

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA  
FACULDADE DE COMPUTAÇÃO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO



**EVOLUINDO INTELIGÊNCIAS MÚLTIPLAS PELO MÉTODO  
DA ESPIRAL DE APRENDIZAGEM UTILIZANDO  
*PARTICLE SWARM OPTIMIZATION***

FÁBIO FERREIRA DE MOURA

Uberlândia - Minas Gerais

2013



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA  
FACULDADE DE COMPUTAÇÃO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO



FÁBIO FERREIRA DE MOURA

**EVOLUINDO INTELIGÊNCIAS MÚLTIPLAS PELO MÉTODO  
DA ESPIRAL DE APRENDIZAGEM UTILIZANDO  
*PARTICLE SWARM OPTIMIZATION***

Dissertação de Mestrado apresentada à Faculdade de Computação da Universidade Federal de Uberlândia, Minas Gerais, como parte dos requisitos exigidos para obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Área de concentração: Inteligência Artificial.

Orientadora:

Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Márcia Aparecida Fernandes

Uberlândia, Minas Gerais  
2013

- M929e    Moura, Fábio Ferreira de, 1980-  
          Evoluindo inteligências múltiplas pelo método da espiral de aprendizagem utilizando Particle Swarm Optimization / Fábio Ferreira de Moura. - 2013.  
          131 f. : il.
- Orientadora: Márcia Aparecida Fernandes.  
          Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Uberlândia, Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação.  
          Inclui bibliografia.
1. Computação - Teses. 2. Ensino auxiliado por computador - Teses. 3. Ensino a distância - Teses. I. Fernandes, Márcia Aparecida. II. Universidade Federal de Uberlândia. Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação. III. Título.

CDU: 681.3

---

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA  
FACULDADE DE COMPUTAÇÃO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Os abaixo assinados, por meio deste, certificam que leram e recomendam para a Faculdade de Computação a aceitação da dissertação intitulada “**Evoluindo Inteligências Múltiplas pelo método da Espiral de Aprendizagem utilizando *Particle Swarm Optimization***” por **Fábio Ferreira de Moura** como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de **Mestre em Ciência da Computação**.

Uberlândia, 2 de agosto de 2013

Orientadora:

---

Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Márcia Aparecida Fernandes  
Universidade Federal de Uberlândia

Banca Examinadora:

---

Prof. Dr. Fabiano Azevedo Dorça  
Universidade Federal de Uberlândia

---

Prof. Dr. Ismar Frango Silveira  
Universidade Presbiteriana Mackenzie



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA  
FACULDADE DE COMPUTAÇÃO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Data: agosto de 2013

Autor: **Fábio Ferreira de Moura**  
Título: **Evoluindo Inteligências Múltiplas pelo método da Espiral de  
Aprendizagem utilizando *Particle Swarm Optimization***  
Faculdade: **Faculdade de Computação**  
Grau: **Mestrado**

Fica garantido à Universidade Federal de Uberlândia o direito de circulação e impressão de cópias deste documento para propósitos exclusivamente acadêmicos, desde que o autor seja devidamente informado.

---

Autor

O AUTOR RESERVA PARA SI QUALQUER OUTRO DIREITO DE PUBLICAÇÃO DESTE DOCUMENTO, NÃO PODENDO O MESMO SER IMPRESSO OU REPRODUZIDO, SEJA NA TOTALIDADE OU EM PARTES, SEM A PERMISSÃO ESCRITA DO AUTOR.





# Dedicatória

*Dedico este trabalho ao maior tesouro que possuo, meus pais, Itamar Batista Ferreira e  
Silvana Ferreira de Moura.*



# Agradecimentos

## **Agradeço:**

A Deus por ser Maravilhoso, e a seu Filho Jesus, pois sem Eles nada é possível de se cumprir.

À minha Orientadora, a Doutora Márcia Aparecida Fernandes, pela paciência, sabedoria, dedicação, oportunidade que me deu, pela orientação no decorrer deste trabalho e por acreditar em mim.

À minha família, pela compreensão e apoio em todos os momentos de minha vida.

Ao Professor, irmão e amigo Clarimundo Machado Moraes Júnior, pelas contribuições efetuadas durante a caminhada até o término deste trabalho.

Ao amigo Lucas Marchesoti Franco, pelas contribuições e críticas, as quais me mostraram novas visões de pesquisa.

Aos amigos Sara Melo, Danielli Lima, Tiago Carvalho e Guilherme Oliveira pelo apoio fraterno dado a mim nos momentos de apreensão e dúvidas.

Aos amigos e a todos aqueles que me acompanharam nesta jornada.

A todos os colegas de laboratório de Inteligência Artificial e dos demais laboratórios, que se mostraram uma família.

Ao funcionário da FACOM, Erisvaldo Araújo Fialho, pela disponibilidade, amizade e competência.

Aos professores da FACOM pelos ensinamentos.

Aos profissionais da educação: Adriana Moura, Ana Cláudia Guimarães Santana, Beatriz Nunes Santos e Silva, Clarimundo Machado Moraes Júnior, Claudiane Santana Guimarães, Cristina Santos Moraes, Daniela Silva Moura, Eliane de Oliveira Cunha, Eliane Teresa Borella, Érika Barbaresco, Joelma Divina Silva, Leonardo José Silveira, Leonilda Almeida leal Freitas, Pâmela Junqueira, por me auxiliar ao responderem o questionário de pesquisa.

À CAPES pelo apoio financeiro.

Por último, agradeço à cantora Cher, que me inspirou com suas canções e história de vida.



*“O processo de ensino-aprendizagem deve ser algo prazeroso que nos de vontade de  
continuar.”  
(Maria Clara Fraga)*



# Resumo

O aprendizado é um paradigma que acompanha o ser humano. Cada vez mais tecnologias são inseridas neste cenário propiciando formas alternativas de agregar a inclusão e de propor caminhos que auxiliem no processo de ensino. Essa inclusão é bem vista em cursos à distancia ou semi-presenciais, que fazem o uso do computador. Ao se descobrir características particularizadas de cada estudante e usá-las para auxiliá-los no processo de aprendizado têm-se uma forma eficiente de propor um material de estudo que seja adaptável a cada estudante em particular. Este trabalho tem objetivo principal apresentar um modelo computacional com o uso de uma técnica de otimização para oferecer ao estudante, em um curso através de computador, uma estratégia de ensino que melhor se adapte ao seu perfil. Para isso é importante saber qual técnica pedagógica usar, neste caso, foram utilizadas: a Espiral de Aprendizagem de David Kolb e as Inteligências Múltiplas de Gardner. O modelo computacional proposto faz uso da otimização por *Particle swarm optimization* que tem o papel de sugerir ao estudante objetos de aprendizagem por meio da evolução na Espiral de Aprendizagem de Kolb. Além disso, melhora o percentual de suas Inteligências Múltiplas. É com esse propósito que este trabalho pretende contribuir: na adaptação de conteúdo personalizado para o estudante e no uso de técnicas pedagógicas que conduzam à evolução e promovam a escolha de material didático digital apropriado. Como resultado é mostrado a evolução de estudantes com perfis predominantes em determinados estilos de aprendizagem e inteligências múltiplas.

**Palavras chave:** sistemas adaptativos de aprendizagem, estilos de aprendizagem, espiral de kolb, inteligências múltiplas, particle swarm optimization.





# Abstract

*Learning is a paradigm that comes with being human. Increasingly, technologies are being included in this scenario providing alternative ways of aggregating the inclusion and propose ways to help in the teaching process. This inclusion is well seen in long distance learning courses or semi presential classes, in which computers are used. When each student personal characteristics are considered and used to assist them in the learning process, an effective way to present a subject of study that is adaptable to each student in particular is unraveled. The main objective of this work is to present a computational model using an optimization technique to offer the student in a course aimed at computer, a teaching strategy that best suits his profile. For that reason, it is important to know which pedagogical technique to use, in this case, were used: the Spiral Learning by David Kolb and Gardner's Multiple Intelligences. The proposed computational model uses Particle optimization or swarm optimization which has the role to suggest the student the Learning object through the evolution on Kolb's Spiral Learning. It also improves the percentage of their Multiple Intelligences. Therefore, the purpose of this work is to contribute to: development of programs personalized to each student and the use teaching techniques that lead to the evolution and promote the choice of appropriate digital teaching materials. As a result it is shown the evolution of students with profiles prevalent in certain learning styles and multiple intelligences.*

**Keywords:** adaptive learning systems, learning styles, kolb spiral, multiple intelligences, particle swarm optimization.



<b>Lista de Figuras</b>	<b>xix</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>xxiii</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>25</b>
1.1 Objetivos . . . . .	27
1.2 Esquema Geral da Dissertação . . . . .	27
<b>2 Conceitos Fundamentais</b>	<b>29</b>
2.1 Espiral de Aprendizagem de David Kolb . . . . .	29
2.2 Definindo Inteligência . . . . .	35
2.2.1 A inteligência, segundo Piaget . . . . .	35
2.2.2 As inteligências, segundo Howard Gardner . . . . .	37
2.3 Sistemas Educacionais Adaptativos . . . . .	42
2.3.1 Sistemas Adaptativos e as Inteligências Múltiplas . . . . .	43
2.3.2 Sistemas Adaptativos e Estilos de Aprendizagem . . . . .	45
2.4 Otimização por <i>Particle Swarm Optimization</i> . . . . .	47
2.4.1 O Algoritmo Clássico do PSO . . . . .	48
2.4.2 PSO para Resolução de Problemas de Classificação . . . . .	51
<b>3 O Modelo de Adaptatividade SAEP</b>	<b>53</b>
3.1 Representação do Estudante . . . . .	54
3.2 Representando a Nuvem . . . . .	56
3.3 Representando os pontos ótimos . . . . .	57
3.4 Simulando um Curso através da Espiral . . . . .	60
3.5 Avaliando o Aprendizado . . . . .	61
3.5.1 Avaliando através de IM . . . . .	62

3.5.2	Avaliando através da Cooperação entre os Indivíduos . . . . .	62
3.5.3	Avaliando através da Distância entre os ótimos, Nota e Tempo de Realização do Curso . . . . .	64
<b>4</b>	<b>Testes, Avaliação, Resultados Obtidos e Discussões</b>	<b>67</b>
4.1	Evolução do Estudante . . . . .	68
4.1.1	Verificando a Evolução do Estudante a Partir da Cooperação entre as Partículas . . . . .	93
4.1.2	Verificando a Evolução do Estudante a Partir da Proximidade do OA, Nota e Tempo de Efetuar o Módulo . . . . .	96
4.2	Discussões sobre os Resultados . . . . .	99
<b>5</b>	<b>Conclusões</b>	<b>101</b>
5.1	Considerações . . . . .	101
5.2	Trabalhos Futuros . . . . .	103
5.3	Publicações . . . . .	104
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>107</b>
	<b>Apêndice</b>	<b>110</b>
<b>A</b>	<b>Formulário de Pesquisa</b>	<b>111</b>
<b>B</b>	<b>Modelo de Site com um Formulário de Pesquisa para Treinamento de uma Rede Neural</b>	<b>117</b>
<b>C</b>	<b>Tabelas de Perfis de Estudantes com Perfis Referentes às Tabelas 4.3 à 4.18</b>	<b>121</b>
<b>A</b>	<b>Inventário de Estilos de Aprendizagem de Kolb normalizado por suas dimensões.</b>	<b>127</b>
<b>B</b>	<b>Questionários Reduzidos para Detecção de Inteligências Múltiplas</b>	<b>129</b>

---

## Lista de Figuras

---

2.1	Áreas do conhecimento dentro do ciclo da espiral de David de Kolb. . . . .	31
2.2	Ciclo quadrifásico de aprendizagem de Kolb (1984). . . . .	32
2.3	Estilos de Aprendizagem de Kolb dispostos na Espiral. . . . .	33
2.4	Exemplo da Espiral de Kolb. . . . .	33
2.5	As Inteligências Múltiplas de Gardner. . . . .	38
2.6	Exemplo de gráfico com percentual de IM de um estudante. . . . .	41
2.7	Exemplo de gráfico com percentual de IM de um estudante. . . . .	41
2.8	Movimento de bando de pássaros que inspirou a criação do PSO. . . . .	47
2.9	Representação do PSO no Espaço de Busca. . . . .	48
2.10	Representação geométrica do cálculo da nova posição da partícula $i$ . . . . .	50
3.1	Processo de aprendizagem do SAEP. . . . .	54
3.2	Representação da resposta do IEA de Kolb pelo estudante. . . . .	55
3.3	Representação inicial detalhada do estudante. . . . .	55
3.4	Representação do estudante. . . . .	56
3.5	Representação inicial da nuvem. . . . .	56
3.6	Representação final da nuvem. . . . .	57
3.7	Formatando um ótimo. . . . .	58
3.8	Espiral de Aprendizagem e as possibilidades de OA. . . . .	59
3.9	Representação de um ponto ótimo . . . . .	59
3.10	Representação reduzida de um ponto ótimo . . . . .	60
3.11	Exemplo de escolha de dimensão para iniciar o processo. . . . .	61
3.12	Exemplo de avaliação baseada nas Inteligências Múltiplas. . . . .	62
3.13	Exemplo simplificado de cooperação entre partículas. . . . .	64
3.14	Gráfico do fator tempo . . . . .	65

4.1	Exemplo de resposta de um estudante para a espiral de Kolb. . . . .	70
4.2	Evolução dos EA de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA: a) Divergente. b) Assimilador. c) Convergente. d) Acomodador. . . . .	79
4.3	Evolução das IM's de um estudante, que possui perfil predominante linguista em relação às demais IM's: a) Linguista. b) Lógico. c) Espacial. d) Corporal. . . . .	80
4.4	Evolução dos EA de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA " <i>aleatória</i> ": a) Divergente. b) Assimilador. c) Convergente. d) Acomodador. . . . .	82
4.5	Evolução das IM de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA " <i>aleatória</i> ": a) Linguista-Verbal. b) Lógico-Matemático. c) Visual-Espacial. d) Cinestésico-corporal. . . . .	83
4.6	Evolução dos EA de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA " <i>Gardner</i> ": a) Divergente. b) Assimilador. c) Convergente. d) Acomodador. . . . .	84
4.7	Evolução das IM de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA " <i>Gardner</i> ": a) Linguista-Verbal. b) Lógico-Matemático. c) Visual-Espacial. d) Cinestésico-corporal. . . . .	85
4.8	Evolução dos EA de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA " <i>PSO</i> ": a) Divergente. b) Assimilador. c) Convergente. d) Acomodador. . . . .	86
4.9	Evolução das IM de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA " <i>PSO</i> ": a) Linguista-Verbal. b) Lógico-Matemático. c) Visual-Espacial. d) Cinestésico-corporal. . . . .	87
4.10	Evolução dos EA de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA " <i>PSO Modificado</i> ": a) Divergente. b) Assimilador. c) Convergente. d) Acomodador. . . . .	88
4.11	Evolução das IM de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA " <i>PSO Modificado</i> ": a) Linguista-Verbal. b) Lógico-Matemático. c) Visual-Espacial. d) Cinestésico-corporal. . . . .	89
4.12	Evolução dos EA de um estudante com perfil que possui perfil predominante em seu estilo assimilador e sua inteligência lógico-matemático oferecendo OA pelo tipo de recomendação " <i>PSO Modificado</i> ": a) Divergente. b) Assimilador. c) Convergente. d) Acomodador. . . . .	90

4.13	Cooperação dos estudantes, onde o estudante observado possui EA de um estudante com perfil que possui perfil predominante em seu estilo assimilador e sua inteligência lógico-matemático oferecendo OA pelo tipo de recomendação “ <i>PSO Modificado</i> ”: a) Divergente. b) Assimilador. c) Convergente. d) Acomodador. . . . .	92
4.14	Exemplo de uma execução do PSO, mostrando a cooperação entre as partículas para os estilos de aprendizagem: a) Divergente. b) Assimilador. c) convergente. d) Acomodador. . . . .	94
4.15	Exemplo de uma execução do PSO, mostrando a cooperação entre as partículas para os estilos de aprendizagem: a) Divergente. b) Assimilador. c) convergente. d) Acomodador. . . . .	97
4.16	Evolução das áreas na Espiral de Kolb, baseado na proximidade ao ótimo, nota e Tempo. a)Divergente. b)Assimilador. c)Convergente. d)Acomodador.	98
4.17	Evolução das inteligências, baseado na proximidade ao ótimo, nota e Tempo: a)Linguista-verbal. b)Lógico-matemático. c)Visual-espacial. d)Cinestésico-corporal. . . . .	98





---

## Lista de Tabelas

---

2.1	Características dos Estilos de Aprendizagem de Kolb. . . . .	35
2.2	Períodos do processo evolutivo humano segundo Piaget. . . . .	37
2.3	Características Dominantes das IM's Usadas. . . . .	40
3.1	Exemplo de resposta de um pedagogo à pesquisa. . . . .	58
4.1	EA divergente e IM linguista-verbal predominante. . . . .	70
4.2	Áreas resultantes do processo evolutivo pela Espiral de Aprendizagem. . .	71
4.3	Estudante com EA divergente e IM linguista-verbal predominantes em relação aos demais estilos e inteligências. . . . .	73
4.4	Estudante com EA divergente e IM lógico-matemático predominantes em relação aos demais estilos e inteligências. . . . .	73
4.5	Estudante com EA divergente e IM visual-espacial predominantes em relação aos demais estilos e inteligências. . . . .	73
4.6	Estudante com EA divergente e IM cinestésico-corporal predominantes em relação aos demais estilos e inteligências. . . . .	74
4.7	Estudante com EA assimilador e IM linguista-verbal predominantes em relação aos demais estilos e inteligências. . . . .	74
4.8	Estudante com EA assimilador e IM lógico-matemático predominantes em relação aos demais estilos e inteligências. . . . .	74
4.9	Estudante com EA assimilador e IM visual-espacial predominantes em relação aos demais estilos e inteligências. . . . .	75
4.10	Estudante com EA assimilador e IM cinestésico-corporal predominantes em relação aos demais estilos e inteligências. . . . .	75
4.11	Estudante com EA convergente e IM linguista-verbal predominantes em relação aos demais estilos e inteligências. . . . .	75

4.12 Estudante com EA convergente e IM lógico-matemático predominantes em relação aos demais estilos e inteligências. . . . .	76
4.13 Estudante com EA convergente e IM visual-espacial predominantes em relação aos demais estilos e inteligências. . . . .	76
4.14 Estudante com EA convergente e IM cinestésico-corporal predominantes em relação aos demais estilos e inteligências. . . . .	76
4.15 Estudante com EA acomodador e IM linguista-verbal predominantes em relação aos demais estilos e inteligências. . . . .	77
4.16 Estudante com EA acomodador e IM lógico-matemático predominantes em relação aos demais estilos e inteligências. . . . .	77
4.17 Estudante com EA acomodador e IM visual-espacial predominantes em relação aos demais estilos e inteligências. . . . .	77
4.18 Estudante com EA acomodador e IM cinestésico-corporal predominantes em relação aos demais estilos e inteligências. . . . .	78
4.19 Exemplo mostrando uma execução do PSO, mostrando a cooperação entre as partículas para os estilos de aprendizagem, referentes à Figura 4.14. . .	96
C.1 EA divergente e IM linguista-verbal predominantes (Tabela 4.3). . . . .	121
C.2 EA divergente e IM lógico-matemático predominantes (Tabela 4.4). . . . .	121
C.3 EA divergente e IM visual-espacial predominantes (Tabela 4.5). . . . .	122
C.4 EA divergente e IM cinestésico-corporal predominantes (Tabela 4.6). . . . .	122
C.5 EA assimilador e IM linguista-verbal predominantes (Tabela 4.7). . . . .	122
C.6 EA assimilador e IM lógico-matemático predominantes (Tabela 4.8). . . . .	122
C.7 EA assimilador e IM visual-espacial predominantes (Tabela 4.9). . . . .	123
C.8 EA assimilador e IM cinestésico-corporal predominantes (Tabela 4.10). . .	123
C.9 EA convergente e IM linguista-verbal predominantes (Tabela 4.11). . . . .	123
C.10 EA convergente e IM lógico-matemático predominantes (Tabela 4.12). . . . .	123
C.11 EA convergente e IM visual-espacial predominantes (Tabela 4.13). . . . .	124
C.12 EA convergente e IM cinestésico-corporal predominantes (Tabela 4.14). . .	124
C.13 EA acomodador e IM linguista-verbal predominantes (Tabela 4.15). . . . .	124
C.14 EA acomodador e IM lógico-matemático predominantes (Tabela 4.16). . . . .	124
C.15 EA acomodador e IM visual-espacial predominantes (Tabela 4.17). . . . .	125
C.16 EA acomodador e IM cinestésico-corporal predominantes (Tabela 4.18). . .	125
A.1 IEA de Kolb normalizado por suas dimensões. . . . .	127
B.1 Questionários Reduzidos para Detecção de Inteligências Múltiplas. . . . .	129

# CAPÍTULO 1

---

## Introdução

---

Metodologias diferenciadas de ensino, em relação às convencionais adotadas em cursos à distância e em sala de aula convencionais, que ajudem o estudante a compreender melhor um conteúdo que lhe é proposto em um curso, têm sido bastante empregadas por proporcionar novas alternativas ao aprendizado. Neste contexto, existem metodologias que oferecem subsídios ao processo de ensino e aprendizado, tais como a teoria das Inteligências Múltiplas (IM) de Gardner (Gardner, 1994); os Estilos de Aprendizagem (EA) de Kolb (Kolb, 1981), de Felder (Felder & Silverman, 1988), de Butler (Butler, 2003), de Gregorc (Gregorc, 1984); os Estilos de Ensino (EE) de Moston (Mosston & Ashworth, 1990), entre outras que se tornaram grandes aliadas para o ensino.

Em cursos apoiados por computador, seja ele a distância ou semi-presencial, pode-se notar maior dificuldade por parte dos estudantes, pois a ausência do professor tendenciam ao construtivismo (Piaget, 1973), o que não é tão trivial a todos, o que acaba gerando um alto índice de evasão. Boa parte dos estudantes necessita de um professor para que este lhe mostre o caminho para obter conhecimento.

Uma difícil tarefa na Educação a Distância (EaD), devido às suas particularidades, é oferecer material de estudo adequado aos estudantes. Sem a figura do professor, ou com a redução da intervenção dele, tais cursos podem se tornar pouco interessantes para os estudantes, fazendo com que eles desistam ou obtenham baixo aproveitamento.

Uma maneira na qual se pode melhorar o processo de aprendizado, baseando nas teorias educacionais supracitadas, é promover a adaptatividade na forma de apresentação do conteúdo a ser mostrado ao estudante. Essa adaptatividade é percebida nas diferentes maneiras de aprendizado que cada estudante apresenta. Ao observar isto, tem-se a chance de se trabalhar individualmente o estudante de modo apropriado (Barbosa, 2004), oferecendo a ele material de estudo adequado.

Tanto em salas de aula convencionais quanto na EaD, que é o foco deste trabalho, observa-se outros fatores que podem ser obstáculos para o aprendizado como as técnicas empregadas e a forma como é apresentado o conteúdo, geralmente de uma forma limitada. Pesquisas mostram que muito se tem produzido nesse universo para promover a adaptação e a formatação de conteúdos, além de sistemas completos que promovam adaptatividade e adaptabilidade ao usuário (Barbosa, 2004; Mota, 2010).

A maioria dos trabalhos concebidos utilizam teorias de aprendizagem para respaldar os modelos e sistemas computacionais criados. Ao observá-los nota-se a escassez em se relacionar, de alguma forma, essas teorias ou, de alguma maneira, mostrar que elas possam ser auxiliaadoras de alguma maneira entre si. O relacionamento delas pode vir a ser um avanço nesta área de estudo. Com base nessa premissa, este trabalho relaciona duas teorias bastante difundidas na educação e na informática em educação que são os Estilos de Aprendizagem de Kolb (Kolb & Kolb, 2005) e as Inteligências Múltiplas (Gardner, 1983), com o intuito de oferecer ao estudante material de estudo que melhor adapte às suas características. Essa adequação torna-se fundamental a cursos de EaD, ou via computador presencialmente, já que a heterogeneidade dos estudantes se reflete, da mesma maneira, na forma de aprendizado (Borges, 2011; Butler, 2003; Cerqueira, 2000; Menolli & et al, 2011; Mosston & Ashworth, 1990; Puga, 2008; Puga & Ferreira, 2007; Tobias, 2005).

Com o intuito de demonstrar a utilização dessas teorias na produção de material de estudo e aferição do aprendizado adquirido pelo estudante, procurou-se neste trabalho, relacionar duas importantes teorias da educação, cujos trabalhos tem sido utilizados com frequência em cursos presenciais e à distância. David Kolb, 1984, (Kolb & Kolb, 2005) propôs uma espiral de aprendizagem na qual sugere quatro fases para se chegar ao aprendizado: o sentir, o observar, o refletir e o experimentar. Já (Gardner, 1994), em sua obra *Estruturas da mente*, propõe a teoria das Inteligências Múltiplas (IM) que consiste na atribuição de oito inteligências distintas suscetíveis ao ser humano. Gardner afirma que todos possuem tais inteligências em níveis diferentes, ele revoga a antiga e tradicional ideia de Quociente de Inteligência (QI) que engessa de forma unitária a inteligência do indivíduo.

Com a teoria de Kolb pode-se proporcionar, pedagogicamente, a elaboração de um curso passando pelas quatro fases da espiral proposta. Já, com a teoria das IM's pode-se inferir o quanto um estudante melhorou o nível de cada uma de suas inteligências após passar pelo processo de ensino proposto por Kolb.

É importante salientar a diferença da teoria dos Estilos de Aprendizagem de Kolb com as Inteligências Múltiplas de Gardner (Gardner, 1995; Prashnig, 2005). A IM, parte do princípio que os seres humanos possuem diferentes tipos de inteligências, dispostas em graus variados; as diferentes maneiras que essas capacidades intelectuais se combinam e se organizam são utilizadas pelo sujeito na resolução de problemas e na criação de conceitos e objetos. Já a teoria de Kolb, apresenta quatro formas distintas de estilo de aprendizado,

com base em um círculo de aprendizagem de quatro estágios. Essa teoria vai de encontro às propostas das IM's de Gardner, complementando-as.

## 1.1 Objetivos

O objetivo do trabalho é propor um modelo de adaptatividade para sistemas educacionais baseados em computador usando *Particle swarm optimization* (PSO) na escolha de sugestão de Objeto de Aprendizagem (OA) para auxiliar estudantes no processo de aprendizagem, conhecendo suas necessidades particulares.

Por meio da evolução na Espiral de Aprendizagem de Kolb, a aferição do aprendizado é associada ao final do processo a relação da Espiral, com a melhora do nível de IM do estudante. As partículas podem ser entendidas como um grupo de estudantes, com características intrínsecas nos fatores presentes no questionário, para detecção das dimensões de Kolb e no questionário para identificação das IM's.

É com esse propósito que este trabalho pretende contribuir na adaptação de conteúdos ao perfil do estudante. A oferta de técnicas pedagógicas que conduzam a evolução e promovam seu auxílio por meio de material didático digital, disponível no ambiente de um curso de Educação à Distância. Essa é a contribuição do PSO, pois sua modelagem, cooperativa, pode ser entendida como a aproximação do estudante com seu objetivo, o aprender.

## 1.2 Esquema Geral da Dissertação

Esta dissertação está organizada, em quatro capítulos, dispostos da seguinte maneira:

No Capítulo 2 são apresentadas as teorias que dizem respeito aos Estilos de Aprendizagem de Kolb, às Inteligências Múltiplas, aos sistemas educacionais, além de descrever a técnica de *Particle swarm optimization* (PSO).

No Capítulo 3 é descrito o Modelo de Adaptatividade SAEP.

No Capítulo 4 são apresentados os testes efetuados e os resultados obtidos.

Por fim, no Capítulo 5 são apontadas as considerações e conclusões e propostas para trabalhos futuros.



---

### Conceitos Fundamentais

---

Este capítulo apresenta a revisão da literatura relacionada ao trabalho, onde serão mostradas a espiral de aprendizagem de Kolb e a Teoria das Inteligências Múltiplas de Gardner. Além disso, serão mostrados alguns Sistemas Adaptativos (SA), em particular, alguns que utilizam a teoria das Inteligências Múltiplas (IM) ou Estilos de Aprendizagem (EA). Também apresenta a técnica de *Particle Swarm Optimization* que foi usada para otimização da seleção de Objetos de Aprendizagem (OA) no sistema adaptativo criado neste trabalho.

#### 2.1 Espiral de Aprendizagem de David Kolb

Estilos de Aprendizagem são definidos como maneiras que uma pessoa utiliza 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 (Borges, 2011).

Existem diversas teorias, mais de sessenta conforme (Barros, 2011)) que definem de forma alternativa os EA. Dentre essas teorias destacam-se algumas tais como a Taxonomia de Objetivos Educacionais de Bloom (Pelissoni, 2009), os Estilos de Aprendizagem de Felder e Silverman (Felder & Soloman, 2002)(Felder & Silverman, 1988) , os Estilos de Aprendizagem de David Kolb (Cerqueira, 2000) (Kolb & Kolb, 2005), os Estilos de aprendizagem de Kathleen Butler (Butler, 2003), o Indicador de Tipos de Myers-Briggs (MBTI) (Fatahi & Ghasem, 2010). Estas teorias permitem detectar estilos de aprendizagem, conforme o parecer que a teoria dispõe.

Ao detectar o EA que um indivíduo possui, pode-se desenvolver uma metodologia de ensino adaptada a ele para que o conteúdo disciplinar seja exposto de maneira mais compreensível ao seu estilo, ou então estimular estilos não predominantes de seu perfil.

Kolb começou seus estudos sobre EA em 1971 e desenvolveu uma linha de investigação que percebe sua população-alvo, estudantes universitários, como dependente do êxito permanente num mundo em constantes mudanças, em que são exigidas capacidades para examinar novas oportunidades e aprender com os sucessos e fracassos (Kolb, 1999) (Kolb & Kolb, 2005).

Kolb (Kolb & Kolb, 2005) afirma que cinco versões do Inventário de Estilo de Aprendizagem (IEA), mostrado no Anexo A, foram confeccionadas e publicadas desde 1971. Desta maneira, visava-se compartilhar abertamente as informações sobre o inventário. Os resultados de suas pesquisas têm sido fundamentais para a melhoria contínua do inventário. O IEA foi criado em 1969 como parte de um projeto de desenvolvimento de currículo em 1971 e, originalmente, era um exercício de educação experiencial projetado para ajudar os estudantes a compreender o processo de aprendizagem experiencial e seu estilo individual único de aprender com a experiência. O termo “estilo de aprendizagem” (EA) foi criado para descrever essas diferenças individuais na forma como as pessoas aprendem.

Itens para o inventário foram selecionados a partir de uma longa lista de palavras e frases desenvolvidas para cada modo de aprendizagem, através de um painel de quatro cientistas comportamentais familiarizados com a teoria de aprendizagem experiencial. Esta lista foi dada a um grupo de 20 estudantes de graduação que deveriam classificar cada palavra ou frase, conforme sua sociabilidade. A baixa confiabilidade sobre o IEA levaram a uma revisão do inventário em 1985.

O IEA é projetado para medir o grau em que os indivíduos exibem as diversas aprendizagens e estilos derivados da teoria da aprendizagem experiencial. A forma do inventário é determinada por dois parâmetros de concepção.

Primeiro, o teste é breve e simples, tornando-o útil tanto para a pesquisa e para a discussão do processo de aprendizagem com indivíduos e fornecendo *feedback*. Segundo, o teste é construído de tal maneira que as respostas dos indivíduos correspondem a uma situação de aprendizagem: solicita ao estudante resolver “problemas” entre as dimensões **abstrato-concreto** e orientações **ativa-reflexiva**.

O formato do IEA é um formato de escolha forçada, que classifica as preferências relativas de escolha de um indivíduo entre os quatro modos do ciclo de aprendizagem. Isto está em contraste com a normativa mais comum ou de livre escolha, formato, que avalia as preferências absolutas em dimensões independentes. O formato de escolha forçada de IEA foi definida pela teoria da aprendizagem experiencial e pelo objetivo principal do instrumento.

Kolb (Kolb & Kolb, 2005) propôs um plano cartesiano que mostra áreas do conhecimento humano, conforme Figura 2.1. Outros modelos similares podem ser observados em (Kolb, 1999).



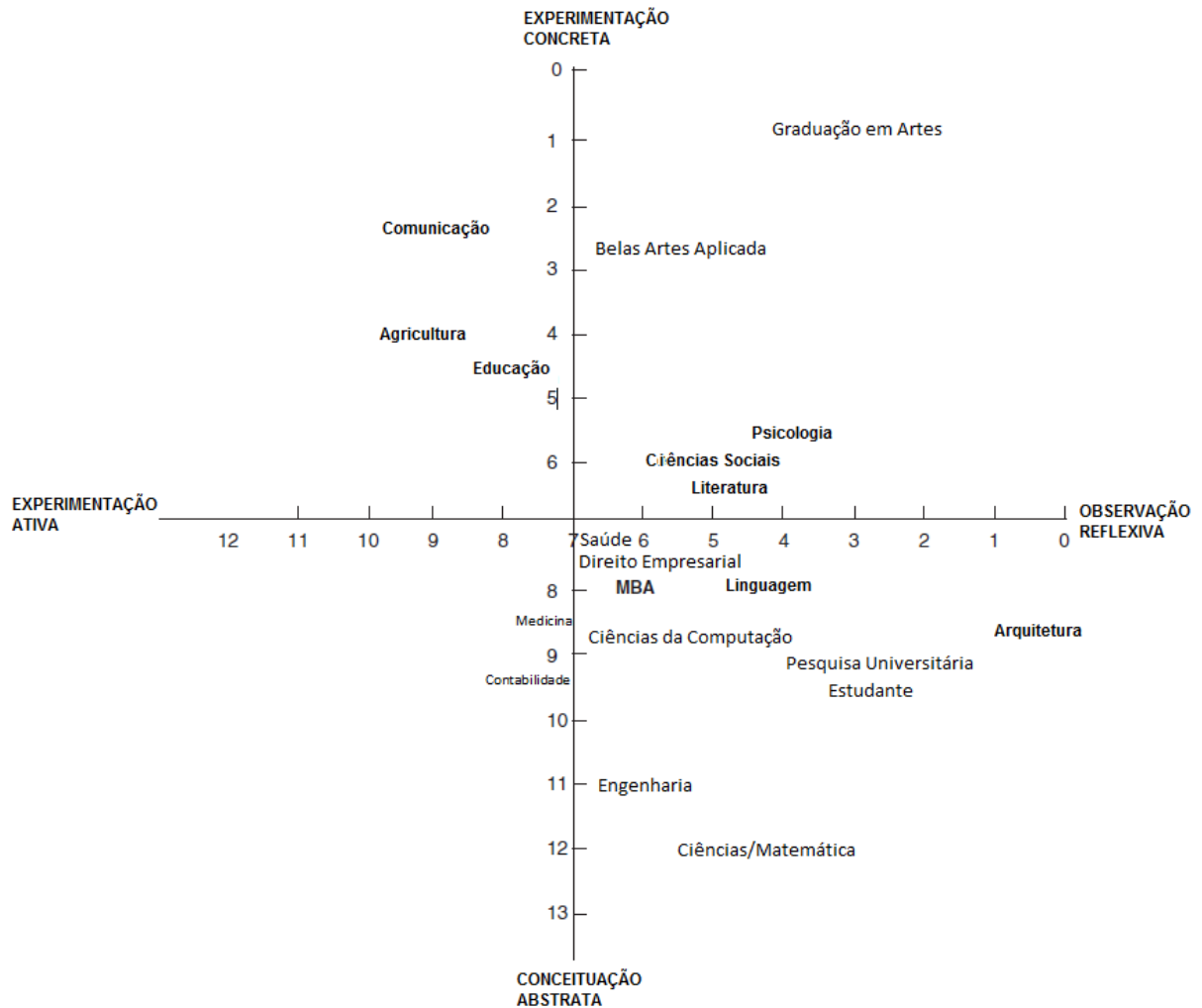


Figura 2.1: Áreas do conhecimento dentro do ciclo da espiral de David de Kolb.

(Kolb & Kolb, 2005)

A teoria da aprendizagem experiencial de Kolb descreve duas dimensões de desenvolvimento (**abstrato-concreto** e **ativa-reflexiva**) criando quatro modos de estrutura de aprendizagem: estrutura afetiva (Experiência Concreta), estrutura perceptual (Observação Reflexiva), estrutura simbólica (Conceituação Abstrata) e estrutura comportamental (Experimentação Ativa) (Cerqueira, 2000), conforme ciclo quadrifásico mostrado na Figura 2.2.

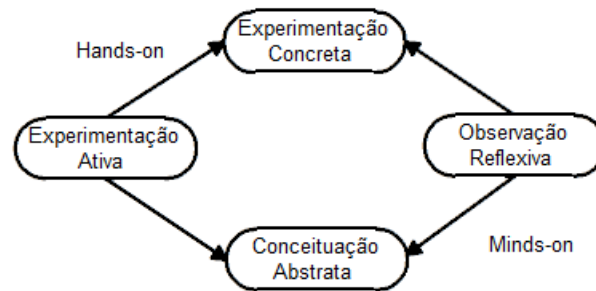


Figura 2.2: Ciclo quadrifásico de aprendizagem de Kolb (1984).

(Kolb, 1999)

**Experiência Concreta (EC):** Representa uma receptividade à abordagem baseada em experiências, de modo que o aprendizado se baseia em ponderações baseadas em sentimentos. Os indivíduos deste estilo tendem a ser empáticos. Eles geralmente acham abordagens teóricas inúteis e preferem tratar cada situação como um caso único. Aprendem melhor por meio de exemplos específicos nos quais se sintam envolvidos. Estes estudantes tendem a se relacionar melhor com outros estudantes, do que com uma autoridade como o professor.

**Observação Reflexiva (OR):** Indica uma abordagem por tentativas, imparcial e reflexiva. Estes indivíduos aprendem baseando-se fortemente em cuidadosas observações e fazendo julgamentos das mesmas. Eles preferem aprender assistindo aulas, o que lhes dá a possibilidade de exercer o seu papel de observador e juiz imparcial; tendem a ser introvertidos.

**Conceituação Abstrata (CA):** Indica um modo de aprendizado analítico e conceitual, que se baseia pesadamente em raciocínio lógico. Estes indivíduos tendem a ser mais orientados a coisas e símbolos, do que a outras pessoas. Aprendem melhor quando orientados por uma autoridade de modo impessoal, com ênfase teórica e análise sistemática. Eles se sentem frustrados e aprendem pouco pelo aprendizado através de descobertas de modo desestruturado, como em exercícios e simulações.

**Experimentação Ativa (EA):** Indica uma disposição forte em realizar atividades práticas. Estes indivíduos aprendem mais facilmente quando participam de projetos práticos, discussões em grupo e fazendo tarefas em casa. Eles não gostam de situações de aprendizado passivo como assistir a aulas, e tendem a serem extrovertidos.

É possível detectar o nível em que cada estudante encontra-se nessas dimensões, para tanto, utiliza-se o IEA (vide Anexo A) que é composto de doze sentenças associadas às alternativas. O estudante responde cada sentença assinalando apenas uma alternativa e, ao fim, é associado um valor ( $v = 1$ ) para cada marcação, fazendo-se um somatório para cada dimensão e obtendo o nível que o estudante encontra-se em cada dimensão. No

IEA original essas dimensões (EC, OR, CA e EA) são embaralhadas, Kolb (Kolb & Kolb, 2005), para não forçar a preferência do estudante por uma ou outra dimensão. Mas, para efeito deste trabalho as dimensões foram reorganizadas em colunas.

O ciclo quadrifásico de Kolb gera quatro estilos de aprendizagem: divergentes (entre as estruturas EC-OR), assimiladores (entre as dimensões OR-CA), convergentes (entre as dimensões CA-EA) e os acomodadores (entre as estruturas EA-EC) (Cerqueira, 2000), conforme mostrado na Figura 2.3. De acordo com as respostas às sentenças do IEA, marca-se a soma destes valores no plano cartesiano formado pelos dois sentidos de cada uma das duas dimensões, como pode ser visto na Figura 2.3. Assim, forma-se um losango, conforme exemplo da Figura 2.4.

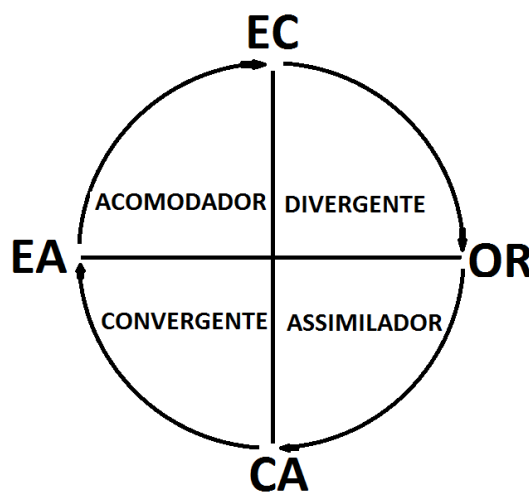


Figura 2.3: Estilos de Aprendizagem de Kolb dispostos na Espiral.

Na Figura 2.4, o losango menor representa, neste exemplo, o perfil inicial de um estudante relacionado às dimensões dos EA's na Espiral de aprendizagem, e o losango maior representa o máximo que um estudante pode alcançar estimulando seus EA's na espiral, ou seja, o cem por cento de aptidão para os quatro EA's da espiral, em uma situação extrema.

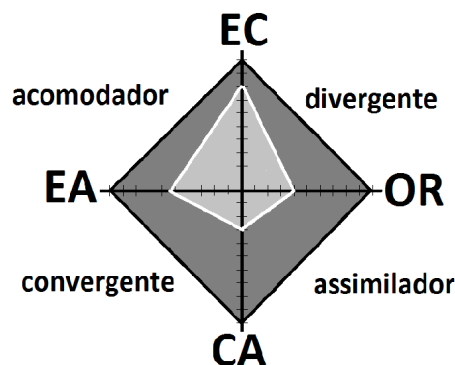


Figura 2.4: Exemplo da Espiral de Kolb.

Ao detectar o nível do IEA que o estudante possui, o próximo passo então é definir os estilos de aprendizagem predominantes. Pode-se fazer isso calculando a área de um triângulo ( $\frac{b*h}{2}$ ) entre duas dimensões. Esta área pode ser entendida como o nível que o estudante possui nesse EA. O EA de cada pessoa é uma combinação dos quatro modos básicos de aprendizagem. Em função dos valores atribuídos são obtidas quatro pontuações que definem o nível de desenvolvimento alcançado pelo estudante definindo quatro estilos de aprendizagem (Cerqueira, 2000).

A seguir são descritos os estilos de aprendizagem de Kolb formados entre as duas dimensões de aprendizado/quatro estruturas (Cerqueira, 2000; Kolb, 1999; Kolb & Kolb, 2005):

**Divergentes (concreto, reflexivo):** a questão típica deste estilo de aprendizagem é “Por quê?”. Os estudantes deste estilo respondem bem a explicações de como o material estudado se refere a suas experiências, interesses e carreiras futuras. Divergentes captam as informações através de experiência concreta, baseando-se nos sentimentos, precisam expressar seus sentimentos quando estão aprendendo, procurando por significados pessoais sobre o que aprendem, e querem interagir com professores e colegas.

**Assimiladores (abstrato, reflexivo):** a questão deste estilo de aprendizagem é “O que?”. Estudantes deste estilo são bem sucedidos quando as informações são apresentadas de maneira organizada, lógica, e obtêm aproveitamento melhor se tiverem tempo para refletir. Os Assimiladores captam as informações através de conceitualização abstrata e as processam através de observação reflexiva. Eles gostam de informações que justifiquem o que estão aprendendo, querem saber o que os especialistas pensam e procuram compreender os conceitos. São bem sucedidos na escola tradicional.

**Convergentes (abstrato, ativo):** a questão típica deste estilo de aprendizagem é “Como?”. Os estudantes deste estilo gostam de ter a oportunidade de trabalhar ativamente em tarefas bem definidas, e de aprender por tentativa e erro em um ambiente que permita-lhes errar com segurança.

**Acomodadores (concreto, ativo):** a questão típica deste estilo de aprendizagem é “E se?”. Os estudantes deste estilo gostam de aplicar as informações em novas situações para resolver problemas reais. Os Acomodadores captam as informações através de experiências concretas e processam-nas através de experimentação ativa. Eles são entusiastas e preferem aprender através de descobertas próprias. Seguem seus próprios horários e ordem quando estudam e não gostam de muitos procedimentos e regras.

A Tabela 2.1 mostra as principais características de estudantes relacionados aos EA's de Kolb.

Tabela 2.1: Características dos Estilos de Aprendizagem de Kolb.

(Resources, 2013)

<b>Estudantes Convergentes</b>	<b>estudantes Divergentes</b>	<b>Estudantes Assimiladores</b>	<b>Estudantes Acomodadores</b>
Pragmático	Sociável	Insociável	Sociável
Racional	Sintetiza bem	Sintetiza bem	Organizado
Analítico	Gera ideias	Gera modelos	Aceita desafios
Organizado	Sonhador	Reflexivo	Impulsivo
Bom discriminador	Avalia a compreensão	Pensador abstrato	Busca metas
Orientada a tarefas	Orientada para as pessoas	Reflexão orientada	Orientado a ação
Desfruta aspectos técnicos	Espontâneo	Desfruta da teoria	Dependente de outros
Gosta de experimentar	Voltado a descoberta	Gosta de fazer teoria	Pouco capacidade analítica
Pouco empático	Empático	Pouco empático	Empático
Fechado	Aberto	Fechado	Aberto
Sem imaginação	Muito imaginativo	Desfrute do projeto	Assistemático
Bom líder	Emocional	Planejador	Espontâneo
Insensível	Flexível	Insensível	Flexível
Dedutivo	Intuitivo	Investigador	Comprometido

Vale ressaltar que esta teoria apresenta mais que uma forma de detectar estilos de aprendizagem. Na verdade, estes decorrem do processo de aprendizagem que evolui no ciclo quadrifásico, definindo assim a espiral de aprendizagem. Assim, com base nesta metodologia de ensino, pode-se desenvolver um modelo de adaptatividade, que tanto seleciona os objetos de aprendizagem de maneira adequada ao estilo quanto estimula estilos não predominantes do perfil do estudante. Para verificar se houve progresso em relação às dimensões do aprendizado, pode-se observar os crescimentos das áreas descritas na Figura 2.4.

## 2.2 Definindo Inteligência

Para Gardner, o desenvolvimento cognitivo é a capacidade de entender e expressar significado em vários sistemas simbólicos utilizados num contexto cultural. Em sua teoria Gardner afirma que existem formas independentes de percepção, memória e aprendizado, confrontando com algumas ideias de Piaget (Piaget, 1973).

### 2.2.1 A inteligência, segundo Piaget

Piaget (Piaget, 1973), desde cedo, identificou-se com o caráter exploratório. Por isso, dedicou-se a pesquisar sobre o desenvolvimento do conhecimento humano. Sua teoria

se volta a esclarecer como se desenvolve a inteligência – a Epistemologia Genética – compreendida como o estudo dos mecanismos de aumento dos conhecimentos (Dias, 2008).

Para Piaget a inteligência é um mecanismo de adaptação do organismo a uma nova situação, que propiciará a construção de novas estruturas. Assim, os indivíduos podem desenvolver-se intelectualmente diante de exercícios e estímulos que recebem do meio onde estão inseridos, razão por que é possível afirmar que, para Piaget, a inteligência humana pode ser exercitada, em busca de um melhoramento das potencialidades, caminhando desde as trocas bioquímicas às trocas simbólicas. Piaget entende que a inteligência é conceituada do ponto de vista da sua organização estrutural, como: a totalidade das estruturas mentais que o organismo tem a disposição em determinado período do desenvolvimento e que tem por função essencial estruturar o universo, assim como o organismo estrutura o meio ambiente imediato (Dias, 2008).

Nessa perspectiva, o ser humano pode ser caracterizado pela sua capacidade de construir sistemas simbólicos. O pensamento é, então, compreendido como um átomo de simbolização, sendo a linguagem a principal fonte responsável pela construção do pensamento. O comportamento dos seres vivos não é inato nem deve ser considerado como resultado de condicionamentos, mas construído a partir de uma interação entre o meio e o indivíduo. Fica assim caracterizada a Teoria Interacionista, segundo a qual a inteligência de cada ser humano está relacionada com a complexidade das interações do indivíduo com o espaço em que se encontra. Quanto mais complexas as interações, mais inteligente o indivíduo (Dias, 2008).

Para Piaget, a genética interfere na estrutura de maturação do indivíduo. Assim, só se aprende quando existe a maturidade para tal. O teórico compreende que é fundamentalmente necessário um conhecimento anterior para assimilar e transformar um novo conhecimento. Isso abrange os dois pólos da atividade inteligente: assimilação e acomodação, que ocorrem em busca de restabelecer a equilibração do organismo. A assimilação consiste na incorporação de toda a experiência, e a acomodação ocorre quando a estrutura cognitiva é modificada em função das interferências do meio. “O equilíbrio progressivo entre um mecanismo assimilador e uma acomodação complementar” é a adaptação intelectual (Dias, 2008).

O desenvolvimento do ser humano está dimensionado em etapas, começando no período intra-uterino, e se ampliando até 15 ou 16 anos, levando em consideração que, após o nascimento, a embriologia evolui, criando estruturas crescentemente complexas. Assim, a inteligência motora, verbal e mental se estende em etapas sucessivas, caracterizando o que Piaget chamou de Construtivismo Sequencial (Dias, 2008) (Piaget, 1973), conforme mostrado na Tabela 2.2.

Tabela 2.2: Períodos do processo evolutivo humano segundo Piaget.

(Dias, 2008)

Período	Descrição	Idade
1º	Sensório-motor	0 a 2 anos
2º	Pré-operatório	2 a 7 anos
3º	Operações concretas	7 a 11 ou 12 anos
4º	Operações formais	11 ou 12 anos em diante

O período sensório-motor tem como característica a ausência da função semiótica e ainda a passagem do “caos ao cosmo”. A criança sai de um mundo onde as funções mentais limitam-se ao exercício dos aparelhos reflexos inatos e tem seu universo conquistado mediante a percepção e os movimentos. No período pré-operatório, inicia-se a linguagem pela presença da semiótica. A criança entra numa fase em que desenha, faz imitações, dramatizações e já consegue criar imagens mentais diante da ausência do objeto ou da ação. É o período do faz de conta e das fantasias, quando anima objetos inanimados. Nesse período, a criança é tipicamente egocêntrica, apresentando uma super-determinação (teimosia). O período das operações concretas tem seu início conhecido como a “idade dos porquês”, em que a criança consegue distinguir a fantasia do real. O egocentrismo é substituído pela capacidade de manter relações. O período das operações formais é caracterizado como o cume do desenvolvimento da inteligência. O pensamento da criança adquire característica hipotético-dedutiva ou lógico-matemática. Nesse estágio, o ser humano está apto a executar cálculos complexos, libertando-se do concreto. A relação grupal pode estabelecer relações de cooperação e de reciprocidade (Dias, 2008) (Piaget, 1973).

Piaget considera ainda o desenvolvimento da moral estabelecido em etapas, de acordo com os estágios do desenvolvimento humano. Essa moral está vinculada a um sistema de regras, cuja essência está no respeito que o ser humano adquire por elas. Piaget (Piaget, 1973) acredita na ideia de que se pode medir a inteligência de um indivíduo através de testes de Quociente de Inteligência (QI)<sup>1</sup>, tanto é que ele tentou melhorar estes testes.

### 2.2.2 As inteligências, segundo Howard Gardner

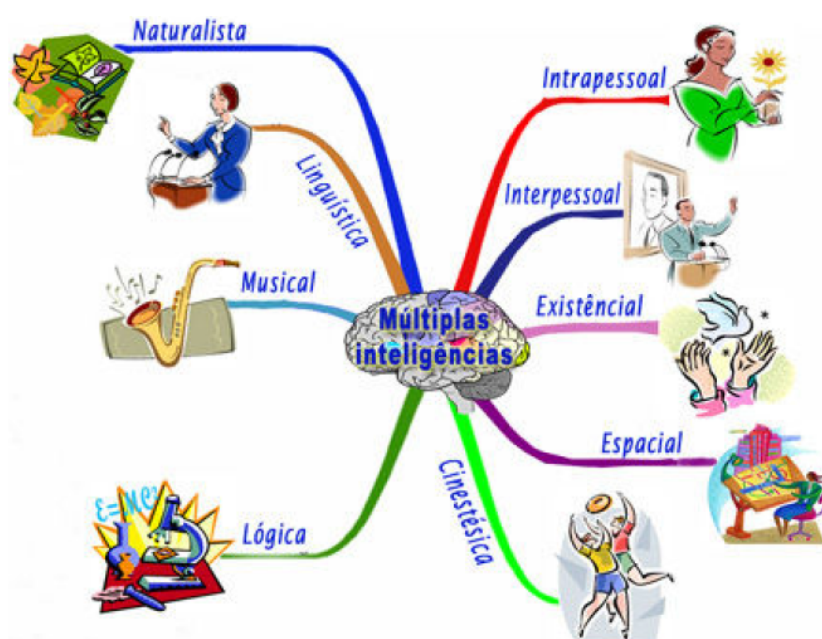
Para Gardner o ser humano possui várias inteligências sendo algumas, maior ou menor, em determinadas áreas de atuação. Gardner faz uma abolição à ideia de QI que, segundo ele, engessa de forma unitária a inteligência do indivíduo (Gardner, 1994).

A noção de cultura é básica para a Teoria das IM. Tendo a definição de inteligência como sendo a habilidade para resolver problemas ou criar produtos que são significativos em um ou mais ambientes culturais, Gardner sugere que alguns talentos só se desenvolvem

<sup>1</sup>Quociente de inteligência é uma medida obtida por meio de testes desenvolvidos para avaliar as capacidades cognitivas de um indivíduo, em comparação ao seu grupo etário.

porque são valorizados pelo ambiente. Ele afirma que cada cultura valoriza certos talentos, que devem ser dominados por uma quantidade de indivíduos e, depois, passados para a geração seguinte.

A princípio, Gardner identificou sete inteligências, depois identificou a inteligência naturalista e, cogita-se a existência de uma nona (inteligência existencial), conforme Figura 2.5.



(Fernandes & Junior, 2010)

Figura 2.5: As Inteligências Múltiplas de Gardner.

A seguir estão descritas as inteligências propostas por Gardner, conforme (Antunes, 2001a) (Antunes, 2001b) (Antunes, 2001c) (Antunes, 2001d) (Armstrong, 2001) (Gardner, 1994):

**Inteligência Linguística:** Proveniente da afinidade com sons, significados das palavras, percepção de funções da linguagem. Traduz-se na habilidade para usar a linguagem para a transmissão de ideias;

**Inteligência Musical:** É percebida pela facilidade na distinção de sons, temas musicais ritmos, timbre, e na habilidade para produzir e reproduzir música;

**Inteligência Lógico-matemática:** Está baseada na sensibilidade para distinção de padrões, raciocínio, sistematização, na habilidade para verificar relações pela manipulação de objetos ou símbolos; é a habilidade para lidar com o raciocínio, reconhecer problemas e resolvê-los;

**Inteligência Visual-espacial:** É vista pela notoriedade em perceber o mundo visual e espacial o mais preciso possível, é a habilidade para manipular objetos e formas



mentalmente e, a partir dessas percepções iniciais, criar uma representação visual ou espacial;

**Inteligência Corporal-cinestésica:** Está ligada à resolução de problemas com o uso do corpo está inserida na habilidade para usar a coordenação em esportes e nas artes cênico-plásticas controlando os movimentos do corpo, manipulando objetos com agilidade e precisão;

**Inteligência Interpessoal:** Que está ligada à relação do indivíduo com outros, nas suas necessidades, sentimentos e objetivos. É bem apreciada na observação de psicoterapeutas, professores, políticos e vendedores bem sucedidos;

**Inteligência intrapessoal:** Está ligada à relação do indivíduo consigo mesmo, é denotada pela habilidade para ter acesso aos próprios sentimentos, sonhos e ideias. É o reconhecimento de habilidades, necessidades, desejos e inteligências próprias;

**Inteligência Naturalista:** Perícia no reconhecimento e classificação de numerosas espécies da flora e da fauna e do meio ambiente do indivíduo. Inclui também a sensibilidade a outros fenômenos naturais (formação de nuvens, montanhas...) e, no caso das pessoas que cresceram num ambiente urbano, a capacidade de discriminar entre seres inanimados como carros, tênis e capas de CDs musicais.

**Inteligência Existencial:** É a capacidade de situar-se no infinito e o infinitesimal, capacidade relacionada de situar-se com referência a características existenciais da condição humana como o significado dos mundos físico e psicológico, profundamente ligada à arte.

Neste trabalho, serão usadas apenas quatro IM (Linguístico-verbal – LV, Lógico-matemática – LM, Visual-espacial – VE e Cinestésico-corporal – CC), pois, conforme (Barbosa, 2004), é possível associá-las a diferentes mídias, pensando-se numa futura construção de objetos de aprendizagem – material de estudo. Isto é, para as outras IM's não existem definições precisas que permitam associar um OA para uso do computador. Em (Barbosa, 2004) salienta-se que esta “simplificação” não traz prejuízos posto que as IM's são independentes entre si e não há evidências de que os indivíduos possuam um valor de IM que deva ser a totalização de todas as IM, que implicaria em perdas caso algumas não fossem consideradas.

Algumas características essenciais dessas quatro IM's que serão usadas neste trabalho estão descritas na Tabela 2.3.

Tabela 2.3: Características Dominantes das IM's Usadas.

(Armstrong, 2001; Gardner, 1994)

<b>Inteligência Múltipla</b>	<b>Perfil de ensino</b>	<b>Tarefas que estimulam o aprendizado</b>	<b>Método</b>
Linguista-Verbal	Verbal	Linguagem em palavras Ler Escrever Contar histórias Fazer jogos de palavras	Livros Vídeos Materiais para escrever Debates
Lógico-Matemático	Raciocínio	Experimentar Questionar Resolver problemas lógicos Raciocinar	Coisas para explorar e pensar Materiais científicos Manipulativos Idas ao museu de ciências e ao planetário
Visual-Espacial	Imagens e Figuras	Planejar Desenhar Visualizar Rabiscar	Vídeos Slides Jogos de imaginação Livros ilustrados
Cinestésico-Corporal	Sensações somáticas	Dançar Correr Construir Gesticular	Dramatização Movimento Coisas para construir Aprendizagem

Existem questionários para detecção dos níveis de IM, sendo que um questionário completo pode ser visto em (Antunes, 2001a). Neste trabalho escolheu-se a abordagem feita em (Barbosa, 2004), onde é feita uma redução do número efetivo de questões de (Antunes, 2001a) e, mesmo assim, não se perde a qualidade do nível de inteligências obtidas relativas às efetuadas com os questionários completos. Os questionários apresentados no Anexo B já se encontram na versão reduzida.

Para cada sentença, há as seguintes opções de resposta,  $S$  ou *sim* “mais forte”,  $s$  ou *sim* “mais fraco”,  $n$  ou *não* “mais fraco” e  $N$  que significa um *não* “mais forte”, sendo que estas marcações recebem os seguintes valores na computação dos dados:  $S = 4$ ,  $s = 3$ ,  $n = 2$  e  $N = 1$ . Tendo as respostas, ponderam-se estes dados e constrói-se um gráfico de barras para mostrar o percentual obtido em cada inteligência, levando em consideração a independência entre as inteligências. Na Figura 2.6 é mostrado um exemplo de um gráfico de barras onde o indivíduo obteve 50% para cada uma das quatro IM aqui usadas. Para que um estudante venha a adquirir mais habilidades, tem que se aproximar do “máximo” 100%, diminuindo, consequentemente, as distâncias  $d_1$ ,  $d_2$ ,  $d_3$  e  $d_4$ .

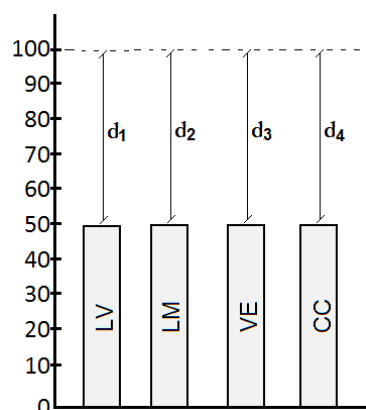


Figura 2.6: Exemplo de gráfico com percentual de IM de um estudante.

Um questionário para inferir o nível de IM do estudante pode ser visto em (Abril, 2013), onde um exemplo gráfico de resposta é apresentado na Figura 2.7.

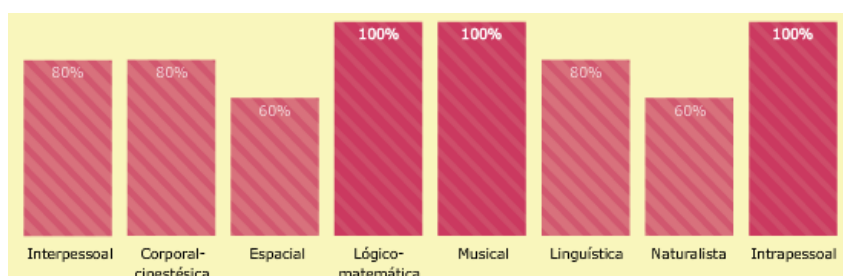


Figura 2.7: Exemplo de gráfico com percentual de IM de um estudante.

(Abril, 2013)

O *Grupo Imagine* (Imagine, 2013) tem estudado sobre o assunto e possui um questionário interessante. Ele formou-se, em abril de 2001, um grupo multi e interdisciplinar com pessoas que estivessem preocupadas com a educação brasileira, de escolas públicas e particulares, de diferentes contextos e com diferentes experiências, para estudar, discutir, repensar e propor projetos pedagógicos que possam ser executados em qualquer tipo de contexto educacional, tendo como pano-de-fundo a teoria das Inteligências Múltiplas. Em (Imagine, 2013) pode ser visto outro exemplo de questionário de identificação de Inteligências Múltiplas.

Neste trabalho foi escolhido trabalhar com o questionário proposto por (Antunes, 2001b), reduzido pela abordagem de (Barbosa, 2004). Gardner em (Gardner, 1995) discute sete mitos sobre as IM, dentre eles, a questão de que questionários não conseguem validar necessariamente o nível de IM de um estudante, mas em (Gardner, 1994) é afirmado que não se pode invalidar a questão de criação de questionários. Os mitos sobre as IM's que (Gardner, 1995) explora são:

1. A criação de testes para averiguação de inteligências múltiplas não é satisfatório, pois uma bateria de testes com IM é incompatível com o princípio da teoria, que é uma condição de acúmulo de conhecimentos e não o resultado de definições fatoriais de resultados de testes;

2. Uma inteligência não pode ser confundida com o domínio de uma disciplina;
3. Inteligências múltiplas são distintas de estilos de aprendizagem, já que uma inteligência é uma capacidade voltada a conteúdos específicos do mundo. Ao contrario os estilos designam uma abordagem geral do indivíduo;
4. A teoria da IM é baseada em evidências empíricas;
5. As IM's são compatíveis com a inteligência, em geral;
6. A teoria das IM's afeta o desempenho escolar, pois engloba capacidades humanas;
7. Até 1995 Gardner tinha dúvidas sobre a existência das inteligências Naturalista e Existencial.

Observa-se que a teoria de aprendizagem de Kolb, embora não sejam a mais utilizada em propostas de sistemas adaptativos, pode oferecer não apenas uma forma de detectar estilos de aprendizagem, mas também uma forma de conduzir a aprendizagem através da espiral que se origina pela repetição do ciclo quadrifásico. A Teoria das IM tem sido vista e largamente utilizada como uma teoria de estilos de aprendizagem em sistemas adaptativos. Entretanto, de acordo com o autor, esta não é a interpretação adequada de sua proposta. Como visto em Gardner (Gardner, 1995), a evolução das IM em cada individuo deve ser feita de maneira empírica desde que não há teoria que possa determinar esta evolução. Assim, este trabalho propõe um modelo de adaptatividade para sistemas educacionais que considera tanto os estilos de aprendizagem quanto a espiral de Kolb. E, utilizando este processo, evolui os percentuais de IM bem como os estilos de aprendizagem do estudante.

## 2.3 Sistemas Educacionais Adaptativos

De acordo com o exposto nas Seções 2.1 e 2.2, cada pessoa possui uma forma particular de aprender e, se forem propostas metodologias de ensino, que considerem estas diferenças entre os estudantes, então pode-se concluir que haverá uma melhora no processo de aprendizado do estudante (Gardner, 1994; Kolb & Kolb, 2005). Esta melhora pode acontecer com a promoção de adaptatividade e adaptabilidade nos sistemas educacionais baseado em computadores, já que se estaria abordando fatores particularizados do estudante.

Adaptatividade em sistemas educacionais é a forma que se tem para extrair, à parte, características peculiares e especiais desses estudantes e, logo após, devolver tais informações, por exemplo, a um *Learning Management System* (LMS) e, assim, propor uma metodologia de ensino apropriada a cada estudante, ou grupo deles. A adaptabilidade é a capacidade do sistema em permitir ao usuário alterar certos parâmetros, podendo adaptar as funcionalidades, ao ativar, desativar, configurar recursos, modificar a forma

de acesso aos recursos, entre outras funcionalidades ligadas à adaptação da *interface* do sistema (Mota, 2010).

A adaptatividade deve considerar a modelagem do estudante, ou seja, as características que serão identificadas e as quais o sistema tentará adequar o processo de aprendizagem. Dentre estas características, os estilos de aprendizagem e as inteligências múltiplas têm sido utilizados. Assim nas próximas seções serão apresentados alguns exemplos de sistemas educacionais adaptativos que utilizam estas teorias.

### 2.3.1 Sistemas Adaptativos e as Inteligências Múltiplas

Nesta subseção serão mostrados alguns exemplos de sistemas adaptativos que fazem uso da teoria das Inteligências Múltiplas para adaptação de conteúdo e melhoria no processo de aprendizagem.

(Barbosa, 2004) propõe uma metodologia para realizar adaptação na interface de um site conforme as características do usuário, o conhecimento do especialista da relação característica do usuário-resultado final a ser apresentado, e a interação do usuário com o sistema. Para o desenvolvimento de tal metodologia foi definido que seria uma adaptação centrada na apresentação e a característica do usuário seria fundamentada na Teoria das IM's. Para a realização de tal adaptação a metodologia foi proposta a utilização de uma rede neural do tipo *Multi-Layer Perceptron* (MLP) e uma rede neural do tipo *Interaction Activation and Competition* (IAC). Para avaliar e validar a metodologia foi criado um protótipo de site adaptativo, focado num problema de Engenharia Clínica (apresentação de um equipamento médico-hospitalar) que estava sendo desenvolvido, no sentido de fornecer a apresentação do material em diferentes mídias adaptando-se ao perfil e estilo do usuário (estudante do manual do equipamento médico).

(Melo, 2003) propõe um modelo, baseado em computador, para auxiliar na detecção precoce das IM's. Buscou-se centrar na implantação de um projeto de IM's num colégio da rede particular de ensino, para verificar a prática escolar com base nessa nova proposta de ensino, e também na criação de um *software*, para ser utilizado por pedagogos, psicopedagogos e psicólogos, com jogos e atividade educativas, como uma ferramenta para agilizar o processo de detecção das IM's em criança de seis a dez anos de idade. Com a realização desta pesquisa concluiu-se que a informática e os avanços tecnológicos podem se tornar boas ferramentas para auxiliar e agilizar o processo de detecção das IM's, mas não podem ser considerados um fim e sim um caminho. Outra constatação feita por Melo, é que o software criado, não tem valia se não for utilizado por um profissional competente, capaz de identificar e interpretar constantemente, as mudanças de comportamento de cada criança, avaliando-a num todo.

(Puga, 2008) propõe um Sistema Hipermídia Adaptativo, cujos critérios para adaptação consistem na seleção de conteúdos. Puga descreve a aplicação da Semiótica como

recurso para melhorar a comunicação do estudante em ambientes de aprendizagem virtual. Sistemas Hipermídia destinados ao *e-Learning* que podem ser adaptados automaticamente às características individuais do estudante, que incluem preferências (como tipos de fontes, cores, estilos de navegação), dados pessoais (como idade) e outras, que poderiam ser capturadas no processo de modelagem do usuário. O trabalho foi baseado em atributos da teoria das IM's para integrar o modelo de usuário e, as mensagens de comunicação e orientação das tarefas foram ser modeladas de acordo com os conceitos da Engenharia Semiótica (Puga, 2008).

(Declan & Brendan, 2006) descreve um experimento usando inteligência múltipla, sistema adaptativo inteligente educacional, denominado *educe*, que explora a forma como diferentes categorias de recursos são usados quando o estudante tem total controle sobre o método de ensino e quando as estratégias de apresentação adaptativas são empregadas. Em particular, explora como as características rítmico-musicais e o impacto dos seus recursos no desempenho. No *educe* um modelo de estudante de características de aprendizagem é criado usando a teoria das IM. Assim, um experimento foi projetado para comparar o desempenho e o uso de recursos entre os estudantes que têm controle do aprendiz completo sobre o ambiente de aprendizagem e os estudantes que utilizam um sistema adaptativo com recursos provindos de suas preferências. Em tal metodologia, os resultados sugerem que os estudantes têm diferentes pontos fortes e preferências, e o desafio é descobrir como melhor se adaptar a essa diversidade. Ele sugere que é necessária uma abordagem ampla para a aprendizagem de modo que todos os estudantes possam encontrar algo atraente e benéfico. Em particular, um desafio de investigação promissora é identificar como a força motivadora da música pode ser usada para aumentar o desempenho de aprendizagem. Além disso, em outro artigo, (Declan & Brendan, 1988) sugere que as estratégias de apresentação adaptativas podem aumentar a taxa de aprendizagem dos estudantes considerados mais “lentos” e que os desafios dessa abordagem é o de criar um ambiente de aprendizagem. Neste trabalho Declan mostra resultados que sugerem que os estudantes com baixos níveis de atividade de aprendizagem pode melhorar seu desempenho quando as estratégias de apresentação adaptativos são usadas.

(Cabada *et al.*, 2009) apresenta uma ferramenta para os instrutores para construir sistematicamente os sistemas de tutoria para dispositivos móveis que permitem conteúdo adaptativo. O instrumento destina-se à criação de material de aprendizagem adaptativa a ser usado em dispositivos portáteis. O material adaptável usa uma abordagem pedagógica com base em Inteligências Múltiplas e em *Fuzzy Logic*. Neste sistema, a maioria dos trabalhos de investigação em sistemas tutores inteligentes móveis (MITS) é mais relacionada com os sistemas personalizados. Neste contexto, ele projetou e implementou uma ferramenta usada pelos autores do curso para criar sistemas tutores inteligentes para dispositivos móveis, como PDAs, telefones celulares e *smart phones*, aplicando conceitos das Inteligências Múltiplas. Eles testaram a ferramenta extensivamente com a criação de

um conjunto de diferentes sistemas tutores.

(Matos *et al.*, 2007) propôs um modelo que usa *Rich Internet Applications* (RIA) para fornecer objetos de aprendizagem dinâmicos para suprir as necessidades do estudante. A abordagem é sobre a criação de objetos de aprendizagem de abordagens orientadas para o desenvolvimento de conteúdo instrucional, no qual apresenta uma análise do atual design instrucional e inteligências múltiplas teorias, a fim de criar objetos de aprendizagem que oferecem métodos de aprendizagem adaptáveis de acordo com as características dos diferentes estudantes. (Matos *et al.*, 2007) revela que um problema comum presente na maioria dos objetos de aprendizagem é o fato de que eles têm conteúdo estático e não personalizado. Usando tecnologias RIA atuais, Matos afirma que é possível criar objetos de aprendizagem dinâmicos para suprir as necessidades do estudante e, também é importante mencionar que o uso de padrões de projeto com uma metodologia de *design* instrucional.

(Matos *et al.*, 2007) apresenta uma análise do atual design instrucional e a teoria inteligências múltiplas a fim de criar objetos de aprendizagem que oferecem métodos de aprendizagem adaptáveis de acordo com diferentes características dos estudantes. (Matos *et al.*, 2007) usa tecnologias que permitem que tais abordagens dinâmicas, criadas - como uma prova de conceito. Foi feito um objeto de aprendizagem sobre o Teorema de Pitágoras.

Assim como a teoria das Inteligências Múltiplas, os Estilos de Aprendizagem são usados para adaptação de conteúdo.

### 2.3.2 Sistemas Adaptativos e Estilos de Aprendizagem

Nesta subseção serão mostrados alguns exemplos de sistemas adaptativos que fazem uso da teoria dos Estilos de Aprendizagem para adaptação de conteúdo e melhoria no processo de aprendizagem.

(Valaski & et al, 2011) efetuou uma revisão do modelo de Felder e Silverman (Felder & Silverman, 1988) como o mais utilizado para a identificação do estilo de aprendizagem seguido do modelo de (Kolb & Kolb, 2005). Valaski afirma que parâmetros distintos podem ser utilizados para adaptar e personalizar os ambientes de aprendizagem computacionais, sendo que um deles é o estilo de aprendizagem. Por existirem diversos modelos disponíveis que possibilitam a identificação do estilo, mas não existirem estudos que explorem quais destes modelos são os mais utilizados para prover adaptação e personalização de materiais de aprendizagem é que é feito o estudo. Além disso, Valaski mostra que existem poucos detalhes referentes ao mapeamento entre as escalas dos modelos de estilo de aprendizagem e as características dos materiais de aprendizagem. A pesquisa de Valaski teve como objetivo explorar e apontar algumas respostas para estas questões, sendo que seu trabalho está no âmbito de pesquisa dos EA e suas relações.

(Mota, 2010) propõe-se uma forma de integrar dois tipos de sistemas (Sistemas adaptativos no domínio de *e-learning* e os ambientes de *e-learning*), com o objetivo de aproveitar as vantagens de ambos, ou seja, a adaptatividade de um, somado à abrangência de utilização de outro. A partir deste cenário foi projetada a integração entre um sistema adaptativo inteligente ao ambiente MOODLE (Moodle, 2013) e implementou-se um agente que realiza a integração, sem impacto na estrutura de cursos existente no ambiente. Projetou-se e implementou-se também um sistema adaptativo baseado em ontologias e em padrões para *e-learning*, contribuindo para tornar os ambientes de *e-learning* mais adequados a propiciar uma aprendizagem significativa, ao considerar as necessidades específicas de cada estudante, assim como facilitar a criação de cursos ao possibilitar o compartilhamento de recursos de aprendizagem entre diferentes sistemas, por meio de tecnologias da web semântica. É importante salientar que para a construção do Modelo do Estudante foram usados os EA de Felder e Silverman (Felder & Silverman, 1988).

(Dorça *et al.*, 2011a,b) relata que um dos aspectos mais importantes em sistemas adaptativos para educação é a capacidade de prover personalização de acordo com as necessidades específicas de cada estudante. Neste contexto, (Dorça *et al.*, 2011a) apresenta uma abordagem promissora para detecção e correção automática de EA baseada em cadeias de Markov. Dorça afirma que a maioria dos trabalhos nesta área apresentam abordagens complexas e ineficientes em algum aspecto, sendo que a abordagem proposta se baseia na Combinação de Estilos de Aprendizagem (CEA) e na correção dinâmica das inconsistências no modelo do estudante, levando em consideração o forte aspecto não-determinístico do processo de aprendizagem. Resultados promissores foram obtidos nos testes realizados.

(Menolli & et al, 2011) propõe uma abordagem para gerar objetos de aprendizagem a partir de páginas *wiki*<sup>2</sup>, utilizando tecnologias semânticas e o padrão *Learning Object Metadata* (LOM), a fim de que a informação possa ser organizada de modo que possa ser mais facilmente reutilizada, melhorando assim a aprendizagem social.

Algoritmos de computação evolutiva podem ser usados para modelar o processo de aprendizado de estudantes (Russel & Norvig, 2003). Neste trabalho será usado o algoritmo *Particle Swarm Optimization* (PSO), desenvolvido inicialmente por (Kennedy & Eberhart, 1995), baseado nos estudos do sócio-biologista Edward Osborne Wilson, em 1995. O PSO será usado por ter características de modelagem que facilitam o entendimento de como pode ser abstraído o estudante a turma e os objetos de aprendizagem, sempre reforçando que o processo efetuado é empírico, que é uma ideia apoiada em (Gardner, accessed May).

---

<sup>2</sup>Wiki são utilizados para identificar um tipo específico de coleção de documentos em hipertexto ou o software colaborativo usado para criá-lo.



## 2.4 Otimização por *Particle Swarm Optimization*

O *Particle Swarm Optimization* (PSO) constitui-se numa técnica da inteligência coletiva baseada em uma população de soluções e transições aleatórias que apresenta características similares às técnicas da computação evolutiva, que são baseadas em uma população de soluções. O PSO é motivado pela simulação de comportamento social e cooperação entre agentes em vez da sobrevivência do indivíduo mais apto como nos algoritmos evolutivos (Tebaldi *et al.*, 2006).

As origens do PSO vêm de estudos sobre o funcionamento da migração de bandos de pássaros em busca de alimentos por meio do esforço efetuado pelo conjunto dos pássaros. A partir destes estudos, pressupõe-se o compartilhamento de informações durante a migração. A Figura 2.8 mostra a imagem inicial de onde vem a inspiração do algoritmo, onde se tem uma “população” de pássaros em processo migratório e todos os indivíduos colaboram entre si.



Figura 2.8: Movimento de bando de pássaros que inspirou a criação do PSO.

(Pina, 2010)

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 devem convergir para um determinado ponto de ótimo. Cada indivíduo ou “partícula” de uma determinada população move-se através do espaço de busca, por meio de iterações sucessivas, cooperando e competindo com outras partículas entre si. O indivíduo “voa” buscando a melhor posição que o convém, mas, para isso, sempre se lembra da melhor posição do espaço de busca já visitada, em direção ao melhor indivíduo de uma vizinhança topológica.

Na Figura 2.9 são vistos tais estes princípios. Percebe-se que existem partículas (cír-

culo), que possuem um vetor de direção e velocidade e, ainda, nota-se a presença de regiões no plano que estão sobressaltadas, mais baixas e mais altas. Considerando-se que o problema seja de maximização, a região mais alta é o ótimo. Os indivíduos têm o objetivo de atingir o ótimo global para chegar-se ao melhor resultado. É importante ressaltar que o PSO, como qualquer meta-heurística, não garante a melhor solução, mas possui o fator importante diante outras que é a cooperação, não somente a competitividade.

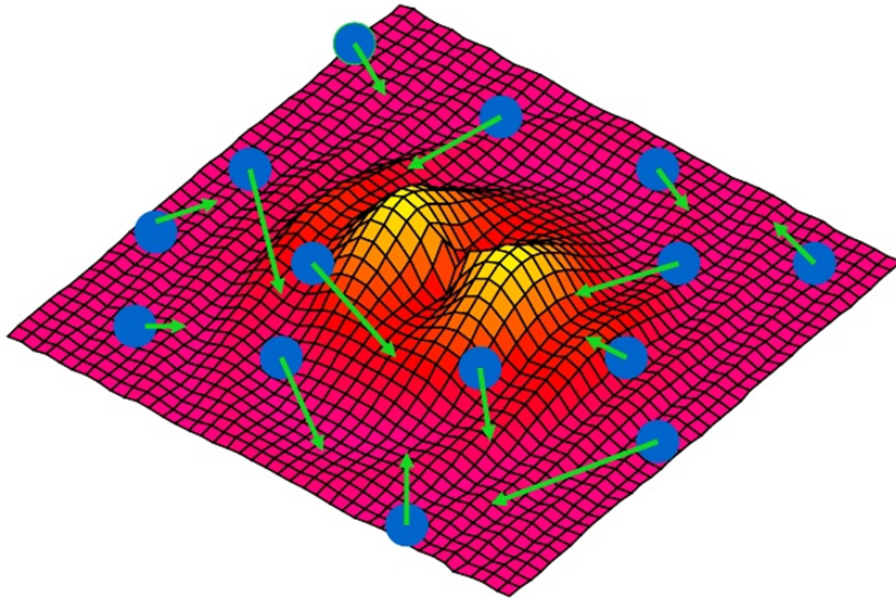


Figura 2.9: Representação do PSO no Espaço de Busca.

(Pina, 2010)

### 2.4.1 O Algoritmo Clássico do PSO

O Algoritmo 1 mostra o algoritmo clássico do PSO.  
onde,

$i$ : representa a partícula;

$x_i$ : representa a posição da partícula  $i$ ;

$p_i$ : representa a melhor posição encontrada pela partícula  $i$ ;

$g$ : representa a melhor posição encontrada por todas as partículas;

$c_1$  e  $c_2$ : representam os parâmetros cognitivo e social, respectivamente;

$w$ : representa a ponderação de inércia;

$r_1$  e  $r_2$ : representam números aleatórios entre 0 e 1;

$v_i$ : representa a velocidade da partícula  $i$ ;

**Algoritmo 1** Algoritmo PSO Clássico

---

```

1: Inicialize a nuvem de partículas;
2: Repita:
3:   Para  $i$  de 1 ate  $m$ , faça:
4:     Se  $(f(x_i) < f(p_i))$ , então:
5:        $p_i \leftarrow x_i$ 
6:     Fim Se
7:     Se  $(f(x_i) < f(\mathbf{g}))$  então:
8:        $\mathbf{g} \leftarrow x_i$ 
9:     Fim Se
10:   Para  $j$  de 1 ate  $n$ , faça:
11:      $r_1 \leftarrow rand(), r_2 \leftarrow rand()$ 
12:      $v_{ij} \leftarrow wv_{ij} + c_1r_1(p_{ij} - x_{ij}) + c_2r_2(g_i - x_{ij})$ 
13:   Fim Para
14:    $x_{ij} \leftarrow x_{ij} + v_{ij}$ 
15: Fim Para
16: Até (atingir o critério de parada)

```

---

$f(x_{ij})$  : representa a aptidão da partícula  $i$ ;

$f(p_i)$  : representa a aptidão da melhor posição da partícula  $i$ ;

$f(\mathbf{g})$  : representa a aptidão da melhor posição de todas as partículas;

$wv_{ij}$  : representa o fator de diversificação;

$c_1r_1(p_{ij} - x_{ij}) + c_2r_2(g_i - x_{ij})$ : representa o fator de intensificação;

$m$  : representa o número total de partículas na nuvem;

$n$  : representa a dimensão de cada partícula na nuvem;

A Equação 2.1 (Linha 13 do Algoritmo 1) refere-se à forma de como é calculada a velocidade a cada iteração do algoritmo PSO.

$$v_{ij} = wv_{ij} + c_1r_1(p_{ij} - x_{ij}) + c_2r_2(g_i - x_{ij}) \quad (2.1)$$

No PSO, a cada solução candidata (denominada de partícula) está associada uma velocidade. A velocidade é ajustada através de uma equação de atualização que considera a experiência da partícula correspondente e a experiência das outras partículas presentes na população (Tebaldi *et al.*, 2006).

O conceito do PSO consiste de, a cada passo iterativo, mudar a velocidade de cada partícula em direção às localizações do  $pbest$  (melhor posição) e do  $gbest$  (melhor partícula). A rapidez do procedimento de busca é ponderada de forma aleatória, sendo este vinculado de forma separada às localizações do  $pbest$  e do  $gbest$  (Tebaldi *et al.*, 2006).

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 certa direção e o fator de intensificação que considera a experiência individual da partícula ( $p_{ij} - x_{ij}$ ) e a experiência da nuvem ( $g_i - x_{ij}$ ). O  $p_{ij}$  é a melhor posição encontrada pela partícula e o  $g_i$  refere-se à 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. Para compreender melhor o cálculo da velocidade e o reposicionamento de cada partícula, observa-se a Figura 2.10.

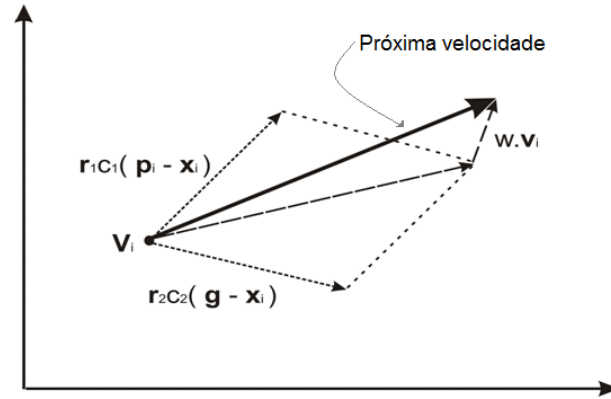


Figura 2.10: Representação geométrica do cálculo da nova posição da partícula  $i$ .

(Venayagamoorthy *et al.*, 2009)

Na Figura 2.10 observa-se o produto escalar de  $c_1r_1(p_{ij} - x_{ij})$  (fator cognitivo individual) com  $c_2r_2(g_i - x_{ij})$  (fator cognitivo social), chamado de fator de intensificação. Para que haja um espalhamento, pois o PSO possui convergência rápida, agrega-se à essa soma o fator de intensificação  $wv_{ij}$ , podendo assim fazer a alteração da inércia das partículas (Kennedy & Eberhart, 1995).

A inércia fornece uma relação equilibrada entre a exploração e utilização (largura e profundidade), em que a próxima velocidade das partículas é definida pela velocidade da corrente e a nova aceleração. Existem diferentes maneiras de determinar a nova velocidade da partícula, algumas dessas maneiras são apresentadas por (Bansal *et al.*, 2011), que fazem uso da massa de inércia linear decrescente, dada pela Equação 2.2, devido ao pequeno percentual de erro obtido. (Unler & Murat, 2010) também cita que a Equação 2.2 é uma das melhores a ser escolhidas para resolver problemas de classificação.

$$\omega = \omega_{max} - k \frac{\omega_{max} - \omega_{min}}{k_{max}} \quad (2.2)$$

Onde  $\omega_{max}$  e  $\omega_{min}$  são, respectivamente, o valor máximo e mínimo permitido inércia. A iteração corrente é dada por  $k$  enquanto que o número de iterações é dada pela  $k_{max}$ .

### 2.4.2 PSO para Resolução de Problemas de Classificação

(Unler & Murat, 2010) desenvolve uma otimização por enxame de partículas discretas modificada, em que tal abordagem incorpora um processo adaptativo de seleção de recursos respondendo de forma dinâmica para a relevância e a dependência dos recursos incluídos no subconjunto de recursos. Os resultados apontados por (Unler & Murat, 2010) mostram que o algoritmo PSO discreto é competitivo tanto em termos de precisão da classificação e desempenho computacional.

(Coelho, 2011) cita que para problemas discretos para classificação o uso do PSO padrão pode ser consistente reduzindo a dimensão do espaço de busca e um número variável de partículas que formam a solução. Essa redução do número de partículas é aplicada após o número máximo de iterações, iniciando pela partícula com a pior *fitness*, retirando cada partícula se a sua retirada não afetar a taxa de acerto enxame (classificador). Com isso o algoritmo removerá um grande número de partículas, reduzindo o enxame. O enxame resultante do algoritmo é considerado a solução. Outros trabalhos relacionados fazem uso de heurísticas diferenciadas para aplicação em problemas discretos de classificação, como em (Sousa, 2010).



---

### O Modelo de Adaptatividade SAEP

---

Tendo em vista os conceitos apresentados no Capítulo 2, foi criado um método de adaptatividade, denominado **Sistema Adaptativo de Ensino** que usa **PSO(SAEP)**, que desenvolve os percentuais de Inteligências Múltiplas através de um curso baseado no método da Espiral de Aprendizagem de Kolb.

No SAEP, as dimensões da Espiral de Aprendizagem de Kolb são consideradas dados de entrada, bem como percentuais de IM, para o processo de aprendizagem. Assim, por observar o estudante durante este processo, a predominância dos estilos e os percentuais de IM são reavaliados. Desta maneira, pode-se obter tanto a evolução dos estilos de aprendizagem quanto das IM. Esta proposta tem como base a argumentação de Gardner sobre o desenvolvimento das IM de forma empírica e também os estudos de (Prashnig, 2005), que acredita serem os EA entradas para um sistema educacional e as IM, as saídas.

O propósito é verificar se a partir de um método de ensino pedagógico, adaptando conteúdo de acordo com as características específicas de um estudante, pode-se melhorar o critério de seleção do tipo de material de estudo a ser ministrado. Para medir o grau de afinidades que o estudante possui com o conteúdo proposto e a forma que lhe é mostrado, a forma escolhida de averiguação é “medindo” o quanto o estudante adquire de conhecimento no estímulo de suas inteligências, como também no avanço na espiral de aprendizagem.

A Figura 3.2, proposta em (Prashnig, 2005), induz a essa ideia, onde as dimensões de Kolb são a entrada no processo de ensino, passa-se pelo processamento com seus respectivos EA e, tem-se como saída a medição dos níveis das IM do estudante, verificando, a cada passo de um curso, se o estudante está conseguindo aprender, devido ao aumento das IM.

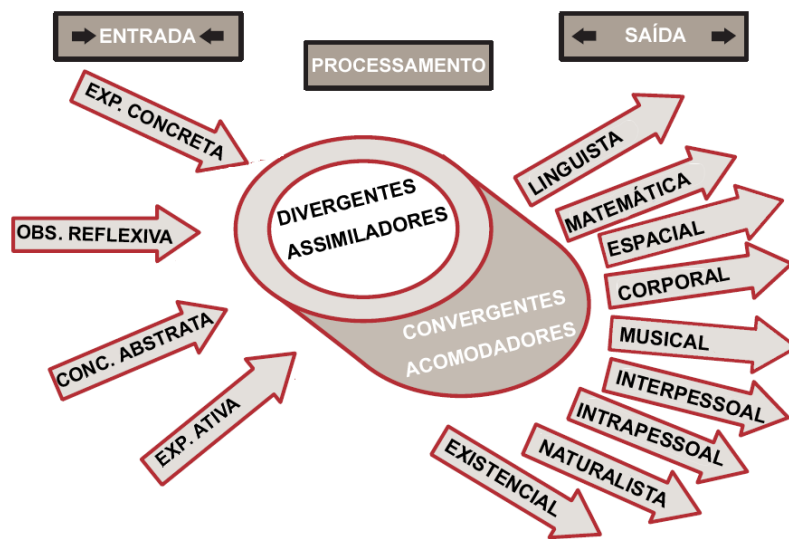


Figura 3.1: Processo de aprendizagem do SAEP.

(Prashnig, 2005)

Nesse propósito a técnica do PSO vem a favorecer, já que o estudante (ou grupo deles, se considerar-se uma turma) podem ser vistos como a nuvem de partículas do PSO. E, sabendo-se que essa técnica trabalha com a ideia de ajuda mútua – cooperação – assim como ocorre no meio social de um curso, seja ele voltado a computador ou não, pois como afirma (Gardner, 1994), inteligências são adquiridas por fatores culturais. E, ainda, como citado por (Coelho, 2011; Lacerda, 2007; Oliveira & et al, 2004; Pina, 2010; Unler & Murat, 2010) o uso do *Particle Swarm Optimization* para resolução de problemas de classificação é eficaz, já que o que se quer é levar o estudante para o melhor tipo característico de OA possível.

### 3.1 Representação do Estudante

Para obter o modelo inicial de um estudante é necessário que tenham inicializados dados relativos aos seus EA e suas IM. Para obter tais dados, o estudante responde ao IEA (Anexo A (Tabela A.1)). Ao responder ao questionário, encontra-se os níveis que este estudante possui em suas dimensões em Kolb, conforme exemplo da Figura 3.2. Também responde as sentenças de Gardner, conforme redução proposta por (Barbosa, 2004), providas do questionário elaborado por (Antunes, 2001b), para obter os percentuais das quatro IM.

A representação do estudante, apresentada na Figura 3.3, é dada por um vetor de 56 posições, onde as 48 primeiras posições referem-se às dimensões de Kolb, as posições de 49 a 52 contêm, respectivamente, os somatórios referentes às dimensão EC, OR, CA e EA. No exemplo da Figura 3.2, estes valores se encontram balanceados, isto é, estas



DIMENSÕES	EC	OR	CA	EA
	1	0	0	0
	1	0	0	0
	1	0	0	0
	0	1	0	0
	0	1	0	0
	0	1	0	0
	0	0	1	0
	0	0	1	0
	0	0	1	0
	0	0	0	1
	0	0	0	1
	0	0	0	1
<b>SOMA</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>3</b>

Figura 3.2: Representação da resposta do IEA de Kolb pelo estudante.

somas têm o mesmo valor  $S = 3$ . As quatro últimas posições do vetor são referentes aos percentuais das quatro IM, conforme exemplo da Figura 2.6, onde estes percentuais de IM também se encontram balanceados, tendo todos o valor  $p = 50\%$ .

A Figura 3.3 pode ser visto este vetor detalhadamente, onde o símbolo ( $\leftrightarrow$ ) indica a junção das partes do vetor. Dessa forma, pode ser observado, em detalhes, as dimensões EC, OR, CA e EA, respectivamente, bem como suas somas e os percentuais das IM's LV, LM, VE e CC.

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	EC
$\leftrightarrow$												
13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	
0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	OR
$\leftrightarrow$												
25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	
0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	CA
$\leftrightarrow$												
37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	EA
$\leftrightarrow$												
49	50	51	52	53	54	55	56					
3	3	3	3	0,5	0,5	0,5	0,5					
EC	OR	VE	CC	LV	LM	VE	CC					

Figura 3.3: Representação inicial detalhada do estudante.

Desde que para o cálculo das áreas no ciclo depende apenas dos EC, OR, CA e EA, a representação do estudante foi reduzida conforme a Figura 3.4, que contém as somas das dimensões e as IM. Em cada estágio do ciclo, são consideradas apenas as duas estruturas de aprendizagem ou, um estilo de aprendizagem, referente ao quadrante, e as quatro IM.

1	2	3	4	5	6	7	8
3	3	3	3	0,5	0,5	0,5	0,5
EC	OR	VE	CC	LV	LM	VE	CC

Figura 3.4: Representação do estudante.

## 3.2 Representando a Nuvem

A nuvem de partículas é representada por uma matriz  $A$  de  $n$  linhas e 56 colunas,  $A_{n \times 56}$ , onde  $n$  é o número de partículas na nuvem (quantidade de estudantes) e 56, conforme visto acima, é o comprimento de cada partícula. Um exemplo de nuvem é visto na Figura 3.5. O estudante que está sendo observado é sempre representado na primeira linha desta matriz. Neste exemplo, o estudante é aquele da Figura 3.4.

As demais  $(n-1)$  linhas da matriz são preenchidas por partículas representando outros estudantes. Desta maneira, tem-se um grupo de estudantes e, devido às características de algoritmos PSO, é possível observar a cooperação entre estudantes (partículas), que tem sido fator importante em ambientes educativos baseado em computador.

Empiricamente, inicialmente, estas  $(n-1)$  são aleatoriamente geradas, selecionando, de forma aleatória, uma resposta para cada sentença do IEA de Kolb e preenchendo as posições de 1 a 48 da linha da matriz. Em seguida, são feitos os somatório de cada dimensão, preenchendo as posições de 49 a 52 e, por último, sorteados valores entre 0 e 1 para preencher os percentuais de IM das posições 53 a 56 de cada linha da matriz  $A$ . Utilizando a representação reduzida do estudante, a nuvem tem a representação dada pela Figura 3.6.

	1	2	3	...	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56
1	1	1	1	....	1	1	1	3	3	3	3	0,50	0,50	0,50	0,50
2	0	0	0	....	1	0	0	2	1	5	4	0,54	0,43	0,20	0,08
3	0	0	0	....	0	0	0	0	3	2	5	0,85	0,32	0,45	0,38
4	0	0	0	....	0	0	0	5	3	1	3	0,45	0,50	0,87	0,25
5	0	0	0	....	0	0	0	2	3	3	0	0,42	0,13	0,32	0,50
6	0	0	1	....	0	0	0	3	0	6	3	0,85	0,07	0,80	0,63
7	0	0	0	....	0	0	0	0	3	6	3	0,25	0,50	0,51	0,41
8	0	0	0	....	0	1	0	3	4	5	0	0,37	0,35	0,32	0,50
9	0	0	0	....	0	0	0	4	0	5	3	0,95	0,01	0,84	1,00
10	0	0	0	....	0	0	0	4	3	3	2	0,26	0,50	0,54	0,74
11	1	0	1	....	0	0	0	7	2	0	3	0,50	0,10	0,26	0,58
12	0	0	0	....	0	0	0	0	8	1	3	0,24	0,03	0,35	0,65
13	0	0	0	....	0	0	0	3	0	6	0	0,99	0,91	0,74	0,59
14	1	0	0	....	1	1	0	4	0	3	5	0,54	0,06	1,00	0,12
15	0	0	0	....	0	0	0	1	4	0	7	0,11	0,25	0,95	0,07
16	0	0	0	....	0	0	0	2	5	0	5	0,21	0,31	0,49	0,23
	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
$n$	1	0	1	....	0	1	1	2	3	4	3	0,12	0,22	0,47	0,54

Figura 3.5: Representação inicial da nuvem.

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	3	3	3	3	0,50	0,50	0,50	0,50
2	2	1	5	4	0,54	0,43	0,20	0,08
3	0	3	2	5	0,85	0,32	0,45	0,38
4	5	3	1	3	0,45	0,50	0,87	0,25
5	2	3	3	0	0,42	0,13	0,32	0,50
6	3	0	6	3	0,85	0,07	0,80	0,63
7	0	3	6	3	0,25	0,50	0,51	0,41
8	3	4	5	0	0,37	0,35	0,32	0,50
9	4	0	5	3	0,95	0,01	0,84	1,00
10	4	3	3	2	0,26	0,50	0,54	0,74
11	7	2	0	3	0,50	0,10	0,26	0,58
12	0	8	1	3	0,24	0,03	0,35	0,65
13	3	0	6	0	0,99	0,91	0,74	0,59
14	4	0	3	5	0,54	0,06	1,00	0,12
15	1	4	0	7	0,11	0,25	0,95	0,07
16	2	5	0	5	0,21	0,31	0,49	0,23
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
<i>n</i>	2	3	4	3	0,12	0,22	0,47	0,54

Figura 3.6: Representação final da nuvem.

Conforme visto, no Capítulo 2, em algoritmos PSO, as partículas movem-se no espaço de busca através de alterações em suas velocidades, tentando atingir o ponto ótimo (mostrando sua “construção” na Seção 3.3). Em geral, este ótimo é desconhecido, mas devido à aplicação deste trabalho, identificou-se que seria necessário estabelecer tal ponto, pois não havendo uma relação entre as duas teorias (EA de Kolb e IM), poderiam existir um grande número de pontos ótimos, dificultando a convergência do algoritmo.

### 3.3 Representando os pontos ótimos

Para estabelecer os pontos ótimos, foi necessário um mínimo de relação entre as duas teorias. Assim, foi feita uma pesquisa com pedagogos (9), psicopedagogos (2) e profissionais ligados ao ensino e à pedagogia (3), conforme mostrado nos *agradecimentos* deste trabalho, para que estes respondessem ao IEA de Kolb de uma maneira diferenciada. Nesse questionário eles atribuem pesos inteiros (de um a quatro), a respeito de estudantes que fossem extremamente ligados à uma determinada IM, numa determinada dimensão de Kolb. A Tabela 3.1 mostra um exemplo de como um pedagogo poderia responder à primeira sentença do IEA levando em consideração uma determinada IM, onde este pedagogo afirmou que para tal inteligência esse estudante aprende melhor “lidando com seus sentimentos”, depois “fazendo coisas”, depois “observando” e, por último, “pensando sobre ideias”, conforme pesos atribuídos. Neste exemplo a IM considerada fora a LV e o estilo divergente.

Cada profissional respondeu ao questionário, mostrado no Apêndice A, quatro vezes,

Tabela 3.1: Exemplo de resposta de um pedagogo à pesquisa.

		EC		OR		CA		EA
<b>1. Enquanto aprendo:</b>	4	Gosto de lidar com meus sentimentos	2	Gosto de observar	1	Gosto de pensar sobre ideias	3	Gosto de estar fazendo coisas

uma vez para cada IM estudada, dando pesos de 1 a 4, ao invés de marcar uma opção por sentença (como é a recomendação normal de respostas ao IEA). Desta maneira, é possível observar em Kolb uma ideia do que seria um perfil ideal, entre as quatro dimensões, para as quatro IM's. Baseado nisto, foram identificados quatro “perfis” ótimos para cada EA de Kolb (LV – LM – VE – CC). Esses formulários foram repassados a uma planilha, calculando-se uma *média* para as respostas adquiridas dos profissionais, fazendo-se a modelagem computacional dos pontos ótimos.

Na Figura 3.7 é mostrado um exemplo onde um pedagogo responde ao IEA, sendo mostrado apenas os pesos que atribuiu para o estilo divergente, entre as dimensões EC e OR, para um estudante com IM linguística elevada. Na Figura 3.7 (a) são apresentados os pesos como foi respondido e, na Figura 3.7 (b) é mostrado como foram normalizados esses pesos, onde foi atribuído 1 para quando a nota for maior e 0 para quando ela for menor, entre as duas estruturas de aprendizado. Esse é um exemplo primário, considerando-se que o IEA fora respondido por mais de um entrevistado. Ao final, considerou-se a *média* das respostas, encontrando dezesseis ótimos, quatro para cada estilo com características das IM apresentadas. Estes valores foram normalizados no intervalo  $[0, 1]$  para que facilitar a análise dos resultados.

	EC	OR		EC	OR
1	4	2		1	0
2	2	4		0	1
3	4	1		1	0
4	4	3		1	0
5	4	2		1	0
6	3	4		0	1
7	4	2		1	0
8	4	3		1	0
9	2	3		0	1
10	3	4		0	1
11	4	3		1	0
12	4	3		1	0

Figura 3.7: Formatando um ótimo.

Dessa forma, um ponto de ótimo é representado por um vetor de 30 posições, que recebe valores da seguinte maneira: as posições ímpares de um a vinte e quatro recebem os valores referentes à primeira dimensão em que se encontra o estudante na espiral,

as posições pares recebem os valores referentes à segunda estrutura de aprendizado; a posição vinte e cinco recebe o somatório das posições ímpares; a posição vinte e seis recebe o somatório das posições pares; as posições de vinte e sete a trinta recebem o percentual das IM (LV, LM, VE e CC, respectivamente). Uma ideia geral do que seria o espaço de busca é visto na Figura 3.8.

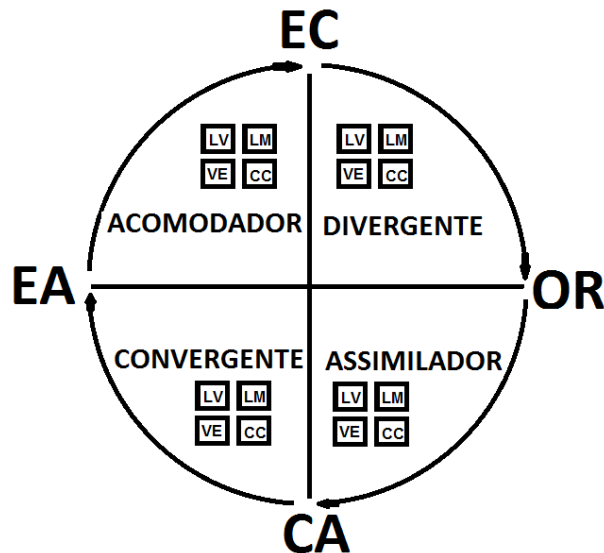


Figura 3.8: Espiral de Aprendizagem e as possibilidades de OA.

Na Figura 3.9 é mostrada uma representação de um vetor de características para uma partícula ótima quando o estudante está no quadrante de estilo Divergente entre as dimensões EC e OR (obtidas através do questionário respondido pelos profissionais da área de Educação). Para o exemplo, está sendo feito a avaliação das dimensões *EC* e *OR*, ou seja, do estilo Divergente, onde o estudante respondeu que: “Gosto de lidar com meus sentimentos” e não “Gosto de pensar sobre ideias”; “Confio em meus palpites e impressões” e não “Apoio-me em pensamento lógico”; e assim por diante... Neste caso a sugestão de OA ótimo é do tipo linguístico-verbal, levando em consideração o valor 1 na posição 27 e 0 nas posições 28 a 30.

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 3.9: Representação de um ponto ótimo

Em cada estágio da espiral de Kolb, tem-se quatro ótimos, um referente a cada IM, que podem ser aplicados no momento de cada módulo do curso (Figura 3.8), sendo que o algoritmo do PSO indicará a melhor opção de OA a ser apresentado ao estudante.

Os pontos ótimos também seguem a redução da representação conforme Figura 3.10, exemplificando um OA do tipo linguista e estilo de aprendizagem divergente. A posição 1 indica o somatório referente à dimensão *EC*, a posição 2 indica o somatório referente

à dimensão *OR* e, as quatro últimas referentes aos percentuais das inteligências LV, LM, VE e CC, respectivamente.

1	2	3	4	5	6
8	4	1	0	0	0

Figura 3.10: Representação reduzida de um ponto ótimo

Estes pontos ótimos podem ser vistos apenas como “sugestões” de como seriam um tipo de objeto de aprendizagem, que possuam características em Kolb e em Gardner. O objetivo aqui é a detecção de que em qual IM se adéqua melhor este objeto a um dado estudante num dado momento que este se encontrar na espiral.

O início do curso ocorre em algum quadrante da espiral de aprendizagem, ou, no “cone” de aprendizagem (Cerqueira, 2000), que sugere a ideia de aperfeiçoamento no conhecimento.

### 3.4 Simulando um Curso através da Espiral

O Algoritmo 2 supõe-se que o IEA da espiral de Kolb e o questionário de detecção de IM foram, previamente, respondidos, a nuvem inicial de partículas e os pontos ótimos. Tendo sido calculadas as quatro áreas triangulares que representam os estilos do estudante, o giro inicia pela maior área, ou seja, pelo quadrante que representa o estilo predominante do estudante. Caso haja empate no nível de EA, então inicia-se na ordem EC, OR, CA e EA, respectivamente, observando a ordem de empate entre eles.

Sabendo-se de qual ponto da espiral deve-se iniciar o processo, o algoritmo PSO, dado pela função *selecioneOrdemOA()* é utilizado para inferir, naquele instante, entre as dimensões do estilo, qual a ordem seguir para oferecer os OA's, referentes a quais IM's. Conforme pode ser visto no Algoritmo 2, em cada quadrante da espiral, enquanto durar o curso, o PSO determina a ordem dos OA's. Para tanto, utiliza-se a distância euclidiana, que é a distância entre uma partícula (estudante) e um ponto ótimo (OA), segundo a Equação 3.1.

$$D_{Euclid} = \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_{1i} - x_{2i})^2} \quad (3.1)$$

onde,  $x_1$  é o vetor que representa a posição da partícula do estudante,  $x_2$  é o vetor que representa a posição da partícula do OA e  $m$  é a dimensão destes vetores. Neste caso  $m = 6$ .

No Algoritmo 2 (Linha 9) pode ser entendida como uma heurística de aprendizagem por reforço (Dorça *et al.*, 2012) cuja a função definida irá incrementar, decrementar ou estagnar estilos e inteligências do estudante (reforçar o perfil de aprendizagem) de acordo com o passar das iterações, conforme mostrado nos testes no Capítulo 4.

**Algoritmo 2** Algoritmo SAEP

---

```

1: repita
2:   Aprendizado  $\leftarrow$  insuficiente
3:   Para cada passo na Espiral de Kolb
4:     Lista_OA  $\leftarrow$  selecione_Ordem_OA()
5:     Enquanto (Lista_OA) ou (Aprendizado = insuficiente)
6:       apresente OA
7:       Aprendizado  $\leftarrow$  avalia(estudante)
8:       SE aprendizado = suficiente
9:         então incremente(IM, EA)
10: até Final do curso
11: retorne IM e EA

```

---

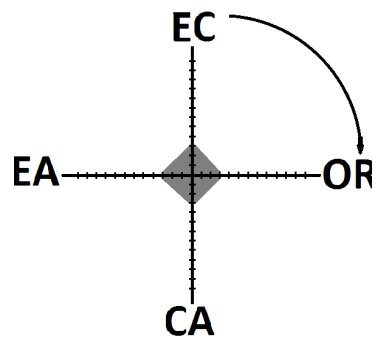


Figura 3.11: Exemplo de escolha de dimensão para iniciar o processo.

## 3.5 Avaliando o Aprendizado

Após cada módulo do curso, há um processo de avaliação. Como esse procedimento é extremamente experimental (*sem um curso, objetos de aprendizagem e estudantes reais*) torna-se um processo mais complicado de se avaliar. Entretanto, verificando a literatura, tais como (Fatahi & Ghasem, 2010) e, até mesmo com o auxílio de alguns profissionais da Educação, pode-se obter algumas heurísticas de avaliação. Inclusive o algoritmo do PSO pode ajudar nesse procedimento de avaliação, pois trata-se de uma técnica voltada para a cooperação entre os indivíduos.

(Fatahi & Ghasem, 2010) propõe que algumas maneiras de se avaliar um estudante, através de um curso via computador, ou pelo tempo que o estudante leva para concluir a avaliação de um módulo, ou o tempo que este estudante leva para terminar o módulo do curso; uma outra proposta é a verificação da nota obtida após a resolução de exercícios. Além disso é feita uma avaliação do estudante, segundo o crescimento de suas inteligências e, pensando-se no PSO, a avaliação baseada na cooperação entre os estudantes, bem como a distância que este estudante se aproxima de um ponto de ótimo.

Algumas dessas técnicas utilizadas para verificação do aprendizado podem ser verificadas nas subseções subsequentes. Onde todo processo é feito de forma experimental.

### 3.5.1 Avaliando através de IM

Ao término do módulo do curso, uma forma de avaliar o estudante pode, ou não, passar para um próximo ponto da espiral de aprendizagem é verificar o coeficiente de IM daquele tipo de OA oferecido naquele momento, conforme exemplo da Figura 3.12.



Figura 3.12: Exemplo de avaliação baseada nas Inteligências Múltiplas.

Primeiramente calcula-se um valor aleatório  $r$  que varia num intervalo (0..1) e, após este sorteio verifica-se onde  $r$  se encaixa no intervalo de inteligência múltipla do estudante naquele instante do curso. Por exemplo, na Figura 3.12a)  $r$  se adequou ao intervalo da IM, portanto o estudante é “*aprovado*”, enquanto na Figura 3.12b)  $r$  não se adequou ao intervalo da IM e o estudante é dado como “*reprovado*”, concluindo que não houve aprendizado suficiente.

---

#### Algoritmo 3 Algoritmo Avalia-gard

---

- 1: Se ( $r < gard$ ) então
  - 2:      $avalia = 1$
  - 3: Senão
  - 4:      $avalia = 0$
  - 5: Fim Se
- 

onde: o Algoritmo 3 apresenta esta forma de avaliação. Se a variável “*avalia*” estiver no intervalo entre 0 e a IM do estudante, este será *aprovado* no módulo, caso contrário, se “*avalia*” encontrar-se no intervalo em que o estudante não atingiu ainda aquele nível de IM ele é *reprovado*.  $r$  é um valor aleatório gerado no intervalo (0..1) e  $gard$  é o valor da inteligência corrente do estudante.

Esse é um tipo de avaliação baseada em no valor de IM do estudante, (Gardner, 1994). É baseada numa função que mostra se este estudante está progredindo diante seu perfil inicial até o final de todas as avaliações do corrente curso.

### 3.5.2 Avaliando através da Cooperação entre os Indivíduos

Em cursos à distância ou mesmo presenciais que fazem o uso do computador, um fator limitante é a interatividade de um estudante com a turma. Existem alguns recursos que tentam fazer com que essa interação possa acontecer como fóruns e *chats*. O que, na prática, acontece é que a interatividade que ocorre numa sala de aula tradicional, ainda não foi projetada para um modelo de curso à distância e, pode ser utopia. O fato é que se



houver uma forma de fazer com que estudantes que fazem cursos *e-learning* conseguissem comunicar como os de uma sala convencional os resultados poderiam ser mais positivos.

Numa sala convencional os estudantes não têm medos ou receio de consultar um colega do grupo para poder, por exemplo, tirar uma dúvida sobre a resolução de uma tarefa disciplinar. Em cursos voltados a computador o estudante tende a ser mais autodidata e tenta não transparecer para o grupo seus sentimentos, emoções e dificuldades em relação ao curso. Nesse contexto o PSO é uma técnica que pode mostrar como essa interatividade poderia funcionar, já que um dos principais pontos fortes do algoritmo é a cooperação entre as partículas (neste caso, os estudantes).

A Figura 3.13 mostra de uma forma simplificada o resultado da cooperação entre estudantes. Na Figura 3.13, os pontos em cinza representam a turma, o ponto preto representa o estudante que observa-se e o losango um ponto de ótimo. Pode-se observar a evolução –  $a) \rightarrow b) \rightarrow c) \rightarrow d)$  – onde na Figura 3.13a) as partículas encontram-se num estágio inicial (mais separadas) e a cooperação (fatores cognitivo e social) fazem com que elas converjam para um estado mostrado na Figura 3.13d).

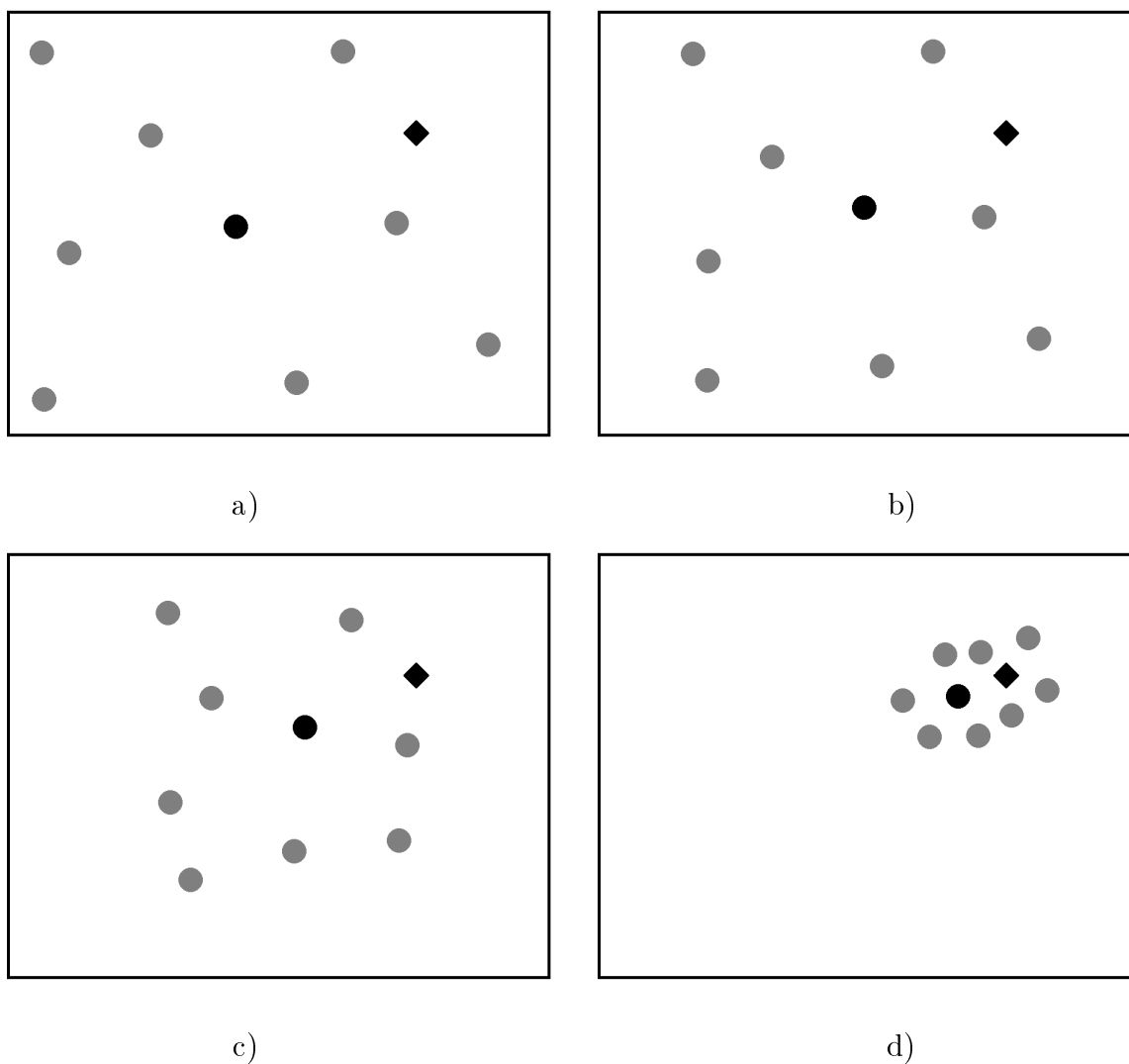


Figura 3.13: Exemplo simplificado de cooperação entre partículas.

### 3.5.3 Avaliando através da Distância entre os ótimos, Nota e Tempo de Realização do Curso

De acordo com (Fatahi & Ghasem, 2010), a avaliação que permitirá a “aprovação” do estudante pode conter algumas heurísticas, conforme dito anteriormente. Assim, propõe-se o uso de três fatores para determinar se o estudante avançará para o próximo quadrante da espiral.

1. A distância entre o estudante e um dos pontos ótimos, cuja interpretação é se houve (*nota* = 1) ou não (*nota* = 0) identificação do estudante com OA oferecido;
2. O conceito obtido pelo estudante em atividades realizadas após o uso do OA;
3. Verificação do tempo total que o estudante dedicou a essas atividades.

A distância pode ser inferida pelo PSO. A nota, como se trata ainda de um modelo, é obtida aleatoriamente. O fator tempo foi definido com o auxílio de um pedagogo e é dado pela Equação 3.2, que pode ser vista graficamente na Figura 3.14, onde 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 é maior do que a penalização dada por um tempo de longa duração nas respostas. Isto implica que se o estudante responder as atividades de forma rápida é mais grave do que demorar certo tempo nestas respostas. Por outro lado, se o estudante utilizar o intervalo de tempo ideal, essa penalização será nula.

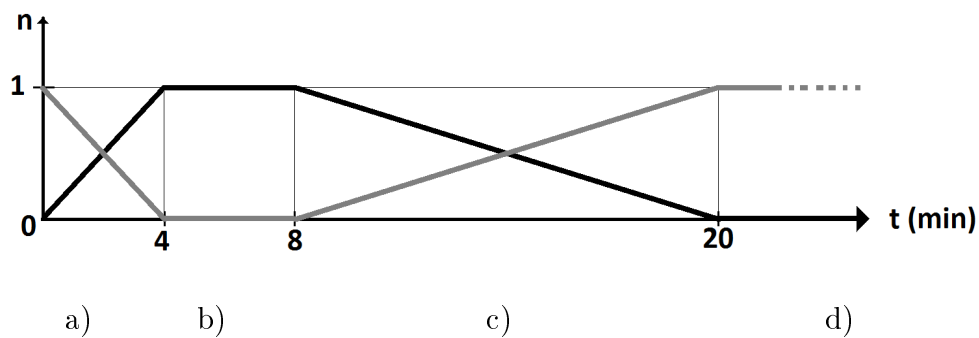


Figura 3.14: Gráfico do fator tempo

$$p = \begin{cases} \frac{-t}{3} + \frac{4}{3} & , se \quad 0 \leq t < 4; \\ 0 & , se \quad 4 \leq t \leq 8; \\ \frac{t}{12} - \frac{2}{3} & , se \quad 8 < t \leq 20; \\ 1 & , se \quad t > 20. \end{cases} \quad (3.2)$$

onde,  $t$  representa o tempo do estudante nas atividades e  $t < 0$  não se aplica.

Este tempo foi definido para uma questão genérica, onde o tempo será sempre o mesmo para o tipo de questão a ser proposta.

Tendo calculados estes fatores, a avaliação final é dada pela média ponderada desses fatores. O primeiro fator tem peso igual a 2, o segundo peso 3 e o terceiro peso 1, sugeridos pela equipe de profissionais de educação. Assim, pode-se inferir se o OA atingiu ou não os objetivos de aprendizagem. Então, se a avaliação final for maior que 0.4 (pode atingir o valor máximo de 1) então o resultado é positivo, caso contrário, não. Esses pesos foram definidos pela equipe de profissionais da educação que auxiliaram no processo de pesquisa, citados nos “*agradecimentos*” deste trabalho.

Pelo Algoritmo 2, o processo se repete conforme o número máximo de ciclos na espiral, inicialmente, definido.

Vários outros parâmetros poderiam ser considerados tais como se o estudante interagiu com outros OA de aprendizagem, se usou material complementar, se o módulo do

curso foi executado em grupo ou individualmente, dentre outros. Um que foi considerado importante foi a avaliação verificando a cooperação entre os indivíduos (partículas).

---

### Testes, Avaliação, Resultados Obtidos e Discussões

---

Neste capítulo serão mostrados e discutidos os testes efetuados e os resultados obtidos. Os testes observaram a evolução do estudante (empiricamente, através de simulação computacional) com uma heurística de avaliação baseado nas IM's do estudante, bem como quatro tipos específicos de oferecer OA. Foram ainda, avaliados parâmetros relativos ao PSO e, por último mostradas algumas formas metodológicas que podem ser usadas para a avaliação pelo escopo do PSO.

Para avaliação dos resultados, foram verificados fatores importantes de parâmetro do PSO, como a velocidade, inércia,  $g_{best}$ ,  $p_{best}$ , entre outros.

Esses parâmetros são avaliados para verificar o quanto um algoritmo baseado na cooperação de uma população pode ser conveniente para seleção de OA a estudantes baseados em seus aspectos cognitivos individuais e social.

Para a avaliação do aprendizado e evolução cognitiva do estudante, foram considerados três casos, conforme mostrados na Seção 3.5:

1. a partir de uma avaliação baseada nas IM's;
2. através da cooperação entre os indivíduos;
3. a partir da proximidade do ótimo, nota e tempo que o estudante dedicaram às atividades.

Na evolução do estudante, a partir de uma avaliação baseada em Gardner, foram mostrados resultados com recomendação de OA's oferecidos ao estudante baseado nas IM's, com quatro formas de recomendações OA's:

1. **Aleatório:** recomendação de OA, onde não é levado em consideração nenhum fator relevante do perfil do estudante ou dos OA's. Faz-se uma discriminação aleatória e escolhe-se a ordem para oferecimento por sorteio;

2. **Gardner:** recomendação OA baseado nos tipos de IM do estudante de forma decrescente;
3. **PSO:** recomendação de OA usando o algoritmo clássico do PSO;
4. **PSO Modificado:** recomendação de OA baseada numa modificação feita no algoritmo do PSO, que diminui o efeito do  $g_{best}$  ao longo da execução modificando o parâmetro social, através da diminuição relativa do  $C_2$ .

## 4.1 Evolução do Estudante

Nas subseções seguintes serão mostrados os testes com base em suas IM's; cooperação entre estudantes; nota obtida numa avaliação, tempo para responder à avaliação e a distância que o estudante encontra-se de um ótimo. Serão mostrados ainda como a alteração de alguns parâmetros do PSO podem afetar a solução.

### Resultados da Avaliação Baseada IM's

As tabelas na Seção 4.1 são padronizadas de modo que são considerados o perfil inicial do estudante, quatro formas diferentes de escolher os tipos característicos de OA, baseado nas IM's para o estudante durante o processo de evolução, avaliando-o, com uma heurística durante o processo de aprendizagem. Nas Tabelas de 4.3 à 4.18 tem-se:

**Perfil Inicial:** para estes testes mostrados nesta seção, o perfil inicial do estudante varia de acordo com o teste, sendo que para cada teste foi considerado um EA predominante e as quatro IM predominantes separadamente em quatro testes (LV-LM-VE-CC, respectivamente), totalizando dezesseis testes.

**Recomendação:** para cada um dos dezesseis testes, então, foram observadas as quatro diferentes de recomendação de OA (Aleatório, Baseado nas IM's, PSO e PSO Modificado).

Na versão modificada do PSO, o efeito do  $g_{best}$  na velocidade da partícula é ponderado de acordo com a Equação 4.1. Esse efeito de diminuição do  $g_{best}$  foi efetuado para efeito comparativo com o PSO clássico, para observar o comportamento da partícula, com o passar das iterações tendo menor influência do grupo. Se o efeito do  $g_{best}$  for constante, as partículas convergirão para uma mesma solução, intensificando a ideia de cooperação.

$$C_2 = C_{2_0} * \left(1 - \frac{k}{k_{max}}\right) \quad (4.1)$$

onde  $C_{2_0}$ , é o valor inicial de  $C_2$ , nesse caso ( $C_2 = 2$ ),  $k$  representa a iteração corrente do PSO e  $k_{max}$  representa o número máximo de iterações do PSO.

Para os testes com a “*avaliação baseada em Gardner (IM)*” foram usadas alguns parâmetros do algoritmo que são:

1.  $V_0 = 0,01$  (é a velocidade inicial usada no Algoritmo 1 e no Modificado);
2.  $c_1 = 2$  (fatores cognitivos individual);
3.  $c_{2_i} = 2$  (fatores cognitivos social);
4.  $w_{min} = 0,4$  (o mínimo da inércia);
5.  $w_{max} = 0,9$  (o máximo da inércia);
6.  $iter_{max} = 1000$  (o número máximo de iterações do PSO e do Pso Modificado).

Outros valores foram testados para tais parâmetros, mas o observado foi um comportamento similar e estes valores são recomendados por (Bansal *et al.*, 2011; Kennedy & Eberhart, 1995; Shi & Eberhart, 1998).

Quanto ao acréscimo dos valores das dimensões de Kolb e das inteligências foi usado um reforço, conforme Equação 4.2. Esse reforço é efetuado em relação ao valor inicial que o estudante possui de suas IM's e EA's e, durante o curso, o efeito é acumulativo ao que o estudante vai obtendo. Isso se deve a uma recomendação de (Gardner, 1994), que afirma que quanto maior for a IM do estudante, mais difícil é de se chegar ao máximo e, quanto menor for essa IM, mais fácil é obter um *start* para o processo evolutivo dela, a menos que o estudante não possua nenhuma afinidade com essa IM. (Gardner, 1994) faz uma crítica a questionários existentes, como o que foi mostrado na Figura 2.7, Capítulo 2.

$$reforco = (1 - X) * 0.01 \quad (4.2)$$

onde,  $X$  é o valor corrente da IM ou do EA (dependo do que se estiver avaliando).

Outros valores também foram testados e o que se observou foram curvas similares às apresentadas nas Figuras 4.4 à 4.11 (que serão expostas mais adiante), onde são mostradas as evoluções através de gráficos. Estas heurísticas foram sugeridas por profissionais da educação.

As Tabelas 4.3 à 4.18 mostram o processo evolutivo de um estudante baseado em seus estilos de aprendizagem de Kolb e seus percentuais de inteligências múltiplas partindo de uma avaliação baseada na inteligência múltipla aferida naquele instante, baseado no Algoritmo 3. É visto, no Apêndice C, tabelas, em *porcentagem* (%), comparando a evolução do estudante tomando como base a recomendação de OA em suas IM's, respectivamente às Tabelas 4.3 à 4.18.

Como exemplo inicial, pode-se observar a Tabela 4.1 (“junção” da Tabela 4.3 com seu respectivo percentual de evolução, a Tabela C.1 do Apêndice C). As Tabelas 4.3 e C.1 foram unidas na Tabela 4.1 para ter-se um efeito comparativo do que está ocorrendo na evolução do estudante. Nas demais tabelas percebe-se resultados similares à Tabela Tabela 4.1.

Tabela 4.1: EA divergente e IM linguista-verbal predominante.

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0.417	0.417	0.083	0.083	0.750	0.250	0.250	0.250
<b>Aleatório</b>	0.921	0.929	0.862	0.847	0.775	0.325	0.310	0.318
<b>Melhora (%)</b>	120,86	122,78	938,55	920,48	3,33	30,00	24,00	27,20
<b>Gardner</b>	0.929	0.929	0.876	0.876	0.775	0.325	0.318	0.325
<b>Melhora (%)</b>	122,78	122,78	955,42	955,42	3,33	30,00	27,20	30,00
<b>PSO</b>	0.921	0.892	0.830	0.876	0.772	0.302	0.318	0.325
<b>Melhora (%)</b>	120,86	113,91	900,00	955,42	2,93	20,80	27,20	30,00
<b>PSO modificado</b>	0.912	0.921	0.876	0.862	0.772	0.325	0.318	0.318
<b>Melhora (%)</b>	118,71	120,86	955,42	938,55	2,93	30,00	27,20	27,20

**Exemplo (Referente à Tabela 4.1):** Para um estudante predominantemente divergente, a resposta será  $EC = 5$ ,  $OR = 5$ ,  $CA = 1$  e  $EA = 1$ . Esses valores ao serem normalizados entre 0 a 1, dão um percentual igual a  $EC = 0,417$ ,  $OR = 0,417$ ,  $CA = 0,083$  e  $EA = 0,083$ , o que dá uma área inicial dos EA iguais a ( $Divergente = 0,174u.a.$ <sup>1</sup> –  $Assimilador = 0,034u.a.$  –  $Convergente = 0,006u.a.$  –  $Acomodador = 0,034u.a.$ ). Observando por esta perspectiva, nota-se que o estilo predominante, começa com uma área na espiral maior – 0,174 – os estilos que estão antes e após o dominante ficam com um valor menor – 0,034 – e, o estilo oposto obtém um valor mínimo, neste caso 0,006u.a. (que é para o EA convergente), conforme mostrado na Figura 4.1.

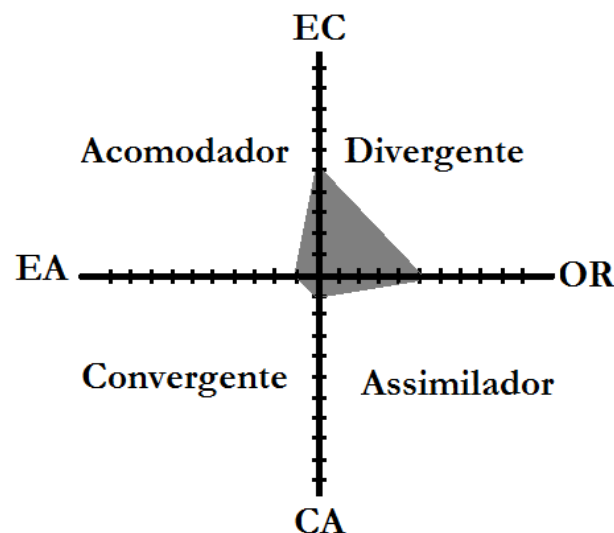


Figura 4.1: Exemplo de resposta de um estudante para a espiral de Kolb.

Quando é descrito que uma IM é predominante nas tabelas adotou-se o valor de 0,75 (75%) para ela e, para as demais IM's adotou-se um valor menor, neste caso 0,25 (25%),

<sup>1</sup>u.a. abreviação para unidade de área



como observado no “Perfil Inicial” da Tabela 4.1.

Em Kolb, quando é citado que um estilo é predominante, supõe-se que o estudante tenha respondido cinco alternativas para as estruturas de aprendizado dominantes e uma alternativa para as não dominantes. Sendo assim o dominante recebe em seus dois estágios dominantes o valor  $v_1 = 0,417$  e para os não dominantes  $v_2 = 0,083$ , isto é, o mínimo que um estudante pode ter em seu EA, pois valor menor que este seria  $v = 0$ , o que para (Kolb, 1981) faria com que o estudante não conseguiria progredir em tal estilo na espiral.

Pode-se observar na Tabela 4.2 os resultados finais das áreas triangulares –  $(b * h/2)$  – formadas dos EA's, conforme cada forma de recomendação.

Tabela 4.2: Áreas resultantes do processo evolutivo pela Espiral de Aprendizagem.

<b>Tipo de Recomendação</b>	<b>Divergente</b>	<b>Assimilador</b>	<b>Convergente</b>	<b>Acomodador</b>
<b>Aleatório</b>	0,428 u.a.	0,400 u.a.	0,365 u.a.	0,390 u.a.
<b>Gardner</b>	0,432 u.a.	0,407 u.a.	0,384 u.a.	0,407 u.a.
<b>PSO</b>	0,411 u.a.	0,370 u.a.	0,364 u.a.	0,403 u.a.
<b>PSO modificado</b>	0,420 u.a.	0,403 u.a.	0,378 u.a.	0,393 u.a.

Inicialmente, esperava-se um crescimento maior nos estilos e nas inteligências mais predominantes que nas demais, mas o que se observou nas quatro recomendações foi que os EA adjacentes ao predominante teve um aumento mais significativo que os demais e, ainda, o EA oposto foi o que obteve menor aumento de sua área. Uma razão interessante ao se analisar estes dados é o fator de que, na realidade, isto é previsto em (Kolb, 1981), que afirma que chegar-se ao limite (100%) seria uma situação inusitada e, um estudante que tem uma baixa afinidade com um EA tem poucas chances de crescer este estilo com facilidade.

Com relação às inteligências (Gardner, 1994) afirma algo similar, pois o teto e o piso destes valores pode ser um critério incoerente. Outro ponto importante a ser observado está na heurística adotada para o acréscimo das dimensões em Kolb, bem como nas inteligências, minimizado a cada vez que o estudante passa pelos pontos da espiral de aprendizagem. O mesmo fenômeno ocorre com as IM's, onde, a predominante não sofre um grande aumento em relação às demais.

Levando-se em consideração que este modelo venha a ser utilizado num Sistema Adaptativo (SA) de aprendizagem, pode-se notar como um fator positivo, já que se, a aplicação inferir num sistema completo, então estes estudantes irão obter um acréscimo significativo em seus estilos e inteligências não predominantes. E, ainda, os que forem predominantes não deixam de sofrer acréscimos.

O fato da recomendação ser dividida em quatro categorias (aleatória, baseada em Gardner, usando o PSO e com o uso do PSO com redução do  $g_{best}$ , que foi chamado aqui

de PSO Modificado) não é fato para não fazer o uso do PSO, pois em todas as avaliações foram utilizadas as avaliações baseadas nos níveis de IM que o estudante possui.

Outro fator a ser ressaltado é o de que as quatro categorias podem ser caracterizadas com o Sistemas Adaptativo, pois tentam oferecer, a cada momento, um material de estudo diferenciado ao estudante, não o engessando, como é feito na maioria dos Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA) e presenciais.

Observando-se as Tabelas de 4.3 à 4.18 pode-se notar que houveram boas evoluções em ambas as formas de recomendação de OA, o que leva a deduzir que ambos os métodos possuem bons resultados. Mas o uso da técnica do PSO, bem como o PSO modificado dão uma certa amenizada no tipo de aprendizagem, pois o aprendiz possui uma constância em seu progresso. Nas Tabelas 4.3 à Tabela 4.18 são observadas algumas semelhanças entre elas, o que pode ser verificado no Apêndice C, em *porcentagem* (%), respectivamente, nas Tabelas de C.1 à Tabela C.16, como foi mostrado no comparativo da Tabela 4.1.

Como observado, todas as formas de recomendação mantêm um comportamento, a princípio inesperado para os quatro tipos de oferecimento de tipos de OA. Foi inesperado porque pretendia-se encontrar valores bem acima para os tipos de oferecimento usando o PSO Modificado e o PSO do que para a recomendação baseada nas IM's e em uma aleatória, nessa ordem.

Uma vantagem do uso do PSO é o fator de cooperação entre os estudantes, a colaboração cognitiva, que será mostrado na Subseção 4.1.1.

Nelas mostram que para todos os tipos de recomendação o estudante atinge êxito em melhoria tanto na Espiral de Aprendizagem, quanto em seus padrões de inteligências. Isto é um fator positivo mostrando que um Sistema Adaptativo com recomendação de OA baseado em teorias cognitivas será melhor do que um sistema que ofereça apenas um tipo de OA a estudantes, pois estes não estariam estimulando fatores particularizados e melhorar aqueles que estão num nível abaixo.

Posteriormente são mostrados gráficos, cujas curvas foram obtidas relativas ao aprendizado pelas Tabelas 4.3 à 4.18, o que foi exemplificada, numa junção na Tabela 4.1, a seguir, onde o estudante possui EA divergente e IM linguista-verbal predominantes.

## **Tabelas Resultantes**

A seguir, são mostradas as Tabelas 4.3 à 4.18 onde podem ser comprovados as conclusões supracitadas.

A Tabela 4.3 mostra o processo evolutivo de um estudante, predominantemente, com estilo de aprendizagem divergente e com com inteligência múltipla linguista. No Apêndice C, a Tabela C.1 mostra o percentual de crescimento, baseado nesta tabela.

Tabela 4.3: Estudante com EA divergente e IM linguista-verbal predominantes em relação aos demais estilos e inteligências.

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0.417	0.417	0.083	0.083	0.750	0.250	0.250	0.250
<b>Aleatório</b>	0.921	0.929	0.862	0.847	0.775	0.325	0.310	0.318
<b>Gardner</b>	0.929	0.929	0.876	0.876	0.775	0.325	0.318	0.325
<b>PSO</b>	0.921	0.892	0.830	0.876	0.772	0.302	0.318	0.325
<b>PSO modificado</b>	0.912	0.921	0.876	0.862	0.772	0.325	0.318	0.318

A Tabela 4.4 mostra o processo evolutivo de um estudante, predominantemente, com estilo de aprendizagem divergente e com com inteligência múltipla lógico-matemático. No Apêndice C, a Tabela C.2 mostra o percentual de crescimento, baseado nesta tabela.

Tabela 4.4: Estudante com EA divergente e IM lógico-matemático predominantes em relação aos demais estilos e inteligências.

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0.417	0.417	0.083	0.083	0.250	0.750	0.250	0.250
<b>Aleatório</b>	0.929	0.929	0.830	0.830	0.325	0.775	0.295	0.325
<b>Gardner</b>	0.912	0.921	0.862	0.847	0.318	0.775	0.310	0.318
<b>PSO</b>	0.912	0.921	0.876	0.862	0.318	0.775	0.318	0.318
<b>PSO modificado</b>	0.929	0.892	0.830	0.889	0.325	0.765	0.325	0.325

A Tabela 4.5 mostra o processo evolutivo de um estudante, predominantemente, com estilo de aprendizagem divergente e com com inteligência múltipla visual. No Apêndice C, a Tabela C.3 mostra o percentual de crescimento, baseado nesta tabela.

Tabela 4.5: Estudante com EA divergente e IM visual-espacial predominantes em relação aos demais estilos e inteligências.

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0.417	0.417	0.083	0.083	0.250	0.250	0.750	0.250
<b>Aleatório</b>	0.921	0.929	0.889	0.876	0.325	0.325	0.775	0.318
<b>Gardner</b>	0.921	0.929	0.889	0.876	0.325	0.325	0.775	0.318
<b>PSO</b>	0.929	0.921	0.876	0.889	0.325	0.318	0.775	0.325
<b>PSO modificado</b>	0.929	0.912	0.847	0.876	0.325	0.310	0.772	0.325

A Tabela 4.6 mostra o processo evolutivo de um estudante, predominantemente, com estilo de aprendizagem divergente e com com inteligência múltipla corporal. No Apêndice C, a Tabela C.4 mostra o percentual de crescimento, baseado nesta tabela.

Tabela 4.6: Estudante com EA divergente e IM cinestésico-corporal predominantes em relação aos demais estilos e inteligências.

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0.417	0.417	0.083	0.083	0.250	0.250	0.250	0.750
<b>Aleatório</b>	0.912	0.921	0.876	0.862	0.325	0.318	0.325	0.770
<b>Gardner</b>	0.921	0.912	0.830	0.847	0.325	0.310	0.310	0.772
<b>PSO</b>	0.921	0.929	0.876	0.862	0.325	0.325	0.318	0.772
<b>PSO modificado</b>	0.921	0.912	0.847	0.862	0.325	0.310	0.318	0.772

A Tabela 4.7 mostra o processo evolutivo de um estudante, predominantemente, com estilo de aprendizagem assimilador e com com inteligência múltipla linguista. No Apêndice C, a Tabela C.5 mostra o percentual de crescimento, baseado nesta tabela.

Tabela 4.7: Estudante com EA assimilador e IM linguista-verbal predominantes em relação aos demais estilos e inteligências.

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0.083	0.417	0.417	0.083	0.750	0.250	0.250	0.250
<b>Aleatório</b>	0.876	0.929	0.929	0.876	0.775	0.325	0.325	0.318
<b>Gardner</b>	0.876	0.912	0.921	0.889	0.772	0.318	0.325	0.325
<b>PSO</b>	0.862	0.912	0.912	0.862	0.772	0.318	0.318	0.318
<b>PSO modificado</b>	0.876	0.912	0.903	0.862	0.775	0.310	0.318	0.318

A Tabela 4.8 mostra o processo evolutivo de um estudante, predominantemente, com estilo de aprendizagem assimilador e com com inteligência múltipla lógico. No Apêndice C, a Tabela C.6 mostra o percentual de crescimento, baseado nesta tabela.

Tabela 4.8: Estudante com EA assimilador e IM lógico-matemático predominantes em relação aos demais estilos e inteligências.

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0.083	0.417	0.417	0.083	0.250	0.750	0.250	0.250
<b>Aleatório</b>	0.889	0.929	0.921	0.876	0.325	0.775	0.318	0.325
<b>Gardner</b>	0.862	0.903	0.912	0.876	0.310	0.772	0.318	0.325
<b>PSO</b>	0.847	0.912	0.921	0.862	0.310	0.775	0.318	0.318
<b>PSO modificado</b>	0.876	0.929	0.929	0.876	0.325	0.775	0.325	0.318

A Tabela 4.9 mostra o processo evolutivo de um estudante, predominantemente, com estilo de aprendizagem assimilador e com com inteligência múltipla visual. No Apêndice C, a Tabela C.7 mostra o percentual de crescimento, baseado nesta tabela.

Tabela 4.9: Estudante com EA assimilador e IM visual-espacial predominantes em relação aos demais estilos e inteligências.

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0.083	0.417	0.417	0.083	0.250	0.250	0.750	0.250
<b>Aleatório</b>	0.889	0.921	0.921	0.889	0.325	0.318	0.775	0.325
<b>Gardner</b>	0.876	0.892	0.903	0.889	0.318	0.302	0.775	0.325
<b>PSO</b>	0.830	0.880	0.903	0.862	0.310	0.302	0.775	0.310
<b>PSO modificado</b>	0.876	0.921	0.921	0.876	0.318	0.325	0.772	0.325

A Tabela 4.10 mostra o processo evolutivo de um estudante, predominantemente, com estilo de aprendizagem assimilador e com com inteligência múltipla corporal. No Apêndice C, a Tabela C.8 mostra o percentual de crescimento, baseado nesta tabela.

Tabela 4.10: Estudante com EA assimilador e IM cinestésico-corporal predominantes em relação aos demais estilos e inteligências.

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0.083	0.417	0.417	0.083	0.250	0.250	0.250	0.750
<b>Aleatório</b>	0.830	0.912	0.929	0.862	0.310	0.325	0.325	0.770
<b>Gardner</b>	0.847	0.892	0.903	0.862	0.318	0.302	0.325	0.770
<b>PSO</b>	0.847	0.912	0.921	0.862	0.310	0.325	0.318	0.772
<b>PSO modificado</b>	0.889	0.892	0.892	0.889	0.325	0.295	0.325	0.775

A Tabela 4.11 mostra o processo evolutivo de um estudante, predominantemente, com estilo de aprendizagem convergente e com com inteligência múltipla linguista. No Apêndice C, a Tabela C.9 mostra o percentual de crescimento, baseado nesta tabela.

Tabela 4.11: Estudante com EA convergente e IM linguista-verbal predominantes em relação aos demais estilos e inteligências.

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0.083	0.083	0.417	0.417	0.750	0.250	0.250	0.250
<b>Aleatório</b>	0.889	0.889	0.912	0.912	0.775	0.325	0.310	0.325
<b>Gardner</b>	0.847	0.876	0.929	0.912	0.772	0.325	0.325	0.310
<b>PSO</b>	0.876	0.876	0.903	0.903	0.775	0.318	0.310	0.318
<b>PSO modificado</b>	0.862	0.876	0.892	0.880	0.775	0.318	0.302	0.310

A Tabela 4.12 mostra o processo evolutivo de um estudante, predominantemente, com estilo de aprendizagem convergente e com com inteligência múltipla lógico. No Apêndice C, a Tabela C.10 mostra o percentual de crescimento, baseado nesta tabela.

Tabela 4.12: Estudante com EA convergente e IM lógico-matemático predominantes em relação aos demais estilos e inteligências.

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0.083	0.083	0.417	0.417	0.250	0.750	0.250	0.250
<b>Aleatório</b>	0.830	0.830	0.912	0.912	0.295	0.775	0.310	0.325
<b>Gardner</b>	0.830	0.830	0.903	0.903	0.310	0.770	0.318	0.310
<b>PSO</b>	0.876	0.876	0.903	0.903	0.325	0.772	0.310	0.318
<b>PSO modificado</b>	0.876	0.876	0.921	0.921	0.318	0.775	0.318	0.325

A Tabela 4.13 mostra o processo evolutivo de um estudante, predominantemente, com estilo de aprendizagem convergente e com com inteligência múltipla visual. No Apêndice C, a Tabela C.11 mostra o percentual de crescimento, baseado nesta tabela.

Tabela 4.13: Estudante com EA convergente e IM visual-espacial predominantes em relação aos demais estilos e inteligências.

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0.083	0.083	0.417	0.417	0.250	0.250	0.750	0.250
<b>Aleatório</b>	0.876	0.862	0.912	0.921	0.325	0.310	0.775	0.318
<b>Gardner</b>	0.830	0.811	0.892	0.903	0.310	0.302	0.772	0.310
<b>PSO</b>	0.876	0.889	0.929	0.921	0.325	0.325	0.775	0.318
<b>PSO modificado</b>	0.847	0.876	0.929	0.912	0.318	0.325	0.775	0.310

A Tabela 4.14 mostra o processo evolutivo de um estudante, predominantemente, com estilo de aprendizagem convergente e com com inteligência múltipla corporal. No Apêndice C, a Tabela C.12 mostra o percentual de crescimento, baseado nesta tabela.

Tabela 4.14: Estudante com EA convergente e IM cinestésico-corporal predominantes em relação aos demais estilos e inteligências.

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0.083	0.083	0.417	0.417	0.250	0.250	0.250	0.750
<b>Aleatório</b>	0.862	0.847	0.921	0.929	0.310	0.318	0.325	0.775
<b>Gardner</b>	0.862	0.876	0.929	0.921	0.318	0.325	0.325	0.772
<b>PSO</b>	0.862	0.862	0.921	0.921	0.310	0.325	0.318	0.775
<b>PSO modificado</b>	0.876	0.862	0.892	0.903	0.318	0.318	0.302	0.775

A Tabela 4.15 mostra o processo evolutivo de um estudante, predominantemente, com estilo de aprendizagem acomodador e com com inteligência múltipla linguista. No Apêndice C, a Tabela C.13 mostra o percentual de crescimento, baseado nesta tabela.

Tabela 4.15: Estudante com EA acomodador e IM linguista-verbal predominantes em relação aos demais estilos e inteligências.

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0.417	0.083	0.083	0.417	0.750	0.250	0.250	0.250
<b>Aleatório</b>	0.892	0.847	0.862	0.903	0.770	0.318	0.318	0.310
<b>Gardner</b>	0.929	0.862	0.847	0.921	0.775	0.310	0.318	0.325
<b>PSO</b>	0.921	0.862	0.830	0.903	0.775	0.310	0.310	0.318
<b>PSO modificado</b>	0.929	0.876	0.876	0.929	0.775	0.318	0.325	0.325

A Tabela 4.16 mostra o processo evolutivo de um estudante, predominantemente, com estilo de aprendizagem acomodador e com com inteligência múltipla lógico. No Apêndice C, a Tabela C.14 mostra o percentual de crescimento, baseado nesta tabela.

Tabela 4.16: Estudante com EA acomodador e IM lógico-matemático predominantes em relação aos demais estilos e inteligências.

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0.417	0.083	0.083	0.417	0.250	0.750	0.250	0.250
<b>Aleatório</b>	0.929	0.889	0.862	0.912	0.325	0.775	0.310	0.325
<b>Gardner</b>	0.921	0.889	0.862	0.903	0.325	0.775	0.310	0.318
<b>PSO</b>	0.903	0.847	0.862	0.912	0.302	0.775	0.310	0.325
<b>PSO modificado</b>	0.903	0.847	0.876	0.921	0.310	0.772	0.325	0.318

A Tabela 4.17 mostra o processo evolutivo de um estudante, predominantemente, com estilo de aprendizagem acomodador e com com inteligência múltipla visual. No Apêndice C, a Tabela C.15 mostra o percentual de crescimento, baseado nesta tabela.

Tabela 4.17: Estudante com EA acomodador e IM visual-espacial predominantes em relação aos demais estilos e inteligências.

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0.417	0.083	0.083	0.417	0.250	0.250	0.750	0.250
<b>Aleatório</b>	0.921	0.889	0.876	0.912	0.325	0.325	0.772	0.318
<b>Gardner</b>	0.921	0.847	0.830	0.912	0.325	0.302	0.772	0.318
<b>PSO</b>	0.921	0.876	0.862	0.912	0.318	0.325	0.770	0.325
<b>PSO modificado</b>	0.912	0.862	0.847	0.903	0.325	0.310	0.772	0.310

A Tabela 4.18 mostra o processo evolutivo de um estudante, predominantemente, com estilo de aprendizagem acomodador e com com inteligência múltipla corporal. No Apêndice C, a Tabela C.16 mostra o percentual de crescimento, baseado nesta tabela.

Tabela 4.18: Estudante com EA acomodador e IM cinestésico-corporal predominantes em relação aos demais estilos e inteligências.

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0.417	0.083	0.083	0.417	0.250	0.250	0.250	0.750
<b>Aleatório</b>	0.912	0.876	0.876	0.912	0.318	0.325	0.318	0.772
<b>Gardner</b>	0.880	0.811	0.862	0.912	0.302	0.310	0.325	0.770
<b>PSO</b>	0.921	0.876	0.876	0.921	0.318	0.325	0.318	0.775
<b>PSO modificado</b>	0.929	0.876	0.876	0.929	0.325	0.318	0.325	0.775

Um fator importante a ser observado em tais tabelas é o de que em todas as recomendações o estudante tem um acréscimo significativo na curva que exhibe o crescimento referente à Espiral de Aprendizagem, pelo motivo de que o estudante é obrigado a passar por todas elas, tendo quatro chances de obter êxito, já que podem ser oferecidos à ele até quatro tipos de materiais de estudos adequados àquele ponto em que ele está passando pela espiral. Observando pela perspectiva das inteligências, nota-se que o crescimento não é tão acentuado como nos estilos, isso se dá pelo motivo de que nem sempre o estudante cairá no intervalo sugerido pela Figura 3.12.

Em todas as tabelas apresentadas anteriormente observa-se curvas de aprendizado suaves para todos os tipos de recomendação mas, como já explicado, uma vantagem do uso do PSO é o fator de cooperação entre os estudantes (a colaboração social), que é mostrada na Subseção 4.1.1. Essa cooperação deixa os gráficos, mesmo que sutilmente, com um “*serrilhamento*” menor que nos demais, isso se deve aos fatores implicados diretamente dos parâmetros usados pelo *Particle Swarm Optimization*.

Nota-se, de modo importante, que em nenhum dos casos de predominância, nenhum EA ou IM, no final do processo atingiu um valor maior que os demais. Mas, os EA's opostos, bem como as IM's não predominantes chegaram a um patamar bastante elevado do esperado, sendo este mais um fator que se prova que o uso das teorias em conjunto apenas vem a agregar no aperfeiçoamento do estudante, bem como o uso da técnica do PSO.

Em outros testes foram elevados o número de iterações relativas à quantidade de módulos do curso (que foi adotada a quantidade de 10 módulos, 10 giros ou 40 passagens pelos EA's) para um número de até 100 giros/módulos do curso. Foi observado que as IM's avançaram um pouco mais sua curva, mostrando uma evolução no perfil do Estudante, e os EA's tendenciaram a chegar a um percentual máximo, conforme Figuras 4.2 e 4.3.

A Figura 4.2 mostra a evolução dos EA, de um estudante com perfil de EA balanceado com predominância na IM Linguística e Corporal (mesmo estudante da Figura 4.3).



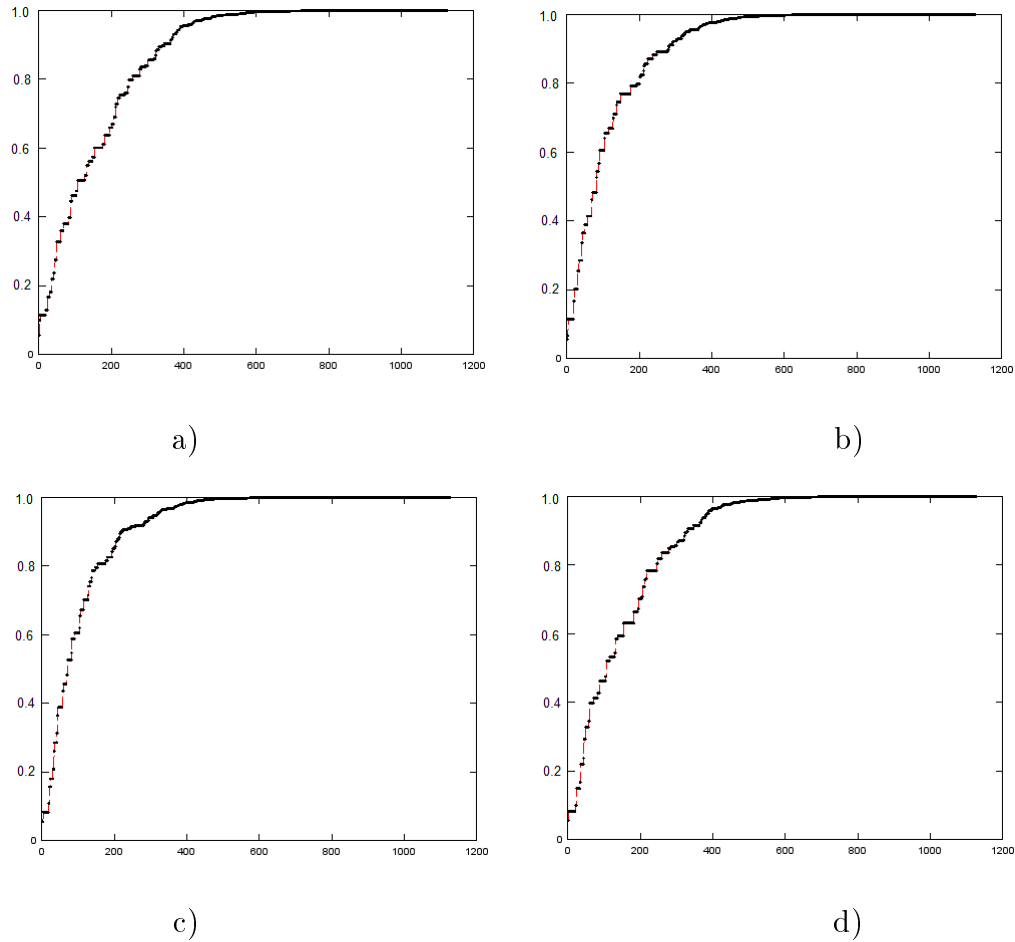


Figura 4.2: Evolução dos EA de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA: a) Divergente. b) Assimilador. c) Convergente. d) Acomodador.

Pode-se observar na Figura 4.2, que, a partir de muitos módulos oferecidos, pela heurística de avaliação aqui adotada, o estudante atinge o valor máximo em seus estilos de aprendizagem. Isto ocorre pois os estilos foram muito estimulados, devido à grande quantidade de giros na espiral de aprendizagem, dada por uma convergência lenta, considerando-se que o PSO possui convergência rápida em relação ao número de módulos propostos.

A Figura 4.3 mostra a evolução das IM, de um estudante com perfil de EA balanceado com predominância na IM Linguística e Corporal (mesmo estudante da Figura 4.2).

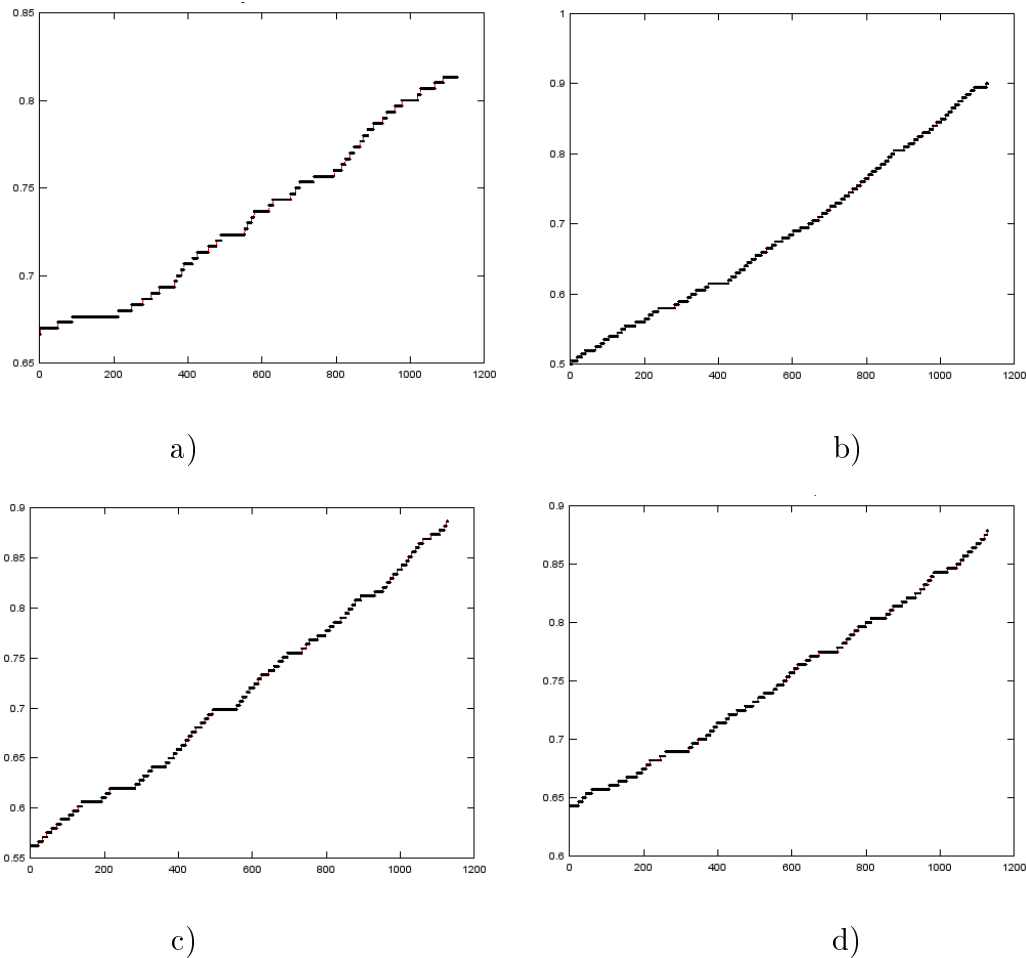


Figura 4.3: Evolução das IM's de um estudante, que possui perfil predominante linguista em relação às demais IM's: a) Linguista. b) Lógico. c) Espacial. d) Corporal.

Na Figura 4.3 é observada a evolução das IM's do estudante (citado também na Figura 4.3), que pode-se tirar como conclusão de que os gráficos das IM's predominantes têm um melhor processo de evolução, o que não deixa de parar a evolução das demais, pois as quatro IM's apresentam bons percentuais resultantes. Este fator pode ser também observado pelo experimento oferecer uma grande quantidade de módulos, por esse motivo o estudante tem maiores possibilidades de ir absorvendo, de melhor forma, características particulares das IM's em seu perfil.

Da Figura 4.4 à Figura 4.11 mostram, respectivamente, a:

- Evolução dos EA de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA aleatória (Divergente; Assimilador; Convergente; Acomodador);
- Evolução das IM de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA aleatória (Linguista-Verbal; Lógico-Matemático; Visual-Espacial; Cinestésico-corporal);

- Evolução dos EA de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA aleatória (Divergente; Assimilador; Convergente; Acomodador);
- Evolução das IM de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA Gardner (Linguista-Verbal; Lógico-Matemático; Visual-Espacial; Cinestésico-corporal);
- Evolução dos EA de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA PSO (Divergente; Assimilador; Convergente; Acomodador);
- Evolução das IM de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA PSO (Linguista-Verbal; Lógico-Matemático; Visual-Espacial; Cinestésico-corporal);
- Evolução dos EA de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA PSO Modicado (Divergente; Assimilador; Convergente; Acomodador);
- Evolução das IM de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA PSO Modicado (Linguista-Verbal; Lógico-Matemático; Visual-Espacial; Cinestésico-corporal).

Note que nos gráficos sempre ocorre, para os quatro tipos de recomendação, uma melhora significativa para a espiral de aprendizagem e uma singela mudança nas curvas referentes às inteligências múltiplas. Observa-se também que o estudante, pelo menos nos testes avaliados, não consegue chegar ao teto de seus estilos e inteligências, o que teoricamente é dito em (Gardner, 1983; Kolb & Kolb, 2005)

A seguir, são mostradas os gráficos resultantes através das Tabelas 4.3 à 4.18.

A Figura 4.4 mostra a evolução dos EA de um estudante, que possui perfil balanceado de suas inteligências e seus estilos de aprendizagem, baseado no oferecimento de tipo de OA “aleatória”.

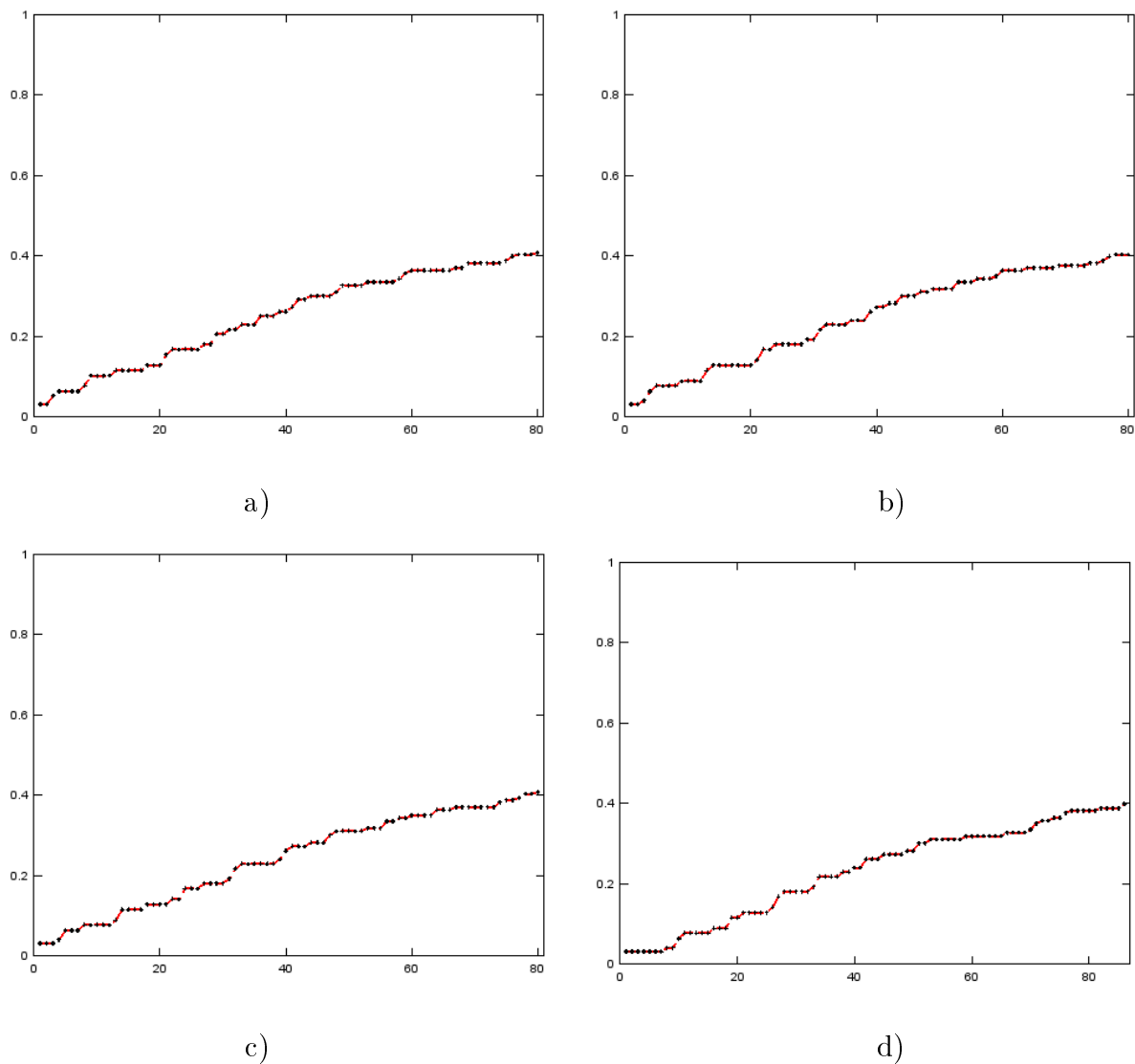
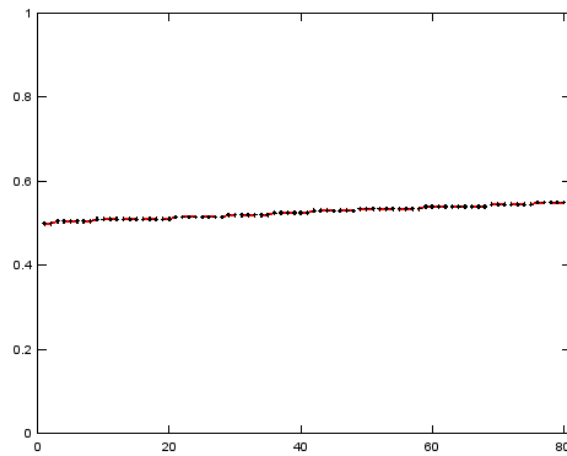
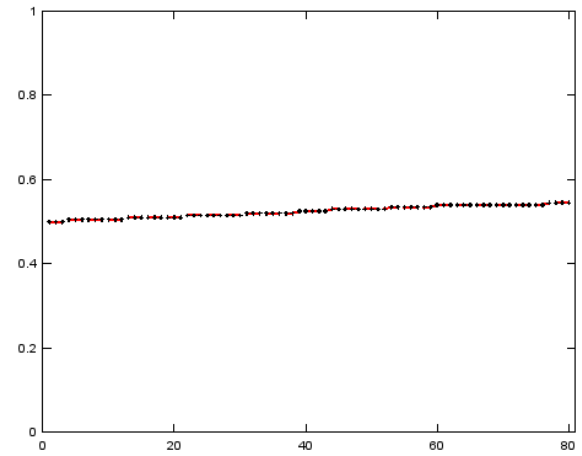


Figura 4.4: Evolução dos EA de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA “aleatória”: a) Divergente. b) Assimilador. c) Convergente. d) Acomodador.

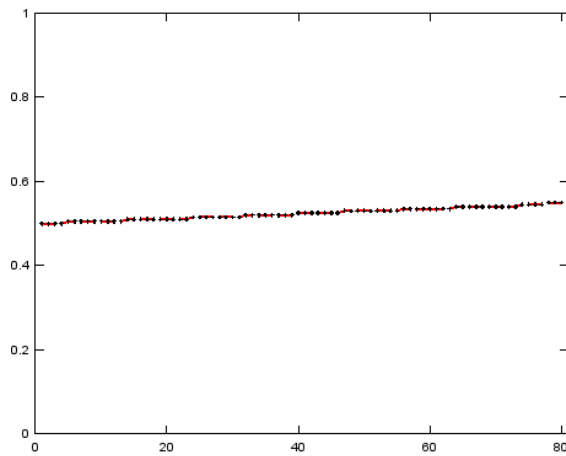
A Figura 4.5 mostra a evolução das IM de um estudante, que possui perfil balanceado de suas inteligências e seus estilos de aprendizagem, baseado no oferecimento de tipo de OA “aleatória”.



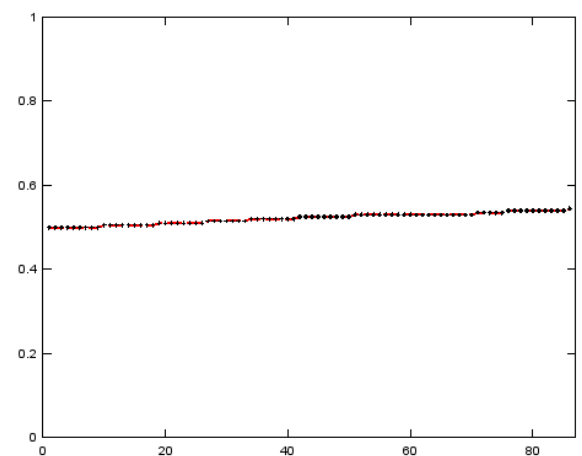
a)



b)



c)



d)

Figura 4.5: Evolução das IM de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA “aleatória”: a) Linguista-Verbal. b) Lógico-Matemático. c) Visual-Espacial. d) Cinestésico-corporal.

A Figura 4.6 mostra a evolução dos EA de um estudante, que possui perfil balanceado de suas inteligências e seus estilos de aprendizagem, baseado no oferecimento de tipo de OA em “Gardner”.

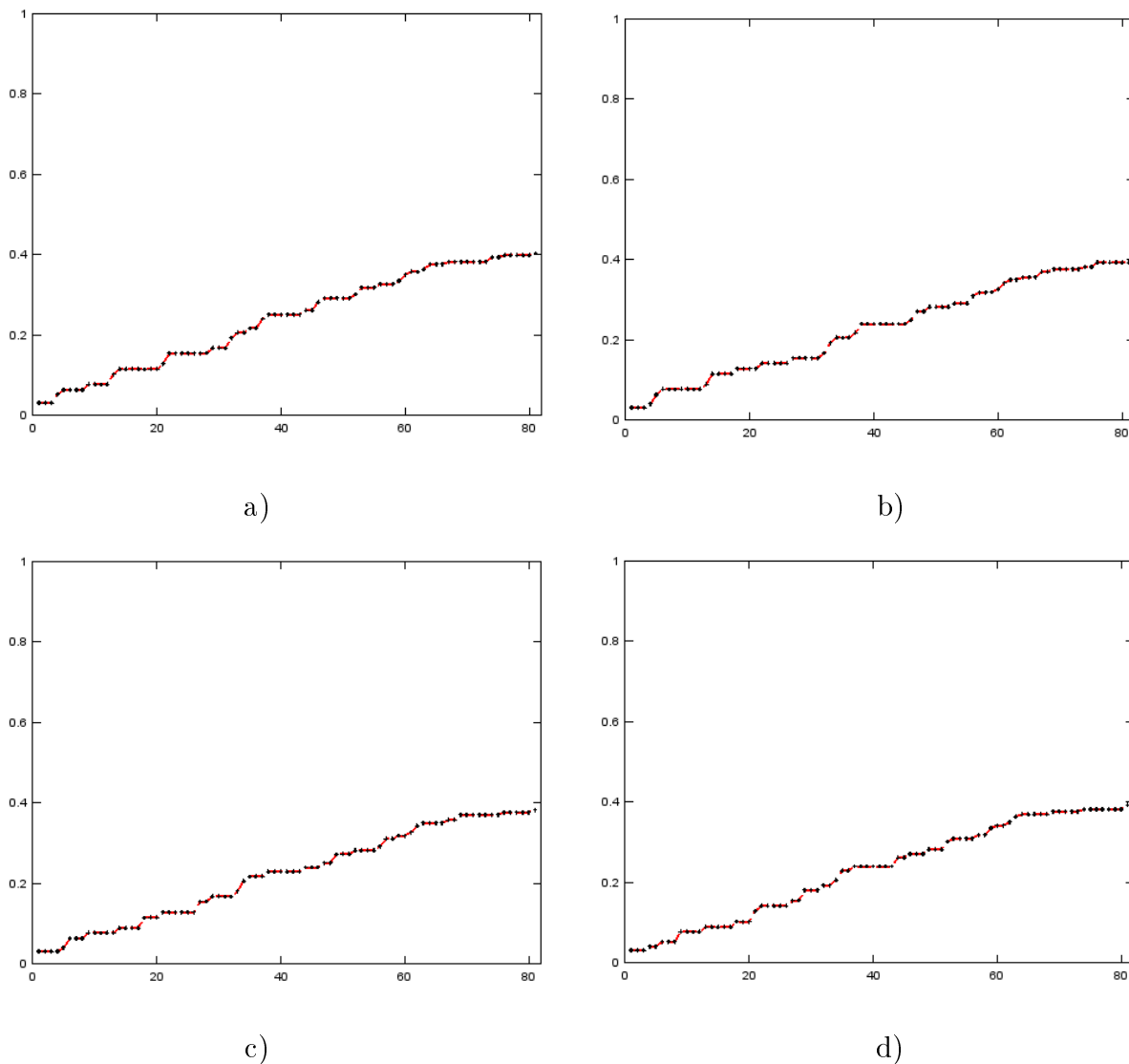


Figura 4.6: Evolução dos EA de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA “Gardner”: a) Divergente. b) Assimilador. c) Convergente. d) Acomodador.

A Figura 4.7 mostra a evolução das IM de um estudante, que possui perfil balanceado de suas inteligências e seus estilos de aprendizagem, baseado no oferecimento de tipo de OA em “Gardner”.

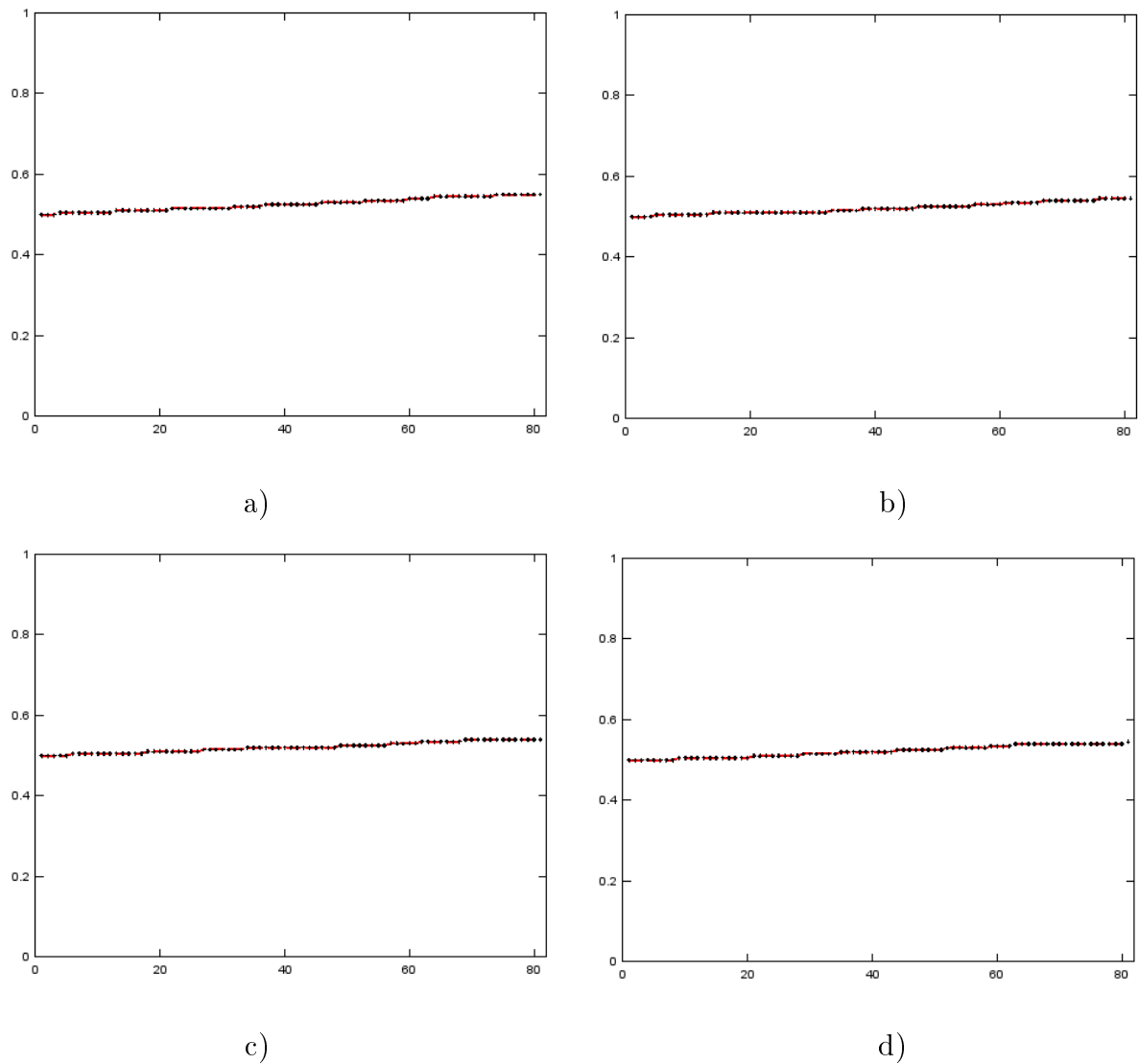


Figura 4.7: Evolução das IM de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA “Gardner”: a) Linguista-Verbal. b) Lógico-Matemático. c) Visual-Espacial. d) Cinestésico-corporal.

A Figura 4.8 mostra a evolução dos EA de um estudante, que possui perfil balanceado de suas inteligências e seus estilos de aprendizagem, baseado no oferecimento de tipo de OA “PSO”.

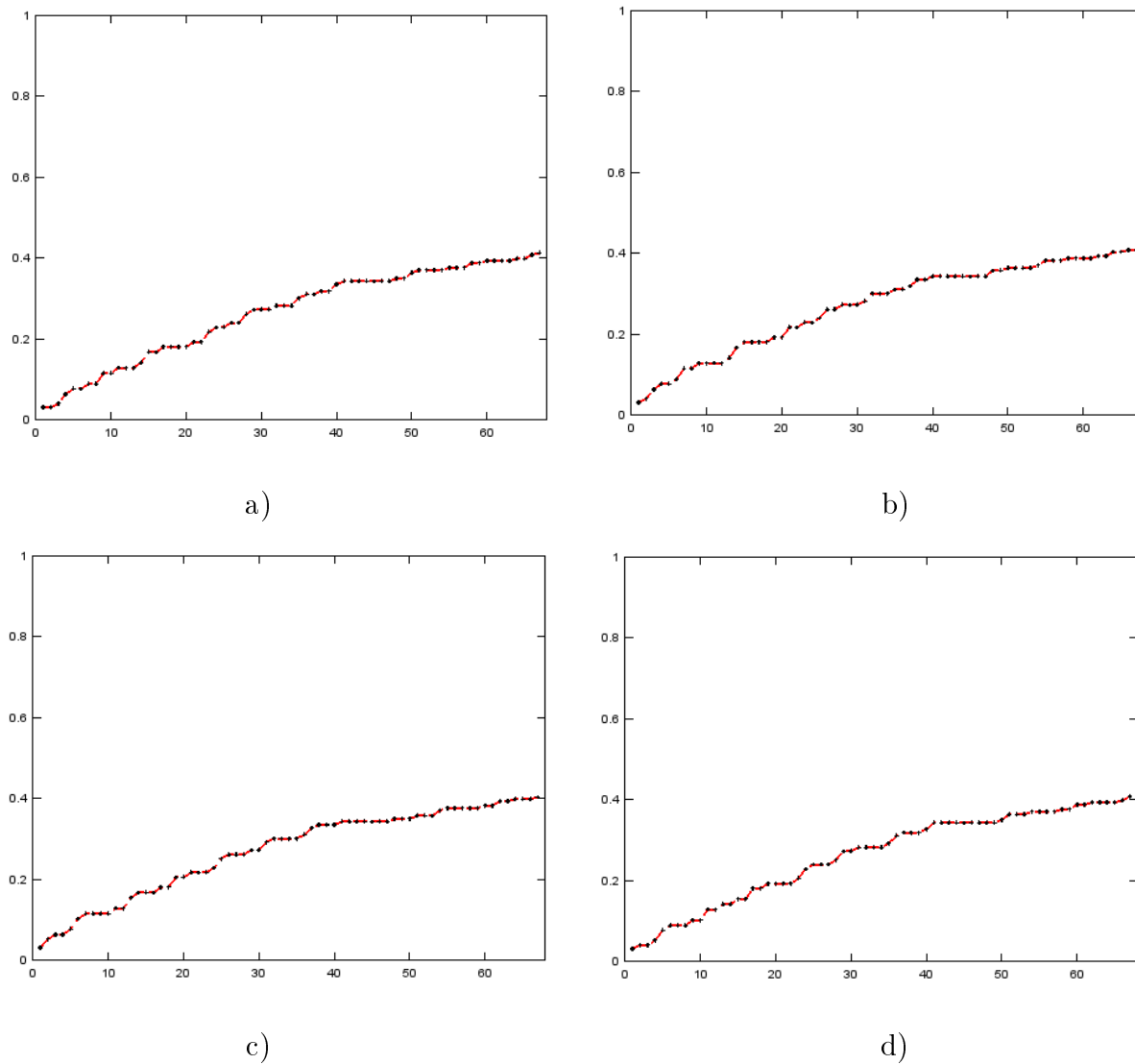


Figura 4.8: Evolução dos EA de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA “PSO”: a) Divergente. b) Assimilador. c) Convergente. d) Acomodador.

A Figura 4.9 mostra a evolução das IM de um estudante, que possui perfil balanceado de suas inteligências e seus estilos de aprendizagem, baseado no oferecimento de tipo de OA “PSO”.



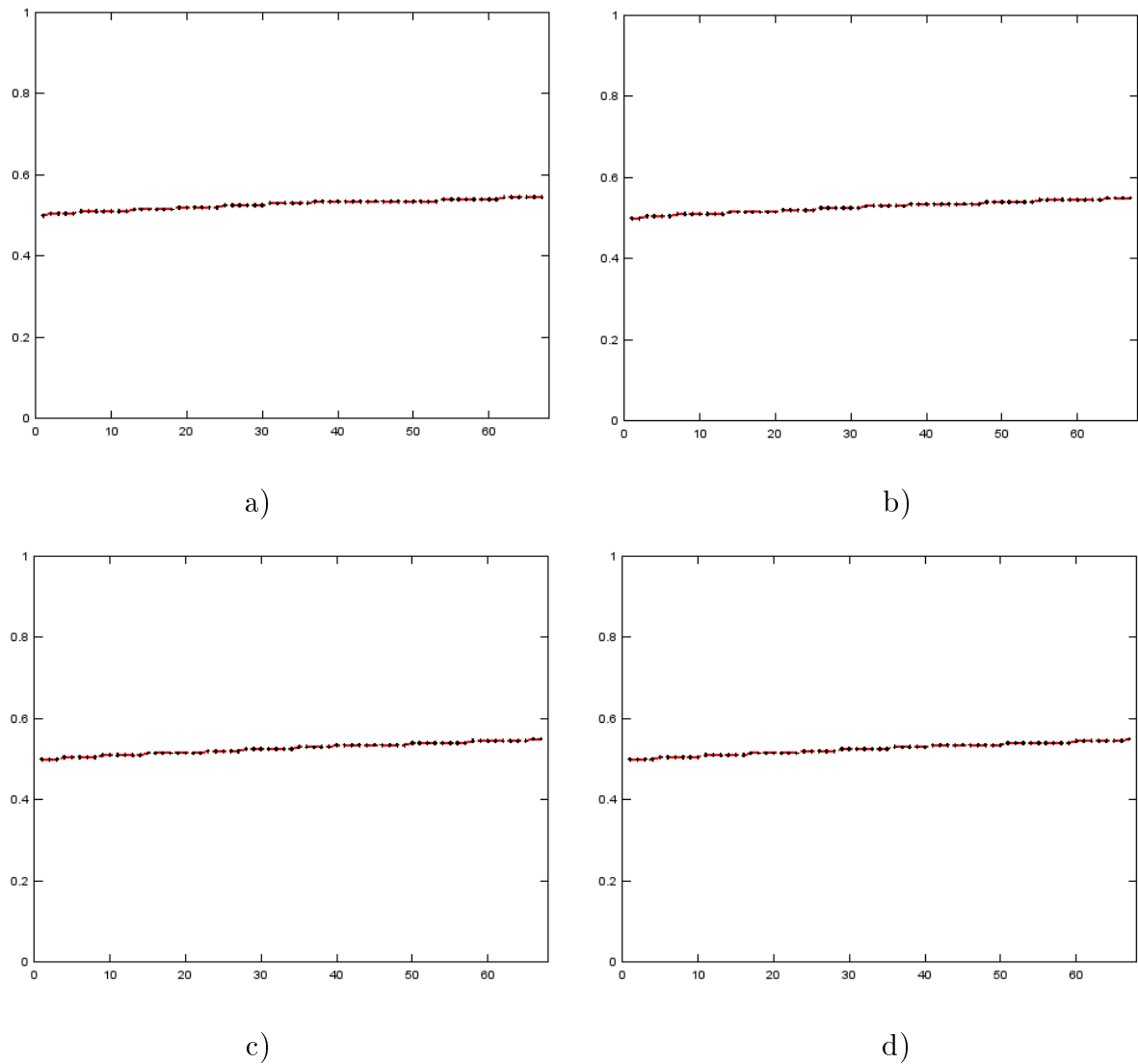


Figura 4.9: Evolução das IM de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA “*PSO*”: a) Linguista-Verbal. b) Lógico-Matemático. c) Visual-Espacial. d) Cinestésico-corporal.

A Figura 4.10 mostra a evolução dos EA de um estudante, que possui perfil balanceado de suas inteligências e seus estilos de aprendizagem, baseado no oferecimento de tipo de OA “*PSO Modificado*”.

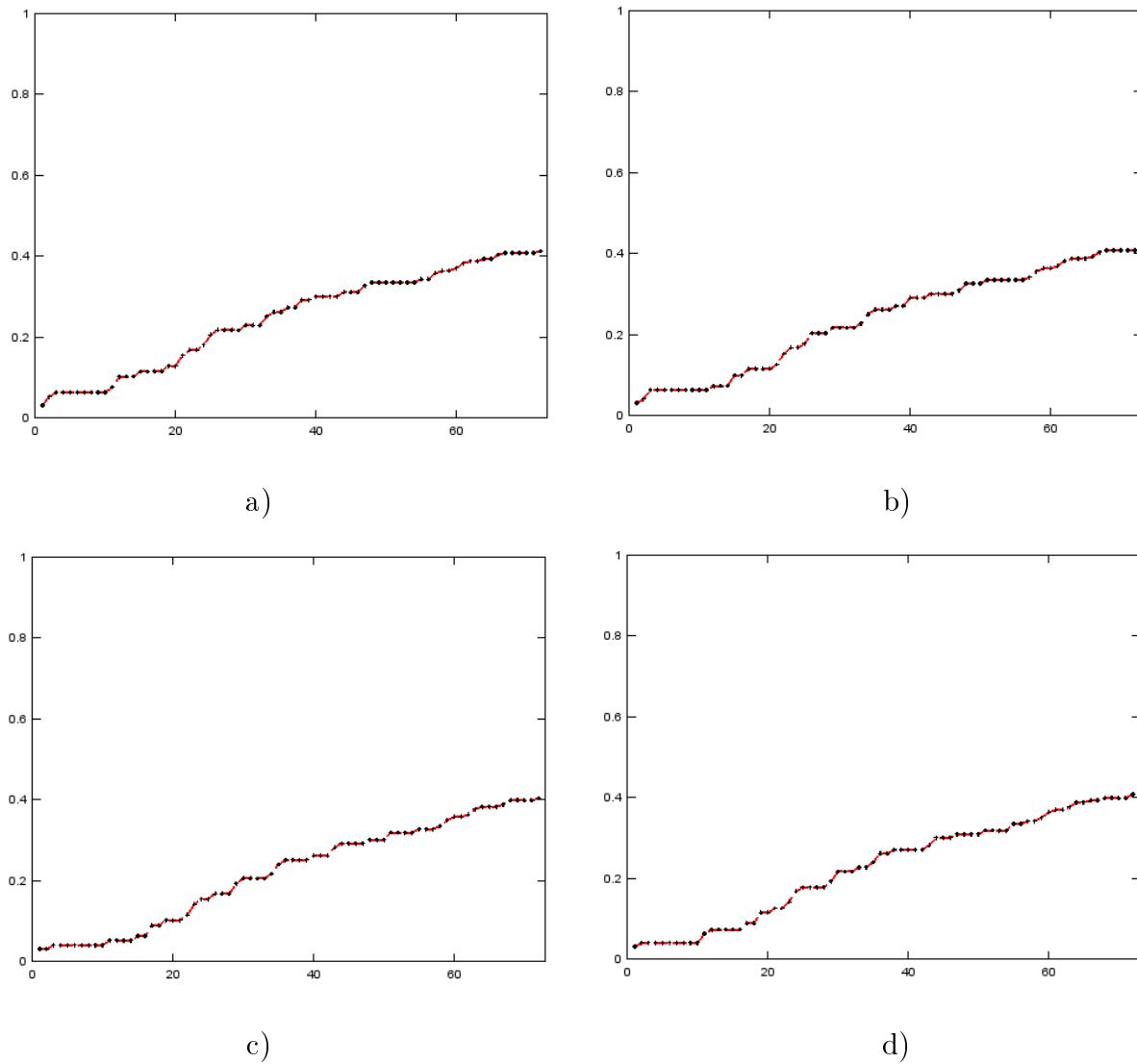


Figura 4.10: Evolução dos EA de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA “*PSO Modificado*”: a) Divergente. b) Assimilador. c) Convergente. d) Acomodador.

A Figura 4.11 mostra a evolução das IM de um estudante, que possui perfil balanceado de suas inteligências e seus estilos de aprendizagem, baseado no oferecimento de tipo de OA “*PSO Modificado*”.

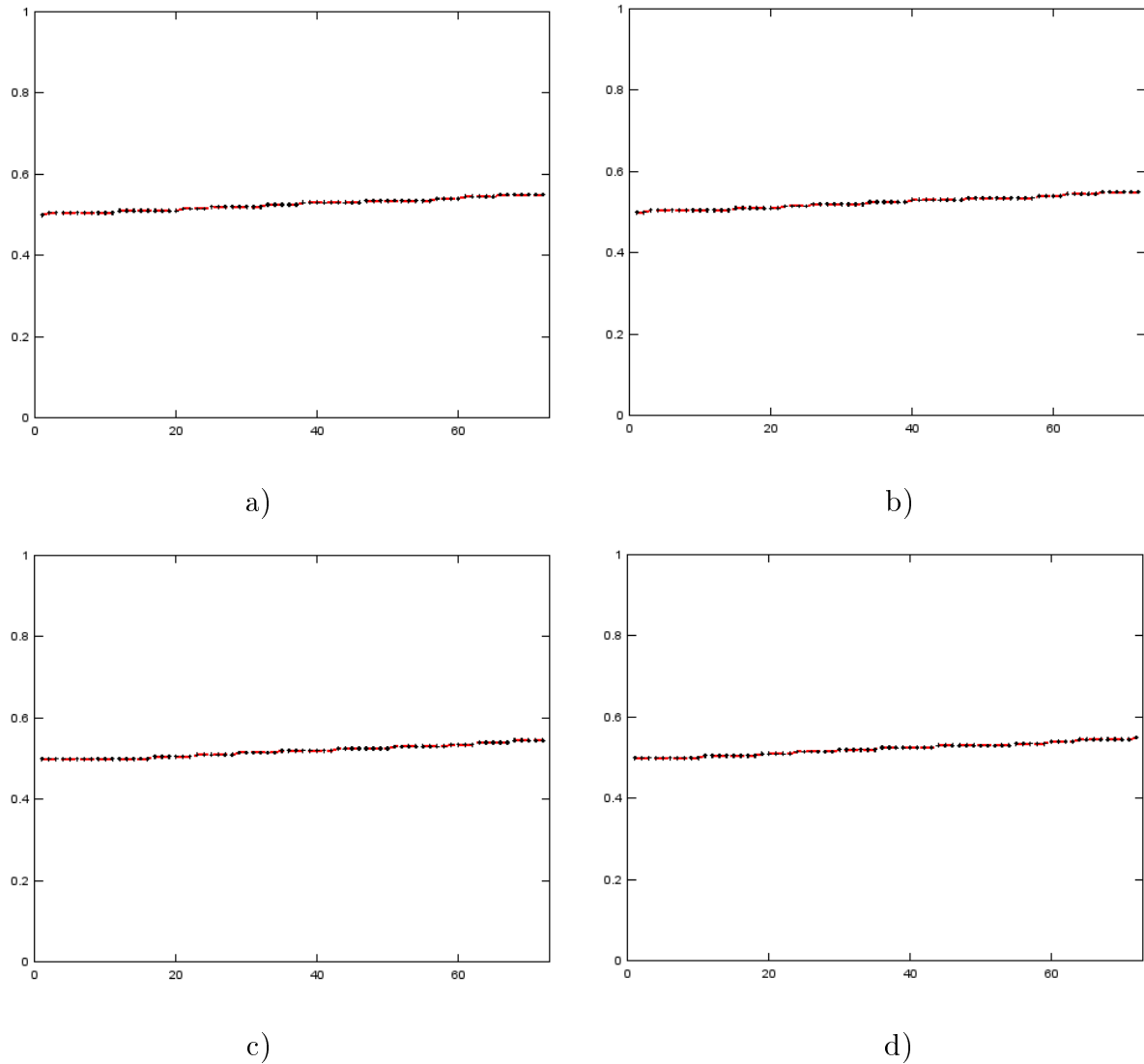


Figura 4.11: Evolução das IM de um estudante com perfil balanceado para oferecimento de tipo de OA “*PSO Modificado*”: a) Linguista-Verbal. b) Lógico-Matemático. c) Visual-Espacial. d) Cinestésico-corporal.

### Testes Aplicando Penalização na Espiral de Kolb Quando não Houver Aprendizado em Determinado EA

Para esta heurística de avaliação foi gerado um parâmetro denominado *penalty*, que é uma penalidade para o aprendizado na espiral, o qual se aplica ao estudante que é forçado a mudar de EA quando nenhum dos quatro OA propostos a ele não lhe servirem para o aprendizado.

Desse modo, toda vez que o aluno for aprovado, o acréscimo continuará seguindo a forma de elevar o EA, corrente, em ambas dimensões no valor de 10% em relação ao

restante que lhe falta para atingir o máximo do aprendizado àquele EA. Se o estudante não aprender, lhe será aplicada uma penalização: além dele não receber reforço, na próxima vez que houver aprendizado, naquele EA, o estudante, na primeira vez que passar pelo EA, terá um acréscimo de apenas 2% em relação ao restante de suas dimensões, no estilo corrente.

A Figura 4.12 mostra a evolução dos estilos de aprendizagem de um estudante, que possui perfil predominante em seu estilo assimilador e sua inteligência lógico-matemática, baseado no oferecimento de tipo de OA “*PSO Modificado*”.

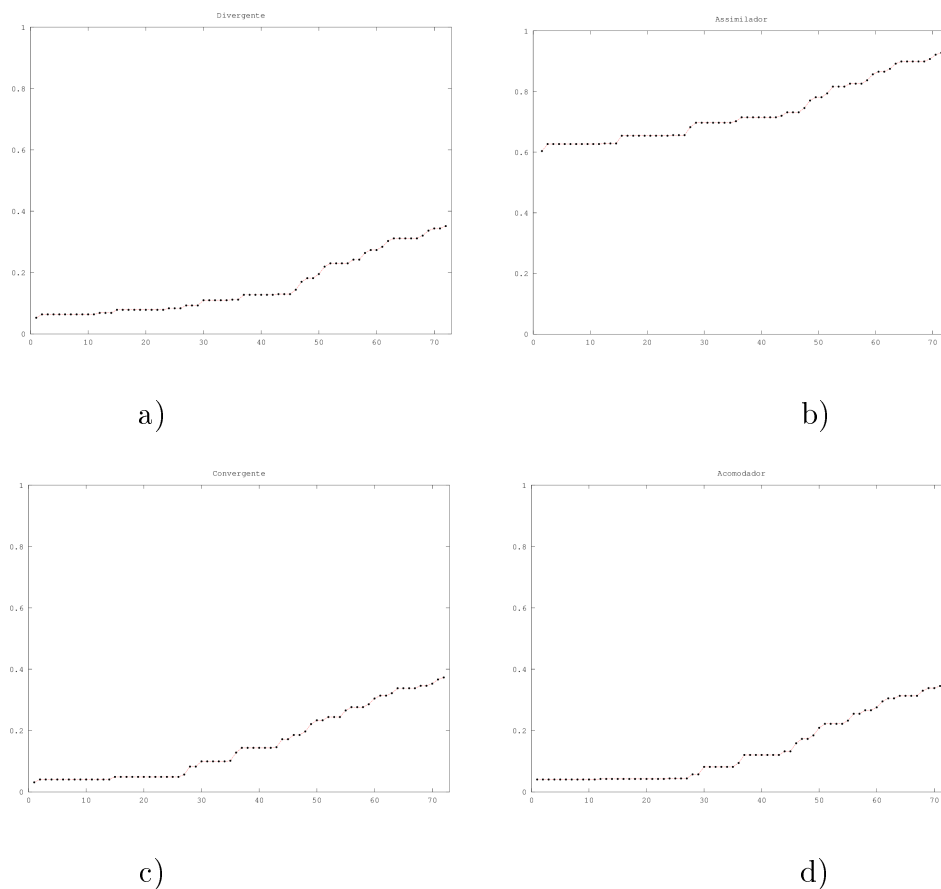


Figura 4.12: Evolução dos EA de um estudante com perfil que possui perfil predominante em seu estilo assimilador e sua inteligência lógico-matemática oferecendo OA pelo tipo de recomendação “*PSO Modificado*”: a) Divergente. b) Assimilador. c) Convergente. d) Acomodador.

É observado na Figura 4.12, comparativamente aos resultados anteriores de que, se aplicando uma certa estagnação no processo de aprendizagem, quando o estudante não consegue aprender numa fase do curso em um de seus EA, as curvas geradas são menos crescentes. Isto ocorre, pois o estudante está tentando voltar a obter conhecimento numa fase da espiral, que ele estava “*estacionado*”.

Este teste é importante para mostrar que nem sempre pode-se prever apenas acréscimos elevados para o aprendizado do estudante, já que este pode obter dificuldades em um estilo.

Nota-se na Figura 4.12 que o EA assimilador do estudante obteve maior êxito, o que era de se esperar, pois este estudante é caracteristicamente assimilador. Por outro ponto, mesmo que as outras curvas possuam um nível de serrilhamento maior, os estilos dele foram significativamente evoluídos, já que o estudante teve crescimento em todos os EA's.

É observado ainda, que no EA acomodador, o estudante permaneceu um bom “tempo” estacionado, mas com o passar das iterações ele consegue assimilar essa fase da espiral, por volta do ponto 30 e, daí por diante consegue evoluir, conforme os demais estilos.

Para tal estudante, os estilos divergente e convergente, que são opostos iniciaram estacionados também, mas obtiveram êxito mais rapidamente que o acomodador (oposto ao assimilador). Isto se deve ao fator de que o assimilador, possui área inicial menor na espiral que os demais, já que está oposto ao predominante, o que certamente seria de se esperar o seu maior tempo para assimilação do conteúdo apresentado neste tipo de EA.

A Figura 4.13 mostra a cooperação dos estudantes, referente à Figura 4.12 dos estilos de aprendizagem de um estudante, que possui perfil predominante do estudante observado, em seu estilo é assimilador e sua inteligência lógico-matemático, baseado no oferecimento de tipo de OA “*PSO Modificado*”.

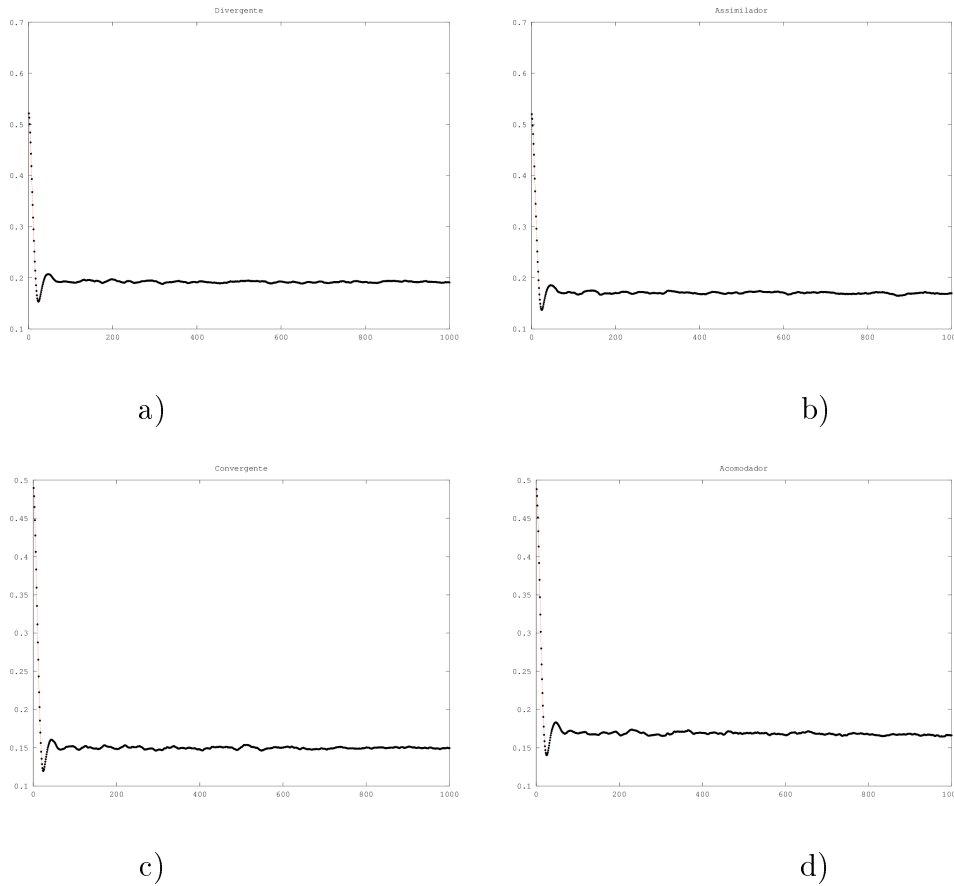


Figura 4.13: Cooperação dos estudantes, onde o estudante observado possui EA de um estudante com perfil que possui perfil predominante em seu estilo assimilador e sua inteligência lógico-matemático oferecendo OA pelo tipo de recomendação “*PSO Modificado*”: a) Divergente. b) Assimilador. c) Convergente. d) Acomodador.

É observado na Figura 4.13 que a cooperação se inicia baixa entre os estudantes e que rapidamente ela atinge um ponto de convergência. Nesta figura a convergência é rápida, pois o parâmetro velocidade inicial  $v_0 = 0.01$ , o que influencia numa convergência rápida, o que será mostrado, à frente na Subseção 4.1.1, na Figura 4.14, onde a velocidade inicial foi diminuída para  $v_0 = 0.001$ , podendo observar melhor o fator de convergência, relativo à cooperação entre uma turma de estudantes.

Foi modelada essa penalização pensando-se na possibilidade de que um estudante que não consegue aprender com um determinado estilo, não pode, diretamente, na próxima iteração ter os mesmos privilégios em relação aos demais estilos que estarão tendo boa evolução durante o processo de aprendizado. Reforçando, essa avaliação foi modelada, pois em Kolb (1999) afirma que para o aprendizado ser completo o estudante tem que necessariamente passar pelo ciclo quadrifásico mostrado na Figura 2.2: estrutura afetiva (Experiência Concreta), estrutura perceptual (Observação Reflexiva), estrutura simbólica (Conceituação Abstrata) e estrutura comportamental (Experimentação Ativa). Portanto,

foi elaborada essa heurística para suprir essa necessidade.

#### **4.1.1 Verificando a Evolução do Estudante a Partir da Cooperação entre as Partículas**

A Figura 4.14 mostra a evolução dos estilos de aprendizagem de Kolb num estudante, que possui perfil balanceado de suas inteligências e seus estilos de aprendizagem, baseado no oferecimento de tipo de OA “PSO Modificado”. Dizer aqui que o estudante possui perfil balanceado, significa que ele respondeu 3 alternativas para cada modo de aprendizagem em Kolb (EC-OR-CA-EA) e inferiu o valor 2 (médias) para cada questão do questionário de Gardner proposto por (Barbosa, 2004).

Na Figura 4.14a) mostra a convergência, relativa à cooperação entre as partículas para o Estilo de Aprendizagem Divergente; na Figura 4.14b) para o Assimilador; na Figura 4.14c) para o Convergente e para a Figura 4.14d) para o EA Acomodador.

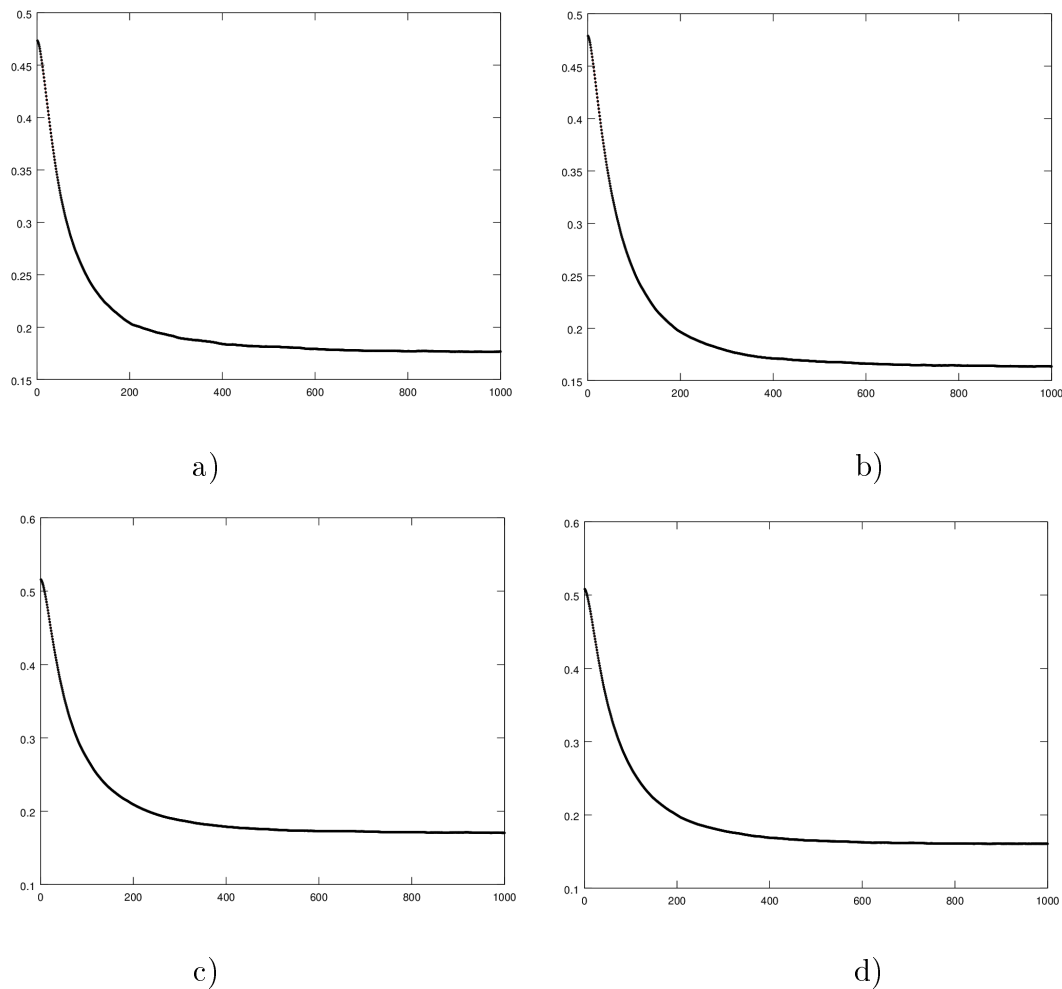


Figura 4.14: Exemplo de uma execução do PSO, mostrando a cooperação entre as partículas para os estilos de aprendizagem: a) Divergente. b) Assimilador. c) convergente. d) Acomodador.

Nota-se na figura apresentada que o PSO possui um fator interessante para o aprendizado, já que nesta, é observado apenas uma entrada do PSO, com 1000 iterações. Este exemplo de cooperação mostrado na Figura 4.14 foi obtida de uma execução do PSO, mostrando a cooperação entre as partículas relativo aos estilos de aprendizagem do estudante. Na Tabela 4.19 observa-se valores relativos obtidos em algumas iterações, como a cooperação entre as partículas aumenta, a média de distância entre elas vai diminuindo gradativamente.

Outro ponto interessante a ser notado é o de que a cooperação dos estilos seguiu a seguinte ordem:

- *Assimilador > Divergente > Acomodador > Convergente*

Isto quer dizer que, mesmo com um perfil balanceado, os EA's retornaram formas diferentes de evolução. No exemplo o estudante respondeu ao IEA de forma balanceado



25% para cada estilo. As estruturas de aprendizagem diferenciaram pelas respostas dadas pelo estudante, nas sentenças do IEA, que foram:

- EC: assinalou as questões de 1 a 3;
- OR: assinalou as questões de 4 a 6;
- CA: assinalou as questões de 7 a 9;
- EA: assinalou as questões de 10 a 12.

Observando as características dos EA, na Tabela 2.1, e ainda, pelas características dos quatro estágio de aprendizagem do IEA de Kolb na Tabela A.1 (Anexo: A), nota-se claramente que as característica “*assimilador*” do estudante, que é um indivíduo mais introspectivo, conseguiu chegar a um grau de cooperação maior, ou seja, ele conseguiu evoluir características antes introspectivas nele.

No exemplo adotado da Figura 4.14/Tabela 4.19 para obter um gráfico mais legível a velocidade inicial foi diminuída com valor de  $V_0 = 0,01$  para  $V_0 = 0,001$ . Isto foi feito para mostrar a curva que o gráfico plota, pois, quanto maior a velocidade, maior a convergência e mais acentuado será a curva gráfica.

Na Figura 4.15 mostra a convergência onde um estudante é predominantemente Divergente (75%), em relação aos demais EA's. Sendo que em a) mostra a convergência, relativa à cooperação entre as partículas para o Estilo de Aprendizagem Divergente; na Figura 4.15b) para o Assimilador; na Figura 4.15c) para o Convergente e para a Figura 4.15d) para o EA Acomodador.

No exemplo da Figura 4.15 a cooperação entre os estilos seguiu a seguinte ordem:

- *Divergente > Convergente > Acomodador > Assimilador*

A Figura 4.15 reforça o que foi notado na Figura 4.14, pois, mesmo o estudante sendo predominantemente Divergente, ao passar pelo processo de aprendizagem da Espiral de Kolb, o estudante conseguiu, através da cooperação, ultrapassar limites e adquirir novas características, já que as funções reagiram com um bom grau de convergência.

Observando, novamente, as características dos EA, na Tabela 2.1, e ainda, pelas características dos quatro estágio de aprendizagem do IEA de Kolb na Tabela A.1 (Anexo: A), nota-se claramente que as características “*divergente*” do estudante obteve maior grau de convergência, o que era de se esperar. Além disso, o estudante, em segundo lugar conseguiu adquirir fortes características “*convergente*” (EA oposto), provando que a cooperação do PSO, de fato, prova que um estudante ao passar pelos quatro estágios de aprendizagem ele consegue evoluir em todos, a menos que um dos estágios seja 0, ou próximo desse valor, segundo (Kolb, 1981).

Tabela 4.19: Exemplo mostrando uma execução do PSO, mostrando a cooperação entre as partículas para os estilos de aprendizagem, referentes à Figura 4.14.

Iteração	Divergente	Assimilador	Convergente	Acomodador
1	4,73323974E-01	4,78815105E-01	5,15778588E-01	5,08135794E-01
2	4,72487334E-01	4,77845469E-01	5,14760544E-01	5,07029580E-01
3	4,71270387E-01	4,76466079E-01	5,13396448E-01	5,05567007E-01
4	4,69799898E-01	4,74746900E-01	5,11677826E-01	5,03793360E-01
5	4,67924163E-01	4,72736583E-01	5,09621528E-01	5,01743286E-01
6	4,65740488E-01	4,70399732E-01	5,07310734E-01	4,99404624E-01
7	4,63266618E-01	4,67774037E-01	5,04746373E-01	4,96810795E-01
8	4,60553174E-01	4,64940939E-01	5,01946931E-01	4,94026133E-01
9	4,57712604E-01	4,61965019E-01	4,98981716E-01	4,91066766E-01
10	4,54740034E-01	4,58877839E-01	4,95781704E-01	4,87975098E-01
50	3,28102738E-01	3,33236830E-01	3,57750901E-01	3,52474181E-01
100	2,55357958E-01	2,53982573E-01	2,72241574E-01	2,65188947E-01
150	2,22233307E-01	2,16280902E-01	2,31028589E-01	2,22426980E-01
200	2,04041895E-01	1,96505535E-01	2,09277687E-01	1,99773684E-01
250	1,96153713E-01	1,85903337E-01	1,95716739E-01	1,86237160E-01
300	1,90598202E-01	1,78634048E-01	1,87793027E-01	1,78288043E-01
350	1,87417774E-01	1,73824070E-01	1,82457365E-01	1,72765816E-01
400	1,83969800E-01	1,71194839E-01	1,78887529E-01	1,68863856E-01
450	1,82328170E-01	1,69534370E-01	1,76646247E-01	1,66454861E-01
500	1,81426871E-01	1,68256421E-01	1,74875967E-01	1,64960606E-01
550	1,80639795E-01	1,67378422E-01	1,73558063E-01	1,63807122E-01
600	1,79259499E-01	1,66221264E-01	1,72911643E-01	1,62609541E-01
650	1,78448608E-01	1,65512453E-01	1,72715839E-01	1,62143843E-01
700	1,77676825E-01	1,64797757E-01	1,72326324E-01	1,61862377E-01
750	1,77344589E-01	1,64385815E-01	1,71531893E-01	1,61213942E-01
800	1,77154771E-01	1,64461752E-01	1,71545119E-01	1,61082838E-01
850	1,77162864E-01	1,64134725E-01	1,71067184E-01	1,60808929E-01
900	1,76663791E-01	1,63728376E-01	1,71045320E-01	1,60673454E-01
950	1,76624024E-01	1,63481955E-01	1,70870870E-01	1,60745529E-01
990	1,76632276E-01	1,63685416E-01	1,70559231E-01	1,60641261E-01
991	1,76621442E-01	1,63674243E-01	1,70560928E-01	1,60634614E-01
992	1,76637390E-01	1,63666726E-01	1,70582442E-01	1,60664157E-01
993	1,76642573E-01	1,63670284E-01	1,70576407E-01	1,60675040E-01
994	1,76625862E-01	1,63634322E-01	1,70533991E-01	1,60706419E-01
995	1,76632361E-01	1,63606076E-01	1,70515171E-01	1,60675909E-01
996	1,76639581E-01	1,63563222E-01	1,70494595E-01	1,60672634E-01
997	1,76681984E-01	1,63521309E-01	1,70476797E-01	1,60667104E-01
998	1,76719281E-01	1,63517631E-01	1,70447582E-01	1,60647239E-01
999	1,76735505E-01	1,63507477E-01	1,70456048E-01	1,60647029E-01
1000	1,76738454E-01	1,63477692E-01	1,70486118E-01	1,60656700E-01

#### 4.1.2 Verificando a Evolução do Estudante a Partir da Proximidade do OA, Nota e Tempo de Efetuar o Módulo

Este teste foi um dos primeiros levando em consideração as heurísticas propostas por (Fatahi & Ghasem, 2010) e abordados em (Moura & Fernandes, 2012).

Nesta simulação foram considerados os parâmetros de proximidade do ótimo, a nota que o estudante obtém através de seu desempenho e o tempo gasto para responder às questões de cada módulo do curso.

Diante dessa perspectiva foram realizados testes em que foram escolhidos “perfis” de

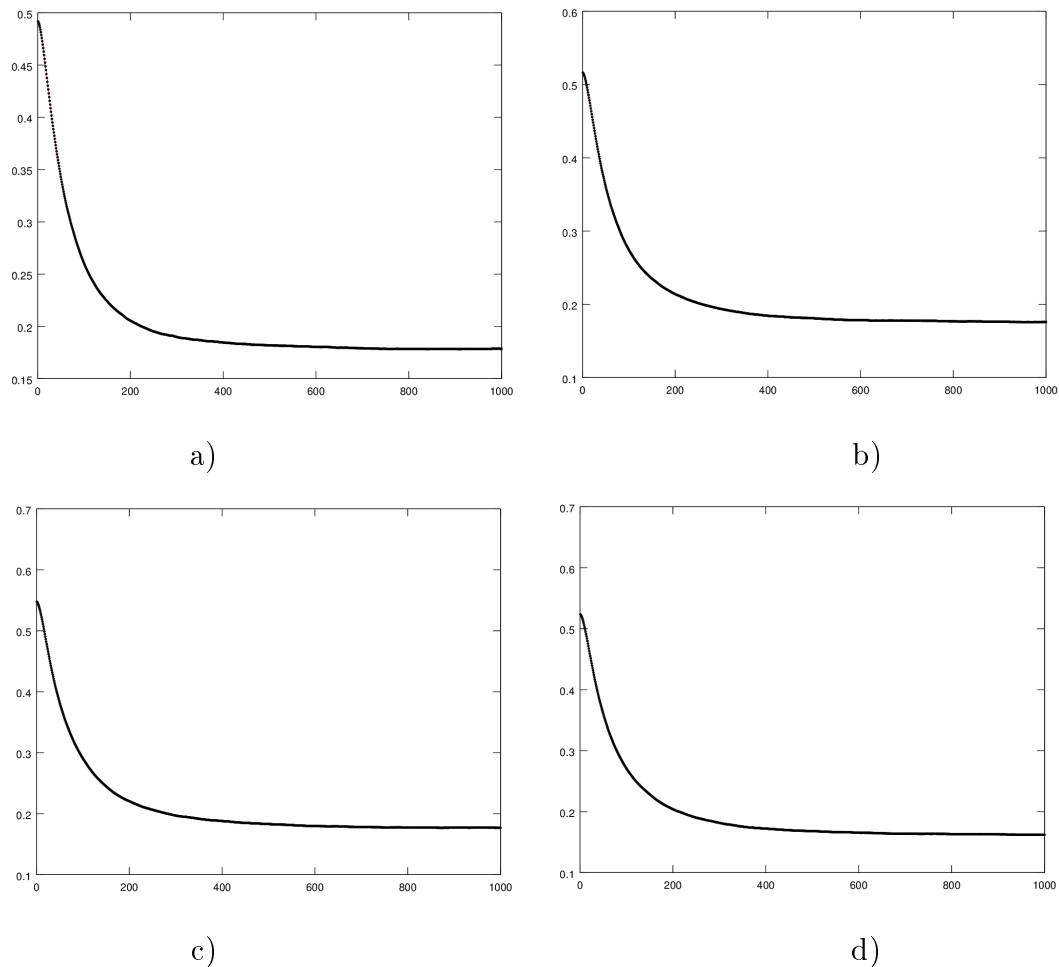


Figura 4.15: Exemplo de uma execução do PSO, mostrando a cooperação entre as partículas para os estilos de aprendizagem: a) Divergente. b) Assimilador. c) convergente. d) Acomodador.

estudantes, inicialmente conforme expostos nas Tabelas da Seção 4.1, cujos resultados foram diferentes daqueles, mostrando curvas menos contínuas, o que pode ter ocorrido devido à quantidade de sorteios efetuados. Sendo que (Gardner, 1995; Kolb, 1981) não inferem nenhuma forma concreta a respeito dessas avaliações (heurísticas de avaliação), durante o processo de aprendizado.

Pelos motivos supracitados o teste apresentado aqui não pode ser dito como pior/melhor aos que usaram heurística de avaliação baseada nas IM's. Foram efetuados testes para um estudante que possui o seguinte “perfil” inicial na espiral:  $EC = 2$ ,  $OR = 5$ ,  $CA = 2$  e  $EA = 3$ . Após quatro ciclos completos na espiral (dezesseis módulos do conteúdo) foram obtidos os seguintes valores de dimensões:  $EC = 8.5$ ,  $OR = 10.2$ ,  $CA = 5.4$  e  $EA = 3.9$  (as dimensões neste teste não foram balanceadas no intervalo  $(0..1)$ ).

Os gráficos da Figura 4.16 mostram as evoluções das áreas definidas pelos catetos na espiral. Na Figura 4.16:

- O estilo divergente iniciou com área igual a 5 e finalizou com área igual a 43.35;

- O estilo assimilador iniciou com área igual a 5 e finalizou com área igual a 27.54;
- O estilo convergente iniciou com área igual a 3 e finalizou com área igual a 10.53
- O estilo acomodador iniciou com área igual a 3 e finalizou com área igual a 16.6.

Isso mostra que a heurística proposta por (Fatahi & Ghasem, 2010), faz evoluir, consideravelmente o nível dos EA dos estudantes.

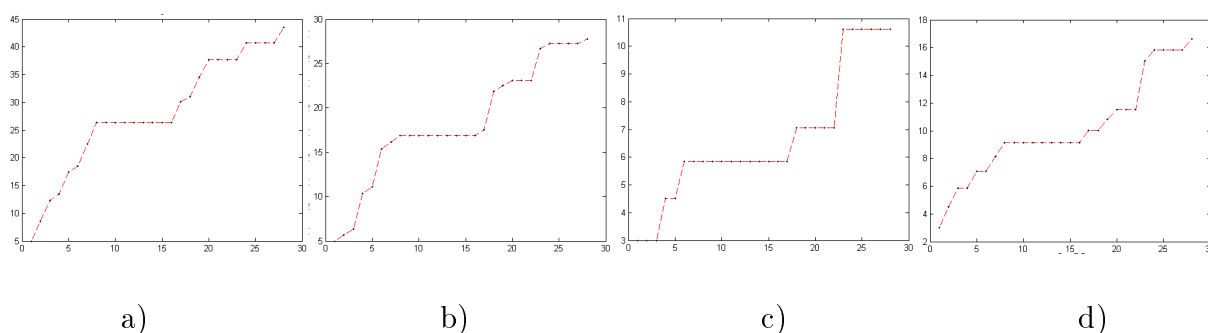


Figura 4.16: Evolução das áreas na Espiral de Kolb, baseado na proximidade ao ótimo, nota e Tempo. a) Divergente. b) Assimilador. c) Convergente. d) Acomodador.

Na Figura 4.16 são observadas curvas com uma projeção bi-dimensional em que os estilos de aprendizagem “conseguem” evoluir com o passar do tempo e dos módulos oferecidos pelo curso. Essas curvas não são tão constantes como as mostradas na Subseção 4.1. Teoricamente, de acordo com as propostas dos EA em (Kolb, 1981) e das IM de (Gardner, 1983) não se é citado quais parâmetros devem ser usados para se usar numa avaliação, sendo que em (Gardner, 1995) isto é mostrado de forma mais abstrata, pois Gardner afirma que sua teoria nada pode ser diretamente relacionada a uma área de um currículo disciplinar, pois em sua teoria são abordados em relevância os fatores culturais.

A Figura 4.17 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.

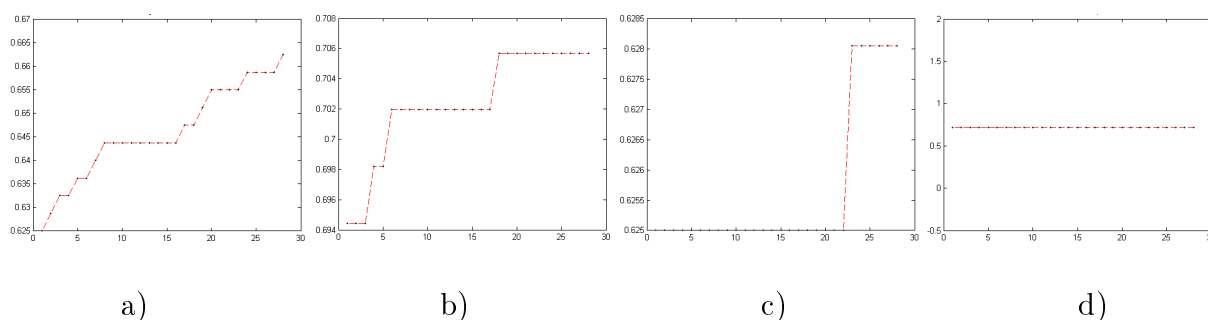


Figura 4.17: Evolução das inteligências, baseado na proximidade ao ótimo, nota e Tempo: a) Linguista-verbal. b) Lógico-matemático. c) Visual-espacial. d) Cinestésico-corporal.

No exemplo mostrado da Figura 4.17 a evolução das inteligências (baseado na proximidade ao ótimo, nota e Tempo) teve como resultado:

- Linguista-verbal: de 0,625 a 0,660;
- Lógico-matemático: de 0,695 a 0,706;
- Visual-espacial: de 0,625 a 0,628, saltando uma vez no aprendizado;
- Cinestésico-corporal: permaneceu constante em 0,750;

Foram efetuados outros testes relacionados e os valores permaneceram bastante semelhante a estes, inclusive com a estagnação da evolução da IM corporal. No entanto, na Figura 4.17 são observados gráficos com um grau de maior serrilhamento, isso pôde se dar devido aos motivos supracitados. Além disso, os três fatores utilizados aqui dependem de uma aleatoriedade conjunta, o que pode vir a prejudicar os resultados. Na avaliação foi adotada uma média de 60% para aprovação (nota que geralmente é adotada nas escolas de ensino fundamental, médio e superior no Brasil). Para o SAEP essa nota é considerada elevada, pois se baixarmos esse padrão, obtém-se gráficos e soluções menos “serrilhadas”. Mas, pelo sistema adotado pelos professores e profissionais da educação, deixou neste patamar do estudante adquirir 60% para aprovação.

Acredita-se que a heurística proposta por (Fatahi & Ghasem, 2010) seja uma das mais precisas a ser usadas, pois leva fatores diretamente ligados à avaliação usualmente adotada em cursos à distância quanto presenciais. É usual que tenha-se uma avaliação sucinta da aula dada, bem como o tempo que o estudante leva para fazer este teste, nisto vem a assumir a sua proximidade com o conhecimento adquirido.

## 4.2 Discussões sobre os Resultados

Neste capítulo foram abordados tipos diferentes de testes para avaliar o aprendizado de um estudante, mudando suas características e heurísticas de avaliação. Esse é sistema adaptativo de aprendizagem adaptativo baseado na ideia de cooperação provinda do *Particle swarm optimization*, interagindo as ideias propostas por (Kolb & Kolb, 2005) e de (Gardner, 1983).

Em ambos os testes observou-se que as ideias propostas por (Gardner, 1983; Kolb & Kolb, 2005) caminham numa interação boa, sendo notoriamente original. Essas ideias podem ser utilizadas, com o que foi proposto neste modelo inicial, para uma futura criação de um sistema completo que venha a inferir dados reais a serem obtidos através dos dados empíricos apresentados neste capítulo (que será mostrado em Trabalhos Futuros).

A ideia da cooperação entre os estudantes num curso via computador é algo interessante de se implementar, pois se eles conseguirem interagir como numa sala de aula

comum, os resultados podem ser melhorados em relação aos ambientes virtuais de aprendizagem que não possuem, ainda, uma forma de interação entre os estudantes como a que existe em salas convencionais.

Observou-se através dos testes efetuados que o avanço na Espiral de Aprendizagem de Kolb ocorre sempre, mesmo que de maneira moderada, como no exemplo em que foi considerado um reforço minimizado para quando o estudante estacionar em um determinado EA ou, nas ideias propostas por (Fatahi & Ghasem, 2010).

Foram observados perfis de estudantes diferentes, tanto com predominância em IM's e EA's e os resultados foram satisfatório. (Gardner, 1995) relata que trabalhar com IM ainda é uma forma empírica de se avaliar estes níveis, o que foi feito em tais testes apresentados, mesmo que Gardner não seja contra as avaliações por uso de questionários. Por isso, optou-se em usar o questionário de (Antunes, 2001b), reduzido pelo estudo de (Barbosa, 2004).

Os valores de acréscimo e de decréscimo para a evolução do estudante foram obtidos de forma experimental ou com a ajuda de pedagogos, que são profissionais que têm prioridade teórica para sugerir tais abordagens.

Um fato importante a ser observado é o de que o PSO modela o problema conceitualmente, já que a partir dele pode-se inferir as partículas como estudantes, os ótimos como objeto de aprendizagem (ou, o objetivo a ser alcançado pelo estudante) e a cooperação como sendo a “ajuda” que um estudante possa inferir noutro durante o processo de aprendizado.

Dentre as heurísticas adotadas pode-se observar que o uso do PSO é interessante em relação às demais, pois o fator colaborativo retrata a um aprendizado constante. Para as outras heurísticas observa-se aprendizado, numericamente, bom. Mas, ao observar os gráficos de aprendizado dos EA e IM nota-se a importância do fator de cooperação.

Neste Capítulo serão mostradas as considerações relevantes com o estudo elaborado, bem como possíveis trabalhos a serem realizados posteriormente a este. Aqui também serão mostradas as publicações realizadas, durante a pesquisa.

### 5.1 Considerações

Continuamente, a criação de métodos de ensino/aprendizagem na educação representam importantes transformações no processo educacional. A busca por metodologias diferenciadas de ensino têm sido uma constante nesse processo com vistas a melhorar o aprendizado dos estudantes. Teorias como Estilos de Aprendizagem de Kolb e Inteligências Múltiplas de Gardner são importantes contribuições nesse campo, tornando-se relevantes aos estudos da educação.

Cada pessoa possui uma forma particular de aprender. A promoção de adaptatividade em sistemas educacionais é uma alternativa na melhoria do ensino-aprendizado, já que se aborda fatores particularizados do estudante. Esta promoção da adaptatividade, na forma de apresentação do conteúdo ao estudante, é uma das maneiras pela qual é possível integrar uma melhora na qualidade do ensino a distância. Ao se perceber que existem estudantes que aprendem de modo diferente, outras estratégias podem ser utilizadas para motivarem esse estudante de forma mais eficiente e eficaz. Neste trabalho não objetivou-se a criação de um sistema adaptativo educacional completo (com objetos de aprendizagem adequados aos padrões citados, com uma turma de estudante para usar o SAEP), pois somente assim poderia-se ter a certeza de que todos estes conceitos empregados são certamente adequados.

A maioria dos trabalhos existentes utilizam teorias de aprendizagem para respaldar os

modelos e sistemas computacionais criados. Ao observar estes sistemas nota-se a escassez em se usar, de alguma forma, uma teoria educacional que promova o processo de ensino e outra que “meça” como evolui a inteligência do estudante. O relacionamento delas é um avanço nesta área de estudo. Pensando nisso, neste trabalho usou-se da Espiral de Aprendizagem de Kolb como método de ensino e as Inteligências Múltiplas para inferir o aprendizado. Com isso, a teoria de Kolb pode proporcionar, pedagogicamente, a elaboração de um curso passando pelas quatro fases da espiral proposta e, com a teoria das IM's pode-se inferir o quanto um estudante melhorou o nível de cada uma de suas inteligências.

Neste trabalho foi proposto um modelo computacional usando *Particle swarm optimization* (PSO) – o SAEP – para a escolha da sugestão de objeto de aprendizagem para auxiliar estudantes no processo de aprendizagem através do conhecimento de suas necessidades particulares através de sua evolução na Espiral de Aprendizagem de Kolb e, para confirmar o aprendizado é associada ao final do processo a relação da Espiral com a melhora do nível de IM do estudante. As partículas podem ser entendidas como um grupo de estudantes com características intrínsecas nos fatores presentes no questionário para detecção das dimensões de Kolb e no questionário para identificação das IM's.

Este trabalho pretendeu contribuir na adaptação de conteúdo voltado ao estudante, diante de técnicas pedagógicas que mostrem a evolução do estudante e, computacionalmente promovendo o auxílio no processo de apresentação de material didático digital num ambiente de um curso voltado a computador. Para isso o PSO vem contribuir, pois sua modelagem, cooperativa, pode ser entendida como um grupo de estudantes que tentam se aproximar de um objetivo comum, o aprender.

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

Nas simulações apresentadas verificou-se que o uso do PSO para classificar OA satisfaz o processo de adaptatividade. Nota-se também que outras formas de adaptatividade, como a recomendação de OA baseado apenas nas inteligências múltiplas, podem também obter bons resultados. O problema em oferecer os OA baseado apenas nas IM's do estudante está em tendenciá-lo a uma inteligência em relação às demais, o que não é interessante em Sistemas Adaptativos de Aprendizagem.

Nos primeiros testes provou-se uma boa continuidade na evolução do estudante tanto nas IM e em seus EA. Nos testes relacionados à nota, tempo de efetuar as tarefas e distância dos ótimos 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.

Foi visto que a cooperação entre os estudantes pode ser um fator de melhora no ensino, pensando-se que eles poderiam cooperar entre si num curso via computador, como nas salas de aula convencionais.

O uso do PSO mostrou-se interessante devido ao fato do espaço de busca para a otimização ser de dimensão grande ( $n = 56$ , inicialmente), que é a estrutura de cada partícula, ao combinar-se essa dimensão é gera um espaço de busca com muitas possibilidades de respostas.

## 5.2 Trabalhos Futuros

Levando-se em consideração que esta pesquisa parte do início de ideias que ainda não foram trabalhadas em conjunto, muito há de ser feito.

A primeira tarefa a efetuar seria a criação de um curso real que pudesse verificar o aprendizado nos termos citados na redação. Portanto haveria de se criar objetos de aprendizagem adequados a cada módulo, o que não é uma tarefa trivial. E, ao se criar este curso com os devidos OA's, tem-se que fazer o comparativo entre uma turma que usa o sistema adaptativo e uma turma que usa um sistema que não seja adaptativo, para que possa se fazer um comparativo do aprendizado.

Outra proposta interessante, inicial, é fazer o uso de uma Rede Neural Artificial (RNA), ou outros métodos computacionais de classificação para problemas discretos, para mostrar o tipo de OA a ser oferecido ao estudante. O intuito é o de efetuar uma pesquisa com uma amostra considerável de estudantes – exemplo: 200 estudantes – através de um site, conforme mostrado no Apêndice B. Essa amostragem fará parte do treinamento da RNA (exemplo) e, quando tiver uma nova entrada (novo estudante) fazer a classificação dele, seguindo o treinamento da rede.

Uma outra ideia é usar um algoritmo de aprendizagem para que se relacione as características das IM com o IEA de Kolb. Desta maneira, será possível observar como as características de uma teoria influencia a outra. Coloca-se essas possibilidades armazenadas em um banco de dados que servirá de base para inferir dados sobre novos estudantes.

Além disso, é necessário a geração de uma heurística que relacione os conceitos aplicados por (Fatahi & Ghasem, 2010) e por pedagogos, que leve em consideração, principalmente:

- Nota que o estudante obtém ao término de um questionário dos módulos feitos por ele;
- Avaliar a cooperação real entre os estudantes de uma forma que não seja usada ainda (*chats* e fóruns), mas sim que os estudantes possam trocar ideias como se estivessem num ambiente real de aprendizado (sala de aula);

- O tempo gasto por este estudante efetuar cada módulo, bem como os questionários de avaliação;
- O quanto próximo do aprendizado o estudante se aproxima;
- Avaliar o momento em que o aprendizado estagna e, se tem opções alternativas de fazer com que este aprendizado possa ser retomado;
- Avaliar com pedagogos e com trabalhos, ainda não encontrados, heurísticas que mostrem o quanto deve-se acrescentar, tanto na espiral quanto na IM de um estudante, dependendo resultado de sua avaliação;
- Efetuar uma aferição inicial do quanto de IM que o estudante possui, já que (Gardner, 1995) cita que questionários de detecção de IM's não são as melhores formas de “medir” o quanto cada estudante possui de cada uma delas.

Outra fator importante a serem observadas podem ser as características do grupo e não apenas do estudante, para que se observe, a cooperação de forma global e, não apenas pensando-se num estudante em particular.

Todos esses conceitos têm um grau de complexidade mediano de serem aplicados de forma rápida e eficiente, pois existe muito trabalho que demanda tempo para que todas essas ideias sejam concluídas, como a criação do curso, bem como dos OA's, obter uma turma que se comprometa a executar a tarefa com precisão.

Uma perspectiva interessante de *Trabalho Futuro* é a ideia de se obter a experiência de estudantes reais, de formatar os objetos de aprendizagem, propor avaliações conforme as teorias. Neste contexto esta heurística proposta por Fatahi & Ghasem (2010) poderá ser melhor utilizada, pois poder-se-á realizar um comparativo entre estudantes que usam um sistema adaptativo de aprendizagem, outros estudantes que utilizem um sistema que não seja adaptativo. Para isso é necessário escolher um conteúdo a ser ministrado aos três grupos e fazer um comparativo para comprovar a veracidade do que está sendo proposto neste trabalho. Os ótimos relacionados a este sistema adaptativo virá da experiência vinda da resposta de uma amostra significativa de estudantes e, de acordo que mais estudantes utilizarem o sistema, maior aprendizado ele terá para realizar oferecimento de objetos de aprendizagem a futuros estudantes.

Com este trabalho pretende-se iniciar um trabalho que possa ser proveitoso, futuramente, sendo importante que todas essas tarefas expostas nesta Seção sejam cumpridas.

## 5.3 Publicações

Também como contribuições desse trabalho, foram aceitos para publicação os seguintes artigos:

1. *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*, para o VI Workshop de Dissertações em Ciência da Computação (WDCC), pela Pós-Graduação em Ciências da Computação – UFU, realizado 29 de outubro e 7 a 9 de novembro de 2012, na Universidade Federal de Uberlândia.

Artigo proposta resumido

2. *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*, para o XXIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE), realizado de 26 a 30 de novembro de 2012, na Universidade Federal do Rio de Janeiro, juntamente com o Congresso Brasileiro de Informática na Educação (CBIE). ISSN: 2316-6533.

Artigo completo

Disponível em <<http://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/1794/1555>>.

3. *Development of Learning Styles and Multiple Intelligences through Particle Swarm Optimization*, para IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics – IEEE SMC 2013, realizado de 13 a 16 de outubro de 2013, no Midland Hotel, Manchester, UK.



---

## Referências Bibliográficas

---

- Abril. 2013 (mar). *Descubra quais inteligências múltiplas são mais evidentes no seu perfil*.
- Antunes, C. 2001a. *Como desenvolver conteúdos explorando as inteligências múltiplas*. Petrópolis, Brasil: Editora Vozes.
- Antunes, C. 2001b. *Como identificar em você e em seus alunos as inteligências múltiplas*. Petrópolis, Brasil: Editora Vozes.
- Antunes, C. 2001c. *Como transformar informações em conhecimento*. Petrópolis, Brasil: Editora Vozes.
- Antunes, C. 2001d. *Estrutura da mente: A teoria das inteligências múltiplas*. Porto Alegre, Brasil: Editora Artes Medidas Sul LTDA.
- Armstrong, T. 2001. *Inteligências múltiplas na sala de aula*. Porto Alegre, Brasil: Editora ArtMed.
- Bansal, J.C., Singh, P.K., Saraswat, M., Verma, A., Jadon, S.S., & Abraham, A. 2011. Inertia weight strategies in particle swarm optimization. *Nature and biologically inspired computing (nabic), 2011 third world congress on*, 633–640.
- Barbosa, A. T. R. 2004. Mecanismo para adaptação baseado em redes neurais artificiais para sistemas hipermedia adaptativos. *In: Tese de doutorado*. Universidade Federal de Santa Catarina.
- Barros, D. M. V. 2011. *Estilos de aprendizagem na atualidade: volume 1*. Lisboa, Portugal: Universidade Aberta de Portugal.
- Borges, F. N. 2011. Sistema tutor inteligente para o aperfeiçoamento da compreensão de leitura. *Xiv simpósio brasileiro de informática na educação - anais do xxii sbie - xvii wie*.
- Butler, K. A. 2003. *Estilos de aprendizagem: as dimensões psicológica, afetiva e cognitiva*. Porto Alegre RS Brasil: Editora da UFRGS.
- Cabada, R., Estrada, M., & Garcia, C. 2009. A fuzzy-neural network for classifying learning styles in a web 2.0 and mobile learning environment. *Web congress, le-web?09. latin american*, 177–182.

- Cerqueira, T. C. S. 2000. Estilos de aprendizagem em universitários. In: *Tese de doutorado*. Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Educação.
- Coelho, T. A. 2011. *Uma estratégia híbrida para o problema de classificação multirrótulo*. M.Phil. thesis, Pós-Graduação em Ciência da Computação – Instituto de Ciências Exatas da Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG), Brasil, Belo Horizonte, MG.
- Declan, K., & Brendan, T. 1988. Adapting to intelligence profile in an adaptive educational system. In *journal interact. comput*, **18**(3), 385 – 409.
- Declan, K., & Brendan, T. 2006. Using multiple intelligence informed resources in an adaptive system. *International conference on intelligent tutoring systems, springer-verlag*, 412 –421.
- Dias, D. S. F. 2008. *Sistemas inteligentes na educação*. M.Phil. thesis, Universidade Federal da Paraíba – João Pessoa.
- Dorça, F. A., Lima, L. V., Fernandes, M. A., & Lopes, C. R. 2011a. Detecção e correção automática de estilos de aprendizagem em sistemas adaptativos para educação. *Rita*, **18**(2), 178 – 204.
- Dorça, F. A., Lima, L. V., Fernandes, M. A., & Lopes, C. R. 2011b. A new approach to discover students learning styles in adaptive educational systems. *Xiv simpósio brasileiro de informática na educação*, 70 – 79.
- Dorça, F. A., Lima, L. V., Fernandes, M. A., & Lopes, C. R. 2012. Avaliação de políticas de aprendizagem por reforço para modelagem automática e dinâmica de estilos de aprendizagem: Uma análise experimental. *Anais simpósio brasileiro de informática na educação – sbie*.
- Fatahi, S., & Ghasem, N. 2010. Design and implementation of an intelligent educational model based on personality and learner's emotion. *International journal of computer science and information security*, **7**(3), 1 – 13.
- Felder, R. M., & Silverman, L. K. 1988. Learning and teaching styles in engineering education. *Engr. education*, **78**(7), 674–681.
- Felder, R. M., & Soloman, B. A. 2002. Index of learning styles questionnaire. *Theory into practice*. <http://www.engr.ncsu.edu/learningstyles/ilsweb.html>.
- Fernandes, A. M. R., & Junior, V. P. S. 2010. Um ambiente de aprendizagem inteligente com hipermidia adaptativa para apoio ao ensino. *I congresso de inovação, tecnologia e sustentabilidade*. <http://sites.unifebe.edu.br/congressoits2010/site/index.php>.
- Gardner, H. 1983. Frames of mind: The theory of multiple intelligences. *New york: Basic books inc*.
- Gardner, H. 1994. *Estrutura da mente: A teoria das inteligências múltiplas*. Porto Alegre, Brasil: Editora Artes Medidas Sul LTDA.
- Gardner, H. 1995. Reflections on multiple intelligences: Miths and messages. *Phi delta kappan*, **77**(3), 200 – 209.

- Gardner, H. accessed May, 2013. Howard gardner – multiple intelligences.
- Gregorc, A. F. 1984. Style as a symptom: A phenomenological perspective. *Theory into practice*, **23**(1), 51 – 55.
- Imagine. 2013 (fev). *A teoria das inteligências múltiplas@ONLINE*.
- Kennedy, J., & Eberhart, R. 1995 (nov/dec). Particle swarm optimization. *Pages 1942–1948 of: Neural networks, 1995. proceedings., ieee international conference on*, vol. 4.
- Kolb, D. A. 1981. Learning styles and disciplinary differences. *In the modern american college, jossey-bass inc. publishers*, 232 – 255.
- Kolb, D. A. 1999. *The kolb learning style inventory*. Boston: Hay Group: Version 3.
- Kolb, D. A., & Kolb, A. Y. 2005. The kolb learning style inventory. *In: Manual technical specifications*. Case Western Reserve University.
- Lacerda, E.G. M. A. 2007. Otimização nuvem de partículas (*particle swarm*). *Departamento de engenharia da computação e automação, ufrn*.
- Matos, H., Mustaro, P. N., & Silveira, I. F. 2007. Milo - a proposal of multiple intelligences learning objects. *In issues in informing science and information technology*, **4**, 545 – 560. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.96.69>.
- Melo, F. C. M. 2003. *Modelo para auxiliar a detecção de inteligências múltiplas*. M.Phil. thesis, Universidade Federal de Santa Catarina. <http://repositorio.ufsc.br/handle/123456789/86379?show=full>.
- Menolli, F. A., & et al. 2011. Criação semi-automatica de objetos de aprendizagem a partir de conteúdos da wiki. *Xiv simpósio brasileiro de informática na educação*, 70 – 79. <http://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/issue/view/48>.
- Moodle. 2013 (jun). *Moodle*. <http://www.moodle.org/>.
- Mosston, M., & Ashworth, S. 1990. *Do comando a descoberta: a ciência e a arte do ensino*. New York, USA: Longman Publishers.
- Mota, J. R. 2010. *Adaptive-moodle: Adaptatividade e interoperabilidade em ambientes de e-learning utilizando tecnologias da web semântica*. M.Phil. thesis, Universidade Federal de Uberlândia. <http://www.bdtu.ufu.br/>.
- Moura, F. F., & Fernandes, M. A. 2012. 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. *Xxiii simpósio brasileiro de informática na educação*. <http://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/1794/1555>.
- Oliveira, M. C. S., & et al. 2004. A new approach to discover students learning styles in adaptive educational systems. *Xxvii sbpo da universidade federal do rio grande do norte*. <http://www.decom.ufop.br/prof/marcone/Disciplinas/InteligenciaComputacional/OtimizacaoPorNuvemParticulas.pdf>.

- Pelissoni, A. M. S. 2009. A new approach to discover students learning styles in adaptive educational systems. *Anuario de produção acadêmica docente da faculdade anhanguera de campinas*, **3**(5). <http://sare.unianhanguera.edu.br/index.php/anudo/article/viewFile/1585/745>.
- Piaget, J. 1973. *Biologia e conhecimento. trad. francisco m. guimaraes*. Petrópolis, Brazil: Vozes.
- Pina, A. A. 2010. Metodologias de análise, síntese e otimização de sistemas para produção de petroleo offshore atraves de metamodelos e enxame de partículas. *In: Tese de doutorado*. Universidade Federal do Rio de Janeiro.
- Prashnig, B. 2005. Learning styles vs. multiple intelligences (mi) two concepts for enhancing learning and teaching. *Creative learning company*. <http://www.creativelearningcentre.com/downloads/>.
- Puga, A. G. 2008. Sistema hipermidia adaptativos para educação baseada na web: Uma visão semiótica. *In: Tese de doutorado*. Universidade de São Paulo.
- Puga, A. G., & Ferreira, M. A. G. V. 2007. Uma intersecção entre a semiótica e as inteligências múltiplas para construção de sistema hipermidia adaptativos para educação baseada na web. *Xviii sbie - simpósio brasileiro de informática na educação*, 247 – 250.
- Resources, GP Training. 2013 (jan). *Learning styles applications @ONLINE*.
- Russel, S., & Norvig, P. 2003. *Artificial intelligence: A modern approach*. New York, USA: Prentice-Hall.
- Shi, Y., & Eberhart, R. 1998. A modified particle swarm optimizer. *Proceedings of ieee international conference on evolutionary computation*, 69–73. <http://dsp.szu.edu.cn/ps/ispo/download/a>
- Sousa, G. H. A. 2010. *Estudo de algoritmos híbridos para clusterização de dados usando pso*. M.Phil. thesis, Universidade Federal de Lavras – Curso de Ciência da Computação, Brasil, Lavras, MG.
- Tebaldi, A., COELHO, L. S., & LOPES, V. J. 2006. Detecção de falhas em estruturas inteligentes usando otimização por nuvem de partículas: fundamentos e estudo de casos. *Sba controle e automação*, **17**(3).
- Tobias, C. U. 2005. *The way the learn*. Nashville, USA: Editora Mundo Cristao.
- Unler, A., & Murat, A. 2010. A discrete particle swarm optimization method for feature selection in binary classification problems. *European journal of operational research*, **206**(3), 528 – 539.
- Valaski, J., & et al. 2011. Revisão dos modelos de estilos de aprendizagem aplicados a adaptação e personalização dos materiais de aprendizagem. *Xiv simpósio brasileiro de informática na educação*, 844–847.
- Venayagamoorthy, G. K., Grant, L. L., & Doctor, S. 2009. Collective robotic search using hybrid techniques: Fuzzy logic and swarm intelligence inspired by nature. *Engineering applications of artificial intelligence*, **22**(3), 431 – 441.



## APÊNDICE A

---

### Formulário de Pesquisa

---

Formulário de Pesquisa para dissertação de Mestrado do aluno Fábio Ferreira de Moura orientado pela Professora Dra. Márcia Aparecida Fernandes.

## Identificação do pesquisado

Número do Formulário: \_\_\_\_\_

Nome: \_\_\_\_\_

Profissão: \_\_\_\_\_

Local de Trabalho: \_\_\_\_\_

Formação: \_\_\_\_\_

Idade:\_\_\_\_\_ Sexo:\_\_\_\_\_ Tempo de Profissão: \_\_\_\_\_

E-mail: \_\_\_\_\_ Telephone: (    )        -       

Fale um pouco de sua Experiência na Educação:

[illegible]

Já trabalhou ou teve experiência com ensino voltado a computador? Sim ☐ Não ☐

Conhecia a Teoria das Inteligências Múltiplas? Sim ☐ Não ☐

Conhecia a Teoria dos Estilos de Aprendizagem de Kolb? Sim ☐ Não ☐

Acredita que tais teorias podem ajudar no processo de aprendizagem?
 Sim ☐ Não ☐

Fale um pouco de como você percebe que teorias educacionais podem auxiliar em cursos voltados a computador e, ainda, se você acredita que tais cursos podem ser eficazes no processo de ensino:

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

### **O projeto SAEP**

O projeto SAEP (Sistema de **A**prendizagem **E**ducacional voltado a computador que usa **PSO** - *Particle Swarm Optimization*) surgiu da necessidade de saber que existem cursos voltados a computador, sejam eles à distância ou não, e que nestes cursos existem vários "perfis" de estudante.

Entende-se aqui como "perfil" de estudante a maneira que cada estudante possui em aprender um conteúdo que lhe é proposto. Para auxiliar estes estudantes é que o SAEP vem em seu auxílio.

O SAEP usa teorias educacionais importantes como a Espiral de Aprendizagem de David Kolb e as Inteligências Múltiplas de Howard Gardner. Essas teorias podem ser grandes contribuidoras para o ensino e aprendizagem no processo educacional!

### Inteligências Múltiplas

Howard Gardner, criador da Teoria das Inteligências Múltiplas (IM), permite aos indivíduos mostrar uma forma diferente de demonstrar outras maneiras que um ser humano possui no que se refere ao termo inteligência. Para Gardner o ser humano possui várias inteligências sendo algumas, maior ou menor, em determinadas áreas de atuação. Ele afirma que cada cultura valoriza certos talentos, que devem ser dominados por uma quantidade de indivíduos e, depois, passados para a geração seguinte. Temos aqui relacionadas quatro das nove inteligências por ele expostas:

- **Inteligência linguística** é proveniente pela afinidade com sons, significados das palavras, percepção de funções da linguagem. Traduz-se na habilidade para usar a linguagem para a transmissão de ideias;
- **Inteligência lógico-matemática** que está denotada na sensibilidade para distinção de padrões, raciocínio, sistematização, na habilidade para verificar relações pela manipulação de objetos ou símbolos; é a habilidade para lidar com o raciocínio, reconhecer problemas e resolvê-los;
- **Inteligência visual-espacial** que é vista pela notoriedade em perceber o mundo visual e espacial o mais preciso possível, é a habilidade para manipular objetos e formas mentalmente e, a partir dessas percepções iniciais criar uma representação visual ou espacial;
- **Inteligência corporal-cinestésica** que esta ligada à resolução de problemas com o uso do corpo está inserida na habilidade para usar a coordenação em esportes e nas artes cênico-plásticas controlando os movimentos do corpo, manipulando objetos com agilidade e precisão;

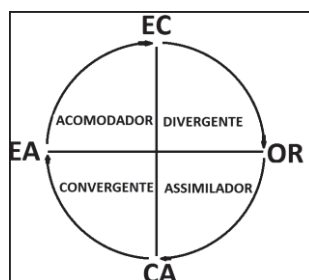
As Características essenciais de Inteligências Múltiplas.

**Tabela 1. Características essenciais de Inteligências Múltiplas.**

<b>Inteligência Múltipla</b>	<b>Perfil de ensino</b>	<b>Tarefas que estimulam o aprendizado</b>	<b>Método</b>
<b>Linguística Verbal</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Linguagem em palavras</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Ler</li> <li>• Escrever</li> <li>• Contar histórias</li> <li>• Fazer jogos de palavras</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Livros</li> <li>• Vídeos</li> <li>• Materiais para escrever</li> <li>• Debates</li> </ul>
<b>Lógico Matemática</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Raciocínio</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Experimentar</li> <li>• Questionar</li> <li>• Resolver problemas lógicos</li> <li>• Raciocinar</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Coisas para explorar e pensar</li> <li>• Materiais científicos</li> <li>• Manipulativos</li> <li>• Idas ao museu de ciências e ao planetário</li> </ul>
<b>Visual Espacial</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Imagens e Figuras</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Planejar</li> <li>• Desenhar</li> <li>• Visualizar</li> <li>• Rabiscar</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Vídeos</li> <li>• Slides</li> <li>• Jogos de imaginação</li> <li>• Livros ilustrados</li> </ul>
<b>Cinestésico Corporal</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Sensações somáticas</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Dançar</li> <li>• Correr</li> <li>• Construir</li> <li>• Gesticular</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Dramatização</li> <li>• Movimento</li> <li>• Coisas para construir</li> <li>• Aprendizagem prática</li> </ul>

### A teoria da aprendizagem de Kolb

A teoria da aprendizagem experiencial de Kolb descreve quatro dimensões de desenvolvimento: estrutura afetiva (Experiência Concreta-**EC**), estrutura perceptual (Observação Reflexiva-**OR**), estrutura simbólica (Conceituação Abstrata-**CA**) e estrutura comportamental (Experimentação Ativa-**EA**), e, entre duas dimensões tem-se um estilo de aprendizagem, conforme ciclo quadrifásico mostrado na Figura 1.



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

**A Experiência Concreta (EC)** representa uma receptividade à abordagem baseada em experiências, de modo que o aprendizado foca nos sentimentos. Estas pessoas geralmente pensam que abordagens teóricas são inúteis e preferem tratar cada situação individualmente. São pessoas que aprendem melhor por meio de exemplos específicos nos quais se sintam envolvidos. Estes estudantes tendem a se relacionar melhor com outros estudantes, do que com uma autoridade (professor).

**A Observação Reflexiva (OR)** indica uma abordagem por tentativas, imparcial e reflexiva. Estes indivíduos aprendem baseando-se fortemente em cuidadosas observações e fazendo julgamentos das mesmas. Eles preferem aprender assistindo aulas, o que lhes dá a possibilidade de exercer o seu papel de observador e juiz imparcial; tendem a ser introvertidos.

**A Conceituação Abstrata (CA)** indica um modo de aprendizado analítico e conceitual, baseado no raciocínio lógico. Estes indivíduos tendem a ser mais orientados a coisas e símbolos, do que a outras pessoas. Aprendem melhor quando orientados por uma autoridade de modo impessoal, com ênfase teórica e análise sistemática. Eles se sentem frustrados e aprendem pouco pelo aprendizado através de descobertas de modo desestruturado, como em exercícios e simulações.

**A Experimentação Ativa (EA)** indica uma disposição forte em realizar atividades práticas. Estes indivíduos aprendem mais facilmente quando participam de projetos práticos, discussões em grupo e fazendo tarefas em casa. Não gostam de situações de aprendizado passivo como assistir a aulas, e tendem a serem extrovertidos.

Para fazer a identificação dos estilos através das dimensões, este modelo utiliza um Inventário de Estilos de Aprendizagem (IEA), que é composto de doze sentenças, sendo descrito e mostrado na Tabela 1. 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.

**Tabela 2. Inventário de Estilo de Aprendizagem de Kolb**

	<b>EC</b>	<b>OR</b>	<b>CA</b>	<b>EA</b>
1. Enquanto aprendo:	Gosto de lidar com meus sentimentos	Gosto de observar	Gosto de pensar sobre ideias	Gosto de estar fazendo coisas
2. Aprendo melhor quando:	Confio em meus palpites e impressões	Observo com atenção	Apoio-me em pensamento lógico	Trabalho com afinco para executar a tarefa
3. Quando estou aprendendo:	Tenho sentimentos e reações fortes	Fico quieto e concentrado	Tendo a buscar as explicações para as coisas	Sou responsável acerca das coisas
4. Aprendo:	Sentindo	Observando	Pensando	Fazendo
5. Enquanto aprendo:	Abro-me a novas experiências	Examino todos os ângulos da questão	Gosto de analisar as coisas, desdobrá-las em suas partes	Gosto de testar as coisas
6. Enquanto estou aprendendo:	Sou uma pessoa intuitiva	Sou uma pessoa observadora	Sou uma pessoa lógica	Sou uma pessoa lógica
7. Aprendo melhor através de:	Interações pessoais	Observação	Teorias racionais	Oportunidades para experimentar e praticar
8. Enquanto aprendo:	Sinto-me pessoalmente envolvido no assunto	Penso antes de agir	Gosto de ideias e teorias	Gosto de ver os resultados de meu trabalho
9. Aprendo melhor quando:	Apoio-me em minhas impressões	Apoio-me em minhas observações	Apoio-me em minhas ideias	Posso experimentar coisas por mim mesmo
10. Quando estou aprendendo:	Sou uma pessoa flexível	Sou uma pessoa compenetrada	Sou uma pessoa racional	Sou uma pessoa responsável
11. Enquanto aprendo:	Envolve-me todo	Gosto de observar	Avalio as coisas	Gosto de estar ativo
12. Aprendo melhor quando:	Sou receptivo e de mente aberta	Sou cuidadoso	Analiso as ideias	Sou prático

Baseado nas Inteligências Múltiplas de Gardner (página 3) coloque notas de 1 a 4 (de tal forma que em cada uma das sentenças tenha as 4 notas) na tabela abaixo, sendo 1 a nota que menor se caracteriza e 4 a maior, verificando as características da tabela Inventário de Estilo de Aprendizagem de Kolb, conforme descrito na página 4 e na Tabela 2.

1) Relacionado a Inteligência Linguística-Verbal:

	<b>EC</b>	<b>OR</b>	<b>CA</b>	<b>EA</b>
1. Enquanto aprendo:				
2. Aprendo melhor quando:				
3. Quando estou aprendendo:				
4. Aprendo:				
5. Enquanto aprendo:				
6. Enquanto estou aprendendo:				
7. Aprendo melhor através de:				
8. Enquanto aprendo:				
9. Aprendo melhor quando:				
10. Quando estou aprendendo:				
11. Enquanto aprendo:				
12. Aprendo melhor quando:				

2) Relacionado a Inteligência Lógico-matemática:

	<b>EC</b>	<b>OR</b>	<b>CA</b>	<b>EA</b>
1. Enquanto aprendo:				
2. Aprendo melhor quando:				
3. Quando estou aprendendo:				
4. Aprendo:				
5. Enquanto aprendo:				
6. Enquanto estou aprendendo:				
7. Aprendo melhor através de:				
8. Enquanto aprendo:				
9. Aprendo melhor quando:				
10. Quando estou aprendendo:				
11. Enquanto aprendo:				
12. Aprendo melhor quando:				

3) Relacionado a Inteligência Visual-espacial:

	<b>EC</b>	<b>OR</b>	<b>CA</b>	<b>EA</b>
1. Enquanto aprendo:				
2. Aprendo melhor quando:				
3. Quando estou aprendendo:				
4. Aprendo:				
5. Enquanto aprendo:				
6. Enquanto estou aprendendo:				
7. Aprendo melhor através de:				
8. Enquanto aprendo:				
9. Aprendo melhor quando:				
10. Quando estou aprendendo:				
11. Enquanto aprendo:				
12. Aprendo melhor quando:				

4) Relacionado a Inteligência Cinestésico-corporal:

	<b>EC</b>	<b>OR</b>	<b>CA</b>	<b>EA</b>
1. Enquanto aprendo:				
2. Aprendo melhor quando:				
3. Quando estou aprendendo:				
4. Aprendo:				
5. Enquanto aprendo:				
6. Enquanto estou aprendendo:				
7. Aprendo melhor através de:				
8. Enquanto aprendo:				
9. Aprendo melhor quando:				
10. Quando estou aprendendo:				
11. Enquanto aprendo:				
12. Aprendo melhor quando:				

## APÊNDICE B

---

Modelo de Site com um Formulário de Pesquisa para Treinamento  
de uma Rede Neural

---



# Universidade Federal de Uberlândia

## Pós-Graduação em Ciência da Computação

**Formulário de Pesquisa para dissertação de Mestrado do aluno Fábio Ferreira de Moura orientado pela Professora Dra. Márcia Aparecida Fernandes.**

### Dados Pessoais

Nome:

Idade: ☐ Menor que 12 anos  
☐ Entre 12 e 18 anos  
☐ Entre 19 e 30 anos  
☐ Maior que 30 anos

Sexo: M ☐ F ☐

E-mail:

Telefone:

Formação: ☐ Ensino Fundamental  
☐ Ensino Médio  
☐ Graduação  
☐ Especialização  
☐ Mestrado  
☐ Doutorado

Curso:

Fale um pouco de sua Experiência na Educação (seja como estudante, como docente ou atuante na área pedagógica):

**Baseado nas Inteligências Múltiplas de Gardner (página 3) coloque notas de 1 a 4 (de tal forma que em cada uma das sentenças tenha as 4 notas) na tabela abaixo, sendo 1 a nota que menor se caracteriza e 4 a maior, verificando as características da tabela Inventário de Estilo de Aprendizagem de Kolb, conforme descrito na página 4 e na Tabela 2.**

**Para o questionário a seguir, marque uma alternativa em cada sentença, à qual você possui maior afinidade.**

#### 1. Enquanto aprendo:

- Gosto de lidar com meus sentimentos ☐
- Gosto de observar ☐
- Gosto de pensar sobre ideias ☐
- Gosto de estar fazendo coisas ☐

#### 2. Aprendo melhor quando:

- Confio em meus palpites e impressões ☐
- Observo com atenção ☐
- Apoio-me em pensamento lógico ☐
- Trabalho com afinco para executar a tarefa ☐



**3. Quando estou aprendendo:**

- Tenho sentimentos e reações fortes ☐
- Fico quieto e concentrado ☐
- Tendo a buscar as explicações para as coisas ☐
- Sou responsável acerca das coisas ☐

**4. Aprendo:**

- Sentindo ☐
- Observando ☐
- Pensando ☐
- Fazendo ☐

**5. Enquanto aprendo:**

- Abro-me a novas experiências ☐
- Examino todos os ângulos da questão ☐
- Gosto de analisar as coisas, desdobrá-las em suas partes ☐
- Gosto de testar as coisas ☐

**6. Enquanto estou aprendendo:**

- Sou uma pessoa intuitiva ☐
- Sou uma pessoa observadora ☐
- Sou uma pessoa lógica ☐
- Sou uma pessoa lógica ☐

**7. Aprendo melhor através de:**

- Interações pessoais ☐
- Observação ☐
- Teorias racionais ☐
- Oportunidades para experimentar e praticar ☐

**8. Enquanto aprendo:**

- Sinto-me pessoalmente envolvido no assunto ☐
- Penso antes de agir ☐
- Gosto de ideias e teorias ☐
- Gosto de ver os resultados de meu trabalho ☐

**9. Aprendo melhor quando:**

- Apoio-me em minhas impressões ☐
- Apoio-me em minhas observações ☐
- Apoio-me em minhas ideias ☐
- Posso experimentar coisas por mim mesmo ☐

**10. Quando estou aprendendo:**

- Sou uma pessoa flexível ☐
- Sou uma pessoa compenetrada ☐
- Sou uma pessoa racional ☐
- Sou uma pessoa responsável ☐

**11. Enquanto aprendo:**

- Envolver-me todo ☐

- |                      |                       |
|----------------------|-----------------------|
| Gosto de observar    | <input type="radio"/> |
| Avalio as coisas     | <input type="radio"/> |
| Gosto de estar ativo | <input type="radio"/> |

**12. Aprendo melhor quando:**

- |                                 |                       |
|---------------------------------|-----------------------|
| Sou receptivo e de mente aberta | <input type="radio"/> |
| Sou cuidadoso                   | <input type="radio"/> |
| Analiso as ideias               | <input type="radio"/> |
| Sou prático                     | <input type="radio"/> |

**Para o questionário a seguir, marque notas de 1 a 4, em cada sentença, sendo 1 a nota que você tenha menor afinidade durante o processo de aprendizado e 4 a maior afinidade.**

**Lembre-se: para cada sentença é permitido dar apenas uma nota.**

	1	2	3	4
1. Gosta de consultar dicionário para descobrir novas palavras	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
2. Possui facilidade para rimar	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
3. É bom para fazer sínteses	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
4. Incorpora palavras novas ao seu falar	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
5. Lembra-se de livros que leu	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
6. É bom aluno em Língua Portuguesa	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
7. Adora enigmas, senhas, problemas lógicos	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
8. Faz cálculos de cabeça	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
9. Analisa dados com facilidade	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
10. Trabalha bem com médias, proporções e outros esquemas	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
11. Percebe a geometria nos objetos e paisagens que vê	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
12. Busca sequência lógica nas ideias	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
13. Não tem dificuldade para usar linguagens matemáticas no computador. Exemplo: Excel	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
14. Gosta de medir as coisas	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
15. É bom aluno em Ciências Exatas	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
16. Gosta de fotografar e filmar	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
17. Sabe explicar caminhos	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
18. Gosta de quebra-cabeças, tangrams, labirintos	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
19. Gosta de desenhar	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
20. Aprecia desenhos, figuras, imagens gráficas	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
21. É capaz de mudar sua perspectiva ao olhar objetos	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
22. Gosta de rabiscar folhas	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
23. É bom em fazer mapas	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
24. Gosta de praticar atividades esportivas com regularidade	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
25. Aprecia ou pratica danças	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
26. Possui boa linguagem gestual	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
27. Possui destreza manual	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
28. Gosta de ver e assistir programas esportivos	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
29. Mostra coragem em esportes radicais	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
30. Acredita que possui jeito para dançar ou outras formas corporais	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

ENVIAR

LIMPAR

## APÊNDICE C

---

### Tabelas de Perfis de Estudantes com Perfis Referentes às Tabelas 4.3 à 4.18

---

Tabela C.1: EA divergente e IM linguista-verbal predominantes (Tabela 4.3).

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0,42	0,42	0,08	0,08	0,75	0,25	0,25	0,25
<b>Aleatório</b>	120,86	122,78	938,55	920,48	3,33	30,00	24,00	27,20
<b>Gardner</b>	122,78	122,78	955,42	955,42	3,33	30,00	27,20	30,00
<b>PSO</b>	120,86	113,91	900,00	955,42	2,93	20,80	27,20	30,00
<b>PSO modificado</b>	118,71	120,86	955,42	938,55	2,93	30,00	27,20	27,20

Tabela C.2: EA divergente e IM lógico-matemático predominantes (Tabela 4.4).

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0,42	0,42	0,08	0,08	0,25	0,75	0,25	0,25
<b>Aleatório</b>	122,78	122,78	900,00	900,00	30,00	3,33	18,00	30,00
<b>Gardner</b>	118,71	120,86	938,55	920,48	27,20	3,33	24,00	27,20
<b>PSO</b>	118,71	120,86	955,42	938,55	27,20	3,33	27,20	27,20
<b>PSO modificado</b>	122,78	113,91	900,00	971,08	30,00	2,00	30,00	30,00

Tabela C.3: EA divergente e IM visual-espacial predominantes (Tabela 4.5).

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
Perfil Inicial	0,42	0,42	0,08	0,08	0,25	0,25	0,75	0,25
Aleatório	120,86	122,78	971,08	955,42	30,00	30,00	3,33	27,20
Gardner	120,86	122,78	971,08	955,42	30,00	30,00	3,33	27,20
PSO	122,78	120,86	955,42	971,08	30,00	27,20	3,33	30,00
PSO modificado	122,78	118,71	920,48	955,42	30,00	24,00	2,93	30,00

Tabela C.4: EA divergente e IM cinestésico-corporal predominantes (Tabela 4.6).

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
Perfil Inicial	0,42	0,42	0,08	0,08	0,25	0,25	0,25	0,75
Aleatório	118,71	120,86	955,42	938,55	30,00	27,20	30,00	2,67
Gardner	120,86	118,71	900,00	920,48	30,00	24,00	24,00	2,93
PSO	120,86	122,78	955,42	938,55	30,00	30,00	27,20	2,93
PSO modificado	120,86	118,71	920,48	938,55	30,00	24,00	27,20	2,93

Tabela C.5: EA assimilador e IM linguista-verbal predominantes (Tabela 4.7).

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
Perfil Inicial	0,08	0,42	0,42	0,08	0,75	0,25	0,25	0,25
Aleatório	955,42	122,78	122,78	955,42	3,33	30,00	30,00	27,20
Gardner	955,42	118,71	120,86	971,08	2,93	27,20	30,00	30,00
PSO	938,55	118,71	118,71	938,55	2,93	27,20	27,20	27,20
PSO modificado	955,42	118,71	116,55	938,55	3,33	24,00	27,20	27,20

Tabela C.6: EA assimilador e IM lógico-matemático predominantes (Tabela 4.8).

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
Perfil Inicial	0,08	0,42	0,42	0,08	0,25	0,75	0,25	0,25
Aleatório	971,08	122,78	120,86	955,42	30,00	3,33	27,20	30,00
Gardner	938,55	116,55	118,71	955,42	24,00	2,93	27,20	30,00
PSO	920,48	118,71	120,86	938,55	24,00	3,33	27,20	27,20
PSO modificado	955,42	122,78	122,78	955,42	30,00	3,33	30,00	27,20

Tabela C.7: EA assimilador e IM visual-espacial predominantes (Tabela 4.9).

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
Perfil Inicial	0,08	0,42	0,42	0,08	0,25	0,25	0,75	0,25
Aleatório	971,08	120,86	120,86	971,08	30,00	27,20	3,33	30,00
Gardner	955,42	113,91	116,55	971,08	27,20	20,80	3,33	30,00
PSO	900,00	111,03	116,55	938,55	24,00	20,80	3,33	24,00
PSO modificado	955,42	120,86	120,86	955,42	27,20	30,00	2,93	30,00

Tabela C.8: EA assimilador e IM cinestésico-corporal predominantes (Tabela 4.10).

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
Perfil Inicial	0,08	0,42	0,42	0,08	0,25	0,25	0,25	0,75
Aleatório	900,00	118,71	122,78	938,55	24,00	30,00	30,00	2,67
Gardner	920,48	113,91	116,55	938,55	27,20	20,80	30,00	2,67
PSO	920,48	118,71	120,86	938,55	24,00	30,00	27,20	2,93
PSO modificado	971,08	113,91	113,91	971,08	30,00	18,00	30,00	3,33

Tabela C.9: EA convergente e IM linguista-verbal predominantes (Tabela 4.11).

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
Perfil Inicial	0,08	0,08	0,42	0,42	0,75	0,25	0,25	0,25
Aleatório	971,08	971,08	118,71	118,71	3,33	30,00	24,00	30,00
Gardner	920,48	955,42	122,78	118,71	2,93	30,00	30,00	24,00
PSO	955,42	955,42	116,55	116,55	3,33	27,20	24,00	27,20
PSO modificado	938,55	955,42	113,91	111,03	3,33	27,20	20,80	24,00

Tabela C.10: EA convergente e IM lógico-matemático predominantes (Tabela 4.12).

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
Perfil Inicial	0,08	0,08	0,42	0,42	0,25	0,75	0,25	0,25
Aleatório	900,00	900,00	118,71	118,71	18,00	3,33	24,00	30,00
Gardner	900,00	900,00	116,55	116,55	24,00	2,67	27,20	24,00
PSO	955,42	955,42	116,55	116,55	30,00	2,93	24,00	27,20
PSO modificado	955,42	955,42	120,86	120,86	27,20	3,33	27,20	30,00

Tabela C.11: EA convergente e IM visual-espacial predominantes (Tabela 4.13).

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
Perfil Inicial	0,08	0,08	0,42	0,42	0,25	0,25	0,75	0,25
Aleatório	955,42	938,55	118,71	120,86	30,00	24,00	3,33	27,20
Gardner	900,00	877,11	113,91	116,55	24,00	20,80	2,93	24,00
PSO	955,42	971,08	122,78	120,86	30,00	30,00	3,33	27,20
PSO modificado	920,48	955,42	122,78	118,71	27,20	30,00	3,33	24,00

Tabela C.12: EA convergente e IM cinestésico-corporal predominantes (Tabela 4.14).

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
Perfil Inicial	0,08	0,08	0,42	0,42	0,25	0,25	0,25	0,75
Aleatório	938,55	920,48	120,86	122,78	24,00	27,20	30,00	3,33
Gardner	938,55	955,42	122,78	120,86	27,20	30,00	30,00	2,93
PSO	938,55	938,55	120,86	120,86	24,00	30,00	27,20	3,33
PSO modificado	955,42	938,55	113,91	116,55	27,20	27,20	20,80	3,33

Tabela C.13: EA acomodador e IM linguista-verbal predominantes (Tabela 4.15).

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
Perfil Inicial	0,42	0,08	0,08	0,42	0,75	0,25	0,25	0,25
Aleatório	113,91	920,48	938,55	116,55	2,67	27,20	27,20	24,00
Gardner	122,78	938,55	920,48	120,86	3,33	24,00	27,20	30,00
PSO	120,86	938,55	900,00	116,55	3,33	24,00	24,00	27,20
PSO modificado	122,78	955,42	955,42	122,78	3,33	27,20	30,00	30,00

Tabela C.14: EA acomodador e IM lógico-matemático predominantes (Tabela 4.16).

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
Perfil Inicial	0,42	0,08	0,08	0,42	0,25	0,75	0,25	0,25
Aleatório	122,78	971,08	938,55	118,71	30,00	3,33	24,00	30,00
Gardner	120,86	971,08	938,55	116,55	30,00	3,33	24,00	27,20
PSO	116,55	920,48	938,55	118,71	20,80	3,33	24,00	30,00
PSO modificado	116,55	920,48	955,42	120,86	24,00	2,93	30,00	27,20

Tabela C.15: EA acomodador e IM visual-espacial predominantes (Tabela 4.17).

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0,42	0,08	0,08	0,42	0,25	0,25	0,75	0,25
<b>Aleatório</b>	120,86	971,08	955,42	118,71	30,00	30,00	2,93	27,20
<b>Gardner</b>	120,86	920,48	900,00	118,71	30,00	20,80	2,93	27,20
<b>PSO</b>	120,86	955,42	938,55	118,71	27,20	30,00	2,67	30,00
<b>PSO modificado</b>	118,71	938,55	920,48	116,55	30,00	24,00	2,93	24,00

Tabela C.16: EA acomodador e IM cinestésico-corporal predominantes (Tabela 4.18).

Processo Evolutivo	EC	OR	CA	EA	LV	LM	VE	CC
<b>Perfil Inicial</b>	0,42	0,08	0,08	0,42	0,25	0,25	0,25	0,75
<b>Aleatório</b>	118,71	955,42	955,42	118,71	27,20	30,00	27,20	2,93
<b>Gardner</b>	111,03	877,11	938,55	118,71	20,80	24,00	30,00	2,67
<b>PSO</b>	120,86	955,42	955,42	120,86	27,20	30,00	27,20	3,33
<b>PSO modificado</b>	122,78	955,42	955,42	122,78	30,00	27,20	30,00	3,33





## ANEXO A

### Inventário de Estilos de Aprendizagem de Kolb normalizado por suas dimensões.

Tabela A.1: IEA de Kolb normalizado por suas dimensões.

(Kolb, 1999)

Sentenças	EC	OR	CA	EA
1. Enquanto aprendo:	Gosto de lidar com meus sentimentos	Gosto de observar	Gosto de pensar sobre ideias	Gosto de estar fazendo coisas
2. Aprendo melhor quando:	Confo em meus palpitantes e impressões	Ouçó e Observo com atenção	Me apoio em pensamento lógico	Trabalho com afinco para executar a tarefa
3. Quando estou aprendendo:	Tenho sentimentos e reações fortes	Fico quieto e concentrado	Tendo a buscar as explicações para as coisas	Sou responsável acerca das coisas
4. Aprendo:	Sentindo	Observando	Pensando	Fazendo
5. Enquanto aprendo:	Me abro a novas experiências	Examino todos os ângulos da questão	Gosto de analisar as coisas, desdobrá-las em suas partes	Gosto de testar as coisas
6. Enquanto estou aprendendo:	Sou uma pessoa intuitiva	Sou uma pessoa observadora	Sou uma pessoa lógica	Sou uma pessoa ativa
7. Aprendo melhor através de:	Interações pessoais	Observação	Teorias racionais	Oportunidades para experimentar e praticar
8. Enquanto aprendo:	Sinto-me pessoalmente envolvido no assunto	Penso antes de agir	Gosto de ideias e teorias	Gosto de ver os resultados de meu trabalho
9. Aprendo melhor quando:	Me apoio em minhas impressões	Me apoio em minhas observações	Me apoio em minhas ideias	Posso experimentar coisas por mim mesmo
10. Quando estou aprendendo:	Sou uma pessoa flexível	Sou uma pessoa penetrada	Sou uma pessoa racional	Sou uma pessoa responsável
11. Enquanto aprendo:	Me envolvo todo	Gosto de observar	Avalio as coisas	Gosto de estar ativo
12. Aprendo melhor quando:	Sou receptivo e de mente aberta	Sou cuidadoso	Analiso as ideias	Sou prático



---

## Questionários Reduzidos para Detecção de Inteligências Múltiplas

---

Tabela B.1: Questionários Reduzidos para Detecção de Inteligências Múltiplas.

(Antunes, 2001b)

<b>Q</b>	<b>Inteligência Linguística ou Verbal</b>	<b>S</b>	<b>s</b>	<b>n</b>	<b>N</b>
4.	Gosta de consultar dicionário para descobrir novas palavras				
12.	Possui facilidade para rimar				
13.	É bom para fazer sínteses				
17.	Incorpora palavras novas ao seu falar				
19.	Lembra-se de livros que leu				
20.	É bom estudante em Língua Portuguesa				
<b>Q</b>	<b>Inteligência lógico-matemática</b>	<b>S</b>	<b>s</b>	<b>n</b>	<b>N</b>
1.	Adora enigmas, senhas, problemas lógicos				
2.	Faz cálculos de cabeça				
4.	Analisa dados com facilidade				
5.	Trabalha bem com médias, proporções e outros esquemas				
8.	Percebe a geometria nos objetos e paisagens que vê				
9.	Busca sequência lógica nas ideias				
14.	Não tem dificuldade para usar linguagens matemáticas no computador.				
16.	Gosta de medir as coisas				
18.	É bom estudante em Ciências Exatas				
<b>Q</b>	<b>Inteligência Visuoespacial</b>	<b>S</b>	<b>s</b>	<b>n</b>	<b>N</b>
4.	Gosta de fotografar e filmar				
6.	Sabe explicar caminhos				
8.	Gosta de quebra-cabeças, tangrams, labirintos				
10.	Gosta de desenhar				
11.	Aprecia desenhos, figuras, imagens gráficas				
15.	É capaz de mudar sua perspectiva ao olhar objetos				
16.	Gosta de rabiscar folhas				
19.	É bom em fazer mapas				
<b>Q</b>	<b>Inteligência Cinestésico-corporal</b>	<b>S</b>	<b>s</b>	<b>n</b>	<b>N</b>
1.	Gosta de praticar atividades esportivas com regularidade				
2.	Aprecia ou pratica danças				
3.	Possui boa linguagem gestual				
4.	Possui destreza manual				
10.	Gosta de ver e assistir programas esportivos				
14.	Mostra coragem em esportes radicais				
16.	Acredita que possui jeito para dançar ou outras formas corporais				