

Uma Abordagem para Comparação de Mapas Conceituais utilizando Correspondência de Grafos

Flávio Severiano Lamas de Souza¹

Maria Cláudia Silva Boeres¹

Davidson Cury¹

Crediné Silva de Menezes^{1,2}

Guilherme Carlesso¹

¹ Programa de Pós-Graduação em Informática - PPGI/UFES

² Programa de Pós-Graduação em Informática na Educação – PGIE/UFRGS

flavio.lamas@gmail.com, {boeres, dede, credine}@inf.ufes.br,
gcarlesso@gmail.com

Resumo. *O problema de correspondência de grafos (PCG) consiste em um problema formulado em Otimização Combinatória para a comparação estrutural de grafos, a partir da identificação de similaridades. Proposto inicialmente para aplicações em reconhecimento de imagens, pretende-se neste trabalho, adaptá-lo para uma aplicação em recuperação inteligente de informação, a saber, a comparação de mapas conceituais em representação de conhecimento, assim como investigar a utilização de algoritmos heurísticos e exatos para a sua resolução.*

Palavras-chaves: correspondência de grafos, mapas conceituais, recuperação inteligente de informação.

Abstract. *The problem of graph correspondence (PGC) consists of a problem formulated in Combinatory Optimization for the structural comparison of graphs, based on the identification of similarities. Initially proposed for applications in image recognition, this work intends to extend the PGC to an application in intelligent information retrieval, that is, for comparing concept maps and investigate the use of heuristic and exact algorithms in its resolution.*

Keywords: graph correspondence, concept maps, intelligent information retrieval.

1. Introdução

Mapas conceituais (Novak 1998; Novak, Cañas 2006) têm sido usados como ferramenta de apoio à representação de conhecimento, com um vasto relato de aplicações em educação, notadamente no apoio à avaliação da aprendizagem (Araújo, Menezes e Cury 2002). Com eles, consegue-se mostrar, organizar e representar o conhecimento acerca de um determinado assunto.

Mapas conceituais têm sido usados por estudantes para descrever o seu entendimento sobre um determinado recorte da realidade. Em processos de aprendizagem, ao analisar mapas conceituais construídos por aprendizes, consegue-se identificar o que foi aprendido e também as dificuldades encontradas, ou seja, quais conceitos ainda não foram compreendidos e que, portanto, precisam ser mais bem trabalhados.

Essa análise, porém, pode ser muito dispendiosa quando é necessária a análise de vários mapas, construídos por diversos aprendizes, sobre um mesmo assunto. A identificação automática de similaridades entre diferentes mapas torna-se valiosa nas atividades do professor. Nesta tarefa o computador pode ser colocado como um grande aliado do professor, automatizando a identificação de importantes aspectos dos mapas construídos.

Apresentamos uma proposta para automatização da comparação de mapas conceituais, como um apoio para o professor na tarefa de avaliação da aprendizagem. A abordagem utilizada baseia-se em algoritmos para tratamento de grafos, notadamente o tratamento do Problema de Correspondência de Grafos (PCG) proposto por (Boeres 2002).

Nas próximas seções são apresentados, de forma sucinta, o problema tratado (Seção 2) e uma proposta geral de solução usando o PCG (Seção 3). O problema de

correspondência de grafos é discutido na Seção 4. A instanciação da proposta e os algoritmos utilizados são discutidos na Seção 5 e os experimentos computacionais na Seção 6. Conclusões e trabalhos futuros encontram-se na Seção 7.

2. Comparando Mapas Conceituais

Segundo Novak(2006), que os concebeu como instrumento de suporte à teoria de Ausubel(2000) sobre aprendizagem, mapas conceituais são ferramentas gráficas para organizar e representar conhecimento. Os elementos de composição de um mapa conceitual são conceitos e relações entre conceito. Nesta linguagem gráfica um conceito é representado por uma figura geométrica, usualmente retângulos. Uma relação entre dois conceitos é representada por um segmento de reta que liga as figuras geométricas que os representam. A cada conceito e a cada relação está associada uma palavra ou frase, usada para descrever a semântica do conceito ou relação. A Figura 1 ilustra um mapa conceitual.

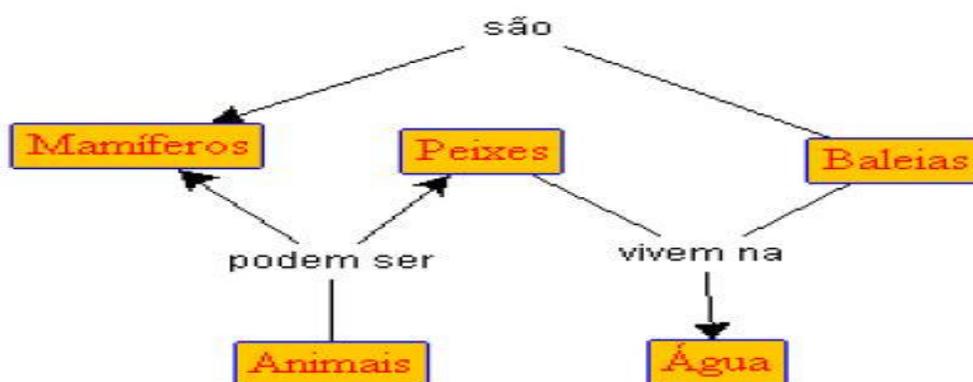


Figura 1. Um mapa conceitual descrevendo um recorte do conhecimento sobre animais.

O uso de Mapas Conceituais se popularizou e hoje eles são usados para dar suporte a diferentes atividades onde o conhecimento precisa ser organizado e representado (Gava *et al.* 2003), notadamente na educação (Dutra *et al.* 2004).

Em qualquer atividade humana, sempre que nos deparamos com dois objetos, somos tomados pela curiosidade de conhecer suas semelhanças e diferenças, enfim, de compará-los. Quando temos dois ou mais mapas conceituais sobre um mesmo recorte da realidade, não é diferente. Além de satisfazer as curiosidades, a comparação de mapas conceituais pode ter outras utilidades, como podemos observar nos exemplo a seguir.

- Um professor solicita aos seus estudantes que construam, individualmente, um mapa conceitual sobre um determinado tema para, em seguida, compará-los para identificar diferenças e similaridades existentes;
- Um engenheiro de conhecimento solicita que diferentes especialistas construam um mapa conceitual, descrevendo o conhecimento que possuem sobre um determinado assunto, por exemplo, “Marte”. A comparação entre eles permitirá que se obtenha uma descrição mais precisa do assunto considerado;
- Diferentes textos podem ser descritos por meio de mapas conceituais. A comparação entre esses mapas permitirá conhecer o grau de similaridade entre os diferentes textos.

Podemos enunciar um problema mais simples: Dados dois mapas conceituais, MC1 e MC2, qual o grau de similaridade entre eles? O tratamento do problema seria

sensivelmente simplificado se os dois mapas fossem construídos usando o mesmo vocabulário e nomeando os conceitos e relações de forma não ambígua. Poderíamos fazer um emparelhamento dos dois mapas e contar a quantidade de conceitos coincidentes, a quantidade de conceitos que aparecem em MC1 e não aparecem em MC2 e vice-versa. Da mesma forma podemos proceder para as relações. Uma questão importante já surge aqui: a posição dos conceitos e relações na figuras usadas para descrever os mapas (*layout*). O nome dado aos conceitos e às relações é outra fonte de dificuldades. Cada um dos autores pode usar palavras e expressões idiomáticas de acordo com suas experiências.

Embora a solução dos problemas que podem ser enunciados a partir dos exemplos apresentados, e de outros encontrados no dia-a-dia, requererem um esforço maior que o do problema enunciado, acreditamos que a solução deste problema traga contribuições significativas para o problema de comparação de mapas conceituais.

2.1 Trabalhos Correlatos

No âmbito de comparação de mapas conceituais, podem ser citados algoritmos como o SF (*similarity flood*) (Melnik 2002) ou o PSM (*Performance scoring method* (Takeya *et al.* 2004)) e algoritmos para tratar ambigüidades semânticas no contexto de bases de dados lexicográficas como o *Wordnet* (Fellbaum 1998). Existe também o comparador de mapas conceituais, módulo integrante do ambiente *CMaps* (Novak, Cañas 2006).

3. Uma abordagem para tratamento do Problema

Embora seu proponente associe os mapas conceituais a uma representação gráfica, entendemos que um mapa conceitual, para os fins de representação do conhecimento independa da forma gráfica. Entendemos ainda que, para estes fins, possamos estabelecer uma equivalência entre mapas conceituais e a estrutura matemática denominada grafo. É importante observar que ao estabelecermos esta equivalência, todo o conhecimento existente sobre esta estrutura (grafo) pode ser imediatamente aplicado na busca pela solução de problemas na estrutura original (mapas conceituais). Nossa estratégia para tratar o problema de comparação de mapas conceituais é aplicar uma técnica existente em grafos para um problema equivalente ao enunciado para mapas.

Um grafo $G = (V, E)$ consiste de um conjunto V de vértices e um conjunto E de arestas. As arestas representam associações entre os vértices. As arestas podem ser orientadas ou não, dependendo da natureza das relações representadas. Quando as arestas são orientadas, dizemos que o grafo é orientado. Um grafo pode ser valorado, ou seja, seus vértices e arestas podem ser associados a atributos, definidos de acordo com o contexto do problema modelado.

A equivalência entre um mapa conceitual e um grafo pode ser feita da seguinte maneira: cada conceito do mapa será representado por um vértice, cada relação entre dois conceitos será representada por uma aresta no grafo. Tanto os vértices quanto as arestas do grafo possuirão o atributo “significado” e terá como valores as palavras ou frases usadas para descrever os conceitos e as relações.

Como os mapas conceituais considerados neste trabalho poderão ser construídos com vocabulários livres, cada construtor de mapa pode usar uma palavra ou frase diferente para cada conceito e/ou relação. Por exemplo, em um mapa falando sobre problemas habitacionais, um construtor pode usar a palavra “casa” e o outro “barraco” para falar do mesmo conceito (moradia).

Assim, um subproblema básico é encontrar para um conceito c ou relação r no mapa MC1 o conceito c' ou a relação r' que mais se assemelhar no mapa MC2. Uma forma de medir o grau de similaridade entre os dois mapas será tratado neste trabalho por meio do PCG, apresentado sucintamente na Seção 4.

4. O Problema de Correspondência de Grafos

Na literatura de Teoria dos Grafos encontramos os problemas de Isomorfismo de Grafos e Isomorfismo de Sub-grafos (Berge 1983), formulados como problemas de decisão, isto é, dados dois grafos, pretende-se identificar a estrutura completa de um grafo no outro, ou numa parte do outro. O Problema de Correspondência de Grafos (PCG) consiste numa adaptação destes problemas, pretendendo-se identificar semelhanças entre os grafos comparados, a partir de suas estruturas e de atributos associados aos vértices e arestas dos mesmos. O PCG pode ser enunciado, informalmente, da seguinte forma: dados dois grafos valorados G_1 e G_2 estabelecer um índice de similaridade de G_2 com respeito a G_1 .

A formulação do PCG teve como motivação a aplicação de reconhecimento de imagens (Boeres 2002). Neste tipo de aplicação pretende-se reconhecer uma imagem comparando-a com um padrão já conhecido. Por exemplo, uma imagem aérea de uma determinada região pode ser reconhecida por meio de sua comparação com um mapa da mesma região. Uma imagem do cérebro humano pode ser comparada a um Atlas do cérebro. Nestes casos, a imagem a ser reconhecida e o padrão (ou modelo) ao qual ela é comparada são representados por grafos.

O reconhecimento da imagem é realizado identificando-se o quanto o grafo que a representa é similar àquele que representa o modelo. Para isso, informações de similaridade, vértice a vértice e aresta a aresta dos dois grafos, devem ser fornecidas. Estas informações podem ser calculadas através de métricas que consideram dados cognitivos (representados pelos atributos associados aos grafos) e armazenadas em duas matrizes de similaridade, uma delas entre vértices e outra entre arestas dos grafos comparados. O PCG considera a comparação entre grafos de tamanhos diferentes, mas pode ser restrito à comparação de grafos de mesmo tamanho, restrição existente no problema de Isomorfismo de Grafos. A formulação do problema de Correspondência de Grafos (PCG), definida em (Boeres 2002) e adaptada em (Rodrigo 2005) à restrição citada, é reproduzida a seguir.

Sejam $G_1 = (N_1, E_1)$ e $G_2 = (N_2, E_2)$, $|N_1| = |N_2|$ e $|E_1| = |E_2|$, os grafos modelo e a ser reconhecido e ainda sejam matrizes, com dimensões $|N_1| \times |N_2|$ e $|E_1| \times |E_2|$, de valores no intervalo $[0,1]$ obtidos a partir de informações das imagens descritas pelos grafos e que representam as similaridades entre os vértices e entre as arestas dos dois grafos. Uma solução para o PCG consiste em uma correspondência entre os vértices de G_1 e G_2 que maximize a função

$$f(X) = \frac{\alpha}{|N_1| \cdot |N_2|} f^v + \frac{(1-\alpha)}{|E_1| \cdot |E_2|} f^a \quad \text{com} \quad f^v = \left[\sum_{i \in N_1} \sum_{j \in N_2} (1 - |x_{ij} - s^v(i, j)|) \right]$$

$$f^a = \left[\sum_{(i, i') \in E_1} \sum_{(j, j') \in E_2} (1 - |\max\{x_{ij}, x_{i'j'}, x_{i'j}, x_{ij'}\} - s^a((i, i'), (j, j'))|) \right]$$

onde α é um parâmetro usado para ponderar cada termo de f . O primeiro termo do lado direito da definição da função f representa a contribuição média das associações dos vértices para a correspondência, enquanto o segundo termo representa a contribuição média das associações entre as arestas. O valor $sv(i,j)$ (respectivamente $sa((i,i'),(j,j'))$) representa a similaridade calculada (a partir das imagens) entre os vértices $i \in N1$ e $j \in N2$ (respectivamente as arestas $(i,i') \in E1$ e $(j,j') \in E2$). Restrições também foram definidas e impostas ao espaço de soluções com o intuito de auxiliar o processo de busca da melhor solução. A definição destas restrições foi baseada na identificação de características do problema tratado e pode ser encontrada em (Sarmiento 2005).

4.1 Algoritmos Relacionados

Na literatura de reconhecimento de cenas através da comparação de grafos, podem-se encontrar algoritmos heurísticos tais como algoritmos genéticos (Cross 1997), redes neuronais (Buchanan, Shortliffe 1984), GRASP (Boeres 2002) e métodos probabilísticos (Bengo 2002), além de algoritmos exatos como o baseado na técnica de *branch-and-bound* (Wong *et al.* 1990).

5. Instanciando a Proposta

Neste trabalho, os grafos G_1 e G_2 definidos na Seção 4 representam mapas conceituais. Neste caso, uma solução do PCG descreverá uma comparação dos mesmos. Pretende-se obter a solução com o melhor valor da função f , ou seja, a solução que melhor representa as similaridades existentes entre os dois mapas.

Para avaliar a abordagem proposta neste trabalho, escolhemos algoritmos e realizamos duas implementações que são comparadas, com respeito a qualidade de solução e tempo de execução, na Seção 6.

As matrizes de similaridade entre vértices e arestas dos grafos, necessárias para a resolução do PCG (Seção 4), foram construídas por meio de algoritmos implementados e disponíveis para uso na Internet, conforme se discute na Seção 5.1.

Na resolução do PCG foram utilizados dois algoritmos. O primeiro algoritmo é baseado na meta-heurística GRASP (Feo, Resende 1995), definido e implementado para o PCG em (Boeres 2002) e adaptado ao problema de isomorfismo de grafos (Rodrigo 2005). O segundo algoritmo utilizado é baseado no método exato *branch-and-bound* e foi construído especificamente para resolução do problema de Isomorfismo de Grafos (Wong *et al.* 1990). Nas próximas subseções, estes algoritmos serão descritos mais detalhadamente.

5.1. Construção das Matrizes de Similaridade entre Conceitos e Relações de dois Mapas Conceituais

A comparação de Mapas Conceituais via o PCG pressupõe a utilização de matrizes de similaridades calculadas a partir de semelhanças detectadas entre conceitos (respectivamente entre suas relações). Para a construção das matrizes, é necessária a quantificação destas semelhanças por meio de valores numéricos. Para isso, foram utilizados nesta instância de nossa proposta, algoritmos da área de processamento de linguagem natural. Os algoritmos escolhidos estão restritos à comparação de *strings* da língua inglesa. Trata-se dos algoritmos de *stemming* (Rijsbergen 1980), de desambiguação (Gerrig, Lesk 1990) e de busca em árvore de sinônimos criada com base no banco de dados *WordNet* (Fellbaum 1998) (que possui um catálogo de sinônimos). A partir desses algoritmos, um valor numérico (percentual) é gerado, indicando o quanto duas *strings* são semanticamente similares. Para avaliar a qualidade das comparações

semânticas efetuadas pelos algoritmos, foi utilizada a ferramenta “*Microsoft Research Paraphrase Corpus*” (Quirk *et al.* 2004). Esta ferramenta provê uma lista de pares de sentenças em inglês e seu percentual de semelhança, definido de acordo com a avaliação de dois juízes humanos. Dos 5801 testes realizados, foram obtidos 3909 acertos, ou seja, 67% de fidelidade em relação à avaliação efetuada pelos juízes.

5.2 O algoritmo GRASP para Resolução do PCG adaptado à Comparação de Mapas Conceituais (GCMC)

A meta-heurística GRASP (*Greedy Randomized Adaptative Search Procedure*) (Feo, Resende 1995) consiste em um algoritmo de melhoria que gera boas soluções (não necessariamente a solução ótima) de um problema em um tempo de processamento razoável. Tem sido muito utilizada na resolução de problemas combinatórios. É um algoritmo iterativo no qual cada iteração consiste basicamente de duas fases: a) construção de uma solução viável para o problema; b) sua utilização como solução inicial para um procedimento de busca local (uma busca local consiste em um procedimento de melhoria que gera a melhor solução pertencente a uma vizinhança de uma solução considerada como ponto de partida da busca).

Novas soluções obtidas a cada iteração do algoritmo GRASP permitem a exploração do espaço de soluções do problema pela busca local a partir de múltiplos pontos iniciais. A melhor dentre todas as soluções obtidas consiste na resposta do algoritmo.

O algoritmo GRASP utilizado neste trabalho é aquele proposto em (Sarmiento 2005). Nesta proposta, a cada iteração do algoritmo, uma solução é gradativamente construída por elementos escolhidos dentre candidatos que não violem critérios de viabilidade estabelecidos no PCG. Em seguida, esta solução é utilizada como ponto de partida para a busca local, efetuada em uma vizinhança de soluções obtidas a partir da inicial por meio de trocas de associações estabelecidas entre vértices dos grafos comparados.

São definidos como parâmetros do algoritmo: o número máximo de iterações e uma semente inicial para o gerador de números aleatórios, usados para a escolha aleatória dos elementos que irão compor a solução construída. O algoritmo termina com a melhor das soluções obtidas após a execução do número máximo de iterações.

5.3 Algoritmo de Wong, You e Chan baseado na técnica de *Branch-and-Bound* para Resolução do PCG adaptado à Comparação de Mapas Conceituais (WCMC)

Este algoritmo foi proposto em (Wong *et al.* 1990) para a resolução do problema de isomorfismo de grafos. Por ser um algoritmo exato, foi implementado neste trabalho com o propósito de gerar soluções ótimas para instâncias de comparação de mapas conceituais, utilizadas como referência para a análise da qualidade das soluções não exatas geradas pelo GRASP.

Neste algoritmo, considera-se que vértices de dois grafos de atributos, de mesmo tamanho, são associados segundo uma árvore de possibilidades. As associações e a construção da árvore são guiadas por uma função de custo (definida em (Wong *et al.* 1990)) que maximiza a similaridade entre os grafos comparados. A construção da árvore de possibilidades baseia-se na técnica de *branch-and-bound*. Escolhe-se inicialmente um dos vértices de um dos grafos, que é associado a todos os vértices do outro grafo. A função custo é aplicada a cada um das associações realizadas, medindo-se sua qualidade. A melhor delas é escolhida para dar continuidade a construção da árvore, ou seja, a árvore é expandida a partir da melhor (ou das melhores) associações obtidas até aquele momento da construção. Este processo se repete até que todos os vértices dos grafos comparados tenham sido associados. Existem várias possibilidades

(soluções) de associação entre todos os vértices dos grafos. A primeira obtida pelo algoritmo é utilizada como limite superior (*upper_bound*) de custo de solução. Esta estratégia permite que todas as soluções com custo superior ao *upper_bound* possam ser descartadas. O algoritmo termina com a árvore contendo um único ramo, que representa a melhor solução.

A Figura 2-A apresenta dois mapas conceituais submetidos à comparação. Os mapas foram criados utilizando-se a ferramenta *CMaptools* (Cañas et al. 2004) e foram representados por grafos de mesmo tamanho. Grafos de tamanhos diferentes podem ser facilmente adaptados aos algoritmos, completando o grafo menor com arestas e vértices e associando valores de similaridade nulos, para que não sejam considerados nas soluções. Na Figura 2-B é apresentada a árvore de possibilidades de casamento de vértices construída pelo algoritmo. Observa-se que a associação dos conceitos *perish*, e *die* é o primeiro efetuado, pois assume o melhor valor da função de custo, dentre todos os casamentos do primeiro nível da árvore. Em seguida, realiza-se o casamento dos conceitos *offspring* e *son* pois este tem o melhor valor dentro todas as associações do primeiro e segundo níveis da árvore. Esse processo se repete até que todos os vértices dos dois grafos sejam associados, com o melhor custo possível.

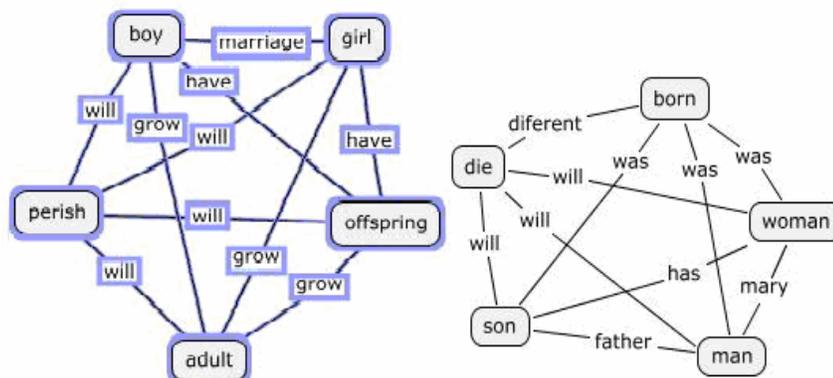


Figura 2-A. Exemplos de Mapas Conceituais

6. Resultados experimentais

Para a realização dos testes computacionais foram construídos 27 (vinte e sete) pares de grafos de atributos representando mapas conceituais, adquiridos do banco de dados mundial do *CMaptools* (Cañas et al. 2004). Para estes testes, foram gerados apenas pares de grafos de mesmo tamanho, com estruturas semelhantes (não necessariamente idênticas) e com alguns atributos diferentes. Os vinte e sete pares de mapas construídos foram divididos em três grupos:

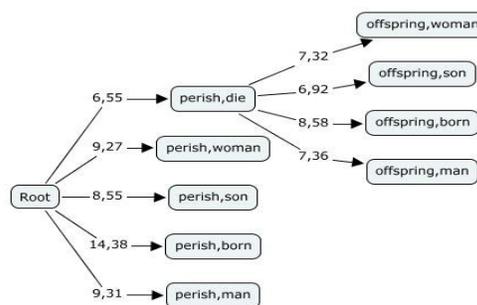


Figura 2-B. Árvore construída pelo algoritmo de acordo com os mapas da Figura 2-A

1)O grupo M1, formado por pares de mapas conceituais com estruturas de relacionamento idênticas e com alguns atributos referentes aos conceitos ou relações substituídos por sinônimos ou significados próximos; 2) o grupo M2, formado por pares de mapas conceituais com estruturas de relacionamento modificadas e com atributos

idênticos; e 3) o grupo M3, com modificações impostas às estruturas de relacionamento e aos atributos dos mapas.

Foram realizadas dez execuções do algoritmo GCMC e uma execução do algoritmo WCMC para cada par de mapas dos grupos M1, M2 e M3. Todos os testes computacionais foram realizados em um computador *Athlon XP 2000+* com 768MB de RAM, sistema operacional *Windows XP SP2* executando códigos compilados em *C#* no *Visual Studio 2005*.

Nas **Tabelas 1, 2 e 3** são apresentados os resultados obtidos respectivamente para os grupos de exemplos M1, M2 e M3. A coluna *#Par* indica a instância, *|V|* e *|E|*, respectivamente o número de vértices e de arestas dos grafos e *|V| Modif.* e *|E| Modif.*, número de modificações impostas aos mesmos. As colunas GCMC e WCMC indicam os percentuais de semelhança entre os grafos comparados obtidos pelos algoritmos e as colunas *tempo*, os seus respectivos tempos de execução em segundos.

Tabela 1 – Resultados Experimentais M1

			V	E	GCMC	Tempo	WCMC	Tempo
# Par	V	E	Modif.	Modif.	(%)	(s)	(%)	(s)
1	14	14	4	9	89,77857	0,063	89,77857	586,469
2	17	18	9	14	76,16862	0,078	82,65686	498,125
3	15	16	5	14	90,51111	0,094	92,51111	1537,078
4	27	32	24	28	68,35648	0,234	69,41204	37173,156
5	10	10	7	7	80,96666	0,046	80,96666	3,922
6	30	41	23	39	64,36111	0,125	Sem Resp.	176400
7	28	35	18	22	74,1756	0,203	74,28275	7191,343
8	14	15	12	13	70,76787	0,078	70,76787	43,328
9	12	14	10	14	79,11666	0,047	79,11666	19,844

Tabela 2 – Resultados Experimentais M2

			V	E	GCMC	Tempo	WCMC	Tempo
# Par	V	E	Modif.	Modif.	(%)	(s)	(%)	(s)
1	14	14	0	0	100	0,063	100	71,031
2	17	18	0	0	91,76471	0,094	100	214,578
3	15	16	0	0	100	0,078	100	76,719
4	27	32	0	0	100	0,171	100	3171,281
5	10	10	0	0	100	0,046	100	4,562
6	30	41	0	0	100	0,218	100	10817,563
7	28	35	0	0	100	0,172	100	3354,203
8	14	15	0	0	100	0,063	100	31,937
9	12	14	0	0	100	0,047	100	17,313

Tabela 3 – Resultados Experimentais M3

			V	E	GCMC	Tempo	WCMC	Tempo
# Par	V	E	Modif.	Modif.	(%)	(s)	(%)	(s)
1	14	14	4	9	89,77857	0,047	89,77857	584,75
2	17	18	9	14	82,65686	0,078	82,65686	496,078
3	15	16	5	14	92,51111	0,078	92,51111	1521,547
4	27	32	24	28	68,35648	0,203	69,41204	36880,64
5	10	10	7	7	80,96666	0,047	80,96666	3,812
6	30	41	23	39	64,36111	0,152	Sem Resp.	176400
7	28	35	18	22	74,1756	0,203	74,28275	7234,719
8	14	15	12	13	70,76787	0,063	70,76787	41,359
9	12	14	10	14	79,11666	0,062	79,11666	19,828

Observa-se pelas tabelas que o algoritmo GCMC obteve resultados idênticos para 19 pares de mapas, resultados muito próximos para 7 pares de mapas. Para 2 pares de mapas o WCMC não obteve resposta no limite máximo estipulado de 7200 segundos. Observa-se ainda que os tempos do GCMC foram muito menores do que aqueles gastos pelo WCMC.

7. Conclusões

Os estudos realizados neste trabalho permitem manipular mapas conceituais como grafos de atributos e desta forma, utilizar algoritmos de comparação de grafos, heurísticos e exatos, para efetuar automaticamente a identificação de similaridades entre mapas. Os resultados experimentais obtidos até o momento são preliminares. No entanto indicam que o uso de técnicas automáticas de comparação de mapas conceituais viabiliza de forma eficiente tanto o acompanhamento e avaliação dos processos de construção de conhecimento do aprendiz quanto a classificação de documentos representados por mapas conceituais.

A proposta é genérica e aplica-se a mapas conceituais que utilizem qualquer idioma para descrever conceitos e relações. Dado a necessidade de um comparador de palavras, não disponível para a língua portuguesa até o momento de sua escolha neste trabalho, uma instância preliminar da proposta foi implementada para avaliar Mapas Conceituais que utilizem a língua inglesa para descrever conceitos e relações. A adaptação para qualquer outro idioma depende exclusivamente da substituição do módulo de comparação de palavras.

As próximas etapas previstas neste trabalho consistem fundamentalmente na validação e posterior aplicação das técnicas descritas em situações reais de aprendizagem, ou seja, utilizando mapas conceituais construídos por aprendizes de uma turma de um curso na área de Computação.

Referências

- ARAÚJO, A. M. T, MENEZES, C. S. e CURY, D. Um Ambiente Integrado para Apoiar a Avaliação da Aprendizagem Baseado em Mapas Conceituais. In: **Anais do XIII SBIE**, São Leopoldo, RS, 2002.
- AUSUBEL, D. **The Acquisition and Retention of Knowledge: A Cognitive View**. Kluwer Academic Publishers, Boston, 2000.
- BOERES, M.C.S. **Heurísticas para reconhecimento de cenas por correspondência de grafos**. Tese de doutorado do Programa de Engenharia de Produção (COPPE/UFRJ), 2002.
- BENGOETXEA, E., LARRANAGA, P., BLOCH, I., PERCHANT A., BOERES, M.C.S. Inexact graph matching by means of estimation distribution algorithms. In: **Pattern Recognition**, 2002, 35:2867:2880.
- BERGE, C. **Graphs**. Prentice-Hall, 1983.
- BUCHANAN, B.G., SHORTLIFFE, E.H. **Rule-based expert system: the MYCIN experiments of the Stanford heuristic programming project**. Addison-Wesley, 1984.
- CAÑAS, A.J. Hill G., CARFF R., SURI N., LOTT J., Eskridge T., GÓMEZ G., ARROYO M., CARVAJAL R. CmapTools: A Knowledge Modeling and Sharing Environment". In: **Concept Maps: Theory, Methodology, Technology**. In: **Proceedings of the First International Conference on Concept Mapping**, A.J. Cañas, J.D. Novak e F.M. González, Editors. Universidad Pública de Navarra: Pamplona, Spain, 2004, p. 125-133.



- CROSS, A.D.J., WILSON, R.C., HANCOCK, E.R., Inexact graph matching using genetic search. In: **Pattern Recognition**, 1997, 30, 6, 953-970.
- DUTRA, I., FAGUNDES, L., CAÑAS, A. Aplicações de Mapas Conceituais na Educação como Ferramenta MetaCognitiva in Concept Maps. In: **Proc. of the First Int. Conference on Concept Mapping**, A. J. Cañas, J. D. Novak, F. M. González, Eds. Pamplona, Spain, 2004.
- FELLBAUM, C. **WordNet – An Electronic Lexical Database**. MIT Press, 1998.
- FEO, T.A. e RESENDE, M.G.C. Greedy randomized adaptive search procedures. In: **Journal of Global Optimization**, 1995, 6:109–133.
- GAREY, M.R. e JOHNSON, D.S. **Computers and Intractability: a guide to the theory of NP-completeness**. Freeman and Company, NY, 1979.
- GAVA, T. B. S., MENEZES, C. S. e CURY, D. Applying Concept Maps in Education as a Metacognitive Tool. In: **Proceedings of the ICECE-2003**, São Paulo, SP, 2003.
- GERRIG, R.J. e LESK, M.L. Disambiguation by community membership. In: **Memory and Cognition**, 1990, 18(4):331–338.
- MELNIK, S., GARCIA-MOLINA, H., RAHM, E. Similarity flooding: a versatile graph matching algorithm and its application to schema matching. In: **Proceedings of the 18th International Conference on Data Engineering (ICDE '02)**, San Jose, Ca, 2002.
- NOVAK, J.D. **Learning, Creating, and using Knowledge: Concept Maps as Facilitative Tools in Schools and Corporations**. Lawrence Erlbaum Associates, NJ, 1998.
- NOVAK, J.D. e Cañas, A.J. The Theory Underlying Concept Maps and How to Construct Them. In: **Technical Report IHMC CmapTools 2006-01**. Florida Institute for Human and Machine Cognition, Pensacola Fl, 32502, 2006.
- QUIRK, C., BROCKETT, C., e DOLAN, W. B. Monolingual Machine Translation for Paraphrase Generation. In: **Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing**, Barcelona, Spain, 2004.
- RIJSBERGEN, J. van, ROBERTSON S.E. e PORTER M.F., **New models in probabilistic information retrieval**. London: British Library, 1980.
- SARMENTO, R.A. **O problema de isomorfismo de grafos e sua resolução como um caso especial do problema de correspondência de grafos através dos algoritmos GRASP e genético**. Projeto Final de Graduação, UFES. Vitória, ES, 2005.
- SOUZA, F.S.L., BOERES, M.C.S., MENEZES, C. S. e CURY, D. Comparando mapas conceituais utilizando correspondência de grafos. In: **Anais do XVI SBIE**, Juiz de Fora, MG, 2005.
- TAKEYA, M., SASAKI, H., NAGAOKA, K., YONEZAWA, N. A Performance Scoring Method Based On Quantitative Comparison Of Concept Maps By A Teacher And Students. In: **Proc. of the First Int. Conference on Concept Mapping**, Pamplona, Spain, 2004.
- WONG, A.K.C., YOU, M., CHAN, S.C. An Algorithm for Graph Optimal Monomorphism. In: **Proc. of the IEEE Transactions Systems, Man and Cybernetics**, Vol. 20, N. 3, 1990.