

MAPAS CONCEITUAIS E IA: UMA UNIÃO IMPROVÁVEL?

Alberto J. Cañas e

Marco M. Carvalho

Institute for Human & Machine Cognition

40 South Alcaniz St.

Pensacola, FL 32502

acanas@ihmc.us

mcarvalho@ihmc.us

Resumo: Mapas conceituais são representações gráficas do conhecimento de uma pessoa (ou grupo de pessoas) sobre um assunto, e como tais, podem ser vistos como um esquema de representação do conhecimento. Entretanto, a comunidade de Inteligência Artificial (IA) tende a reprovar o uso do termo “representação do conhecimento” para mapas conceituais uma vez que estes não podem ser prontamente traduzidos para uma representação formal que possa ser utilizada para inferência e outras técnicas de IA. Neste trabalho, nós propomos que apesar da flexibilidade de estilo inerentes aos mapas conceituais há, em mapas bem construídos, características específicas (estrutura, semântica, contexto, etc) que permitem o desenvolvimento de ferramentas inteligentes para o auxílio no processo de construção de mapas conceituais. Argumentamos que a falta de formalismo em favor da flexibilidade proposta pelos mapas conceituais pode ser compensada com a ajuda da IA e de ferramentas inteligentes nos processos de elicitação e representação do conhecimento. Nosso argumento é demonstrado com uma série de ferramentas inteligentes que foram implementadas no conjunto de ferramentas do software de mapas conceituais

Palavras-chaves: Mapas Conceituais, IHMC, Inteligência Artificial, CmapTools, formalismo, aquisição de conhecimento.

Abstracts: Concept maps are a graphical representation of a person’s (or group of persons’) understanding of a domain. As such, it can be considered a knowledge representation scheme. However, the Artificial Intelligence (AI) community frowns on the use of the term “knowledge representation” to refer to concept maps, because they cannot be readily translated to a formal representation for inference or other AI techniques. In this paper we propose that despite the free-style format that concept maps can take, specific characteristics of well-constructed concept maps (structure, semantics, context, etc.) provide an abundance of information on which to develop smart tools that aid the user in the process of constructing concept maps. Our claim is that the compromise in the formalism in lieu of flexibility proposed by concept maps can be compensated, with the help of AI and smart tools, to help bring the best of both worlds to knowledge elicitation and representation. We demonstrate this argument with a set of smart tools that have been implemented in the CmapTools software kit.

Keywords: Concept Maps, IHMC, Artificial Intelligence, CmapTools, formalism, knowledge elicitation.

1 INTRODUÇÃO¹

Os mapas conceituais (MC) foram desenvolvidos nos anos 70 por Joe Novak [1] e sua equipe de pesquisa na

Universidade de Cornell, como meio de ajuda na determinação do progresso de estudantes em seu conhecimento de ciências. Mapas conceituais são representações gráficas bidimensionais do conhecimento

¹ Traduzido da versão original em inglês: “Concept Maps and AI: an unlikely marriage?”

de uma pessoa (ou grupo de pessoas) sobre um assunto. Um mapa conceitual consiste de um conjunto de conceitos, definidos por Novak (*ibid*) como regularidades em eventos ou objetos, ou registros de eventos ou objetos, designados por um nome. Mapas conceituais são construídos de forma que os conceitos e suas inter-relações sejam claros e evidentes. Os conceitos são geralmente incluídos dentro de círculos ou caixas, ligados por arcos que especificam a relação entre os conceitos. Na maioria das vezes, o nome dos conceitos é constituído de um único termo, mas nomes compostos e mesmo símbolos como + ou % podem também ser utilizados. Os conjuntos conceito-relação-conceito formam proposições, que são afirmações significativas sobre os objetos ou eventos envolvidos. As proposições definem as unidades semânticas, ou unidades de conhecimento do mapa. Em um mapa conceitual bem construído, as proposições devem “fazer sentido” quando lidas separadamente. A figura 1 mostra um mapa conceitual sobre mapas conceituais. Uma característica importante do mapa conceitual mostrado na ilustração é que os conceitos são representados de forma hierárquica com os mais inclusivos, ou genéricos, localizados na parte superior do mapa e os conceitos mais específicos localizados na parte inferior. Desta forma, o eixo vertical do mapa define uma estrutura hierárquica para os conceitos. Na figura 1, o conceito “*Concept maps*” no alto da hierarquia define o domínio do conhecimento ao qual o mapa se refere. O conjunto “*Concept maps -> represents -> Organized*

Knowledge” é um exemplo de proposição. Em geral, proposições são lidas de cima para baixo, ao menos que setas sejam usadas para indicar uma direção contrária.

2 A FALTA DE FORMALISMO NOS MAPAS CONCEITUAIS

A estrutura de um MC depende do seu contexto. Conseqüentemente, mesmo mapas construídos com conceitos similares podem apresentar grandes variações em função do contexto a que se referem. O poder dos MCs está em sua habilidade de representar o conhecimento de uma pessoa sobre um determinado assunto dentro de um determinado contexto. Como conseqüência, MCs construídos por pessoas diferentes sobre um mesmo tópico são necessariamente diferentes, pois cada mapa representa o conhecimento pessoal de seus autores. Dessa forma, não podemos nos referir a um MC como *correto* para um determinado assunto, uma vez que ha inúmeras representações corretas e diferentes do mesmo.

No âmbito da educação, as técnicas de mapas conceituais ajudam pessoas de todas as idades em diversas áreas do conhecimento. Quando conceitos e relações são escolhidos com cuidado, os mapas tornam-se ferramenta poderosa para observar nuances do seu significado. Seu rico potencial de expressão vem da capacidade de cada mapa em permitir ao seu criador o uso de um número virtualmente

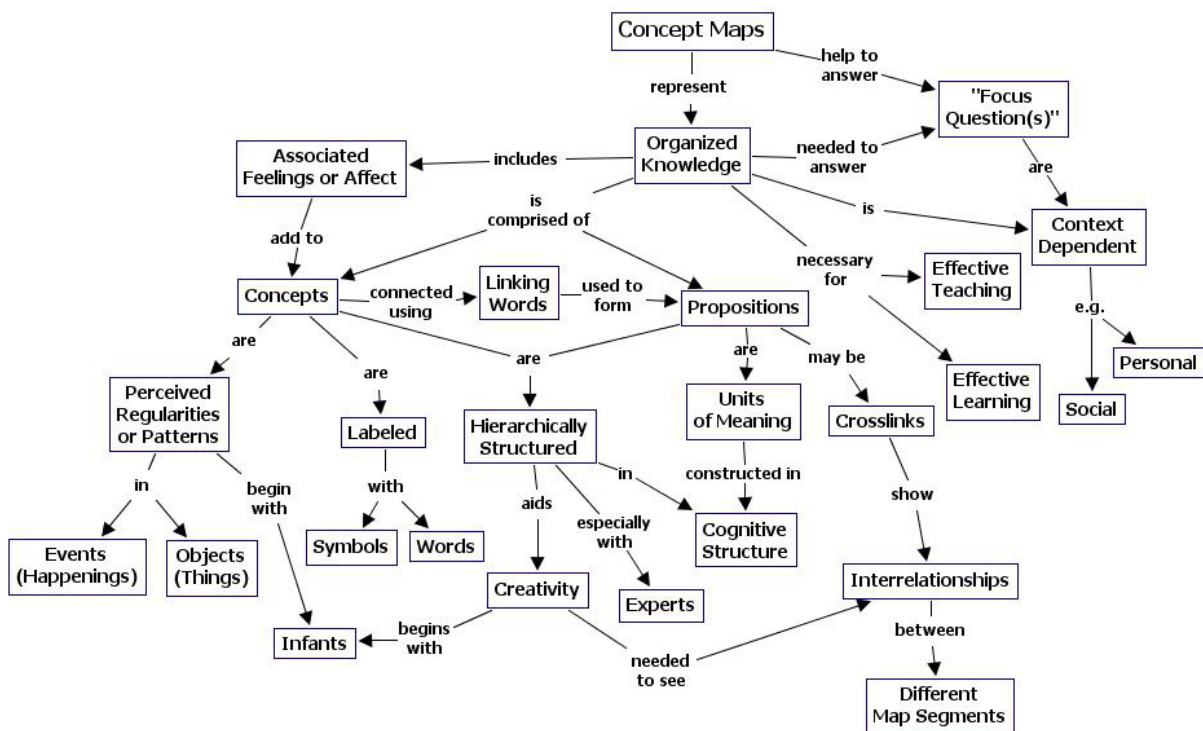


Figura 1. Mapa Conceitual sobre Mapas Conceituais.

ilimitado de frases de ligação para definir o significado da relação entre conceitos. Entretanto, é esta flexibilidade na escolha de frases de ligação que impede que MCs sejam traduzidos automaticamente a uma representação formal.

3 BALANÇO: USABILIDADE & AMIGABILIDADE VERSUS FORMALISMO

Os Mapas Conceituais têm sido largamente difundidos como uma ferramenta de aquisição de conhecimento (KE – *Knowledge Elicitation*). Em termos do número de proposições informativas eliciadas sobre o domínio, mapas conceituais são pelo menos tão eficientes quanto outras ferramentas e métodos disponíveis a KE; e são, acredita-se, o método mais eficiente disponível para a geração de modelos de conhecimento [2]. Como ferramenta de aquisição de conhecimento, mapas conceituais têm sido empregados com sucesso na criação de representações intermediárias de interfaces para programas inteligentes (tais como sistemas especialistas e sistemas tutores) em diversos domínios [3,4]. McNeese [5-7] e colegas utilizaram mapas conceituais na aquisição de conhecimento de especialistas em serviços de design. Ferramentas para a construção de mapas conceituais também têm sido incorporadas com sucesso em ambientes criados para prospecção de conhecimento em ambientes computacionais [8].

Entretanto, o MC em sua forma original (estilo “Novakiano”) não é apropriado para representação formal do conhecimento dada sua flexibilidade na seleção de conceitos – que podem conter mais de uma palavra - e frases de ligação. Na maior parte dos exemplos de KE citados acima, os MCs foram usados como uma interface do sistema, mas não diretamente para gerar proposições, regras, ou nenhuma outra forma de representação formal. Na maioria das vezes em que a comunidade de IA tem utilizado mapas conceituais para a representação do conhecimento, o faz sob a condição de que conceitos e frases de ligação sejam restritos a taxonomias predefinidas e ontologias, como no caso do ambiente “Shaken” para captação do conhecimento de especialistas em grande escala [9]. Na maioria destes casos, as representações formais resultantes do processo não seriam consideradas MCs (no estilo Novakiano) pela comunidade de mapas conceituais.

Como consequência, parte da comunidade de IA tende a reprovar o uso de MC no estilo Novakiano considerando-os “pouco interessantes” como um meio de representação do conhecimento, ou interessantes somente após “formalizados”. Acreditamos que “formalizar” um mapa conceitual através da restrição de frases de ligação e/ou conceitos leva a um esquema de representação de conhecimento mais apropriado para processamento automático. Concordamos com o argumento apresentado por Kremer [10] de que mapas conceituais podem ser utilizados formalmente ou informalmente, e que ambas representações são necessárias. Tanto representações formais quanto informais têm se mostrado úteis em diferentes situações.

Tradicionalmente, em IA, o produto do processo de aquisição (ou elicitación)² de conhecimento é um modelo formal, pronto para análise por ferramentas de IA. Isto é, o conhecimento “é traduzido” da mente do especialista para uma representação rigorosa e inequívoca para pós-processamento. Este processo, embora eficaz em termos de produto final, é conhecido por causar o “knowledge acquisition bottleneck” [11]. O formalismo normalmente requerido por este processo tende a tornar impossível para o especialista construir seus próprios modelos de conhecimento, exigindo a participação de engenheiros de conhecimento altamente treinados, e várias entrevistas para elicitación e verificação do modelo.

Mapas conceituais não provêm as representações de conhecimento formais normalmente esperadas pela comunidade de IA como o produto final da elicitación do conhecimento. Eles fornecem um modelo menos rigoroso, mas ainda estruturado, da compreensão do especialista sobre um assunto. Entretanto, a flexibilidade com relação ao formalismo reduz a carga no processo de elicitación e facilita o uso da técnica pelos próprios especialistas, sem a intervenção de engenheiros de conhecimento (como exemplo no projeto de Mars 2001 da NASA Ames por Briggs [12]), acelerando o processo. O processo de criação de mapas conceituais em seu puro estilo Novakiano é, portanto, uma atividade para seres humanos – um meio de modelar o conhecimento humano de forma que seja facilmente compreendido por outras pessoas, não por máquinas. Entretanto, traz grandes benefícios aos processos tradicionais de IA para aquisição de conhecimento.

Do ponto de vista educativo – alvo principal dos mapas conceituais no estilo Novakiano - alguns pesquisadores têm proposto, uma representação mais formal ou restrita para mapas conceituais para facilitar a implementação de ferramentas tais como algoritmos de correção [13], avaliação [14] e verificação de mapas [15]. Dansereau e colegas têm reportado extensamente sobre o uso de mapas conceituais utilizando um grupo restrito de frases de ligação em diversos aplicativos [16-18], inclusive no ensino de línguas estrangeiras [19].

Em nosso trabalho de pesquisa buscamos não restringir MCs a determinadas taxonomias ou ontologias para obter uma conotação mais formal, uma vez que acreditamos que a liberdade na seleção de conceitos e frases de ligação é o ponto forte da ferramenta, o que a torna fácil de usar e mais acessível ao usuário. Acreditamos sim, que os MCs oferecem um balanço adequado entre a flexibilidade e o formalismo na representação do conhecimento. Neste trabalho propomos que a estrutura e o contexto fornecidos pelos MCs permitam o desenvolvimento do que definimos como programas inteligentes, descrito mais adiante neste trabalho. Outros pesquisadores têm se assumido uma postura similar em relação ao desenvolvimento de ferramentas para mapas conceituais (e.g., [20]).

² do inglês *Knowledge Elicitation*.

Argumentamos que, apesar da falta de formalismo, técnicas de IA pode ser utilizadas para auxiliar usuários no processo de construção de mapas conceituais estilo Novakiano. Verificamos que as diretrizes sugeridas por Novak [1] em relação ao uso de conceitos constituídos por apenas uma palavra e frases de ligação curtas, levam a construção de mapas conceituais que, embora ainda não possam ser prontamente traduzidos para uma notação formal, oferecem informações abundantes que podem ser utilizadas por ferramentas inteligentes no apoio ao processo de construção de mapas: Ao invés de converter os mapas no estilo Novakiano em algo que eles não são para que possam ser usados por aplicativos de IA, usamos ferramentas da IA para apoiar o usuário no processo de construção do mapa. Tais ferramentas exploram as características inerentes a mapas conceituais descritas a seguir.

4 CARACTERÍSTICAS DOS MAPAS CONCEITUAIS

Mapas conceituais no estilo Novakiano³ têm certas características particulares que os tornam atraentes para ferramentas inteligentes, tais como:

1. MCs têm estrutura: por definição, conceitos mais gerais são apresentados ao alto, na parte superior dos mapas e conceitos mais específicos na parte inferior. Outras informações estruturais, tais como o número de conexões entrando e partindo de um

conceito, podem ser usados como um indicativo do nível de importância de um determinado conceito em relação ao mapa [21].

2. MCs são baseados em proposições: cada par de conceitos unidos por uma frase de conexão forma uma “unidade de conhecimento”. Esta estrutura baseada em proposições distingue o MC de outras ferramentas tais como *Mind Mapping* e *The Brain*, além de estabelecer um relacionamento semântico entre os conceitos.
3. MCs têm um contexto: um MC é uma representação do conhecimento de uma pessoa sobre um determinado assunto. De tal modo que, todos os conceitos e frases de conexão devem ser interpretados dentro desse contexto.

Ainda, em mapas conceituais bem construídos:

4. Os conceitos e as frases de conexão são os mais curtos possíveis, preferencialmente compostos por uma única palavra.
5. Cada par de conceitos ligados por uma frase de conexão forma uma proposição autônoma, Isto é, a proposição pode ser lida independente do mapa e ainda “fazer sentido”.
6. A estrutura é hierárquica e o conceito usado como raiz do mapa é um bom indicativo do tópico do mapa.

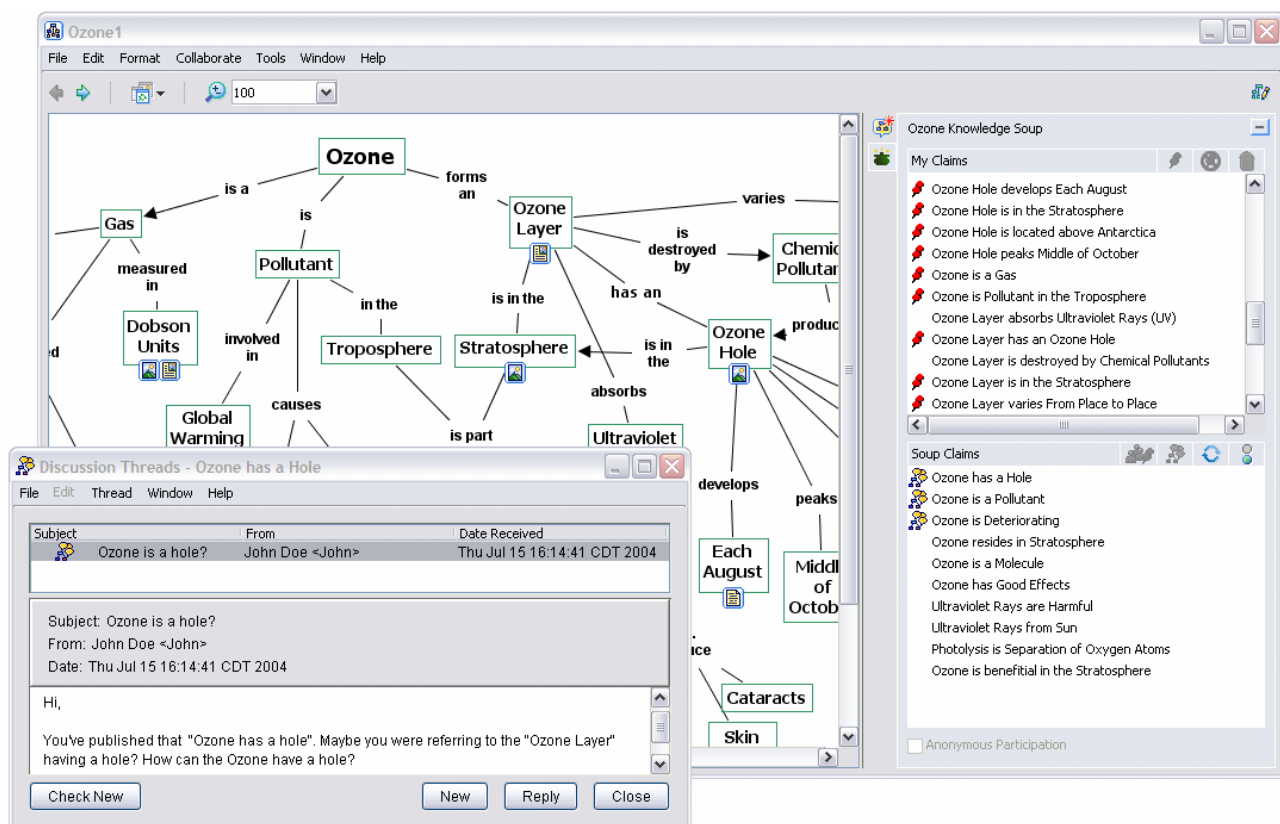


Figura 2: Um mapa conceitual que é parte das Sopas de Conhecimento sobre Ozônio

³ A partir deste ponto, o termo “mapa conceitual” é utilizado sempre em referência a mapas conceituais no estilo Novakiano.

5 FERRAMENTAS INTELIGENTES E CMAPTOOLS

No *Institute for Human & Machine Cognition* (IHMC) nós desenvolvemos o CmapTools [22, 23], um aplicativo que é hoje amplamente utilizado para a construção e anotação de mapas conceituais com material adicional tal como imagens, diagramas, vídeo clipes e os outros recursos. CmapTools permite o armazenamento e acesso a MCs distribuídos em diversos servidores, permitindo o fácil compartilhamento de conhecimento entre sites geograficamente distantes.

Ainda como parte de nosso trabalho de pesquisa, desenvolvemos também um conjunto de ferramentas inteligentes integradas ao aplicativo CmapTools. Incluindo desde ambientes de colaboração ao “nível do conhecimento” a buscas na internet baseada em mapas conceituais tais ferramentas buscam tirar vantagem das características estruturais dos mapas conceituais para prestar apoio ao usuário. Descrevemos agora algumas destas ferramentas como exemplos de como uma ferramenta inteligente pode tirar vantagens das características do MC descritas acima.

5.1 SOPAS E O GIGANTE

As Sopas [24, 25] fornecem um tipo de colaboração única entre um grupo de usuários - geralmente estudantes - cada um construindo um mapa sobre o mesmo tema. Como mencionado anteriormente, um MC pode ser considerado uma coleção organizada de proposições relacionadas a uma coleção de tópicos. Cada proposição é expressa por uma única sentença que pode ser extraída do mapa como um conjunto conceito -> relação -> conceito, isto é, pares de conceitos e suas frases de ligação.

Por exemplo, os mapas na figura 2 contêm as proposições “Ozônio forma uma Camada de Ozônio” (*Ozone forms an Ozone Layer*) e “a Camada Ozônio está na Estratosfera” (*Ozone Layer is in the Stratosphere*). À medida que o estudante (para fins desta ilustração assumimos que o usuário é um estudante) constrói seu MC o sistema decompõe automaticamente o mapa em proposições que são listadas na janela superior do monitor à direita do mapa como mostra a figura 2. Isto permite o acesso a duas representações diferentes (embora “logicamente” equivalentes) das idéias do estudante: um embutido na estrutura gráfica do MC e a outra de natureza mais textual.

Um estudante pode *publicar* uma proposição, o que a torna potencialmente visível a outros estudantes (proposições publicadas são mostradas com um pino à esquerda, como se afixado em quadro de avisos). Nós nos referimos a este processo como *fazendo uma afirmação* (*making a claim*). Proposições publicadas - *afirmações* - tornam-se parte “da sopa do conhecimento” do grupo de estudantes, que consiste em uma “base de dados altamente organizada” de afirmações simples que representam o conhecimento crescente do grupo. É através destas sopas do conhecimento que ocorre a colaboração e compartilhamento de idéias. As sopas do conhecimento têm muitas interpretações e podem ser vistas de maneiras

diferentes: simplesmente como um texto, como uma versão codificada de um MC criado pelo grupo, ou ainda como um conjunto anotado de discussões entre os estudantes.

As afirmações publicadas podem ser vistas por outros estudantes e podem ser utilizadas na construção de seu próprio mapa, mas um estudante não pode ver *todas* as afirmações publicadas por outros estudantes. O sistema usa heurísticas sobre as relações de conhecimento entre as alegações. As únicas afirmações que um estudante tem acesso são aquelas diretamente relacionadas as afirmações que ele contribuiu à sopa. Quanto mais um estudante publica, mais acesso ele ganha a afirmações publicadas por outros estudantes. O objetivo dessa estratégia é incentivar e recompensar estudantes por sua participação.

Um estudante pode questionar uma afirmação submetida por um outro estudante, em caso de desacordo ou dúvida, o autor da afirmação pode responder. O questionamento de uma afirmação faz com que ela seja apresentada com ícone de “grupo de discussão” a sua esquerda, para indicar ao autor e a terceiros interessados que a afirmação está sob disputa ou discussão. O autor do questionamento pode então compor uma mensagem que é associada ao grupo de discussão, visível a todos. Qualquer um - incluindo, naturalmente, o autor da afirmação - pode ler a mensagem e responder com comentários adicionais, explicações ou uma defesa da alegação original. Desta forma, uma afirmação publicada pode transformar-se o centro de uma prolongada discussão sobre um assunto. Todas as afirmações de cada estudante são do mesmo modo submetidas à revisão por seus pares. Na figura 2, um estudante questionou a afirmação “ozônio tem um buraco” - agora se espera que o autor da afirmação responda através do mesmo mecanismo.

As sopas não são um canal de comunicação. De fato, as sopas podem ser configuradas de forma que as afirmações sejam anônimas. O conteúdo de cada afirmação, não a origem, determina que parte da sopa é visível a cada estudante. Desta maneira, as sopas oferecem um novo tipo de interação do grupo, atingindo uma colaboração entre estudantes baseada inteiramente em termos do que eles sabem, uma colaboração baseada ao nível de conhecimento. As sopas podem ser acessadas através da Internet, a colaboração pode ocorrer dentro de uma sala de aula, entre salas de aula, ou entre escolas, locais ou remotas.

As sopas demonstram o valor da natureza proposicional dos MCs. Mesmo que proposições não possam ser traduzidas para uma notação mais formal, elas se tornam as bases de ambientes de compartilhamento e colaboração.

5.1.1 O GIGANTE

Desenvolvemos um agente - Gigante [26] que explora os ambiente das sopas e as proposições dos estudantes. O Gigante, integrado ao programa e rodando independentemente na máquina de cada estudante, tenta

tirar conclusões baseadas tanto nas proposições locais (do estudante) quanto nas proposições compartilhadas (de outros estudantes) na sopa do conhecimento, usando algumas regras simples. Suas próprias afirmações são apresentadas ao estudante para verificação.

Nós nos referimos ao agente como Gigante porque de certa forma ‘ele sabe’ muito, mas sua falta de senso comum e sua limitada capacidade de raciocínio às vezes o levam a um comportamento infantil e divertido. Não há garantias de que o Gigante obtenha conclusões racionais do MC (como um ser humano o faria), ou que possa verificar as proposições apresentadas pelo estudante - tal intenção não é alvo de nosso estudo. Entretanto, as proposições apresentadas pelo Gigante tendem a ‘desestabilizar’ o estudante, gerando conclusões que incentivam o usuário a considerar uma linha diferente de pensamento.

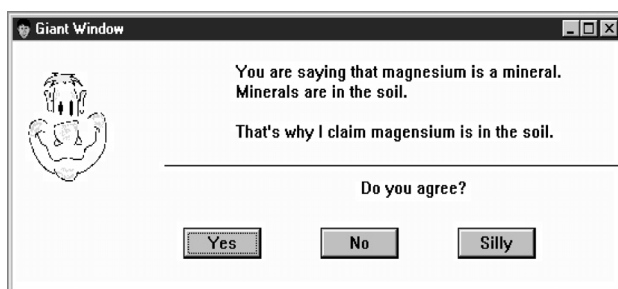


Figura 3: O Gigante fazendo uma afirmação para o estudante.

O Gigante é baseado num pequeno conjunto de regras que podem ser classificadas em três categorias: transitividade; quantificador, qualificador e dependências; e classificação e extensão. Baseado nestas regras e nas proposições das sopas, o gigante gera suas próprias conclusões. Por exemplo, se o estudante tiver uma proposição “plantas tem folhas” e um outro estudante na sopa tem “folhas são verdes”, o gigante conclui que as “plantas são verdes” e propõe esta afirmação ao estudante (as regras não somente buscam conceitos iguais, mas também pares de palavras nas frases de conexão que podem levar a conclusões razoáveis). Por exemplo, se o estudante tiver “algumas estrelas são estrelas de nêutron”, o Gigante nota o quantificador “algumas” e conclui que “existem estrelas que não são estrelas de nêutron”, ou “a habilidade de ser um nêutron requer algo mais”, ou “as estrelas não são sempre estrelas de nêutron”. A figura 3 mostra o Gigante examinando a afirmação do estudante de que “magnésio é um mineral” e uma afirmação das sopas “minerais estão no solo” para concluir que “magnésio está no solo”. As afirmações do gigante são apresentadas em uma janela separada, e quando o estudante clica sobre uma delas, uma caixa de diálogo (figura 3) é apresentada. O estudante então pode mostrar ao gigante se a afirmação é verdadeira, falsa, ou irrelevante. A opção irrelevante mostra que o gigante, mesmo tendo acesso a todas as afirmações presentes na sopa, pode ainda tirar conclusões irracionais.

Mas, como o objetivo do gigante não é de ensinar o estudante, não importa se ele não está sempre correto.

O gigante é um outro exemplo que demonstra como ferramentas inteligentes podem explorar a natureza proposicional dos MCs. Com limitada capacidade de compreensão e de construção de sentenças, o gigante pode ajudar os estudantes a construir MCs melhores.

5.2 DESAMBIGUAÇÃO DE PALAVRAS

– SOBRE O QUE É ESTE MAPA CONCEITUAL?

Freqüentemente as palavras têm mais de um significado, e a determinação do significado correto de uma palavra em um determinado contexto é reconhecidamente uma tarefa difícil no processamento da linguagem natural. Por sua flexibilidade na escolha de termos, a mesma ambigüidade de termos pode também ser encontrada nos MC, como ilustrado nos exemplos na figura 4 (do mapa original em Inglês). Os exemplos mostram dois mapas usando o conceito “chair” com dois significados diferentes. A capacidade de diferenciar corretamente os significados dos termos em cada um dos MCs seria de grande ajuda para auxiliar ferramentas como Gigante a tomar decisões melhores.

Em Cañas et al. [27] relatamos sobre nossa pesquisa no uso de WordNet [28] para desambiguar o sentido das palavras em MCs, tanto em conceitos como em frases de ligação. Utilizando a topologia e a semântica do MC, nosso algoritmo usa as relações de sentido e semântica fornecida pelo WordNet para determinar qual o sentido mais apropriado de um termo dentro do contexto do mapa.

Para desambiguar uma palavra w , o algoritmo primeiro seleciona um número de palavras-chaves do mapa: (a) palavras compondo os conceitos que formam uma proposição com w , (b) palavras no conceito raiz do mapa, e (c) outras palavras que compõem o conceito a que w pertence. As palavras selecionadas e w são então utilizados em uma série das etapas descritas em Cañas et al. [27]: (a) cada uma das palavras é relacionada a um ou mais sínteses do WordNet (uma síntese é uma coleção de palavras sinônimas que representam um conceito em WordNet), (b) são calculadas todas as seqüências de hiperônimos possíveis que contenham como último elemento um dos *synset* encontrados em (a), (c) cria-se clusters das seqüências de hiperônimos, (d) seleciona-se os melhores clusters, e (e) o último *synset* do cluster selecionado fornece o sentido não ambíguo da palavra. Outros algoritmos utilizados para desambiguar palavras em texto [29] apresentam problemas na seleção de palavras-chaves, o que é difícil, no caso do texto, devido à falta de uma estrutura específica e uma clara relação entre as palavras. Nosso algoritmo explora a topologia do mapa incluindo somente as palavras dos conceitos chaves como a parte do processo de desambiguação.

A figura 5 mostra o resultado de desambiguação do conceito “chair” no MC da figura 4. Para cada mapa, o conceito “chair” é selecionado, e submetido ao servidor

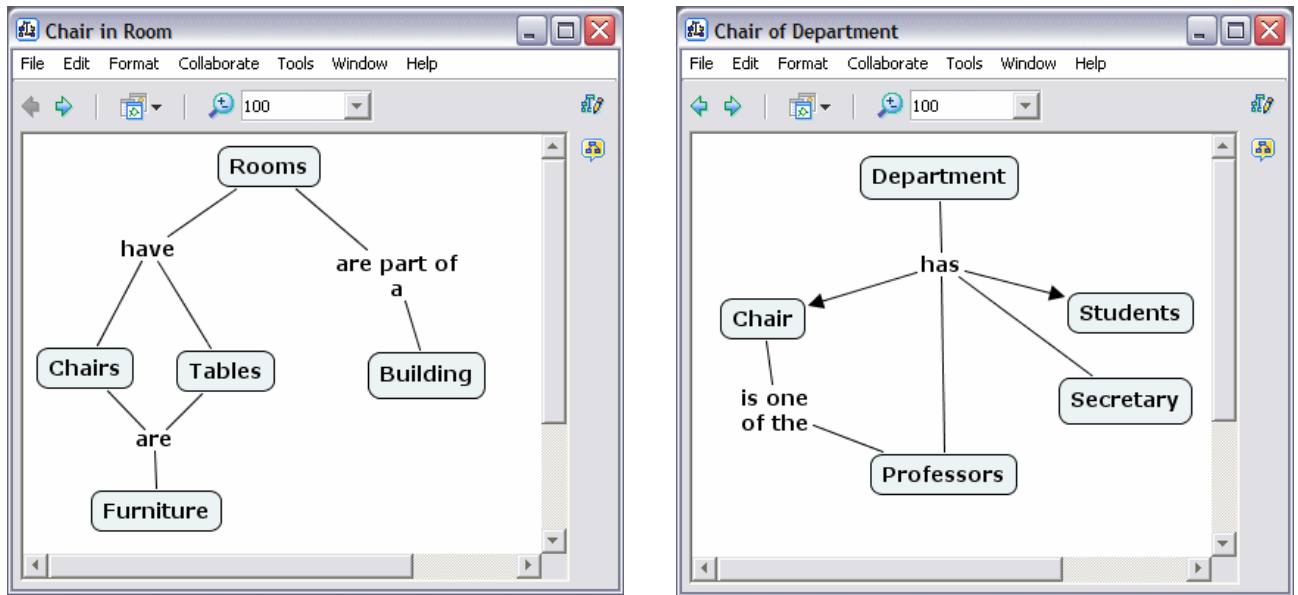


Figura 4. Dois mapas conceituais usando a mesma palavra “chair” com significados distintos.

WordNet para obter a descrição dos termos. Esta função executa, automaticamente, o algoritmo de desambiguação descrito anteriormente, resultando na reordenação dos significados apresentados de forma que o sentido correto da palavra esteja no topo da lista. A janela superior mostra os resultados obtidos para o mapa “Chair in Room”, enquanto a janela inferior mostra os resultados obtidos para o mapa “Chair of Department”. O algoritmo fez a seleção correta do sentido da palavra em ambos os casos.

Em Cañas et al. [27] apresentamos um experimento onde um número de opções é apresentado aos participantes para que selecionem o sentido apropriado de alguns termos em Mapas Conceituais. Nossos resultados mostraram que os sentidos selecionados pelo algoritmo estavam de acordo com os sentidos selecionados pelos participantes em 75% dos casos.

A capacidade de tratamento da ambigüidade do sentido de um conceito em um mapa conceitual estende ainda mais as possibilidades para o desenvolvimento de ferramentas inteligentes. A seção seguinte apresenta duas destas ferramentas, que no momento ainda não fazem use deste algoritmo.

5.3 BUSCA NA WEB BASEADA EM MAPAS CONCEITUAIS

Os sites de busca tornaram-se um assunto comum à medida que a Internet cresce a níveis que, há anos atrás, seriam inimagináveis. O ato de busca na internet tem sido substituído ultimamente com os sites de busca em grande escala. Ninguém mais “surfa” a internet: os usuários “Google” dentro do tópico que lhes interessa e depois saem. Isto é, muitos usuários da internet confiam nos grandes servidores indexando bilhões de páginas da web para eles.

Entretanto, os sites de busca baseiam-se na pergunta especificada pelo usuário, e usuários raramente formulam uma “boa” pergunta: a média das perguntas na busca, em um estudo recente, é 2.2 palavras [30]. Como conseqüência, a lista de documentos fornecidos é freqüentemente muito extensa ou pouco relevante à pergunta. Nós propomos reduzir o problema com a utilização automática do contexto descrito em MCs para (a) fornecer perguntas mais completas aos sites de busca, e (b) melhorar os resultados fornecidos pelos sites.

usuário pode facilmente e concisamente especificar o contexto da busca em um MC que será usado para a construção automática das perguntas. O algoritmo de busca na WEB utilizado em CmapTools permite que o usuário selecione um conceito e peça ao sistema para procurar pela informação na WEB que seja relevante ao conceito dentro do contexto do Mapa. O processo consiste em: (a) Analisando o MC para gerar uma pergunta relevante que seja usada na busca na WEB, (b) receber os resultados da busca, (c) re-ordenar os resultados recebidos de acordo com relevância de cada página, e (d) apresentar os resultados ao usuário. Cada uma destas etapas é brevemente descrita a seguir, uma explicação mais detalhada pode ser encontrada em Carvalho et al. [31]. Para gerar a pergunta, os conceitos chaves são selecionados no mapa. Estes incluem as palavras selecionadas no próprio conceito, a raiz do MC e nós autoridades: aqueles com o maior grau de saída para outros nodos. Assumimos que o número de arestas saindo de um conceito (grau de saída) é um indicativo de que o mesmo está sendo elaborado em maior detalhe, logo uma indicação direta de sua relevância dentro do contexto do mapa.

Os conjuntos de conceitos selecionados desta forma são usados como palavras-chaves para a busca de documentos na WEB. Desenvolvemos um site de metabusca baseado primariamente no Google [32]. As palavras chaves

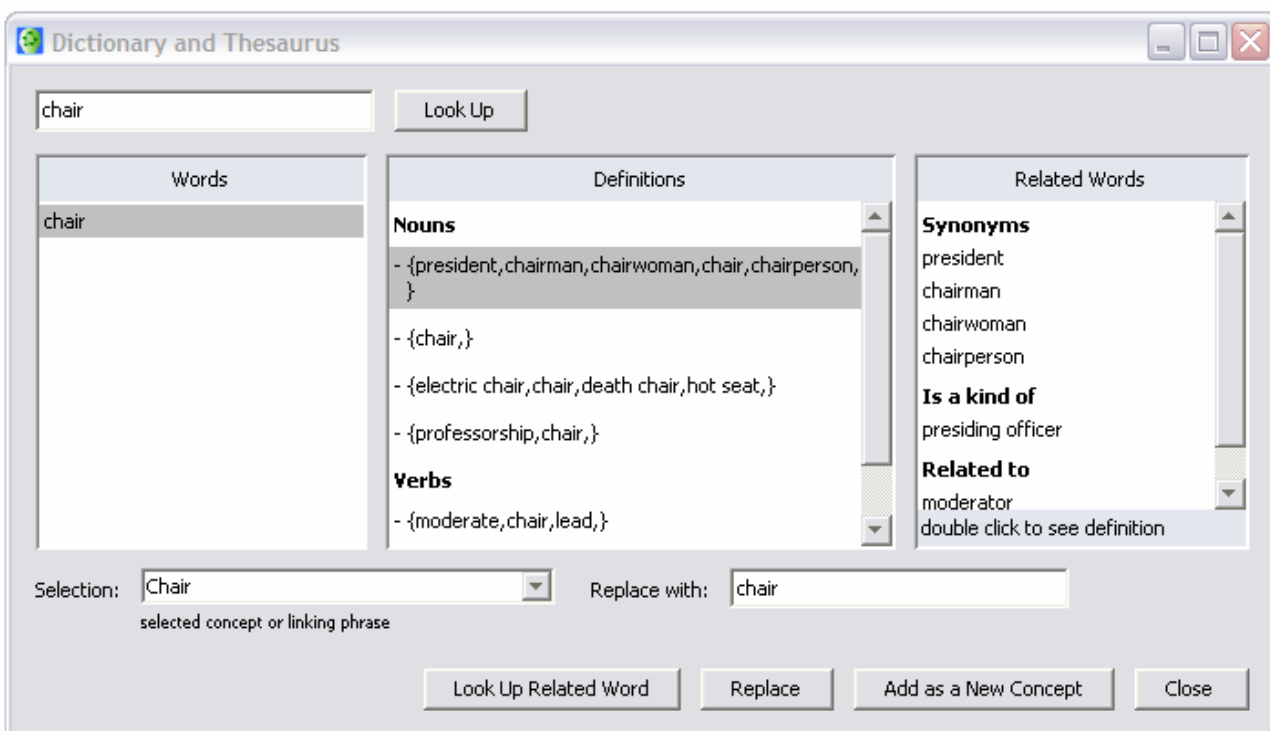
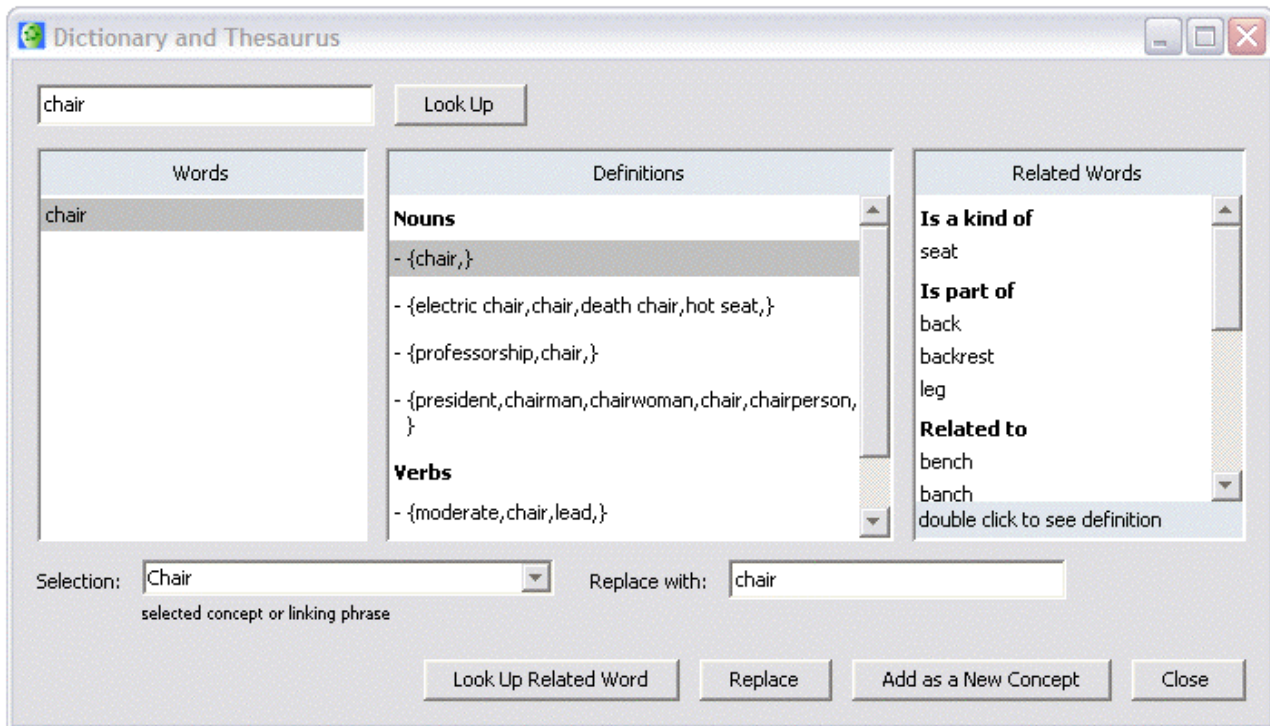


Figura 5: Tratando a ambigüidade do sentido da palavra "chair" no mapas da figura 4.

extraídas no mapa são utilizadas neste site para buscar o conjunto inicial de documentos. Uma vez baixados os documentos são adicionados a um *cache* local para classificação. A subsequente classificação e filtragem de documentos são baseadas na comparação entre as matrizes de distâncias calculadas a partir do MC, e de cada documento candidato. As matrizes de distância são simétricas e contêm os pesos relativos entre cada par de conceitos no MC e par de termos no documento. Pesos entre termos (ou conceitos) no MC são proporcionais ao menor número de frases de ligação (arestas) entre cada conceito. No caso dos documentos, os pesos são estimados como uma função de sua frequência e da distância relativa (número de palavras entre os termos). Somente os termos comuns a ambos os MCs e o documento são utilizados para calcular a matriz distância de cada documento. A distância entre termos no documento possui uma relação inversa com o peso utilizado na matriz distância, uma vez que termos próximos uns aos outros apresentam uma maior probabilidade de formar uma proposição.

Os experimentos relatados em Carvalho et al. [31] mostram que o algoritmo proposto apresenta resultados similares ou melhores que os obtidos pelo melhor de quatro sites de busca publicamente disponíveis, em termos da determinação do grau de relevância de documentos em relação ao MC, de acordo com o usuário, com resultados claramente melhores do que os outros três. A combinação do uso da estrutura do mapa para selecionar as palavras-chaves, e sua topologia e natureza da proposição oferecem informação contextual que pode ser utilizada na identificação e ordenação de documentos em termos de relevância, parecem melhorar os resultados de ordenação obtidos por sites de busca publicamente disponíveis.

5.4 FERRAMENTAS INTELIGENTES PARA CONSTRUIR MAPAS CONCEITUAIS

As funções de busca na WEB oferecidas por CmapTools podem também ser utilizadas para ajudar o usuário no processo de construção do mapa. O aplicativo CmapTools proativamente monitora o contexto do MC aberto para, buscar na WEB, de forma autônoma, informações que podem ser relevantes ao usuário. O usuário pode optar por utilizar esta informação para verificar, corrigir ou estender seu mapa durante o processo de navegação ou autoria.

Estas funções são integradas ao editor de mapas e os resultados obtidos na WEB podem ser apresentados de duas formas: a) uma lista de páginas WEB relevantes que podem ser utilizadas como referência pelo usuário ou b) uma lista de conceitos relevantes que o usuário pode optar por utilizar para estender ou clarificar o conteúdo do mapa. Estas informações são oferecidas proativamente pelo aplicativo em função das mudanças que ocorrem no mapa, ou podem ser explicitamente requeridas pelo usuário.

A sugestão dos documentos WEB é baseada numa versão estendida do algoritmo de busca, para obter páginas relevantes ao estágio atual do mapa [33]. Uma diferença

fundamental entre a sugestão proativa de páginas WEB e a busca de documentos utilizando o mapa conceitual reside no fato de que a primeira baseia-se na utilização de todo o mapa conceitual, em seu estágio atual, enquanto a segunda utiliza um conceito específico do mapa (definido pelo usuário) como foco da busca.

O CmapTools pode ainda sugerir conceitos durante o processo de construção de um mapa. A construção de um mapa conceitual é um processo de entendimento do significado, onde a listagem de conceitos a serem incluídos é menos importante que a seleção apropriada das relações para a formação de proposições. Não é incomum, entretanto, notarmos o esforço de usuários em tentar “lembrar” de novos conceitos para adicionar ao mapa durante o processo de construção, e acreditamos que eles deveriam focar seu esforço na determinação das relações entre conceitos. Com isso em mente, nós implementamos no CmapTools um módulo chamado *concept suggester* para sugestão proativa de conceitos [34]. Durante a construção do mapa, o *concept suggester* analisa o mapa para selecionar um conjunto de palavras-chaves para busca de documentos na WEB. O módulo então extrai das páginas obtidas os conceitos relevantes ao mapa e os apresenta ao usuário. O módulo busca novas sugestões de conceitos sempre que identifica mudanças significativas no mapa.

Cañas et al. (*Ibid*) descrevem uma série de testes realizados com este módulo para um grupo de usuários; os resultados indicam que o módulo é eficaz em apresentar conceitos relevantes aos usuários. Esta eficácia, entretanto, diminui à medida que o mapa cresce em número de conceitos, o que indica que o algoritmo deve ser revisado para considerar que, em grandes mapas, usuários tendem a focar seu trabalho apenas numa parte do mapa, logo conceitos sugeridos ao usuário devem ser especialmente relevantes àquela região. Nesta experiência, os participantes (13 no total) receberam um tema para construção de um MC com um mínimo de 20 conceitos. Durante a construção do mapa, uma lista das sugestões para conceitos era periodicamente apresentada aos participantes. As sugestões apresentadas durante o experimento foram automaticamente extraídas da WEB pelo aplicativo CmapTools com base no contexto extraído dos mapas a cada estágio de construção. Ao receber cada lista de sugestões de conceitos, os usuários eram convidados a ordenar todas as propostas por ordem de relevância. Em média cada participante foi notificado 6 vezes com uma lista de 15 sugestões (cada vez) durante a construção de um mapa. Até o terceiro estágio de construção dos mapas (terceira sugestão de conceitos) 62% dos participantes indicaram que pelo menos 4 dos 15 conceitos sugeridos eram relevantes à construção do mapa, e 77% dos participantes indicaram que pelo menos 3 dos 15 conceitos sugeridos eram relevantes. Para os estágios subsequentes, com o crescimento do mapa, os percentuais de relevância caem para 50%.

Os módulos do CmapTools para busca na WEB de documentos e conceitos relevantes ajudam o usuário na construção do mapa conceitual e servem como exemplos de

como ferramentas inteligentes podem explorar as características particulares dos mapas conceituais.

6 CONCLUSÕES

Os MCs são as representações gráficas bidimensionais da compreensão de uma pessoa sobre um determinado assunto. Reconhecido (e usado extensamente) como ferramentas eficientes para a elicitación, representação e compartilhamento do conhecimento, MCs são freqüentemente criticados pela comunidade de IA pela falta de formalismo que é intrínseca à técnica. Neste trabalho nós mostramos que, mesmo sem comprometer a flexibilidade proposta pelos mapas conceituais, é possível desenvolver programas inteligentes que explorem a estrutura, hierarquia e contexto dos mapas para inferências complexas.

AGRADECIMENTOS

Este trabalho de pesquisa foi parcialmente financiado pelo programa para Sistemas Inteligentes da NASA (NASA's *Intelligent Systems Program*) sob contratos NCC 2-1216 e 2-1297 e pela *US Navy's Chief of Naval Education and Training*.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Novak, J.D. and D.B. Gowin, *Learning How to Learn*. 1984, New York, NY: Cambridge University Press.
- [2] Hoffman, R.R., et al. *An Empirical Comparison of Methods for Eliciting and Modeling Expert Knowledge*. in *Meeting of the Human Factors and Ergonomics Society*. 2002. Baltimore MD.
- [3] Coffey, J.W., et al., *Knowledge Modeling and the Creation of El-Tech: A Performance Support System for Electronic Technicians*. *Expert Systems with Applications*, 2003. **25**(4): p. 483-492.
- [4] Ford, K.M., et al., *Diagnosis and Explanation by a Nuclear Cardiology Expert System*. *International Journal of Expert Systems*, 1996. **9**: p. 499-506.
- [5] McNeese, M., et al., *An advanced knowledge and design acquisition methodology: Application for the pilot's associate (U)*. 1990, Harry G. Armstrong Aerospace Medical Research Laboratory, Human Systems Division, Air Force Systems Command, Wright Patterson Air Force Base, Ohio.
- [6] McNeese, M., et al. *Understanding the context of multidisciplinary design: Establishing ecological validity in the study of design problem solving*. in *37th Annual Meeting of the Human Factors Society*. 1993: Human Factors Society, Santa Monica, CA.
- [7] McNeese, M., et al., *AKADAM: Eliciting user knowledge to support participatory ergonomics*. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 1995. **15**: p. 345-363.
- [8] Ford, K.M., et al., *ICONKAT: An integrated constructivist knowledge acquisition tool*. *Knowledge Acquisition*, 1991. **3**: p. 215-236.
- [9] Clark, P., et al. *Knowledge Entry as the Graphical Assembly of Components*. in *International Conference on Knowledge Capture*. 2001. Victoria, BC, Canada: ACM Press.
- [10] Kremer, R. *Concept mapping: Informal to formal*. in *International Conference on Conceptual Structures*. 1994. University of Maryland.
- [11] Hayes-Roth, F., D. Waterman, and D. Lenat, eds. *Building Expert Systems*. 1983, Addison-Wesley.
- [12] Briggs, G., et al., *Concept Maps Applied to Mars Exploration Public Outreach*, in *Concept Maps: Theory, Methodology, Technology. Proceedings of the First International Conference on Concept Mapping*, A.J. Cañas, J.D. Novak, and F. González, Editors. 2004, Universidad Pública de Navarra: Pamplona, Spain. p. 109-116
- [13] Lopes da Rocha, F.E., J. J. Valenda da Costa Jr., and E. Luiz Favero, *A New Approach to Meaningful Learning Assessment using Concept Maps: Ontologies and Genetic Algorithms*, in *Concept Maps: Theory, Methodology, Technology. Proceedings of the First International Conference on Concept Mapping*, A.J. Cañas, J.D. Novak, and F.M. González, Editors. 2004, Universidad Publica de Navarra: Pamplona, Spain.
- [14] Kornilakis, H., et al. *Using WordNet to Support Interactive Concept Map Construction*. in *4th IEEE International Conference on Advance Learning Technologies*. 2004. Joensuu, Finland.
- [15] Cimolino, L., J. Kay, and A. Miller. *Incremental student modelling and reflection by verified concept-mapping*. in *AIED03 Workshop on Learner Modelling for Reflection*. 2003. Sidney, Australia.
- [16] Chmeilewski, T. and D. Dansereau, *Enhancing the recall of text: Knowledge mapping training promotes implicit transfer*. *Journal of Educational Psychology*, 1998. **90**(3): p. 407-413.
- [17] Lambiotte, J., Skaggs, L. and Dansereau, D., *Learning from lectures: Effects of knowledge maps and cooperative review strategies*. *Applied Cognitive Psychology*, 1993. **7**: p. 483-497.
- [18] Rewey, K., D. Dansereau, and J. Peel, *Knowledge maps and information processing strategies*. *Contemporary Educational Psychology*, 1991. **16**(3): p. 203-214.
- [19] Bahr, S. and D. Dansereau, *Bilingual Knowledge Maps (BiK-Maps) in Second Language Vocabulary Learning*. *Journal of Experimental Education*, 2001. **70**(1): p. 5-24.

- [20] Conlon, T., 'But Is Our Concept Map any Good?' *Classroom Experiences with the Reasonable Fallible Analyser*, in *Concept Maps: Theory, Methodology, Technology. Proceedings of the First International Conference on Concept Mapping*, A.J. Cañas, J.D. Novak, and F.M. González, Editors. 2004, Universidad Pública de Navarra: Pamplona, Spain
- [21] Leake, D.B., A. Maguitman, and T. Reichherzer, *Understanding Knowledge Models: Modeling Assessment of Concept Importance in Concept Maps*, in *Proceedings of the Twenty-Sixth Annual Conference of the Cognitive Science Society*, R. Alterman and D. Kirsch, Editors. 2004, Lawrence Erlbaum: Mahwah, NJ. p. 795-800.
- [22] Cañas, A.J., et al., *Herramientas para Construir y Compartir Modelos de Conocimiento basados en Mapas Conceptuales*. Revista de Informática Educativa, 2000. 13(2): p. 145-158.
- [23] Cañas, A.J., et al., *CmapTools: A Knowledge Modeling and Sharing Environment*, in *Concept Maps: Theory, Methodology, Technology. Proceedings of the First International Conference on Concept Mapping*, A.J. Cañas, J.D. Novak, and F.M. González, Editors. 2004, Universidad Pública de Navarra: Pamplona, Spain. p. 125-133.
- [24] Cañas, A.J., et al., *Online Concept Maps: Enhancing Collaborative Learning by Using Technology with Concept Maps*. The Science Teacher, 2001. 68(4): p. 49-51.
- [25] Cañas, A.J., et al. *Knowledge Construction and Sharing in Quorum*. in *Seventh World Conference on Artificial Intelligence in Education*. 1995. Washington DC.
- [26] Reichherzer, T.R., et al. *The Giant: A Classroom Collaborator*. in *Proceeding of the Fourth International Conference on Intelligent Tutoring Systems (ITS)*. 1998. San Antonio.
- [27] Cañas, A.J., et al. *Using WordNet for Word Sense Disambiguation to Support Concept Map Construction*. in *Proceedings of SPIRE 2003: International Symposium on String Processing and Information Retrieval*. 2003. Manaus, Brasil.
- [28] Miller, G., *Five Papers on WordNet*. International Journal of Lexicography, 1990. 3(4).
- [29] Fellbaum, C., et al. *Manual & Automatic Semantic Annotation with WordNet*. in *Workshop on WordNet and Other Lexical Resources, NAACL-01*. 2001. Pittsburgh, PA.
- [30] Spink, A., et al., *The Public and Their Queries*. Journal of the American Society for Information Science and Technology, 2001. 52(3): p. 226-234.
- [31] Carvalho, M.R., R. Hewett, and A.J. Cañas, *Enhancing Web Searches from Concept Map-based Knowledge Models*, in *Proceedings of SCI 2001: Fifth Multiconference on Systems, Cybernetics and Informatics*, N. Callaos, et al., Editors. 2001, International Institute of Informatics and Systemics: Orlando, FL. p. 69-73.
- [32] Page, L. and S., Brin, *Pagerank, an Eigenvector Based Ranking Approach for Hypertext*, in *21st Annual ACM/SIGIR International Conference on Research and Development in Information Retrieval*. Melbourne, 1998.
- [33] Leake, D.B., et al., *Googling from a Concept Map: Towards Automatic Concept-Map-Based Query Formation*, in *Concept Maps: Theory, Methodology, Technology. Proceedings of the First International Conference on Concept Mapping*, A.J. Cañas, J.D. Novak, and F.M. González, Editors. 2004, Universidad Pública de Navarra: Pamplona, Spain. p. 409-416.
- [34] Cañas, A.J., et al., *Mining the Web to Suggest Concepts during Concept Map Construction*, in *Concept Maps: Theory, Methodology, Technology. Proceedings of the 1st International Conference on Concept Mapping*, A.J. Cañas, J.D. Novak, and F.M. González, Editors. 2004, Universidad Pública de Navarra: Pamplona, Spain. p. 135-142.