

Uma proposta de um modelo computacional que usa PSO para a escolha de Objetos de Aprendizagem baseado na Espiral de Kolb e nas Inteligências Múltiplas

Fábio F. de Moura¹, Márcia A. Fernandes¹

¹Faculdade de Ciência da Computação – Universidade Federal de Uberlândia (UFU)
Av. João Naves de Ávila, 2121, Bloco 1B – Campus Santa Mônica
Uberlândia - MG - Brasil

fabioferreirademoura@gmail.com, marcia@ufu.br

***Abstract.** The search for knowledge and learning is a paradigm that comes with being human. Increasingly we can see the computer filling out this scenario with the inclusion of new technologies that provide alternative ways of aggregating the inclusion and propose ways to assist in the teaching and learning. This paper describes a proposal for a computational model that uses the technique Particle Swarm Optimization to deliver learning objects according to the theory of Multiple Intelligences and Learning Spiral Kolb, trying to abstract a correlation between these concepts. The concepts used here can be used for both classroom teaching and distance.*

***Resumo.** O aprendizado e a busca de saberes é um paradigma que acompanha o ser humano. Cada vez mais nota-se a informática preenchendo este cenário com a inserção de novas tecnologias que propiciam formas alternativas de agregar a inclusão e de propor caminhos que auxiliem no processo de ensino e aprendizado. Este artigo descreve uma proposta de um modelo computacional que utiliza a técnica Particle Swarm Optimization para oferecer Objetos de Aprendizagem de acordo com a teoria das Inteligências Múltiplas e a Espiral de Aprendizagem de Kolb, tentando abstrair uma correlação entre tais conceitos. Os conceitos aqui empregados poderão ser usados tanto para o ensino presencial quanto à distância.*

1. Introdução

Metodologias diferenciadas de ensino, que ajudem o estudante a compreender melhor um conteúdo que lhe foi proposto, têm sido bastante usadas por ser uma forma alternativa de proporcionar o ensino. Assim, pedagogicamente, têm surgido teorias que facilitam o processo de ensino e aprendizado tais como a teoria das Inteligências Múltiplas (IM) de Gardner, [Gardner 1994]; os Estilos de Ensino de Moston, [Moston 1990]; os Estilos de Aprendizagem (EA) de Kolb [Cerqueira 2000], de Felder [Felder e Silverman 1998], de Butler [Butler 2003], de Gregorc [Gregorc 1984], entre outras que se tornaram grandes aliadas dos profissionais da educação.

Uma maneira na qual se pode melhorar o processo de aprendizado, baseando nas teorias supracitadas, é promover a adaptatividade da forma de apresentação do conteúdo a ser mostrado ao estudante. A necessidade de adaptatividade surge quando nota-se que

as pessoas aprendem de maneiras diferentes e, ao observar isto se tem a chance de trabalhar individualmente com cada estudante de modo apropriado.

Em salas de aula convencionais ou no ensino a distância, outros fatores aparecem e podem ser obstáculos para o aprendizado tais como as técnicas empregadas e a forma como é apresentado o conteúdo. Pesquisas recentes mostram que muito se tem estudado nesse universo para promover a adaptação e a formatação de conteúdo, além de sistemas completos que promovam adaptatividade e adaptabilidade ao usuário [Barbosa 2004], [Felder e Silverman 1998] e [Mota 2010]. Outros trabalhos relevantes podem ser encontrados em [Borges 2011] e [Dorça 2011] que propõem o aperfeiçoamento de sistemas tutores ou em [Menolli 2011] que sugere a criação e escolha de Objetos de Aprendizagem (OA), ou ainda, em [Valaski 2011] que mostra o desenvolvimento de ambientes de aprendizagem colaborativa, utilizando como base os mecanismos de estilo de aprendizagem.

Os trabalhos supracitados utilizam teorias de aprendizagem para respaldar os modelos e sistemas computacionais criados, mas foi possível observar a dificuldade de se relacionar essas teorias. Entende-se que este relacionamento pode ser um avanço nesta área de estudo. Assim, este trabalho propõe um modelo que relaciona duas teorias bastante difundidas na educação e na informática na educação, os estilos de aprendizagem ([Butler 2003], [Gregorc 1984], [Felder e Silverman 1998], Kolb [Cerqueira 2000]) e as IM's [Gardner 1994], visando oferecer ao estudante OA ou material didático que se adapte melhor às suas características. Essa adequação torna-se fundamental, pois observa-se que estudantes são diferentes e, da mesma maneira, conseguem aprender melhor conteúdos iguais apresentados de modos diferenciados como mostrado em [Borges 2011], [Butler 2003], [Cerqueira 2000], [Gardner 1994], [Mosston 1990], [Felder e Silverman 1998] e [Gregorc 1984], entre outros.

Com o objetivo de mostrar que se pode utilizar mais de uma dessas teorias para auxiliar na escolha de material didático, ou OA, mostra-se neste trabalho duas teorias cujos conceitos vêm sendo utilizados na Educação. David Kolb [Cerqueira 2000] propôs uma espiral de aprendizagem que evolui de acordo com quatro fases: o sentir, o observar, o refletir e o experimentar. Com a teoria das inteligências múltiplas, Gardner [Gardner 1994] propôs que todo ser humano possui oito inteligências (tem-se estudado a possibilidade de uma nona e até mais inteligências) em níveis diferentes. Alguns estudiosos da área, como [Prashnig 2005], não concordam que as inteligências múltiplas possam ser vistas como Estilos de Aprendizagem, assim como é a teoria proposta por Kolb. EA's mostram como um estudante prefere visualizar o material de estudo e as IM's dão-lhe o formato deste material, além de que estas estão ligadas a fatores culturais particularizados de cada indivíduo.

Neste trabalho propõe-se um modelo computacional que, durante o processo de aprendizagem baseado na espiral de Kolb, seleciona os OA's mais adequados ao estudante através do *Particle Swarm Optimization* (PSO). Desta maneira, pretende-se auxiliar o processo de ensino e aprendizagem através do conhecimento das necessidades específicas de cada estudante, observadas em sua evolução na espiral. Além disso, será associada, ao final do processo, a relação da espiral com o melhoramento do nível de inteligências múltiplas do estudante.

2. Método de Pesquisa

A pesquisa foi realizada utilizando o método denominado revisão sistemática, observando trabalhos existentes na área de sistemas adaptativos educacionais e nas teorias de cognição utilizadas.

Na primeira etapa definiu-se que seriam estudados sistemas adaptativos educacionais com o objetivo de melhorar o aprendizado de um estudante, oferecendo-lhe o OA mais adequado num dado instante do processo de aprendizagem. Diante disto, o modelo poderia ser usado tanto num ambiente a distancia quanto presencial. Verificou-se a existência de modelos que correlacionassem a teoria de IM com os EA's para promover adaptação e personalização dos materiais didáticos e, pesquisou-se como estas teorias em conjunto poderiam promover uma melhoria no processo de ensino/aprendizagem.

Efetou-se uma pesquisa, inicialmente, com 5 profissionais da educação, pedagogos, aos quais foi dado um questionário de pesquisa onde eles dão pesos ao Inventário de Estilos de Aprendizagem (IEA) de Kolb relacionando as sentenças às quatro IM escolhidas para escopo deste trabalho. Este número de pesquisados ainda é uma amostra pequena que será aumentada conforme se proceder com o andamento do trabalho, levando-se em consideração que este é um trabalho inicial.

Após esta fase foi criado um modelo computacional, baseado nos questionários, que ajude um sistema *e-learning* ou até mesmo um professor no ensino presencial a escolher o OA ou material didático mais adequado a ser aplicado a um determinado estudante. Um próximo passo a ser feito neste trabalho será a correlação das características das IM com o IEA de Kolb.

3. Sistema de Aprendizagem Adaptativo

Sistemas adaptativos educacionais cada vez mais fazem parte do contexto de pesquisa da área de informática na educação, onde a computação juntamente com a Inteligência Artificial (IA) trazem benefícios e resultados progressivos para o aprendizado de estudantes tanto no contexto *de e-learning* quanto presencial.

Promover adaptatividade em sistemas educacionais é considerar que cada pessoa possui uma forma particular para aprender. Assim, essa forma é extraída por um sistema à parte e, logo após, tais informações são fornecidas a um *Learning Management System* (LMS), permitindo o uso da melhor metodologia de ensino para cada estudante. A adaptabilidade é a capacidade do sistema em permitir ao usuário alterar certos parâmetros, podendo adaptar as funcionalidades, ao ativar, desativar ou configurar recursos, ou adaptar a interface, ao modificar a forma de acesso aos recursos [Mota 2010].

Atualmente existem sistemas que proporcionam, de forma eficaz, o processo educacional à distância com adaptatividade e adaptabilidade. [Melo 2003] propõe um modelo, baseado em computador, para auxiliar na detecção precoce das inteligências múltiplas implantando um projeto de inteligências múltiplas. [Barbosa 2004] propõe uma metodologia para construir sistemas que realizem adaptação automática, na interface de uma hipermídia, conforme o perfil do usuário usando também a teoria das inteligências múltiplas.

[Puga e Ferreira 2007] propõem um sistema hipermídia adaptativo, cujos critérios para adaptação consistem na seleção de conteúdos. [Dorça 2011] propõe a combinação de estilos de aprendizagem para a correção dinâmica das inconsistências no Modelo do Estudante (ME), levando em consideração o forte aspecto não-determinístico do processo de aprendizagem. [Menolli 2011] propõe uma abordagem para gerar objetos de aprendizagem a partir de páginas *wiki*, utilizando Tecnologia Semântica e o padrão LOM (*Learning Object Metadata*), a fim de que a informação seja organizada de modo a permitir reutilização, melhorando assim a aprendizagem social. [Valaski 2011] pesquisa modelos que possibilitam a identificação do estilo mais utilizado para prover adaptação e personalização de materiais didáticos. E, também, o mapeamento entre as escalas dos modelos de estilo de aprendizagem e as características dos materiais de aprendizagem com o objetivo de apontar algumas respostas para estas questões.

Observa-se que pesquisas com EA e teorias de aprendizagem estão em amplo crescimento, bem como aquelas que tentam oferecer OA mais adequado ao estudante baseado em suas características psicopedagógicas. É nesse intuito que este trabalho tenta reunir duas grandes teorias de aprendizagem como a Espiral de Kolb e as IM's.

Os EA's são definidos como as maneiras (ou preferências) que uma pessoa tem para aprender algo que lhe é proposto. Tais estilos são únicos e pessoais, pois cada pessoa apresenta facilidade com um determinado estilo e dificuldade em outros. A teoria da aprendizagem experiencial de Kolb descreve quatro dimensões de desenvolvimento: afetiva (Experiência Concreta - EC); perceptual (Observação Reflexiva - OR); simbólica (Conceitualização Abstrata - CA) e comportamental (Experimentação Ativa - EA), conforme ciclo quadrifásico mostrado na Figura 1 (a), e definidos em [Almeida e Almeida 2011] e [Cerqueira 2000].

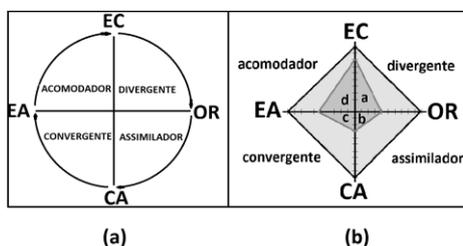


Figura 1. Ciclo quadrifásico de aprendizagem de Kolb (1984).

O modelo de Kolb trabalha com um IEA para fazer a identificação dos estilos através das dimensões. Este IEA é composto de doze sentenças, conforme mostrado em [Almeida e Almeida 2011]. O IEA de Kolb foi reorganizado, conforme as dimensões, em colunas, pois no IEA original essas sentenças foram embaralhadas para que não haja influência sobre o indivíduo ao se responder o questionário. As dimensões (EC-OR-CA-EA) quando interpretadas num eixo cartesiano, combinadas conforme Figura 1, resulta nos quatro estilos de aprendizagem de Kolb definidas em [Cerqueira 2000].

Em sua teoria Gardner afirma que existem formas independentes de percepção, memória e aprendizado, permite aos indivíduos mostrar formas diferentes de demonstrar conhecimento no que se refere ao termo inteligência. Para Gardner o ser humano possui várias inteligências em maior ou menor grau para determinadas áreas de atuação. Gardner faz uma abolição à ideia de Quociente de Inteligência (QI) que engessa de

forma unitária a inteligência do indivíduo que é sumariamente importante para o sucesso escolar. [Gardner 1994]

3.1. Seleção de Objetos usando PSO

No modelo computacional proposto, o IEA da espiral de Kolb e o questionário de detecção de IM foram, previamente, respondidos pelo estudante. O fluxograma da Figura 2 mostra a estrutura do algoritmo desenvolvido para o sistema adaptativo de aprendizagem usando PSO, nomeado de Sistema Adaptativo Educacional usando PSO (SAEP).

Antes de descrever o modelo é importante salientar que inicialmente cinco profissionais da educação responderam ao IEA de Kolb quatro vezes para permitir a associação com as quatro inteligências utilizadas neste trabalho. Em cada um destes formulários, atribuíram pesos de 1 a 4 nas 12 sentenças nas quatro dimensões, onde 1 representa uma menor inclinação e 4 a maior. O IEA foi respondido cada vez baseado em uma das quatro IM usadas no presente trabalho, pois assim saber-se-á como um estudante, por exemplo, fortemente linguista responderia ao IEA.

Diante do respaldo destes questionários respondidos por estes profissionais pensou-se então no modelo, cujo algoritmo é representado pelo Fluxograma da Figura 2. O modelo, até o presente momento, trata-se de um protótipo onde um estudante responde aos questionários de Kolb e Gardner e, baseado nos “perfis ideais” mostrados pelos pedagogos inicia-se o processo adaptativo.

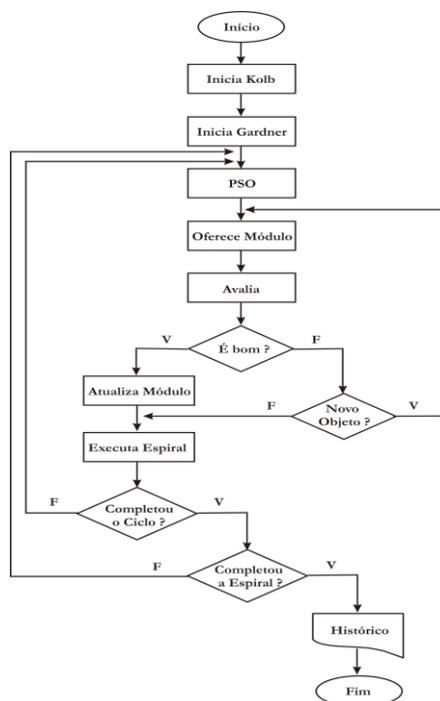


Figura 2. Fluxograma geral do Modelo SAEP

O módulo “Inicia Kolb” define uma matriz (12x4) onde cada linha representa uma sentença do IEA e cada coluna representa uma dimensão da espiral (EC, OR, CA, EA). A partir desta matriz, encontra-se o valor inicial das quatro áreas, conforme Figura 1(b). Essas áreas são calculadas de acordo com o somatório do IEA de Kolb respondido

pelo estudante, através das quatro dimensões. Cada somatório origina um cateto sobre um dos semi-eixos do plano cartesiano e estes catetos por sua vez gerarão as áreas em cada uma das dimensões. É bom salientar que, das 4 áreas, a de maior valor definirá o estilo a partir do qual a espiral se iniciará e se seguirá no sentido horário aos estilos seguintes.

O módulo “Inicia Gardner” define uma matriz (4x9) onde cada linha representa um questionário referente à uma IM. Cada coluna de uma linha representa uma pergunta específica da referida IM que pode receber os valores 1,2,3 ou 4 conforme [Antunes 2001]. Neste trabalho, foram usadas apenas quatro inteligências múltiplas: Linguístico-verbal (LV), Lógico-matemática (LM), Visual-espacial (VE) e Cinestésico-corporal (CC), pois conforme [Barbosa 2004] são elas as que são possíveis de se fazer uma associação a diferentes mídias, pensando-se numa futura construção de OA. Para as outras quatro IM ainda não existem definições precisas para se associar uma mídia para apresentação de uma informação com o uso do computador. Barbosa [Barbosa 2004] salienta que esta "simplificação" não traz prejuízos pois, por um lado, as IM's são independentes entre si e, por outro lado, não há evidências de que os indivíduos possuam um valor de IM que deva ser a totalização de todas as IM's o que implicaria em perdas caso algumas não fossem consideradas.

Uma vez que se definiu o estilo de Kolb (pela maior área calculada), no qual se iniciará o giro da espiral, o módulo “PSO” será acionado para que se obtenha dentro deste estilo a ordenação de partículas do PSO que definiriam OA ao estilo do estado mais adequado àquele momento. Este módulo inicia-se com a definição de uma matriz de partículas ótimas (16x30) onde as 4 primeiras linhas representam os partículas ótimas do estilo Divergente, as 4 linhas seguintes representam partículas ótimas do estilo Assimilador, as outras 4 linhas representam partículas ótimas do estilo Convergente e as últimas 4 linhas representam partículas ótimas do estilo Acomodador. Dentro de cada um desses estilos, cada partícula ótima representa uma sugestão para oferecer um OA referente à uma IM (LV,LM,VE,CC).

A representação de uma partícula (indivíduo) é dada por um vetor de 30 posições, conforme exemplo da Figura 3. As primeiras 24 posições referem-se às 12 questões do questionário de Kolb (as posições pares indicam a primeira dimensão e as ímpares a segunda), as duas posições seguintes fornecem as somas das duas dimensões (posição 25 é a soma da primeira dimensão e a posição 26 a soma da segunda) e as quatro últimas identificam o percentual das quatro inteligências. Na Figura 3 tem-se a representação de um indivíduo com tendência a receber um OA de caracterização LV (obtida através do questionário respondido pelos profissionais da área). Se a partícula que descreve o estudante se aproximar desta no momento em que este se encontrar no estilo Acomodador (entre as dimensões EA e EC) da espiral então há uma forte indicação que se ofereça ao estudante um OA que tenha características LV, características tais que podem ser observadas em [Gardner 1994].

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
1	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1	1	0	1	0	8	4	1	0	0	0
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	SOMA LV LM VE CC																	

Figura 3. Representação de características de uma partícula

O algoritmo PSO utilizou uma matriz (50x30) onde 50 é o número de partículas, tendo como a convergência destas para um dos 4 ótimos do estilo atual da espiral. Para observar o quão próxima do ótimo está a partícula, utiliza-se a distância Euclidiana de cada partícula em relação a esses ótimos. E, desta maneira, identifica-se o OA mais adequado para aquele momento do processo de aprendizagem. A primeira partícula da matriz representa a resposta de um estudante aos questionários e as demais partículas são geradas aleatoriamente.

O princípio desta técnica consiste em varrer um espaço de busca de forma global através de uma nuvem de partículas inicialmente distribuídas em posições aleatórias. As posições das partículas são atualizadas através das velocidades com que elas devam convergir para um determinado ponto de ótimo. O cálculo das velocidades das partículas em cada iteração, por sua vez, depende de dois fatores. O fator de diversificação que define o quanto a partícula tende a ir para uma certa direção e o fator de intensificação que considera a experiência individual da partícula ($p_{ij} - x_{ij}$) e a experiência da nuvem ($g_j - x_{ij}$), onde p_{ij} é a melhor posição encontrada pela partícula, g_j a melhor posição considerando todas as partículas e x_{ij} a posição da partícula. As funções de aptidão decidem sobre a atualização ou não da melhor posição de cada partícula e da melhor partícula da nuvem.

Com relação aos parâmetros de inicialização do PSO, foram usados os seguintes valores: $c1=c2=2$ (parâmetros cognitivo e social, também chamados de taxa de aprendizado), $w_{min}=0.4$ (ponderação mínima de inércia) e $w_{max}=0.9$ (ponderação máxima de inércia). Estes valores são sugeridos em uma série de problemas de otimização e que mostraram bons resultados de um modo geral. A saída do módulo “PSO” é um vetor com quatro posições, onde se identifica da primeira para quarta posições a ordem em que os tipos de OA’s devem ser apresentados ao estudante. Vale ressaltar que foi considerado para a melhor partícula global do PSO como sendo aquela que representa a partícula do estudante (primeira linha da matriz 50x30).

Em seguida, o módulo “Oferece Módulo” simula o uso dos OA’s conforme saída do PSO, avaliando os resultados de aprendizagem obtidos através de uma heurística do módulo “Avalia”. Se a nota obtida nesta heurística for favorável, isto quer dizer que o OA dado foi satisfatório e, assim, o estudante seguirá para o próximo módulo (próximo estilo na espiral). Caso contrário, o estudante permanece no mesmo módulo e o próximo OA é sugerido e avaliado. Caso os quatro OA’s sejam sugeridos e avaliados de forma desfavorável, automaticamente o estudante passa para o próximo módulo do curso (próximo estilo na espiral).

A avaliação que determina se haverá a passagem de um estilo para outro na espiral é composta de três fatores normalizados entre zero e um. O primeiro fator de avaliação identifica se o estudante gostou (nota = 1) ou não (nota = 0) do OA proposto, o segundo o conceito obtido pelo estudante em atividades realizadas após o uso do OA e o terceiro verifica o tempo total que o estudante gastou para fazer essas atividades. Para dar a nota ao fator tempo, utilizou-se uma penalização conforme Figura 4.

A função representada em cor cinza indica a penalização (p) e a de cor preta indica a nota em função do tempo obtida por (1-p). A penalização por um tempo de curta duração nas respostas, Figura 4(a), é maior do que a penalização dada por um

tempo de longa duração nas respostas, 4(c). Isto implica que o estudante responder as atividades de forma rápida é mais grave do que demorar certo tempo nestas respostas.

Uma vez calculados os fatores de avaliação do OA, o módulo “Avalia” finaliza com a média ponderada desses fatores. O primeiro fator tem peso igual a 2, o segundo peso 4 e o terceiro peso 1. Vários outros parâmetros poderiam ser considerados tais como: se o estudante interagiu com outros OA de aprendizagem, se usou material complementar, se o trabalho foi executado em grupo ou individualmente, dentre outros.

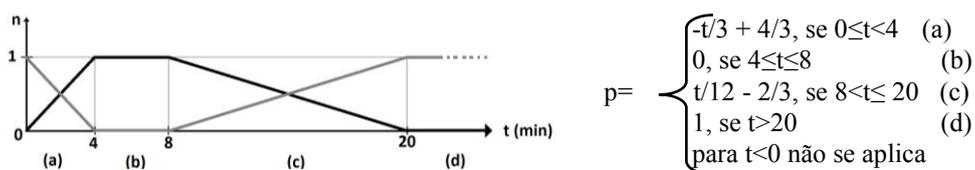


Figura 4. Avaliação do tempo

Por fim, após o módulo “Avalia” é verificado se o OA é considerado bom ou não. Se a nota obtida pelo o OA foi maior que 0.4 (pode atingir o valor máximo de 1) então é considerado um objeto bom, caso contrário é considerado um objeto ruim. Pelo fluxograma da Figura 2 o processo todo se repete conforme o número máximo de ciclos na espiral definido no próprio sistema.

4. Resultados e Discussão

Diante do modelo proposto foram realizados testes em que foram escolhidos “perfis” de estudantes aleatoriamente. Numa simulação feita o perfil do estudante apresentou inicialmente as seguintes dimensões: EC=2, OR=5, CA=2 e EA=3. Após quatro ciclos completos na espiral (16 módulos do conteúdo) foram obtidos os seguintes valores de dimensões: EC=8.5, OR=10.2, CA=5.4 e EA=3.9.

Os gráficos da Figura 5 mostram as evoluções das áreas definidas pelos catetos na espiral. Na Figura 5 (a) o estilo divergente iniciou com área igual a 5 e finalizou com área igual a 43.35, em (b) o estilo assimilador iniciou com área igual a 5 e finalizou com área igual a 27.54, em (c) o estilo convergente iniciou com área igual a 3 e finalizou com área igual a 10.53 e em (d) o estilo acomodador iniciou com área igual a 3 e finalizou com área igual a 16.6.

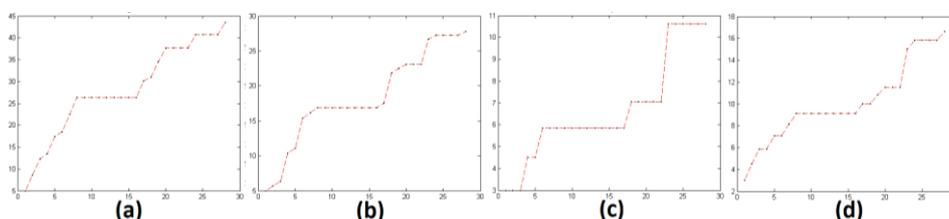


Figura 5. Evolução das áreas na Espiral de Kolb

A Figura 6 mostra a evolução das IM's de acordo com o aprendizado obtido pelo estudante através dos OA's oferecidos durante o curso, onde em (a) é representada a evolução da IM Linguista-verbal, em (b) da Lógico-matemático, em (c) da Visual-espacial e em (d) da Cinestésico-corporal.

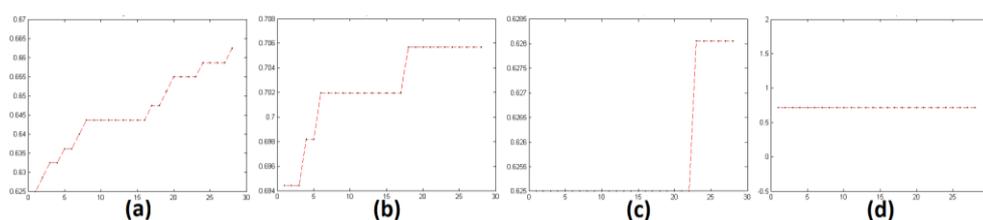


Figura 6. Evolução das Inteligências Múltiplas

5. Conclusões

Este trabalho mostrou que é possível associar diferentes teorias da educação com a finalidade de melhorar o ensino e aprendizado do estudante. Notou-se também que a contribuição de profissionais da área da educação é muito significativa. Mostrou também que técnicas de IA podem auxiliar na introdução de adaptatividade em sistemas educacionais.

Na simulação apresentada verificou-se que as áreas nos estilos de Kolb aumentaram, sugerindo assim que houve aprendizagem conforme proposto nesta teoria. Com relação às IM's, houve maior estímulo na IM Linguista-Verbal, devido ao fato do estilo divergente ter recebido maior estímulo. Entretanto, isto corresponde ao esperado, pois pelo IEA respondido pelos profissionais da educação percebeu-se que o cateto da dimensão EC está fortemente ligado à IM supracitada.

O uso do PSO mostrou-se interessante devido ao fato do espaço de busca para a otimização ser de dimensão grande ($n = 30$), que é a estrutura de cada partícula.

O próximo passo que já está sendo desenvolvido é o de utilizar um RNA que relacione as características das quatro IM com o IEA de Kolb. Desta maneira, será possível observar como as características de uma teoria influencia a outra.

6. Referências

- ALMEIDA, A. N. S.; MACHADO, E. V.; ALMEIDA, R. A. S. (2011). Estilos de aprendizagem de alunos surdos: uma análise cognitiva. V Colóquio Educação e Contemporaneidade, v.3, n.3, p.38-49, ISSN: 1982-3657.
- ANTUNES, C. (2001). Como Identificar em Você e em Seus Alunos as Inteligências Múltiplas. Fascículo 4, Petrópolis: Editora Vozes.
- BARBOSA, A. T. R. (2004). Mecanismo para adaptação baseado em Redes Neurais Artificiais para Sistemas Hipermídia Adaptativos. Florianópolis. Tese de Doutorado - Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC
- BORGES F. N. et al. (2011). Sistema Tutor Inteligente para o Aperfeiçoamento da Compreensão de Leitura. In: XIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, Aracaju-SE. Anais do XXII SBIE - XVII WIE. ISSN:2176-430.
- DORÇA, F. A. et al. (2011). Detecção e correção automática de estilos de aprendizagem em sistemas adaptativos para educação. In: XIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, Aracaju-SE. Anais do XXII SBIE - XVII WIE. ISSN:2176-430.

- BUTLER, K. A. (2003). Estilos de aprendizagem: as dimensões psicológica, afetiva e cognitiva. Porto Alegre, Editora da UFRGS.
- CERQUEIRA, T. C. S. (2000). Estilos de Aprendizagem em Universitários. <http://www.bibliotecadigital.unicamp.br/document/?code=vtls000197620&fd=y>
- FELDER, R. M.; SILVERMAN, L. K. (1988). Learning and teaching styles in engineering education. *Engr. Education*, 78(7), 674–681. <http://www4.ncsu.edu/unity/lockers/users/f/felder/public/Papers/LS-1988.pdf>.
- GARDNER, H. (1994). Estrutura da mente – A teoria das inteligências múltiplas. Porto Alegre. Editora Artes Médicas Sul LTDA.
- GREGORC, A. F. (1984). Style as a Symptom: A Phenomenological Perspective. (EJ298852). *Theory into Practice*, v23 n1 p51-55 Win 1984.
- MELO F. C. M. (2003). Modelo para auxiliar a detecção de inteligências múltiplas. Dissertação submetida à Universidade Federal de Santa Catarina, Ciência da Computação
- MENOLLI, A. et al. (2011). Criação Semi-Automática de Objetos de Aprendizagem a partir de Conteúdos da Wiki. In: XIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, Aracaju-SE. Anais do XXII SBIE - XVII WIE. ISSN:2176-430.
- MOSSTON, M. (1990). Do comando à descoberta: a ciência e a arte do ensino. New York. Longman Publishers. (trad) Krug, D.F. UNICRUZ/FEFCA-RS.
- MOTA, J. R. (2010). “Adaptive-moodle: Adaptatividade e Interoperabilidade em ambientes de e-learning utilizando tecnologias da Web Semântica”, Universidade Federal de Uberlândia. Minas Gerais.
- PRASHNIG, B. (2005). Learning Styles vs. Multiple Intelligences (MI) Two Concepts for Enhancing Learning and Teaching. Creative Learning Company. Auckland. <http://www.creativelearningcentre.com/downloads/>
- PUGA, A. G.; FERREIRA, M. A. G. V. (2007). Uma Intersecção entre a Semiótica e as Inteligências Múltiplas para Construção de Sistema Hipermídia Adaptativos para Educação Baseada na Web. In: XVIII SBIE - Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, 2007, São Paulo, SP, BRASIL. Anais, 2007. p. 1-4.
- TEBALDI, A.; COELHO L. S.; JUNIOR V. L. (2006). Detecção de falhas em estruturas inteligentes usando otimização por nuvem de partículas: fundamentos e estudo de casos. *Sba Controle & Automação* vol.17 no.3 Campinas July/Sept. ISSN 0103-1759. <http://dx.doi.org/10.1590/S0103-17592006000300006>
- VALASKI, J. et al. (2011). Revisão dos Modelos de Estilos de Aprendizagem Aplicados à Adaptação e Personalização dos Materiais de Aprendizagem. In: XIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, Aracaju-SE. Anais do XXII SBIE - XVII WIE. ISSN:2176-430.