

## ANÁLISE DE DESEMPENHO DE CURSOS DE PÓS-GRADUAÇÃO UTILIZANDO MAPAS AUTO-ORGANIZÁVEIS PARCIAIS

Flavius L. Gorgônio<sup>1</sup> e José Alfredo F. Costa<sup>2,3</sup>

<sup>1</sup>Departamento de Ciências Exatas e Aplicadas, Centro de Ensino Superior do Seridó, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Campus Universitário, CEP 59.300-000, Caicó, RN

<sup>2</sup>Departamento de Engenharia Elétrica, Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Campus Universitário, CEP 59.072-970, Natal, RN

<sup>3</sup>School of Electrical and Electronic Engineering, The University of Manchester,  
Sackville Street, Manchester, UK, M60 1QD  
[flavius@cerescaico.ufrn.br](mailto:flavius@cerescaico.ufrn.br); [alfredo@ufrnet.br](mailto:alfredo@ufrnet.br)

**Abstract** – Despite government agencies use well-defined criteria for evaluation of post-graduated programs, some metrics have been proposals in the direction to provide a more qualitative evaluation. This work proposes the use of self-organizing maps over partial subset of data to identify positive and negative points in each program.

**Keywords** – Cluster analysis, self-organizing maps, evaluation of postgraduate programs

**Resumo** – Embora a CAPES possua critérios bem definidos para avaliação de programas de pós-graduação, diversas métricas têm sido propostas no sentido de fornecer uma avaliação mais qualitativa e menos baseada em números. Este trabalho sugere a utilização de mapas auto-organizáveis sobre subconjuntos parciais dos dados, buscando identificar pontos positivos e deficiências existentes em cada programa.

**Palavras-chave** – Análise de agrupamentos, mapas auto-organizáveis, avaliação de cursos de pós-graduação

### 1. Introdução

Um processo de avaliação institucional constitui-se em um conjunto de mecanismos para avaliar instituições de ensino, públicas e privadas, com o objetivo de melhorar a qualidade de ensino e pesquisa. Em todo o mundo, governos e entidades privadas utilizam-se de indicadores que permitam mensurar o desempenho de suas instituições de ensino, de forma a garantir um nível satisfatório de eficiência [1], [2].

Recentemente, o governo brasileiro tem investido com afinco na criação de novos mecanismos de avaliação de ensino, possibilitando monitorar com maior eficiência a educação no país. São exemplos desses mecanismos: o SAEB (Sistema de Avaliação da Educação Básica), o ENEM (Exame Nacional do Ensino Médio) e o ENADE (Exame Nacional de Desempenho dos Estudantes), que substituiu o ENC (Exame Nacional de Cursos, popularmente conhecido como Provão) e foi criado para avaliar os cursos superiores de graduação.

O sistema de avaliação dos cursos de pós-graduação é coordenado pela CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior), tendo sido implantado em 1976. Desde então, tal sistema de avaliação, que vem sendo continuamente aperfeiçoado, serve de instrumento para a comunidade universitária na busca de um padrão de excelência acadêmica para os mestrados e doutorados nacionais [3].

Apesar dos seus resultados ainda serem vistos com respeito dentro da comunidade acadêmica e servirem como base para a formulação de políticas para a área de pós-graduação, bem como para o

dimensionamento das ações de fomento fornecidas pelo órgão [3], as críticas e controvérsias enfrentadas por este sistema de avaliação têm sido alvo de várias pesquisas [4-6].

As principais críticas sobre a forma de avaliação da CAPES ressaltam que o processo é demasiadamente quantitativo, chegando a criar um ranking das instituições; que incentiva a competitividade entre as instituições, ao invés da colaboração e que é muito focado na pesquisa, não levando em conta outros aspectos importantes como ensino e extensão.

Uma alternativa para essa abordagem é a utilização de técnicas que permitam não apenas atribuir uma nota ao programa de pós-graduação analisado, mas entender em uma análise mais profunda, as razões que levaram à atribuição daquela nota. A utilização de algoritmos de análise de agrupamentos para comparar instituições de ensino tem sido utilizada em trabalhos recentes [7], [8]. Tal abordagem permite identificar instituições que possuam características em comum e que, por conseguinte, apresentem perfis semelhantes.

Este trabalho apresenta uma ferramenta que permite analisar o desempenho dos cursos de pós-graduação dentro do processo de avaliação da CAPES, sob a ótica da análise de agrupamentos. Para efeito de comparação, foram utilizados os mesmos critérios que a CAPES utiliza em seu processo de avaliação, sendo que ao invés de unificar todos os resultados em um único conceito, cada um dos aspectos foi analisado individualmente, resultando em uma análise mais rica em detalhes.

O restante do artigo está organizado como descrito a seguir. A sessão 2 detalha o processo de avaliação da CAPES. A sessão 3 aborda os mapas auto-organizáveis. A sessão 4 apresenta a metodologia utilizada nos experimentos, cujos resultados são apresentados na sessão 5. A última sessão apresenta as conclusões do trabalho.

## 2. Processo de Avaliação da CAPES

A CAPES é o órgão responsável pela avaliação dos cursos de pós-graduação *stricto sensu* (mestrado e doutorado) e da pesquisa científica e tecnológica no Brasil. A CAPES cumpre um papel de fundamental importância para o desenvolvimento da pós-graduação no País, através de ações que incluem a avaliação dos cursos de pós-graduação; o acesso e divulgação da produção científica; investimentos na formação de recursos humanos de alto nível no país e exterior e promoção da cooperação científica internacional [3].

A avaliação dos cursos de pós-graduação é realizada inicialmente por uma Comissão de Avaliação (CA), que produz um relatório contendo um conjunto de conceitos para cada um dos itens avaliados. Os conceitos variam dentro de uma escala de valores: MB – Muito Bom, B – Bom, R – Regular, F – Fraco, D – Deficiente e NA – Não Aplicável. Além disso, o relatório inclui uma justificativa para cada conceito atribuído. Em uma segunda avaliação, realizada posteriormente, o Comitê Técnico Científico (CTC) analisa o relatório produzido pela CA e valida o parecer proposto, podendo inclusive, aumentar ou diminuir o conceito que foi atribuído.

A coleta dos dados é feita todos os anos, porém os resultados são consolidados e publicados a cada três anos, quando é feita a renovação de reconhecimento dos cursos. Assim, os dados publicados no relatório trienal 2007 e que foram utilizados nos experimentos, são referentes ao período de 2004 a 2006. A nota final atribuída ao programa é expressa através de um valor que varia entre 1 e 7, mas apenas os cursos com nota entre 3 e 7 são recomendados pela CAPES. As notas fornecidas pela CA e pelo CTC não foram consideradas durante o processo de análise dos dados.

A base de dados considerada nos experimentos realizados neste trabalho inclui apenas os resultados individuais dos cursos de pós-graduação da área de Ciência de Computação. Foram analisadas 39 instituições, sendo considerados 21 atributos de cada uma delas. Os atributos são divididos em 5 grupos (ou quesitos), que possuem diferentes pesos na avaliação final, conforme descritos na Tabela 1.

Durante a fase de pré-processamento dos dados, houve a necessidade de conversão dos valores categóricos em valores numéricos. Como os valores categóricos estão distribuídos em uma escala ordenada, a conversão é feita simplesmente substituindo cada valor categórico por um valor inteiro, obedecendo à escala original. Assim, os valores finais após a conversão são: Muito Bom – 5, Bom – 4, Regular – 3, Fraco – 2, Deficiente – 1. Onde havia o conceito NA – Não Aplicável, a instituição foi

desconsiderada na análise total, tendo sido considerada apenas nas análises parciais onde possuía todas as notas.

### 3. Mapas Auto-Organizáveis

Os mapas auto-organizáveis (*self-organizing maps* – SOM) constituem uma classe de rede neural, de aprendizado não supervisionado, conhecidas como redes competitivas [9]. Neste tipo de rede, todos os neurônios (unidades básicas de processamento da rede) recebem o mesmo estímulo de entrada e competem entre si para identificar que é o vencedor. Os mapas auto-organizáveis têm sido amplamente utilizados em tarefas de classificação automática de dados, visualização de dados de dimensão elevada e na redução de dimensionalidade.

**Tabela 1** – Descrição e peso dos atributos da base de dados CAPES.

Quesitos e Atributos	Pesos
<b>Proposta do programa</b>	<b>0%</b>
a1: áreas de concentração, linhas de pesquisa, projetos	0%
a2: estrutura curricular	0%
a3: infra-estrutura para ensino, pesquisa e extensão	0%
<b>Corpo docente</b>	<b>25%</b>
a4: formação do corpo docente (formação, experiência, etc.)	25%
a5: adequação do corpo docente permanente	20%
a6: perfil e compatibilidade do corpo docente com a proposta do programa	15%
a7: atividade docente e distribuição da carga letiva	10%
a8: participação dos docentes no ensino e pesquisa da graduação	10%
a9: participação dos docentes em pesquisas e desenvolvimento de projetos	20%
<b>Corpo discente, teses e dissertações</b>	<b>30%</b>
a10: orientação de teses e dissertações concluídas	25%
a11: relação orientador/discente	10%
a12: participação discente na produção científica	10%
a13: qualidade das teses e dissertações em relação à publicações	25%
a14: outros indicadores de qualidade das teses e dissertações	20%
a15: eficiência do programa (tempo de formação e percentual de bolsistas)	10%
<b>Produção intelectual</b>	<b>35%</b>
a16: publicações qualificadas por docente permanente	75%
a17: distribuição das publicações qualificadas em relação ao corpo docente	20%
a18: outras produções consideradas relevantes	5%
<b>Inserção social</b>	<b>10%</b>
a19: inserção e impacto regional/nacional	40%
a20: integração e cooperação com outros programas	30%
a21: visibilidade do programa	30%

A arquitetura de uma rede neural do tipo SOM é extremamente simples, consistindo apenas de duas camadas de neurônios. A primeira camada de entrada, composta por um vetor com  $p$  neurônios, representa a dimensionalidade do conjunto de entrada (ou seja, a quantidade de atributos da tabela de dados). Cada neurônio de entrada está conectado a todos os neurônios da camada seguinte. A segunda camada, também conhecida como camada de saída, representa o mapa onde o conjunto de entrada será projetado, sendo composta por um conjunto de neurônio, normalmente dispostos na forma de um vetor (unidimensional) ou de uma matriz (bidimensional), onde cada neurônio está conectado apenas aos seus vizinhos.

Durante a etapa de treinamento de uma rede neural do tipo SOM, cada representante do conjunto de entrada é selecionado aleatoriamente e apresentado à camada de entrada da rede. Uma função de ativação calcula a semelhança entre o vetor de entrada e todos os neurônios do mapa. O neurônio da camada de saída que se apresentar como mais similar ao neurônio de entrada é declarado vencedor e os

seus pesos sinápticos, assim como os dos seus vizinhos, são realçados. O processo se repete com os demais vetores do conjunto de entrada, por várias épocas, até que a rede esteja treinada.

Uma forma comumente utilizada para visualizar os resultados obtidos em um processo de análise de agrupamentos que utiliza o algoritmo SOM é através da matriz de distâncias unificadas [10], ou matriz-U, como é mais conhecida. A matriz-U representa distâncias entre os neurônios vizinhos do vetor de referência através de uma escala de níveis de cinza, de forma que neurônios próximos (semelhantes entre si) são representados por cores claras, enquanto neurônios distantes são representados por cores escuras. Assim, é possível identificar os grupos detectados pelo algoritmo analisando as regiões adjacentes que possuem tonalidades próximas. Posteriormente, pode-se utilizar outro algoritmo de segmentação (por exemplo, o K-Means) sobre o mapa treinado, a fim de facilitar a visualização dos resultados [11].

#### 4. Metodologia Utilizada

Os experimentos realizados com a base de dados CAPES tiveram como objetivo demonstrar a importância das análises parciais proporcionadas pela abordagem proposta em relação à análise simultânea de todos os atributos. O experimento demonstra que a utilização de mapas parciais, contendo um determinado subconjunto de atributos relacionados entre si, permite uma interpretação semântica mais rica do conjunto de dados analisado.

Durante os testes realizados, a base de dados foi dividida verticalmente em 5 subconjuntos, de acordo com os aspectos propostos pela CAPES: i) proposta do programa; ii) corpo docente; iii) corpo discente, teses e dissertações; iv) produção intelectual e v) inserção social. Tal partição buscou manter juntos os atributos inter-relacionados na avaliação original, de forma a dar um conteúdo semântico à interpretação dos mapas. Essa abordagem permitiu comparar as instituições a partir dos mesmos quesitos avaliados pela CAPES e foi possível detectar pontos fortes e pontos fracos das instituições a partir desses critérios. Os resultados foram comparados com a abordagem tradicional, com todas as variáveis consideradas simultaneamente, de forma a apresentar as vantagens de utilização da arquitetura proposta.

Todos os experimentos foram efetuados utilizando-se o pacote SOM Toolbox 2.0 [11], disponível em <http://www.cis.hut.fi/projects/somtoolbox/download/>. O tamanho do mapa e os parâmetros de treinamento foram automaticamente definidos pela ferramenta, a partir de uma análise estatística dos dados de entrada e estão descritos na Tabela 2.

**Tabela 2** – Parâmetros de treinamento do algoritmo SOM.

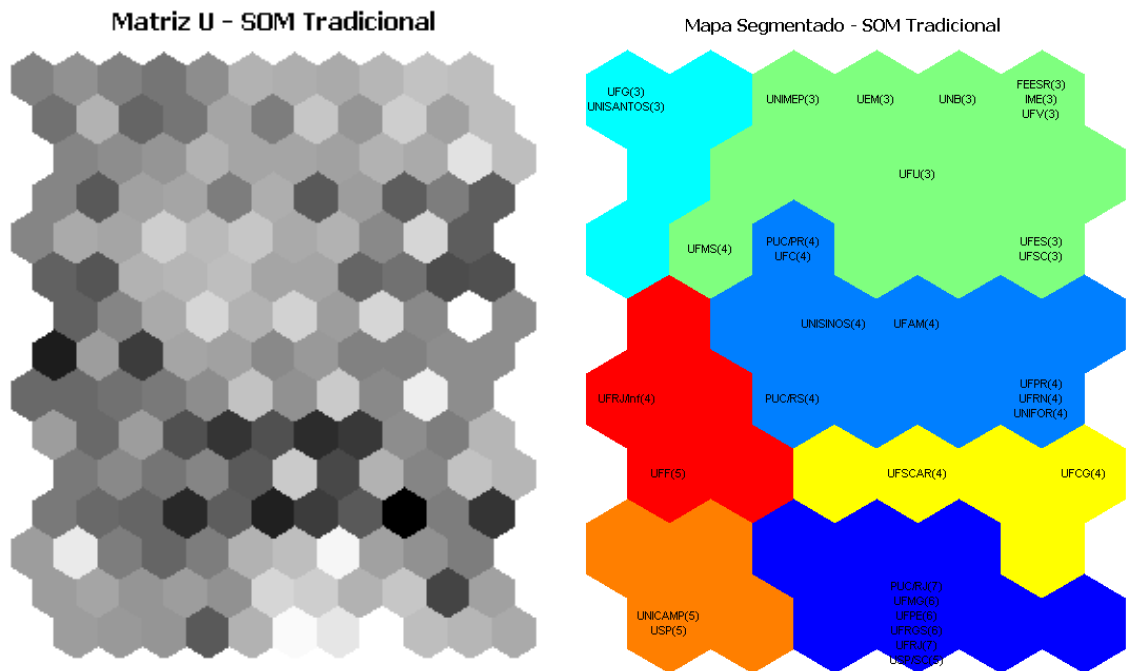
Aspecto Analisado	Tamanho do Mapa	Fase de Aproximação			Fase de Ajuste Fino		
		$\sigma_{inicial}$	$\sigma_{final}$	épocas	$\sigma_{inicial}$	$\sigma_{final}$	épocas
SOM tradicional	8 x 6	1	1	15	1	1	60
Proposta do programa	8 x 6	1	1	13	1	1	50
Corpo docente	8 x 6	1	1	13	1	1	50
Corpo discente	8 x 6	1	1	15	1	1	60
Produção intelectual	8 x 6	1	1	13	1	1	51
Inserção social	8 x 6	1	1	13	1	1	52

#### 5. Resultados Obtidos

Inicialmente, os dados foram analisados com o algoritmo SOM tradicional, considerando-se simultaneamente todos os atributos, conforme descrito em outros trabalhos na literatura. Os resultados obtidos são representados na Figura 1, demonstrando que o algoritmo SOM consegue interpretar corretamente os resultados atribuídos pelos avaliadores, separando adequadamente as instituições de acordo com os conceitos recebidos. Os valores entre parênteses correspondem às notas finais atribuídas pelo CTC a cada instituição. Esses valores, assim como a nota final atribuída pela CA, não foram utilizados durante a análise dos dados pelo algoritmo.

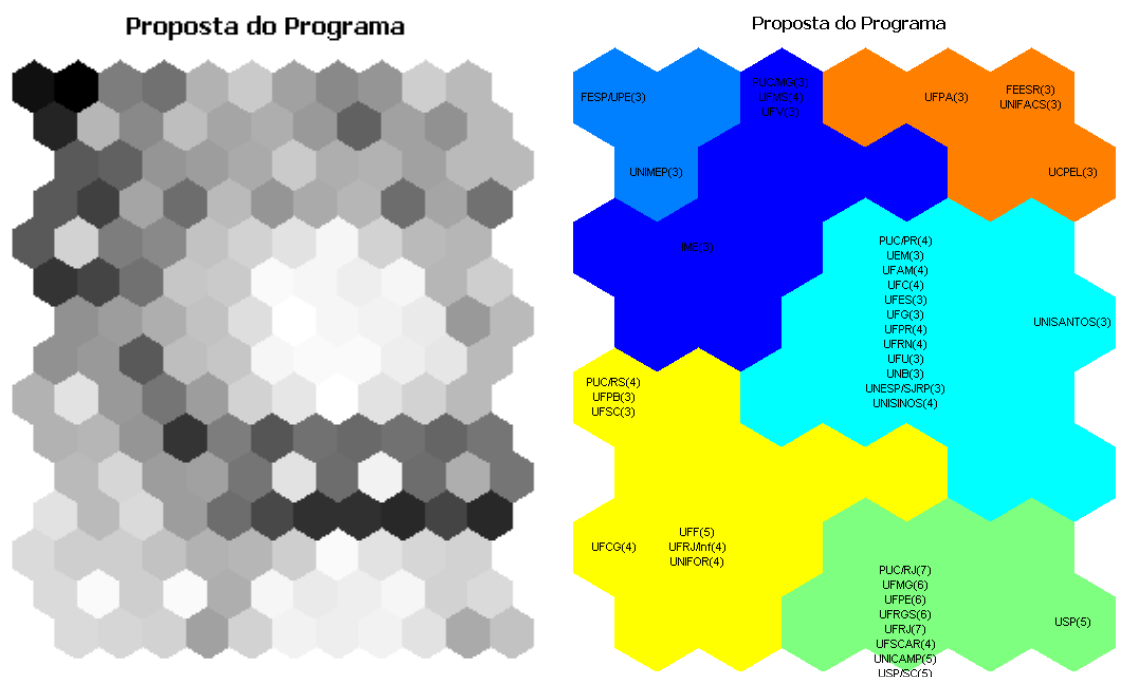
Apesar de apresentar bons resultados, a abordagem tradicional não permite avaliar os resultados obtidos em cada um dos aspectos analisados. Por exemplo, se a UFF, a UNICAMP, a USP e a USP/SC apresentam o mesmo conceito 5, por que não pertencem ao mesmo agrupamento? O que diferencia o

programa de cada uma dessas instituições? Quais seus pontos fortes e pontos fracos? São essas questões que podem ser melhor analisadas com a avaliação parcial proposta neste trabalho.



**Figura 1** – Matriz U e mapa segmentado com o algoritmo SOM tradicional.

A Figura 2 apresenta os resultados da análise parcial sobre os atributos correspondentes ao quesito ‘Proposta do Programa’. É importante observar que, apesar desse aspecto ter peso 0.0% na atribuição da nota final, há uma clara relação entre as instituições que possuem as melhores propostas e as que foram mais bem avaliadas. Além disso, ele permite identificar como estão distribuídas as linhas de pesquisa da instituição, além da estrutura curricular e da infra-estrutura fornecida pelo programa.



**Figura 2** – Matriz U e mapa segmentado do aspecto Proposta do Programa.

Também é possível observar algumas particularidades do tipo: a UFSCAR, apesar de possuir conceito 4, possui excelente proposta, equivalente às das melhores instituições do país, uma vez que obteve conceito MB em todos os itens. Já a UFMS, apesar de também ter conceito 4, é mais fraca nesse aspecto, o que pode ser comprovado a partir das notas atribuídas pela CAPES.

Outro ponto a destacar a favor das análises parciais é a possibilidade de avaliar bases de dados parcialmente incompletas. Algumas instituições receberam conceito NA (Não Aplicável) em aspectos como ‘Corpo Docente’, ‘Produção Intelectual’ e ‘Inserção Social’, por terem programas recentes e ainda sem alunos concluintes. Essas instituições foram eliminadas da base de dados durante o processo de análise com o algoritmo SOM tradicional, mas puderam ser consideradas nas análises parciais durante a avaliação dos demais aspectos. As instituições FESP/UPE, PUC/MG, UCPEL, UFPA, UFPB, UNESP/SJRP e UNIFACS incluem-se nessa categoria e estão representadas na Figura 2.

A Figura 3 apresenta os resultados da análise parcial sobre os atributos correspondentes ao quesito ‘Corpo Docente’. Nesse caso, é possível identificar instituições tradicionais que, mesmo recebendo uma boa avaliação por parte da CAPES, foram questionadas no próprio relatório produzido pela CA em relação às deficiências neste aspecto. Além disso, o resultado parcial ajuda a entender porque instituições como a UFF e a USP, apesar de terem recebido conceito 5 pela comissão de avaliação, os conceitos obtidos no aspecto ‘Corpo Docente’ as distanciam de outras instituições com nota final equivalente, como a UNICAMP e da USP/SC.

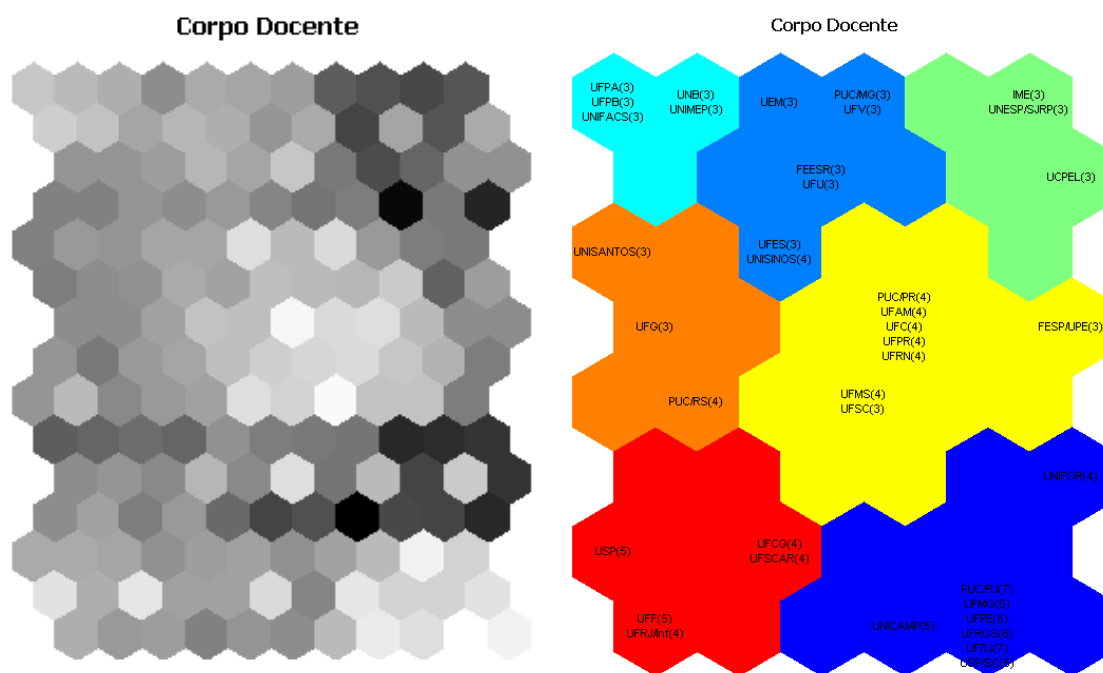
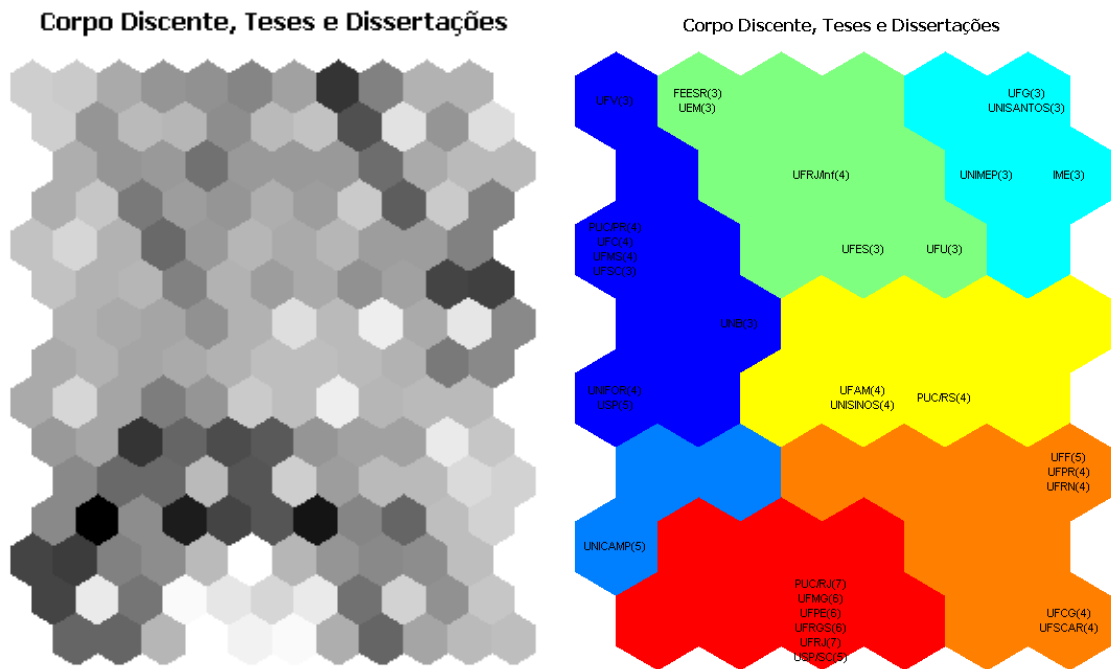


Figura 3 – Matriz U e mapa segmentado do aspecto Corpo Docente.

Instituições como a UFSC, a UFCG, a UFSCAR, a UFRJ/Inf e a UNICAMP obtiveram destaque neste aspecto, obtendo uma avaliação superior a outras instituições de mesma categoria. É interessante observar que destas, a UFSC, a UFCG, a UFRJ/Inf e a UNICAMP tiveram nota final reduzida pelo CTC em relação à nota publicada pela CA.

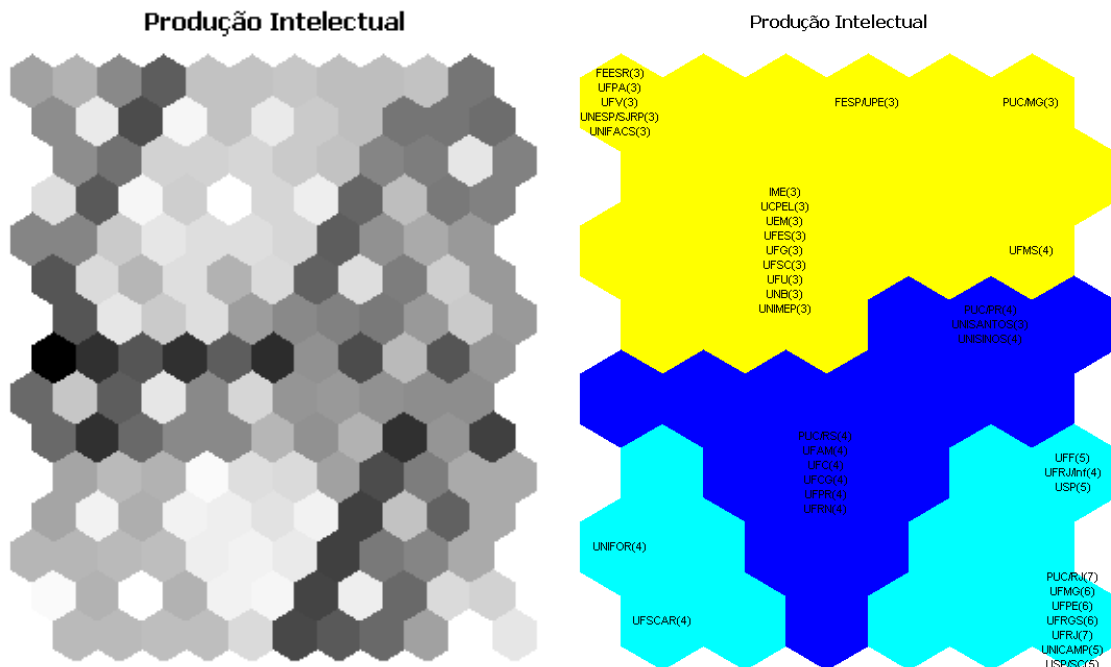
A Figura 4 apresenta os resultados da análise parcial sobre os atributos correspondentes ao quesito ‘Corpo Docente, Teses e Dissertações’. Nesse aspecto, é possível verificar que as instituições estão representadas de forma mais dispersa ao longo do mapa, o que caracteriza pouca similaridade entre elas e a existência de agrupamentos menos homogêneos.

Há vários casos de instituições com desempenho inferior a outras instituições de mesma categoria (UFRJ/Inf, USP, UFF, PUC/PR, UFC, UFMS) e outros casos de instituições com desempenho superior à categoria (UNB, UNIFOR, UFSC, UFCG, UFSCAR). A UFRJ/Inf, USP, PUC/PR e UFMS foram criticadas neste aspecto em seus respectivos relatórios de avaliação.



**Figura 4** – Matriz U e mapa segmentado do aspecto Corpo Docente, Teses e Dissertações.

A Figura 5 apresenta os resultados da análise parcial sobre os atributos correspondentes ao quesito ‘Produção Intelectual’. Nesse aspecto, ao contrário do anterior, as instituições estão mais bem agrupadas, embora exista certo grau de heterogeneidade entre os elementos dentro dos três agrupamentos que foram detectados. Em parte, isso é provocado pelo fato do primeiro atributo desse aspecto ter peso igual a 0.75, sendo bastante superior aos demais, conforme pode ser visto na Tabela 1.



**Figura 5** – Matriz U e mapa segmentado do aspecto Produção Intelectual.

Finalmente, a Figura 6 apresenta os resultados da análise parcial sobre os atributos correspondentes ao quesito ‘Inserção Social’. Esse aspecto mede a importância social e atuação do programa a nível regional, nacional e internacional. Destaque para a UFCG e a USP, que possuem importância social bastante superior às da mesma categoria. Outras instituições como UFU, UNIFACS e

UNIMEP também forma bem avaliadas. UNISINOS e UFRJ/Inf precisam melhorar nesse aspecto, em relação a outras instituições de mesma categoria.

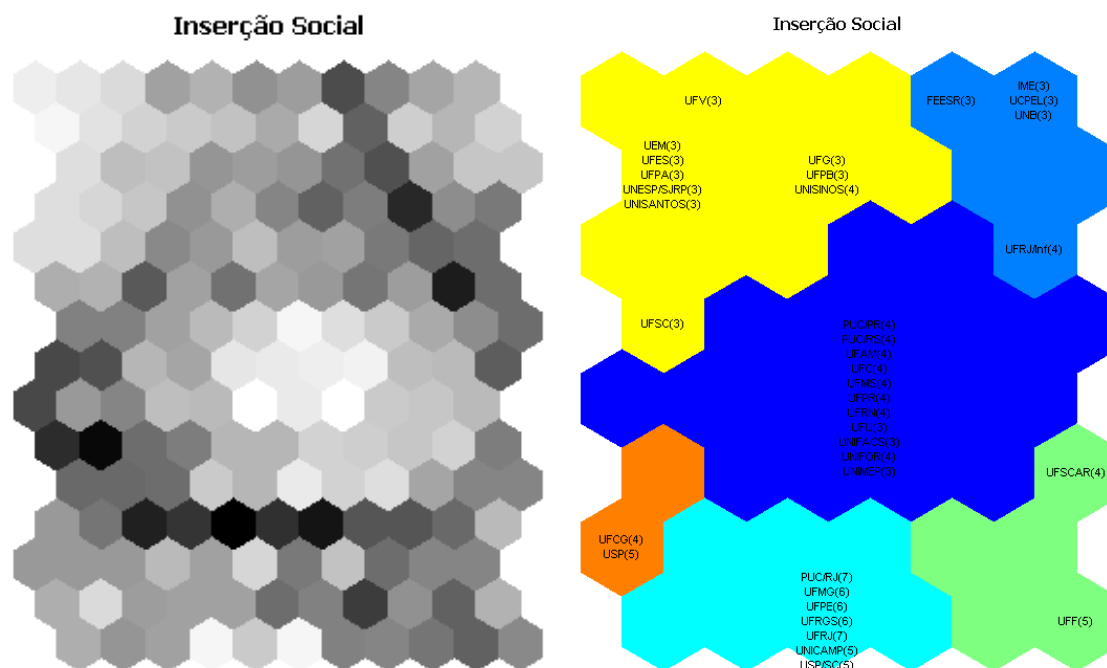


Figura 6 – Matriz U e mapa segmentado do aspecto Inserção Social.

## 5. Conclusão

O artigo aborda o uso de mapas auto-organizáveis como uma abordagem complementar a análise qualitativa oferecida pela CAPES aos programas de pós-graduação. Como pode ser visto, as avaliações parciais fornecidas pela abordagem proposta possibilitam uma análise bastante detalhada e bem superior à abordagem tradicional, onde todos os atributos são considerados simultaneamente. Com isso, é possível identificar deficiências individuais nos programas de pós-graduação, favorecendo a auto-avaliação por parte dos programas.

Entretanto, conforme descrito anteriormente, essa abordagem é complementar e não sugere a substituição da avaliação atualmente realizada pela CAPES. Trabalhos futuros podem incluir a aplicação do método simultaneamente em vários programas de pós-graduação das mesmas instituições, na tentativa de identificar se as deficiências encontradas estão relacionadas apenas a alguns programas específicos ou se estendem por toda a instituição.

**Agradecimentos:** Os autores agradecem ao CNPq, processos 480043/2008-6 e 201382/2008-3.

## Referências:

- [1] A. L. P. Freitas, A auto-avaliação de instituições de ensino superior: uma importante contribuição para a gestão educacional, **Revista Iberoamericana de Educación**, (2004), pp. 1-16.
- [2] P. S. M. B. Santos, O que é Avaliação Institucional, disponível em <http://pt.shvoong.com/humanities/483157-que-é-avaliação-institucional/>, acessado em 08/07/2009.
- [3] CAPES, Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior, Ministério da Educação, disponível em <http://www.capes.gov.br>, acessado em 06/07/2009.
- [4] C. O. F. Moreira, V. A. Hortale, Z. A. Hartz, Avaliação da pós-graduação: buscando consenso, **Revista Brasileira de Pós-Graduação**, n. 1, julho(2004), pp. 26-40.
- [5] J. S. B. Horta, M. C. M. Moraes, O sistema CAPES de avaliação da pós-graduação: da área de educação à grande área de ciências humanas, **Revista Brasileira de Educação**, n. 30, Set/Out/Nov/Dez(2005), pp. 95-116.
- [6] A. L. P. Freitas, E. A. Fontan, Um procedimento para a estruturação do processo de auto-avaliação de cursos universitários, **Revista Eletrônica Sistemas & Gestão**, v. 3, n. 2 (2008), pp. 147-162.



- [7] M. Y. Kiang, D. M. Fisher, Selecting the right MBA schools – An application of self-organizing map networks, **Expert Systems with Applications**, v. 35 n. 3, October(2008), pp. 946-955.
- [8] M. Y. Kiang, D. M. Fisher, J. V. Chen, S. A. Fisher, R. T. Chi, The application of SOM as a decision support tool to identify AACSB peer schools. **Decision Support Systems**, v. 47, n. 1, April(2009), pp. 51-59.
- [9] T. Kohonen, Self-organizing maps, 3<sup>rd</sup> edition, Berlin: Springer, (2001).
- [10] A. Ultsch, U\*-Matrix: a tool to visualize clusters in high dimensional data, Technical Report, n. 36(2003), Dept. of Mathematics and Computer Science, Univ. of Marburg, Germany.
- [11] J. Vesanto, E. Alhoniemi, Clustering of the self-organizing map, **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 11, n. 3, May(2000), pp. 586-600.