & Leadership, a publication of Strategic Leadership Forum, pp. 34-35, May-Jun, 1999.

GONÇALVES, C. M.; COLAUTO, R. D.; BEUREN, I. M. Proposta de indicadores para sistema de inteligência competitiva em instituição de ensino superior. **Revista Produção Online**, v. 7, n. 1, 2007. <http://dx.doi.org/10.14488/1676-1901.v7i1.95>

GONZÁLEZ-BAÑALES, D. L.; ANDARADE, H. P. B. Exploring business competitiveness in high technology sectors: an empirical analysis of the Mexican software industry. **Journal of Information Systems and Technology Management**, Vol. 8, No. 2, pp. 269-290, 2011. <http://dx.doi.org/10.4301/S1807-17752011000200001>

HAIR, F. J.; BLACK, W. C.; BABIN, B.; ANDERSON, R. E.; TATHAN, R. L. **Multivariate Data Analysis**. 7th ed. New Jersey: Prentice Hall, 2009.

JOHNSON, R.; WICHERN, D. **Applied multivariate statistical analysis**. New Jersey: Prentice Hall, 1992.

KEENEY, R. L. **Value-focused thinking: a path to creative decision making**. Harvard University Press, London, 1992.

KRÜGER, E. M. **Proposta de um modelo de estratégia de operações de serviço para o ensino superior de pós-graduação**. Curitiba: PUCPR, 2013. 195 p. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2013.

LEAL FILHO, W. Sustainability and university life. **International Journal of Sustainability in Higher Education**, v. 1, n. 2, p. 168-181, 2000. <http://dx.doi.org/10.1108/ijshe.2000.24901aee.005>

LIN, H. Feature selection based on cluster and variability analyses for ordinal multi-class classification problems. **Knowledge-Based Systems**, Vol. 37, pp. 94–104, 2013. <http://dx.doi.org/10.1016/j.knosys.2012.07.018>

Revista Produção Online, Florianópolis, SC, v.16, n. 1, p. 104-125, jan./mar. 2016.

MICHAEL, S. O. American higher education system: consumerism versus professorialism. **International Journal of Educational Management**, v. 11, n. 3, p. 117-130, 1997. <http://dx.doi.org/10.1108/09513549710164014>

MIGUEL, P. A. C.; FLEURY, A.; NAKANO, D. N.; TURRIONI, J. B.; HO, L. L.; MORABITO, R.; MARTINS, R. A.; PUREZA, V. **Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2012.

MUKHERJEE, R.; SENGUPTA, D.; SIKDAR, S. K. Parsimonious use of indicators for evaluating sustainability systems with multivariate statistical analyses. **Clean Techn Environ Policy**, Vol. 15, pp. 699–706, 2013. <http://dx.doi.org/10.1007/s10098-013-0614-6>

Neely, A. **Measuring business performance**: The Economics. London, c.3, p.70-89, 1998.

NEELY, A; GREGORY, M.; PLATTS, K. Performance measurement system design: a literature review and research agenda. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 25, n. 12, p. 1228-1263, 2005. <http://dx.doi.org/10.1108/01443570510633639>

PITTAWAY L., HANNON P. Institutional strategies for developing enterprise education. A review of some concepts and models. **Journal of Small Business and Enterprise Development**, v. 15, n. 1, p. 202-226, 2008. <http://dx.doi.org/10.1108/14626000810850937>

RADNOR, Z. J., BARNES, D. Historical analysis of performance measurement and management in operations management. **International Journal of Productivity and Performance Management**, v. 56, n.5/6, p. 384-396, 2007. <http://dx.doi.org/10.1108/17410400710757105>

RODRIGUES, M. C. P. Potencial de desenvolvimento dos municípios Fluminenses: uma metodologia alternativa ao IQM, com base na análise fatorial exploratória e na análise de clusters, **Caderno de Pesquisas em Administração**, Vol. 9, No. 1, pp. 75-89, 2012.

RUMMLER, G. A., BRANCHE, A. P. **Melhores desempenhos das empresas**: uma abordagem prática para transformar as organizações através da reengenharia. São Paulo: Makron Books, 1994.

SCHOLZ, R. W. et al. Higher education as a change agent for sustainability in different cultures and context. **International Journal of Sustainability in Higher Education**, v. 9, n. 3, p. 317-338, 2008. <http://dx.doi.org/10.1108/14676370810885916>

SKINNER, W. The productivity paradox. **Management Review**, v. 75, p. 41-45, 1986.

VERGARA, S. C. **Projetos e relatórios de pesquisa em administração**. São Paulo: Atlas, 2007.



Artigo recebido em 05/12/2014 e aceito para publicação em 11/12/2014
DOI: <http://dx.doi.org/10.14488/1676-1901.v16i1.1934>

