



SENAI CIMATEC

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MODELAGEM
COMPUTACIONAL E TECNOLOGIA INDUSTRIAL
Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial

Dissertação de mestrado

**Um modelo computacional para subsidiar práticas
avaliativas das condutas cognitivas.**

Orientando: Lázaro Edmilson Brito Silva
Orientador(a): Prof.^aDr.^a Lynn Rosalina Gama Alves

23 de Julho de 2013

Lázaro Edmilson Brito Silva

Um modelo computacional para subsidiar práticas avaliativas das condutas cognitivas.

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial, Curso de Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial do SENAI CIMATEC, como requisito parcial para a obtenção do título de **Mestre em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial**.

Área de conhecimento: Interdisciplinar

Orientador(a): Prof.^aDr.^a Lynn Rosalina Gama Alves
SENAI CIMATEC

Salvador
SENAI CIMATEC
2013

Nota sobre o estilo do PPGMCTI

Esta dissertação de mestrado foi elaborada considerando as normas de estilo (i.e. estéticas e estruturais) propostas aprovadas pelo colegiado do Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial e estão disponíveis em formato eletrônico (*download* na Página Web http://ead.fieb.org.br/portal_faculdades/dissertacoes-e-teses-mcti.html ou solicitação via e-mail à secretaria do programa) e em formato impresso somente para consulta.

Ressalta-se que o formato proposto considera diversos itens das normas da Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT), entretanto opta-se, em alguns aspectos, seguir um estilo próprio elaborado e amadurecido pelos professores do programa de pós-graduação supracitado.

SENAI CIMATEC

Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial

Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial

A Banca Examinadora, constituída pelos professores abaixo listados, leram e recomendam a aprovação da Dissertação de mestrado, intitulada “Um modelo computacional para subsidiar práticas avaliativas das condutas cognitivas.”, apresentada no dia 23 de Julho de 2013, como requisito para obtenção do título de **Mestre em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial**.

Orientador(a):

Prof.^aDr.^a Lynn Rosalina Gama Alves
SENAI CIMATEC

Membro interno da Banca:

Prof. Dr. Josemar Rodrigues de Souza
SENAI CIMATEC

Membro externo da Banca:

Prof. Dr. Joseval de Melo Santana
Universidade Federal de Sergipe

Dedico este trabalho à minha família.

Agradecimentos

À professora Alzira de Castro, responsável pelo Centro de Educação Especial da Bahia (CEEBA) e ao corpo de pedagogos e psicopedagogos daquela instituição pelo apoio na realização do trabalho.

Aos psicopedagogos Juliana C. Abreu, Valdecy Mary Pereira Santos e Ricardo Borges Costa responsáveis pela aplicação das provas piagetianas que geraram os dados para teste do modelo computacional.

A todos os professores do Corpo Docente do Mestrado Interdisciplinar em Modelagem Computacional, em especial aos membros que compuseram a banca examinadora. Admiração especial por minha orientadora, Prof.^a Dr.^a Lynn Alves, pela amizade, confiança e apoio dedicados, minha eterna gratidão e meu respeito.

Aos amigos Osmar Ferreira Gomes, Antônio José Santana, Dalena Nascimento, Sueli Cunha por acreditar e ajudar na realização deste trabalho e participarem desta caminhada.

Aos meus colegas de curso, por toda a amizade.

A todos, o meu enorme carinho.

E em todos os dias da minha vida, a Deus.

Salvador, Brasil
23 de Julho de 2013

Lázaro Edmilson Brito Silva

Resumo

O estudo sobre a aprendizagem envolve pesquisadores, professores, pedagogos e psicopedagogos. Avaliar as formas que levam o indivíduo se desenvolver e construir conhecimento interessa a estes profissionais. Contudo, trabalhos produzidos na área de educação relacionados com a psicopedagogia educacional clínica, mais precisamente voltados a verificação da conduta cognitiva, que pode ser correlacionada com a aprendizagem, apresentam, em sua maioria, análise do comportamento do indivíduo por meio de instrumentos que envolvem provas projetivas e provas piagetianas dentre outros. Mesmo com os avanços tecnológicos e o desenvolvimento da inteligência artificial, ainda não se verifica a utilização de métodos computacionais como elemento de contribuição na identificação de condutas do pensamento cognitivo, o que poderia auxiliar na elaboração do diagnóstico. Frente ao exposto, surgiu a necessidade de investigar como desenvolver um modelo computacional, com elementos de tomada de decisão, que seja capaz de apontar indícios da conduta cognitiva, a partir dos resultados de provas operatórias piagetianas, aplicadas com crianças que estão no estágio operatório concreto. O que justificou a pesquisa foi a possibilidade de associar as provas operatórias piagetianas a um modelo computacional, visto que as condutas cognitivas definidas como conservativa, não conservativa e intermediária, obedecem padrões próprios de resposta que sinalizam o estágio de desenvolvimento da aprendizagem. Diante disso este trabalho teve por objetivo desenvolver um modelo computacional, com elementos de tomada de decisão, para a avaliação da conduta cognitiva a partir de provas piagetianas como dados de entrada. Estes dados de entrada foram os resultados do diagnóstico operatório concreto das provas piagetianas de seriação, conservação de pequenos conjuntos discretos, conservação de quantidade de líquidos, conservação de matéria, conservação da composição da quantidade de líquido, classificação de mudança de critério, intersecção de classes e inclusão de classes. A metodologia utilizada na pesquisa envolveu a elaboração do modelo computacional baseado em elementos de tomada de decisão com múltiplas camadas e o software MATLAB, treinamento do modelo por meio de resultados simulados da aplicação das provas operatórias piagetianas listadas anteriormente, para reconhecimento dos padrões de conduta cognitiva. A aplicação em campo das provas operatórias foi feita por psicopedagogos e a validação de desempenho do sistema computacional foi desenvolvido com a utilização de resultados reais de aplicação das provas citadas em uma amostra composta por crianças escolhidas aleatoriamente, em escolas públicas de Salvador, no período de outubro a dezembro de 2012. Dessa forma, a aplicação das provas piagetianas, como dado de entrada do modelo proposto, revelou a capacidade de identificação das condutas cognitivas dos elementos da amostra de estudo com índice de acerto de 94%, sinalizando a possibilidade da utilização de elementos de tomada de decisão no auxílio diagnóstico da conduta cognitiva.

Palavras-chave: Conduta cognitiva, Provas operatórias, Reconhecimento de padrões.

Abstract

The study of learning involves researchers, teachers, educators and educational psychologists. Assess the ways that lead the individual to construct knowledge and develop himself it is the interest these professionals. However papers produced in the education area education-related clinical educational psychology, specifically aimed at verifying the cognitive conduct, that can be correlated with learning, they present, in mostly analysis of individual behavior through instruments involving projective tests and piagetian proofs among others. Even with technological advances and the development of artificial intelligence, yet there is not the intensive use of computational methods as part of contribution in identifying behaviors of cognitive thinking, which could assist in making the diagnosis. Based on these, the need arose to investigate how to develop a computational model, with elements of decision making, that it were able to point out evidence of cognitive conduct, from the results of proofs piagetian operative, applied with children in the concrete operational stage. What justified the research was the possibility of associating the operative piagetian proofs with a computational model, since the cognitive conduct defined as conservative, not conservative and intermediate obey own response patterns that signal the development stage of learning. Thus this work aimed to develop a computational model, with elements of decision-making, for the evaluation of cognitive conduct starting from piagetian proofs as input data. These input data are the diagnostic results of the piagetian proofs of serialization, conservation of small discrete clusters, fluids retention, matter conservation, conservation of the quantity of liquid composition, classification criterion change, the intersection of classes and adding of classes. The methodology research involved the elaboration of the computational model based on multilayer decision-making elements and MATLAB software, coaching of model through simulated results of piagetian proofs aforementioned, for recognition of cognitive conduct patterns according to Jean Piaget, application of the field tests by educational psychologists and performance validation of computational system developed using the actual results of application of the proofs cited in a sample of randomly selected children in public schools in Salvador, from October to December 2012. Thus, the application of piagetians proofs in each individual of sample mentioned as input of the proposed model, showed its the ability to identify the cognitive conduct of the elements of the study sample with hit rate 94%, signaling the possibility of using elements of decision making for the diagnosis of cognitive conduct.

Keywords: cognitive conduct, piagetian proofs, pattern recognition.

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Definição do problema	1
1.2	Objetivos	2
1.2.1	Objetivo Geral	2
1.2.2	Objetivos específicos	2
1.3	Motivação	2
1.4	Questões e hipóteses	3
1.5	Aspectos metodológicos	4
1.6	Organização da Dissertação de mestrado	6
2	A epistemologia genética e a inteligência artificial	7
2.1	Visão geral de aplicações de ETD	7
2.2	Estágios de desenvolvimento do indivíduo	10
2.3	Provas operatórias	15
2.4	Padrões diagnósticos das provas operatórias	17
2.5	O processo de reconhecimento de padrões	19
2.6	Funções de Ativação	20
2.7	Topologias de ETD	23
2.8	Aprendizagem de ETD	25
2.9	Algoritmo de retropropagação do erro	28
2.10	Fatores que podem influenciar no aprendizado de ETD	30
3	Um modelo computacional para subsidiar práticas avaliativas das condutas cognitivas	33
3.1	Introdução	33
3.2	Representações gerais das funcionalidades do modelo	34
3.3	Sequências de operações no modelo	36
3.4	Detalhes do modelo computacional	37
4	Trabalho experimental e desenvolvimento da pesquisa	48
4.1	Dados Preliminares para a Experimentação	48
4.2	Cenários de aplicação do trabalho experimental	49
4.3	Provas operatórias envolvidas na experimentação	50
4.4	Discussão dos Resultados Obtidos	51
4.5	Contribuições do modelo computacional desenvolvido	54
5	Considerações finais	56
5.1	Contribuições	57
5.2	Atividades Futuras de Pesquisa	57
	Referências	58
6	Apêndices	60
6.1	Termo de Consentimento Livre e Esclarecido Utilizado na Pesquisa	60
6.2	Algoritmo desenvolvido no MATLAB para a criação do modelo computacional	61

7	Anexos	62
7.1	Prova de Sieriação	62
7.2	Provas de conservação	65
7.3	Provas de classificação	78
7.4	Prova de inclusão de classes	81
7.5	Prova de intersecção de classes	83
7.6	Provas para o pensamento formal	85

Lista de Tabelas

1	Formato de dados para treinamento do modelo computacional.	39
2	Diagnósticos da aplicação das provas piagetianas.	51
3	Resultado da aplicação de cada provas piagetianas.	52

Lista de Figuras

1	Estrutura simplificada de um neurônio artificial.	20
2	Estrutura de interligação de ETD multicamadas.	23
3	Diagrama de bloco da aprendizagem supervisionada.	26
4	Diagrama de bloco da aprendizagem sem o professor.	27
5	Atores preliminares do sistema e suas ações.	34
6	Atores e o modelo computacional.	35
7	Sequências de operações no modelo.	36
8	Tela inicial da interface gráfica utilizada.	37
9	Tela para definição dos dados de treinamento.	38
10	Tela para definição de percentuais de dados para testes do modelo.	40
11	Desempenho do modelo com duas camadas.	41
12	Desempenho do modelo com uma camada com 27 neurônios	42
13	Desempenho do modelo com 17 neurônios na camada oculta.	43
14	Comparação de desempenho do modelo com 18 e 19 neurônios na camada oculta.	43
15	Tela para a definição do tamanho da estrutura do modelo.	44
16	Tela para treinamento do Modelo.	45
17	Tela para acompanhar o treinamento do modelo.	46
18	Interface gráfica para avaliação do modelo.	46
19	Interface gráfica guardar os resultados obtidos com o modelo.	47
20	Interface gráfica para teste do modelo.	53
1	Termo de Consentimento Livre e Esclarecido	60
2	Algoritmo para elaboração do modelo computacional baseado em RNA	61
20	Modelo de prova de Seriação - p.1.	63
21	Modelo de prova de Seriação - p.2.	64
22	Modelo de conservação de conjuntos discretos - p.1.	66
23	Modelo de conservação de conjuntos discretos - p.2.	67
24	Modelo de conservação de conjuntos discretos - p.3.	68
25	Modelo de conservação de quantidade de líquido - p.1.	71
26	Modelo de conservação de quantidades de líquidos - p.2.	72
27	Modelo de composição de quantidade de líquido - p.1.	73
28	Modelo de composição de quantidades de líquidos - p.2.	74
29	Modelo de conservação de massa - p.1.	76
30	Modelo de conservação de massa - p.2.	77
31	Modelo de troca de critério (dicotomia) - p.1.	79
32	Modelo de troca de critério (dicotomia) - p.2.	80
33	Modelo de prova de inclusão de classes - p.1.	81
34	Modelo de prova de inclusão de classes - p.2.	82
35	Modelo de prova de intersecção de classes - p.1.	83
36	Modelo de prova de intersecção de classes - p.2.	84

Lista de Siglas

AEE	Atendimento Educacional Especializado
CEP	Código de Endereçamento Postal
CAPS	Centro de Atenção Psicossocial
CETIS ...	Centro de terapias Integradas de Salvador
CEEBA ..	Centro de Educação especial da Bahia
COGESP	Coordenação de Gestão de Ações Estratégicas e de Planejamento
COFAM .	Centro de Orientação Familiar
CEPRED	Centro Estadual de Prevenção e Reabilitação da Pessoa com Deficiência
CNS	Conselho Nacional de Saúde
EAD	Educação à Distância
ETD	Elementos de Tomada de Decisão
FAMETTIG	Faculdades Integradas Olga Mettig
FEBA ...	Faculdade de Educação da Bahia
FTC	Faculdade de Tecnologia e Ciências
NEP	Núcleo de Pesquisas e Estudos
MATLAB	<i>Matrix Laboratory</i>
MCOE ...	<i>Multi Cooperative Environment</i>
MLP	<i>Perceptron</i> Múltiplas Camadas
NACPC ..	Núcleo de Atendimento à Criança com Paralisia Cerebral
PICEB ...	Projetos Inovadores para a educação Básica
SECULT .	Secretaria Municipal de Educação, Cultura, Esporte e Lazer
SETMUS	Sistema Especialista para Teoria Musical
UCSAL ..	Universidade Católica de Salvador
UEPG ...	Universidade Estadual de Ponta Grossa
UNEB ...	Universidade Estadual da Bahia
UNICID .	Universidade Cidade de São Paulo
UML	Linguagem de Modelagem Unificada

Introdução

A aprendizagem é um tema que envolve pesquisadores, professores, pedagogos e psicopedagogos. Avaliar as formas que levam o indivíduo a desenvolver-se e construir conhecimento, interessa a estes profissionais. Conforme afirmam Lucca, Mancine e Dell’Agli (2008), nos dias atuais, é identificado um crescente número de crianças que sinalizam dificuldade de aprendizagem. Este fato é verificado em escolas públicas, mas também é realidade em escolas particulares. Diante desse quadro, caso existisse uma ferramenta didático-pedagógica computacional, capaz de auxiliar os psicopedagogos na indicação da conduta cognitiva de indivíduos, a partir de avaliações clínicas prévias, talvez fosse possível encaminhar aqueles que apresentassem dificuldades de superar situações-problema propostas pelo sistema, para tratamento especializado e, por conseguinte, minimizar os problemas de dificuldade de aprendizagem futuros, uma vez que a ferramenta indicaria a possível conduta cognitiva precocemente, sinalizando uma investigação didático-pedagógica mais apurada.

Entretanto, trabalhos desenvolvidos na área de educação relacionados com a psicopedagogia clínica, mais precisamente voltados a verificação da conduta cognitiva, que se correlacionam a aprendizagem, apresentam, em sua maioria, análise do comportamento do indivíduo por meio de instrumentos que envolvem provas projetivas e provas piagetianas dentre outros. Baseado em publicações acadêmicas registradas desde o início dos anos 2000, tais como as de (JUNIOR et al., 2002), (AGUIAR; HERMOSILLA, 2007) e (COSTA et al., 2009), mesmo com os avanços tecnológicos e o desenvolvimento de sistemas inteligentes, ainda não se verifica a utilização intensa e específica de métodos computacionais, com elementos de tomada de decisão (ETD), na contribuição da identificação de condutas do pensamento cognitivo, o que poderia auxiliar na elaboração do diagnóstico psicológico clínico, a respeito do desenvolvimento da aprendizagem do indivíduo. Diante disso se estabelece o problema a ser explorado por esta pesquisa e que é apresentado na seção seguinte.

1.1 Definição do problema

Um modelo computacional, com elementos de tomada de decisão, pode efetivamente subsidiar práticas avaliativas apontando com eficiência os indícios da conduta cognitiva, a partir de resultados de provas operatórias piagetianas, aplicadas com crianças que estão no estágio operatório concreto?

Nestes sentido foram definidos os objetivos apresentados na seção seguinte.

1.2 *Objetivos*

Nesta seção são apresentados o objetivo geral e os objetivos específicos que norteiam o trabalho de pesquisa proposto.

1.2.1 *Objetivo Geral*

Desenvolver um modelo computacional, com elementos de tomada de decisão, para subsidiar práticas avaliativas das condutas cognitivas.

1.2.2 *Objetivos específicos*

Como objetivos específicos foram estabelecidos os seguintes:

- Determinar o elemento de tomada de decisão a ser empregado no modelo computacional;
- Estabelecer os padrões de conduta cognitiva na perspectiva de Jean Piaget, a serem identificadas pelo modelo computacional desenvolvido;
- Testar o desempenho do modelo computacional na indicação da conduta cognitiva de indivíduos.

Na seção seguinte é apresentado a motivação do trabalho.

1.3 *Motivação*

A motivação para a realização da pesquisa foi a possibilidade de associar as provas operatórias piagetianas a um modelo computacional, visto que as condutas cognitivas definidas como conservativa, não conservativa e intermediária, obedecem padrões próprios de resposta que sinalizam o estágio de desenvolvimento da aprendizagem. Esta associação permitiria a elaboração de uma ferramenta computacional, para apontar indícios das condutas cognitivas e auxiliar os psicopedagogos na investigação mais detalhada dos indivíduos que sinalizassem alguma espécie de incompatibilidade na conduta cognitiva. Sendo assim, a contribuição deste trabalho reside em poder compôr uma das etapas estratégicas de avaliação psicopedagógica, na identificação das condutas cognitivas de

indivíduos, servindo como elemento sinalizador da necessidade de aprofundamento na análise diagnóstica. Contudo, a pesquisa apresentou as seguintes limitações: como agente limitante foi identificado o acesso aos resultados das aplicações das provas operatórias piagetianas em unidades escolares, centros educacionais, fundações e institutos que realizam estudos e práticas da psicopedagogia clínica, visto que o resultado das provas operatórias revelam aspectos particulares de cada indivíduo. Além disso, não é prática das escolas a aplicação destas provas, pois, nem sempre, as escolas têm a presença de psicopedagogos. A alternativa para superar essa dificuldade foi a compra do material que subsidia a aplicação das provas operatórias e a participação de psicopedagogos nesta pesquisa para aplicação das provas com alunos, cujos pais e/ou responsáveis assinaram um termo de livre consentimento, cujo modelo é apresentado no apêndice desse trabalho.

Outro fator que afetou diretamente à pesquisa foi uma greve deflagrada na rede municipal de ensino, que coincidiu com o período de coleta de dados realizada pelos psicopedagogos. Esse fato limitou a quantidade de unidades educacionais visitadas, bem como o número de alunos potenciais participantes da pesquisa.

Descritos os elementos motivadores e limitantes para a elaboração desse trabalho, a seção seguinte apresenta as hipóteses levantadas na solução do problema que conduziu a elaboração dessa dissertação.

1.4 Questões e hipóteses

As hipóteses levantadas para a investigação sugerida nessa pesquisa foram as seguintes:

- As condutas cognitivas apresentam padrões próprios de resposta já identificados nas pesquisas piagetianas; esses padrões poderiam ser identificados por meio de um modelo computacional;
- A codificação numérica dos padrões de conduta, numa combinação de zeros e uns, poderia facilitar o processamento do modelo computacional, visto que as operações internas do modelo são baseadas em códigos binários;
- O modelo computacional, que apresentasse elementos de tomada de decisão especializados em reconhecimento de padrões, facilitaria a identificação de conduta cognitiva de indivíduos.

Entretanto, para a verificação dessas hipóteses, seria necessário estabelecer a metodologia utilizada para o desenvolvimento do modelo computacional proposto e destinado a identificação da conduta de indivíduos. Essa metodologia é descrita na próxima seção.

1.5 Aspectos metodológicos

Os aspectos metodológicos que compuseram o desenvolvimento da pesquisa foram divididos em etapas que são apresentadas a seguir:

- escolha do método de pesquisa;
- elaboração do modelo computacional;
- levantamentos de dados para teste do modelo;
- teste efetivo do modelo e comparação com resultados esperados.

A escolha do método de pesquisa foi baseado nas características do objeto de investigação que envolvem comportamento de conduta cognitiva, análise de desempenho sob o ponto de vista piagetiano e processamento computacional. Nesse sentido o método que norteou o processo exploratório foi o indutivo, visto que buscou-se a elaboração do modelo computacional, a partir da análise dos resultados particulares, da aplicação das provas piagetianas, em uma amostra composta por crianças. Durante a elaboração da pesquisa, cinco etapas foram seguidas que foram as seguintes: observação, hipótese, experimentação, comparação e generalização

Na etapa de observação, provas operatórias piagetianas foram aplicadas por psicopedagogos aos indivíduos da referida amostra, a fim de identificar os padrões das condutas cognitivas piagetianas em cada um. As provas representaram um dos instrumentos utilizados no Diagnóstico Psicopedagógico Clínicos de indivíduos. Elas podem ser utilizadas como parâmetro para a verificação do desenvolvimento cognitivo. No entanto, o desempenho do indivíduo para as situações problemas sugeridas, em cada prova operatória piagetiana, pode indicar pistas para a compreensão da conduta cognitiva e sinalizar possíveis problemas de aprendizagem. Diante disso do total de onze provas operatórias, apenas oito (as provas de seriação, conservação de pequenos conjuntos discretos, conservação de quantidade de líquidos, conservação de matéria, conservação da composição da quantidade de líquido, classificação de mudança de critério, intersecção de classes e inclusão de classes) foram aplicadas no trabalho experimental, devido ao respeito da faixa etária das crianças (crianças dos 6 aos 9 anos de idade) que representaram a amostra de estudo, bem como a disponibilidades dos avaliadores e das unidades escolares para aplicação do método.

Os três avaliadores que auxiliaram a pesquisa na coleta de dados, aplicaram as provas operatórias em 5 alunos, de cada uma das seguintes escolas municipais: Escola Municipal Piratini, Escola Municipal Padre Confa e Escola Soror Joana Angélica. Um dos cenário para aplicação das provas foi a Escola Municipal Soror Joana Angélica, localizada na rua Santa Clara do Desterro, no bairro de Nazaré, que é uma escola de ensino regular, sem dinâmica especializada para a educação de pessoas com comprometimentos intelectuais.

Ou seja, na instituição, há inclusão de crianças com alguma deficiência cognitiva convivendo com alunos sem deficiência cognitiva. As crianças envolvidas na pesquisa não apresentavam deficiência cognitiva, clinicamente comprovada.

Outro cenário de aplicação do trabalho experimental foi a Escola Municipal Piratini, localizada na rua Mario Bestetti, alto do São João, número 25, bairro de Pituvaçu. Este espaço educacional de ensino fundamental atende crianças que residem nas comunidades próximas ao Parque Metropolitano de Pituvaçu. Diferente da escola citada anteriormente, esta unidade escolar não presta serviços educacionais à crianças com necessidades especiais, ou seja, não promove a convivência de crianças ditas normais com crianças que apresentam alguma deficiência cognitiva.

A outra unidade escolar que serviu de cenário para o levantamento de dados para a validação do modelo computacional, por meio da aplicação das provas piagetianas, foi a Escola Municipal Padre Confa, localizada na rua Desembargador Manoel Pereira, s/nº, bairro do Costa Azul. Nessa unidade escolar, os estudantes e professores são orientados pela diretoria, a desenvolver suas atividades pedagógicas, de forma articulada, por meio de elementos tecnológicos tais como *tablets* e redes de computadores. Não há, na escola, prestação de serviços educacionais voltados à crianças com necessidades especiais, como ocorre na primeira unidade escolar citada.

A quantidade de escolas utilizadas na pesquisa tem relação com a facilidade de acesso encontrada, pois no período da coleta de dados houve greve no sistema público de ensino, o que comprometeu com o número de indivíduos e unidades escolares pesquisadas. Mais detalhes são descritos no capítulo que abordou a experimentação do modelo computacional. Na etapa de hipótese, foi suposto que as condutas cognitivas possuíam padrões próprios, codificáveis numericamente, e passíveis de serem identificados por um modelo computacional, com elementos de tomada de decisão. Neste sentido, a etapa de experimentação envolveu a elaboração do modelo computacional, baseado na ferramenta computacional chamada MATLAB, e seu treinamento por meio de resultados simulados da aplicação das provas operatórias piagetianas.

A etapa de experimentação consistiu em submeter ao modelo computacional elaborado e treinado, os resultados das provas piagetianas obtidos na etapa de observação, a fim de comparar (etapa de efetivo teste do modelo) as indicações do modelo computacional sobre a conduta cognitiva dos indivíduos da amostra, com o diagnóstico identificado pelos psicopedagogos. As comparações entre o diagnóstico emitido pelos psicopedagogos e as indicações de conduta sugeridas pelo modelo, serviram para a avaliação do desempenho do sistema computacional desenvolvido.

Os resultados verificados são apresentados por meio da organização indicada na seção seguinte.

1.6 Organização da Dissertação de mestrado

Este documento apresenta 4 capítulos e está estruturado da seguinte forma:

- **Capítulo 1 - Introdução:** Contextualizou o âmbito, no qual a pesquisa proposta está inserida. Apresentou, portanto, a definição do problema, objetivos geral e específicos, limitantes e justificativas da pesquisa, bem como sua estruturação em termos de capítulos;
- **Capítulo 2 - A epistemologia genética e a inteligência artificial:** apresentou o ETD como ferramenta básica do modelo e sua forma de identificação de padrões de conduta cognitiva, bem como aspectos da epistemologia genética a respeito de aprendizagem humana, descrição de cada tipo de conduta cognitiva e estágios de desenvolvimento humano sob o ponto de vista piagetiano;
- **Capítulo 3 - Um modelo computacional para subsidiar práticas avaliativas das condutas cognitivas:** este capítulo apresentou o detalhamento do modelo computacional, descrevendo sua arquitetura interna e algoritmo associado ao seu funcionamento. Por meio da Linguagem de Modelagem Unificada (UML), diagramas específicos, tais como diagramas de classe de uso e diagramas de sequência foram elaborados e auxiliaram no entendimento e definição de características do software MATLAB utilizado na modelagem, bem como os requisitos básicos de comportamento, estrutura lógica e dinâmica de processos.
- **Capítulo 4 - Trabalho experimental e desenvolvimento da pesquisa:** Neste capítulo foram apresentados a estrutura do modelo computacional proposto, descrevendo suas representações gerais e funcionalidades, seus elementos básicos, atores e seus papéis dentro da estrutura. Além disso foram descrito os cenários de aplicação das provas operatórias piagetianas, que foram utilizadas para testar o modelo computacional, bem como aspectos relativos à amostra utilizada na pesquisa e a análise dos resultados obtidos.
- **Considerações Finais** Apresenta as conclusões, contribuições e algumas sugestões de atividades de pesquisa a serem desenvolvidas no futuro.

Esta seção finaliza a introdução desta dissertação, convidando o leitor a apreciar as etapas de construção de conhecimento, na elaboração de um modelo computacional para subsidiar práticas avaliativas das condutas cognitivas, que são apresentadas nos capítulos seguintes.

A epistemologia genética e a inteligência artificial

Este capítulo apresenta uma visão geral da aplicação dos ETD, no reconhecimento e aprendizagem de padrões, baseada em publicações acadêmicas registradas desde o início dos anos 2000. O objetivo básico é apresentar o contexto no qual se insere o trabalho, bem como sua utilização para a elaboração do modelo computacional. Nesta perspectiva são descritos o processo de reconhecimento de padrões e sua aplicação como auxílio em avaliações diagnósticas da conduta do comportamento cognitivo de indivíduos.

Além dos ETD, este capítulo aborda aspectos da epistemologia genética, desenvolvidos pelo biólogo suíço Jean Piaget, relacionados com o desenvolvimento cognitivo humano e com a aprendizagem, fundamentais para compreensão da elaboração do modelo computacional.

2.1 Visão geral de aplicações de ETD

A evolução da tecnologia, verificada nos últimos anos, promoveu o desenvolvimento de computadores com alta capacidade de processamento paralelo e automação de tarefas específicas, por meio de algoritmos de tomada de decisões similares ao raciocínio humano. A elaboração das estruturas computacionais que envolvem a criação de *softwares*, desenvolvimento de banco de dados e compiladores, e promovem a edição e simulação de algoritmos gerados, é objeto de estudo do ramo da Engenharia de *Software* chamado de Inteligência artificial.

Conforme relata Haykin (2001), desde o início dos anos 40, quando há registros das pesquisas realizadas por Warren McCulloch e Walter Pitts (1943), considerados precursores no estudo de ETD e reconhecimento de padrões, muitos acadêmicos têm apresentado suas definições sobre o tema. O próprio Haykin (2001) definiu ETD como uma espécie de processador, paralelamente distribuído, composto por unidades simples, que têm a propensão de armazenar conhecimento, por meio de algoritmo de aprendizagem, e torná-lo disponível para uso. O conhecimento adquirido por estas estruturas é armazenado nos fatores de ponderação presentes nas interligações de suas conexões básicas.

Para Braga, Carvalho e Ludemir (2000) ETD são modelos matemáticos que tentam assemelhar-se às estruturas neurais humanas e que têm capacidade computacional adquirida na solução de problemas complexos de reconhecimento, identificação ou classificação de padrões, por meio de aprendizado e generalização.

Filho e Abe (2000) afirmam ETD são modelos cartesianos, concebidos sob a abordagem denominada *bottom-up*, na perspectiva de simular partes de funções mentais do cérebro.

Na abordagem *bottom-up* a análise é feita seguindo das partes para o todo do problema abordado, ou seja, considera-se inicialmente a descrição detalhada dos elementos básicos. Esses elementos básicos são então associados, em vários níveis, até que uma composição completa do sistema seja obtida. Por isso os elementos citados são concebidos segundo essa abordagem.

Sintetizando as definições apresentadas, pode-se dizer que ETD são estruturas computacionais, regidas por um processamento, que permite seu aprendizado para a solução de problemas complexos. Considerando a tentativa de enfatizar a capacidade da solução de problemas pelo aprendizado, apresentada por esta síntese, autores como Ambrósio (2002), Zanata (2005) e Santos et al. (2005), representantes de distintas áreas de estudo, desenvolveram trabalhos acadêmicos que são descritos a seguir.

Ambrósio (2002) utilizou os ETD como ferramenta de apoio ao diagnóstico em Medicina. O trabalho consistiu no desenvolvimento de um sistema computacional, para auxílio ao médico radiologista na confirmação de diagnóstico das chamadas lesões intersticiais pulmonares. O exame radiológico para esse grupo é de difícil interpretação, mesmo para profissionais bem treinados, visto o grande número de patologias e a semelhança entre elas. Sendo assim, treinando a estrutura computacional com dados obtidos por meio do protocolo gerado por especialistas, a partir da revisão de casos com diagnóstico confirmado para determinadas patologias, foi possível desenvolver um sistema que funcionava como um classificador de padrões de patologias de saída, dado um conjunto de dados de entrada.

Contudo, não apenas na Medicina foi identificado o uso de ETD. Envolvendo a área de Engenharia de Processos Químicos Industriais, Zanata (2005) desenvolveu um simulador dinâmico, baseado em modelo não linear de uma coluna de destilação multicomponente, para aquisição de dados. O objetivo foi obter um sensor, a partir do modelo desenvolvido, capaz de estimar instantaneamente a composição dos produtos no topo da referida coluna. Nesse trabalho no qual foi incluso um estudo sobre a influência do treinamento parcial no desempenho do sensor virtual, desenvolveu-se um dispositivo operacional capaz de estimar, em tempo real, a composição dos produtos de uma coluna de destilação, a partir de informações do tipo temperaturas e pressões em diversos pontos da coluna e vazões de entrada, de saída e de reciclo.

No campo da Engenharia Biomédica, Santos et al. (2005) descreveram o desenvolvimento de um sistema para a predição da soroprevalência da Hepatite A, por meio de modelos de regressão logística e ETD. Neste trabalho a capacidade de classificação foi aplicada aos resultados extraídos do modelo de regressão logística, que utilizou uma amostra de indivíduos do município de Duque de Caxias, no estado do Rio de Janeiro, para o estudo. A eficiência medida neste estudo foi acima de 80% comprovando a aplicação satisfatória da técnicas e modelos envolvidos.

Embora os trabalhos citados anteriormente estejam relacionadas a áreas distintas do conhecimento, todos possuem aspectos comuns tais como, utilização de algum ETD para

classificação ou reconhecimento de padrões, o uso de ferramentas e modelos computacionais e a obtenção de resultados com relativa eficiência ou exatidão. Entretanto estes trabalhos representam uma pequena amostra dos mais de 50 trabalhos que podem ser encontrados em termos de publicações acadêmicas envolvendo ETD.

Relacionando modelos computacionais e educação é possível identificar publicações que discorrem sobre o tema. Neste sentido Junior et al. (2002) propuseram, em seu artigo, uma aplicação chamada de AUXILIAR a fim de potencializar a aprendizagem em ambientes colaborativos de ensino à distância. Nessa aplicação foi desenvolvida uma base de conhecimento composta de experiências vivenciadas da relação aluno e professor, e disponibilizadas para literalmente, auxiliar, tanto o professor quanto os alunos na solução de dúvidas e até mesmo no estabelecimento das tarefas e avaliações a serem desempenhadas. Nesse trabalho foi utilizado o paradigma do raciocínio baseado em caos, que consiste em uma metodologia de resolução de problemas utilizando adaptações de soluções anteriores similares aos problemas abordados.

Outro trabalho foi publicado por Aguiar e Hermosilla (2007) apresentando quatro projetos de aplicação de ETD, Engenharia da Computação e Ciência da Computação associados à área da educação. O primeiro projeto consistia na elaboração colaborativa de museu virtual, por um grupo de alunos, com o objetivo de desenvolver uma ferramenta multi-usuário, com avatares, e que funcionava via *internet* com características das comunidades virtuais e realidade aumentada. O segundo projeto representava um jogo educacional, denominado *Multi Cooperative Environment*(MCOE), no qual um par de alunos tentam solucionar problemas, ao longo de uma sessão, por meio da associação do conhecimento prévio de cada jogador, combinado com as ferramentas do personagem escolhido. O terceiro projeto representava uma ferramenta de diagnóstico interativo na qual estudantes visualizavam e manipulavam representações próprias. Na interação com o sistema, o estudante era envolvido num diálogo sobre suas crenças a respeito de determinado assunto, elaborando seu próprio modelo conceitual. O conteúdo identificado na interação estudante-sistema revelava os fatos que o estudante absorveu sobre os termos do assunto estudado. O quarto projeto consistiu na apresentação de um sistema especialista para teoria musical (SETMUS), como ferramenta não tradicional para o ensino e aprendizagem de música. Por meio do SETMUS o professor é capaz de acompanhar a evolução do estudante e identificar seus pontos deficientes de aprendizagem, enquanto que o aprendiz dita seu ritmo de aprendizagem.

Ainda relacionando ETD e educação, Costa et al. (2009) publicaram um trabalho sobre transtornos de aprendizagem, numa aplicação que auxiliava o estudo de pessoas com dislexia. O objetivo do trabalho foi apresentar um sistema inteligente capaz de identificar pessoas com déficit de atenção e dislexia, por meio de classificação probabilística. As pessoas identificadas podiam ser encaminhadas para um atendimento específico, com profissional psicopedagogo, de modo a minimizar o comprometimento da aprendizagem escolar.

Diante do exposto, no que se refere aos trabalhos que relacionam educação e ETD, surge,

por meio dessa pesquisa, o desejo de elaborar uma proposta de modelo computacional para apontar indícios da conduta cognitiva de crianças entre 6 e 9 anos de idade, tendo como base as provas operatórias piagetianas. Ou seja, os resultados das provas operatórias servem como dados de entrada para o modelo computacional proposto, que deve fornecer na saída respostas que indiquem tendências conservativas, não-conservativas ou de caráter intermediário, no comportamento da conduta cognitiva dos indivíduos avaliados. Àqueles indivíduos sinalizados com condutas cognitivas não apropriadas para o seu desenvolvimento cronológico, poderiam ser atendidos de forma mais específica, pelo psicopedagogo, que aprofundaria seu estudo para diagnóstico mais detalhado.

O modelo computacional proposto não se apresenta como substituto do avaliador, profissional capacitado para a aplicação das provas operatórias, ou uma ferramenta para diagnóstico clínico psicopedagógico, visto que habilidades e competências específicas devem ser desenvolvidas pelo profissional executante e as respostas fornecidas pela estrutura proposta no computador são baseadas em algoritmos estatísticos e probabilísticos; a contribuição do trabalho reside em poder compôr uma das etapas de estratégia de avaliação psicopedagógica na identificação das condutas cognitivas de indivíduos, servindo para sinalizar a necessidade de aprofundamento da análise diagnóstica, com aplicação de outras estratégias como provas projetivas, provas de leitura, provas de matemática, avaliação interdisciplinar dentre outras.

Dessa forma, este trabalho apresenta a proposta acadêmica de desenvolver um modelo computacional com ETD, capaz apontar indícios da conduta cognitiva, a partir das provas operatórias piagetianas como dados de entrada.

Adicionalmente, a evolução do modelo computacional para uma plataforma na qual o aprendiz interagisse ludicamente e diretamente com o sistema, pode dispensar a aplicação das provas operatórias, pois se espera que as respostas do modelo sejam confiáveis e auxiliie o psicopedagogo; este fato pode poupar o aprendiz a ser submetido ao total de onze provas operatórias piagetianas e aumentar a disponibilidade do psicopedagogo para atendimentos.

A seção seguinte apresenta aspectos relevantes a respeito da aprendizagem humana, sob a perspectiva piagetiana, bem como a descrição das características das condutas a serem identificadas pelo modelo computacional desenvolvido.

2.2 *Estágios de desenvolvimento do indivíduo*

As formas pelas quais o ser humano aprende e se desenvolve, foram aspectos que inquietaram Jean Piaget. Apesar de ser biólogo por formação, o pesquisador genebrino ganhou projeção internacional como psicólogo e educador, interessado em investigar tais

aspectos. Diante disso estudou filosofia, interessando-se pela epistemologia¹. Contudo não se limitou a realizar experimentação científica (PIAGET, 1967).

Buscando responder suas inquietações, ele se definiu como um epistemólogo e intitulou sua obra como Epistemologia Genética. No sentido amplo a Epistemologia pode ser definida como uma reflexão sobre os métodos empregados nas Ciências (*epitêmê* - ciência; *logos* - tratado, estudo). Na concepção piagetiana o objetivo da Epistemologia Genética era:

[...] pôr a descoberto as raízes das diversas variedades de conhecimento, desde as suas formas mais elementares, e seguir sua evolução até os níveis seguintes, até, inclusive, o pensamento científico[...]Epistemologia é a teoria do conhecimento válida e, mesmo que esse conhecimento seja jamais um estado e constitua sempre um processo, esse processo é essencialmente a passagem de uma validade menor para uma validade superior(PIAGET, 1970, p.3).

O trecho citado, além de indicar o objetivo da epistemologia Genética, sinaliza o aspecto filosófico da teoria desenvolvida por Piaget (1978), que se preocupou em descobrir como ocorre a evolução do indivíduo de um estado de manipulação de objetos e quantidades, para um estado em que os conceitos são internalizados e a abstração permite a compreensão e o conhecimento. Contudo não apenas a preocupação da evolução do conhecimento no indivíduo o intrigava; mas também a maneira como o conhecimento nasce no ser humano.

Dessa forma iniciou seus estudos com seus próprios filhos, elegendo assim a criança como seu sujeito de investigação e tornando a psicologia infantil seu campo de estudo; concentrou suas pesquisas na compreensão das categorias de aprendizagem desde o estágio inicial até níveis mais elaborados, o que o levou a escrever sobre a teoria do desenvolvimento da inteligência. Essa teoria, elaborada a partir da abordagem psicológica de Piaget, estava preocupada com a construção de sua epistemologia, e recebeu o adjetivo de genética, pois abordava o objeto de estudo desde o estágio mais elementar até o estágio mais avançado, considerando etapas sucessivas de desenvolvimento (PIAGET, 1978).

A teoria desenvolvida pelo pesquisador suíço consistia em etapas definidas, que pressupunham que os seres humanos passavam por uma série de mudanças ordenadas e previsíveis, tendo como princípio básico o interacionismo. Nessa teoria, a criança é concebida como um ser dinâmico, que a todo o momento interage com a realidade, operando ativamente com objetos e pessoas. Essa interação com o ambiente faz com que construa estruturas mentais. O eixo central, portanto, é a interação organismo-meio e essa interação acontece por meio de dois processos simultâneos: a organização interna e a adaptação ao meio, funções exercidas pelo organismo ao longo da vida (PIAGET, 1976).

Além do interacionismo, é possível identificar na obra desenvolvida pelo pesquisador suíço, conceitos do princípio da gênese. Essa obra foi elaborada em uma época em que os estudos em psicologia baseavam-se em três correntes filosóficas de pensamento: a corrente beha-

¹A epistemologia, ramo da filosofia interessada na natureza dos fatos e validade do conhecimento é objeto de estudo de muitos pesquisadores

vorista, a corrente da forma ou Gestalt ² e a corrente psicanalítica ou freudiana. Cada corrente de pensamento possuía semelhanças e divergências com o pensamento piagetiano a respeito do desenvolvimento cognitivo humano.

O Behaviorismo foi a corrente filosófica que tinha nos teóricos tais como Watson e Skinner, alguns dos seus principais representantes. Considerava o ser humano um organismo vivo como qualquer outro, negligenciando a capacidade de simbolismo humano se sua manifestação no comportamento intelectual, emocional e na linguagem. Os estudiosos dessa linha de pensamento consideravam que o conhecimento era resultado da experiência individual, motivado por aspectos de conduta como o instinto e hábitos pessoais. Diante disso, os estudos sobre aprendizagem concentravam-se nesses aspectos, buscando leis gerais e postulados que descrevessem, medissem e controlassem o comportamento (PALANGANA, 2001).

A corrente da forma representada basicamente por estudiosos como Wertheimer, Koffka e Kurt Lewin, conforme disserta Palangana (2001), procurou explicar que o conhecimento e aprendizagem não poderiam ser descritos por meio da consciência humana, nem pela análise de comportamento baseado na combinação de estímulo e resposta, motivados pelo instinto ou hábitos humanos. Para os teóricos da corrente da forma ou Gestalt, o conhecimento ocorre pois existe no ser humano uma capacidade interna que o leva a conhecer, e aprender é o processo de substituir uma forma ou organização de pensamento por outra. Essa corrente filosófica divergiu da teoria piagetiana, no que se refere aos processos de obtenção do conhecimento, visto que na teoria piagetiana o conhecimento necessita da interação do sujeito e objeto, para que ocorra os processos de desequilíbrios, assimilação, acomodação e reequilíbrio; na gestalt, conforme citado, o conhecimento era representado pela substituição de uma forma ou organização de pensamento, por outra.

A corrente psicanalítica, defendida por Freud(1936), era contrária em valorizar de modo intenso os processos conscientes de aprendizagem e conhecimento, defendendo a importância do inconsciente para compreender o funcionamento e o desenvolvimento da personalidade humana. Segundo Ribas (2001) Freud vê a aprendizagem na perspectiva de um processo psíquico inconsciente, no qual o desejo é o elemento motivador. Neste ponto de vista o aprendiz é sujeito e ao mesmo tempo objeto de sua aprendizagem, impulsionado por processos inconscientes.

As correntes citadas anteriormente, (exceto a freudiana que apresentam o inconsciente no processo de aprendizagem até então não estudado), poderiam ser analisadas sob dois aspectos: o inatismo e o ambientalismo. No inatismo o sujeito se impõe sobre o objeto, considerando fatores próprios do indivíduo como, por exemplo, o instinto; no ambientalismo, o ambiente se sobrepõe ao sujeito exercendo influência ilimitada sobre suas escolhas. Neste aspecto o objeto se impõe perante ao sujeito. Neste contexto, a teoria psicogenética piagetiana, assim como a freudiana, não segue a linha de raciocínio dos ambientalistas nem dos inatistas. A corrente piagetiana é construída por meio de métodos particulares,

²Gestalt é um termo de origem alemã, que não possui tradução para a língua portuguesa, mas está intimamente relacionado com o processo de dar forma ou configurar

considerando a relação mútua entre sujeito e objeto e, apresentando-se como uma alternativa à correntes de pensamento a respeito do desenvolvimento cognitivo humano. Para explicitar melhor seus pensamentos, o biólogo suíço teve o cuidado de detalhar os alicerces de sua teoria e como estes influenciavam na construção do conhecimento. Diante disso, o processo de adaptação ao meio foi definido por ele, como o próprio desenvolvimento da inteligência, ocorrendo por meio de dois processos dialéticos distintos: a assimilação e acomodação. Na concepção de Piaget (1976), a evolução cognitiva do indivíduo acontece quando este, envolvido em processos de interação com outros indivíduos ou em contato com objetos, assimila informações de forma organizada, por meio de estruturas de pensamento que viabilizam novas formas de interação, a medida que novas informações são assimiladas às estruturas internas. Dessa forma as estruturas de raciocínio se desenvolvem dialeticamente, por meio de sucessivos desequilíbrios e re-equilíbrios cognitivos em níveis crescente cada vez mais complexos.

Para Piaget (1976), a palavra assimilação foi utilizada para representar a relação entre sujeito e objeto, por meio da qual o sujeito retira informações relevantes e específicas de cada objeto e as retém, utilizando organização mental a partir de estruturas cognitivas pré-existentes. Como exemplo concreto tem-se a criança que aprende a sugar o alimento da mamadeira, a partir das informações que possui por ter sugado o seio de sua mãe. Na concepção piagetiana a assimilação era “[...] uma integração à estruturas prévias, que podem permanecer invariáveis ou são mais ou menos modificadas por esta própria integração, mas sem descontinuidade com o estado precedente, isto é, sem serem destruídas, mas simplesmente acomodando-se à nova situação” (PIAGET, 1976, p.13).

A assimilação, definida de forma geral, desempenha papel importante no desenvolvimento do conhecimento. Os esquemas³ de assimilação vão se desenvolvendo à medida que tentam dar significado aos signos presentes dentro do universo de cada indivíduo. Na etapa de acomodação, os esquemas de assimilação são modificados por meio de situações externas motivadas pelo meio, se transformando em novos esquemas de assimilação.

Tratando a acomodação, Piaget (1996) fez analogia com os “acomodatos biológicos”, (uma referência à sua formação em Biologia), para definí-la como toda modificação dos esquemas de assimilação, sob a influência de situações exteriores (o meio), as quais se aplicavam. Então em sua concepção, o indivíduo acomodado não era um ser estático; era um ser que sofreu modificações em seus esquemas de assimilação, em busca de dar significado aos signos, dentro do seu universo de significação.

Piaget (1996) considerou ainda que o processo de desenvolvimento era influenciado por fatores como: maturação (crescimento biológico dos órgãos), funcionamento de esquemas e órgãos (que contribuem na formação de hábitos), aprendizagem social (aquisição de valores, linguagem, costumes e padrões culturais e sociais) e equilíbrio (processo que definiu como autorregulação interna do organismo, que se constituía na busca sucessiva

³ A palavra esquema foi um termo incorporado por Piaget à teoria que desenvolveu, a fim de explicar as formas de organização de habilidades motoras, sensoriais e intelectuais, que ocorrem no processo de interação entre sujeito e objeto.

de reequilíbrio após cada desequilíbrio sofrido). Dessa forma a interação dos processos de assimilação e acomodação promovem o desenvolvimento do conhecimento no indivíduo.

Toda a argumentação apresentada anteriormente, sobre a construção do conhecimento sob o ponto de vista do biólogo suíço, teve como objeto de estudo e pesquisa o ser humano, desde seus primeiros dias de vida até a adolescência.

A educação, na visão piagetiana, deve possibilitar à criança um desenvolvimento amplo e dinâmico da inteligência, por privilegiar a capacidade individual de acomodação ao meio, iniciando o processo cognitivo nos reflexos do recém-nascido, e desenvolvendo-se por estágios ou etapas, até alcançar o nível do raciocínio lógico do adulto.

Diante disso afirmou que o processo de desenvolvimento poderia ser dividido em estágios de evolução, os quais cada estágio anterior preparava o indivíduo para o estágio seguinte, e definiu o processo de aprendizagem humana em estágios de desenvolvimento e começou observá-los. Os estágios definidos por Piaget (1976) foram:

- Estágio sensório-motor;
- Estágio pré-operatório;
- Estágio operatório;
- Estágio de operações formais.

Com a proposta de estabelecer estágios para o desenvolvimento intelectual, Piaget (1976) procurou descrever que todos os indivíduos conhecem ou aprendem por meio dos processos de assimilação, acomodação e equilíbrio. O conhecimento surge e se desenvolve no indivíduo, desde lactante (estágio sensório-motor) até, mais ou menos, a adolescência (estágio de operações formais), utilizando de assimilações, acomodações e equilíbrios que, por meio da interação entre sujeitos e objetos, geram desequilíbrios, novas assimilações, acomodações e reequilíbrios, promovendo uma espiral de conhecimento crescente.

A teoria desenvolvida por ele não formulou um novo paradigma para a educação e aprendizagem, mas procurou entender como o conhecimento era construído e desenvolvido. Em sua concepção, para haver conhecimento, deveria ser estabelecido um contato íntimo entre sujeito e objeto de investigação e um posicionamento ativo deste ante ao objeto, o que proporcionaria mudanças nos esquemas cognitivos.

Piaget (1996) sugeriu que a escola deveria partir de esquemas de assimilação da criança, propondo atividades desafiadoras que provocassem desequilíbrios e reequilíbrios sucessivos, promovendo a descoberta e a construção do conhecimento. Para construir esse conhecimento, as concepções infantis combinam-se às informações advindas do meio, como resultado de uma interação, na qual o sujeito é sempre um elemento ativo, que procura compreender o mundo que o cerca, e busca resolver as interrogações que esse mundo provoca.

O sujeito de posicionamento ativo, mencionado anteriormente, é aquele que compara, exclui, ordena, categoriza, classifica, reformula, comprova, formula hipóteses, etc., em uma ação interiorizada (por meio do pensamento) ou em ação efetiva (segundo seu grau de desenvolvimento). É aquele que aprende basicamente por meio de suas próprias ações sobre os objetos do mundo, e que constrói suas próprias categorias de pensamento ao mesmo tempo em que, organiza seu mundo.

Para realizar os estudos desse sujeito ativo, em cada estágio de desenvolvimento cognitivo listado anteriormente, Piaget (1976) elaborou situações-problema que contribuíam para a observação da construção do conhecimento, baseado em processos chamados por ele de assimilação, acomodação e equilíbrio. Diante disso conseguiu observar como evoluía cognitivamente o indivíduo e as formas que sinalizava seu aprendizado diante do meio. Contudo o desenvolvimento cognitivo envolve fatores motivacionais, de natureza emocional e afetiva, que não foram ignorados por Piaget.

Ele afirmava que:

[...] Do ponto de vista das relações individuais, a criança, depois dos sete anos, torna-se capaz de cooperar, porque não confunde mais seu próprio ponto de vista com o dos outros, dissociando-os mesmo para coordená-los. Isto é visível na linguagem entre crianças. As discussões tornam-se possíveis, porque comportam compreensão a respeito dos pontos de vista do adversário e procura justificações ou provas para a afirmação própria....(PIAGET, 1967, p.41)

A criança é capaz de desenvolver uma capacidade concreta de estabelecer relações com as possibilidades intelectuais do seu período cronológico. Entre os sete e os nove anos de idade, os aspectos intelectuais da criança apontam a relação entre coerência e lógica. Nesse período, dificuldades de aprendizagem podem ser observadas. Essa é a fase em que as crianças estabelecem as relações de causa e efeito, e de meio e fim. O pensamento concreto evolui para o pensamento formal e abstrato, e conceitos como justiça e liberdade são desenvolvidos. Com a intenção de investigar especificamente a fase de operações concretas do indivíduo, o pesquisador suíço elaborou situações-problema chamadas por ele de provas operatórias.

Na seção seguinte essas provas operatórias são descritas no intuito de esclarecer como as mesmas contribuem na identificação das condutas cognitivas.

2.3 Provas operatórias

As provas operatórias piagetianas podem ser consideradas como ferramentas para auxiliar na verificação de como o indivíduo aprende, ou seja, por meio da aplicação sistematizada das provas, pelo mediador do processo de investigação de aprendizagem, é possível a elaboração do diagnóstico do estágio de desenvolvimento intelectual do sujeito submetido

à avaliação. As provas não visam estabelecer métodos de ensino para contribuir com a melhoria da aprendizagem, mas visam avaliar o estágio de desenvolvimento e identificar suas condutas cognitivas. O sujeito, por meio do diagnóstico, é identificado como possuidor de conduta cognitiva de caráter conservativo, intermediário ou não-conservativo. É importante lembrar que esta classificação não é rígida e imutável, mas é temporária, pois indica o estágio de desenvolvimento cognitivo momentâneo.

Piaget e Szeminska (1975) apresentam os parâmetros que caracterizam cada tipo de conduta cognitiva e os padrões de comportamento que são descritos a seguir:

- Conduta conservativa: nesse tipo de conduta o indivíduo apresenta posicionamento estável diante das situações-problemas sugeridas. Este posicionamento utiliza um ou mais argumentos nos quais verificam-se aspectos de reversibilidade, compensação e identificação;
- Conduta não conservativa: esse tipo de conduta se contrapõe à conduta conservativa uma vez que o indivíduo, na maioria das vezes, não apresenta argumentos para justificar suas respostas em relação às situações-problema apresentadas;
- Conduta intermediária: esse tipo de conduta se caracteriza por identificar indivíduos que não apresentam um posicionamento estável para as situações-problemas sugeridas. Para determinada situação o indivíduo apresenta conduta conservativa; em outras, situações o mesmo indivíduo apresenta conduta não conservativa.

As hipóteses de Piaget (1976) quanto ao processo de aprender do ser humano foram estudadas por meio das provas de diagnóstico operatório que, uma vez submetidas a grupos de crianças de determinadas faixas etárias, podiam identificar o desenvolvimento cognitivo bem como os conceitos que ainda não consolidados, isto é, construídos. Por meio das provas operatórias, situações-problema são apresentadas às crianças por psicopedagogo, que analisa e avalia as respostas dadas pelas crianças, emitindo o diagnóstico da conduta cognitiva observada.

As provas de diagnóstico operatório mencionadas anteriormente foram listadas a seguir:

- Provas de seriação;
- Provas de classificação;
- Prova de conservação;
- Provas para pensamento formal.

Por meio das provas de seriação, é possível comparar objetos e identificar diferenças entre eles; neste sentido são estabelecidas relações tais como tamanho, espessura e peso. A comparação e a identificação das diferenças entre os objetos contribui para que se estabeleça

as relações entre as informações que as crianças recebem do meio social, somadas a uma construção interior, no caso uma relação mental denominada seriação. Na manipulação de objetos, a criança percebe suas semelhanças e diferenças bem como associa as noções de quantidade (PIAGET; INHELDER, 1983).

As provas piagetianas de classificação permitem que o avaliador investigue o estágio da conduta cognitiva da criança, com relação a seleção e inclusão de classe de objetos, bem como o funcionamento e desenvolvimento das funções lógicas do sujeito. É investigada a compreensão da criança entre partes e todo de determinados conjuntos de objetos, buscando determinar o seu nível de pensamento.

Nas provas de conservação são verificadas as estruturas cognitivas do indivíduo avaliado, analisando suas justificativas diante das situações-problemas apresentadas, baseadas em conceitos como reversibilidade, identidade e compensação, na indicação da conservação das quantidades dos objetos apresentados.

As provas do pensamento formal têm como objetivo principal avaliar a capacidade de indivíduos compreenderem combinações lógicas, propostas a partir de situações-problema. A construção do pensamento formal é revelado na possibilidade dos indivíduos relacionarem associações de objetos, por meio da lógica de proposições, a fim de resolver situações-problema que envolvem exclusão, inclusão, disjunção, implicação, dentre outras. As provas do pensamento formal buscam identificar a estruturação das operações concretas de modo qualitativo (PIAGET; INHELDER, 1983).

Os procedimentos de execução das provas mencionadas anteriormente, chamados de protocolos psicopedagógicos para diagnóstico clínico, são descritos nos anexos. A seção seguinte apresenta as características dos padrões de conduta, obtidos a partir das provas piagetianas, e que devem ser identificados pelo modelo computacional proposto. Cada tipo de conduta apresenta padrão específico e associado ao grau de desenvolvimento intelectual do indivíduo, e estes são discutidos na próxima seção, a partir das provas piagetianas.

2.4 Padrões diagnósticos das provas operatórias

Apesar das provas operatórias, citadas anteriormente, serem aplicadas com elementos concretos distintos tais como ramo de flores, copos, fichas e barbantes, as respostas apresentadas pelo indivíduo tendem a seguir padrões que se adequam a algum dos três tipos de conduta possível, (conservativa, não conservativa ou intermediária) conforme a teoria piagetiana. Diante disso, o resultado apresentado pelo mediador no relatório de avaliação psicopedagógica, com base nas provas operatórias, pode indicar a necessidade de uma avaliação diagnóstica mais detalhada.

As provas piagetianas se constituem em um dos instrumentos que auxiliam o psicopedagogo na avaliação diagnóstica de conduta cognitiva. Nesse sentido Piaget (1976) sugeriu que, na aplicação de cada prova operatória, sejam identificadas o conjunto de respostas

típicas associadas ao estágio de pensamento da criança e correlacionadas com as condutas já citadas. Essas respostas obtidas em cada prova operatória, a partir de indagações realizadas pelo avaliador, auxiliam no diagnóstico da conduta a ser identificada

Assim, foram elaborados protocolos de avaliação psicopedagógicas das provas operatórias, tomando como base a metodologia proposta por Piaget (1976) para a aplicação das provas operatórias e o manual prático construído por Macdonell (2004) a partir dessa metodologia. São protocolos apresentados nos anexos desse trabalho, que trazem espaços para registros como identificação do indivíduo, escola a qual estuda, respostas e argumentações, bem como espaço para as conclusões do avaliador.

Discriminando as provas operatórias utilizadas nessa pesquisa tem-se:

- seriação;
- conservação de pequenos conjuntos discretos;
- conservação de quantidade de líquidos;
- conservação de matéria;
- conservação da composição da quantidade de líquido;
- classificação de mudança de critério;
- intersecção de classes;
- inclusão de classes.

As provas listadas são clássicas na Psicologia Educacional Clínica e servem para identificar, na criança, noções de espaço, conservação, sequência, quantidade dentre outras, bem como o desenvolvimento de operações intelectuais, ou seja, a inteligência. O nível de construção de conhecimento alcançado pela criança em cada uma das noções e sua inter-relação, fazem referência ao grau de estrutura operatória que predomina em cada etapa de desenvolvimento. Diante disso, é possível afirmar que, mediante as provas do diagnóstico operatório, detecta-se o nível de pensamento alcançado pela criança, ou seja, o nível da estrutura cognitiva com a qual o sujeito é capaz de operacionalizar as situações-problemas apresentadas em cada prova.

Geralmente, há uma tendência de equiparar os estágios de evolução humana sensório-motor, pré-operatório, operatório concreto e de operações formais, sugeridos por Piaget (1976) a uma idade cronológica determinada, a qual não é totalmente exata e pode levar a interpretações equivocadas, visto que as idades de aquisição das estruturas do pensamento não estão relacionados a condições socioculturais. Quando é estudado, de modo mais profundo, os processos de aprendizagem e dificuldades associadas a esses processos, alguns aspectos como a constituição do indivíduo, seu desejo de aprender, a estrutura

familiar que dispõe e a escola podem ser considerados.

Tratando do diagnóstico da conduta cognitiva do indivíduo, por meio das provas operatórias piagetianas, este ocorre pela análise, detalhada e combinada, dos resultados individuais em cada prova. Busca-se determinar o nível de desenvolvimento cognitivo do indivíduo, por meio da detecção da estrutura cognoscitiva em que opera ou resolve as provas sugeridas. Diante disso, o psicopedagogo registra, detalhadamente, os procedimentos adotados pela criança, observando e anotando suas falas, atitude, soluções que dá às questões, seus argumentos e juízos, e forma como manipula o material de cada prova operatória piagetiana. Isto é fundamental para a interpretação das condutas cognitivas.

Na próxima seção é apresentado o processo de reconhecimento de padrões por meio de ETD, explorando sua capacidade como estrutura computacional.

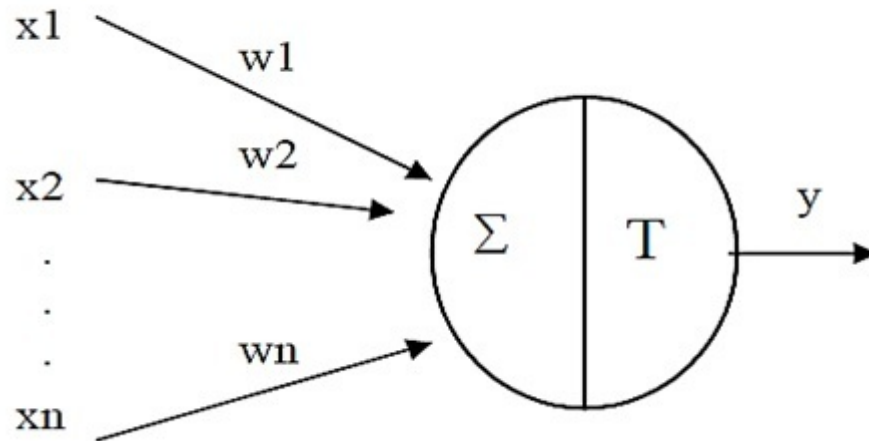
2.5 O processo de reconhecimento de padrões

Os neurônios artificiais podem ser entendidos como ETD que processam um conjunto de sinais de entrada, aplicando uma função de transferência específica, que os auxilia para a apresentação do resultado de saída. Os primeiros registros de estudos com neurônios artificiais, como ETD, são da década de 1940, nos quais, pesquisadores da época apresentaram um modelo eletrônico que simulava o comportamento de um neurônio natural. Dessa época até os dias atuais, muitas pesquisas foram desenvolvidas e descobertas neste campo do conhecimento aconteceram. A Figura 1 representa a estrutura de um neurônio artificial, apresentando as entradas, as conexões sinápticas, a função de transferência e a saída. Nessa ilustração, as entradas são representadas por um vetor $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]$; as conexões sinápticas representadas pelo vetor peso $W=[w_1, w_2, \dots, w_n]$ são responsáveis por interligar as entradas ao corpo do neurônio; cada entrada possui um peso sináptico associado. Ainda na Figura 1, o símbolo “ \sum ” representa a somatório de cada entrada “ x ”, multiplicada pelo seu respectivo peso sináptico “ w ”; os pesos sinápticos são fatores de correção que são modificados na etapa de treinamento do neurônio; a função de transferência ou de ativação, representada pelo símbolo “ T ” é responsável por determinar a forma pela qual cada neurônio artificial responde aos dados presentes em sua entrada, determinando o vetor de saída representado pela letra “ y ”. Na estrutura apresentada na Figura 1, não é indicada a presença do bias (b), ajuste acrescentado ao somatório das entradas, multiplicado pelo seu respectivo peso sináptico.

Portanto, a expressão matemática que representa as entradas para um neurônio artificial, pode ser verificada na equação 1:

$$E = \sum_{i=1}^n x_i * w_i + b \quad (1)$$

Figura 1: Estrutura simplificada de um neurônio artificial.



Fonte: (BRAGA; CARVALHO; LUDEMIR, 2000)

Na equação 1, “ n ” representa o número total de entradas, “x” representa cada entrada, “w”, os pesos sinápticos associados a cada entrada, e “b” é o ajuste ou bias mencionado anteriormente. A equação 2, a seguir, apresenta a expressão que define a saída do neurônio artificial:

$$y = T(E) \quad (2)$$

Essa equação de saída é definida, por meio de funções de ativação pré-estabelecidas para o neurônio artificial, a partir das possíveis resposta esperadas na saída. A seção seguinte descreve as características de cada função de ativação.

2.6 Funções de Ativação

Os neurônios artificiais foram desenvolvidos para funcionarem de modo análogo ao cérebro humano. São indicados quando se deseja estimar o mapeamento entre entrada e saída de determinado sistema, para o qual a expressão matemática exata não é conhecida. Neste processo as funções de ativação têm papel importante, pois determinam o valor da saída de cada neurônio, a partir das excitações provocadas pelos dados das entradas. Funções de ativação determinam o efeito que a entrada de um neurônio artificial e o estado atual de sua ativação, influenciam na indicação do estado seguinte de ativação. Geralmente o estado de ativação de neurônios artificiais é definido por uma função algébrica não-decrescente e que apresenta um tipo de não-linearidade associada. As funções de ativação, geralmente utilizadas são:

- Função degrau;
- Função sigmoide;
- Função tangente hiperbólica;
- Função gaussiana;
- Função linear.

Função degrau: A função degrau, também chamada de função limiar, produz um resultado, cuja transição é abrupta e é limitado a dois níveis fixos: nível baixo, geralmente 0 e nível alto, 1; ou seja, se a composição do somatório das entradas e bias do neurônio, resultar em valor superior ou igual a zero, o resultado da saída é um, caso contrário o resultado é zero. A expressão matemática que a representa pode ser apreciada na equação 3.

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x > 0, \\ 0, & \text{se } x \leq 0. \end{cases} \quad (3)$$

Nesta equação “x” representa os dados de entrada e f(x) o resultado na saída. Há casos em que a saída f(x) deve apresenta como nível baixo o número -1. Deste modo, a função degrau bipolar, que é uma variação da função degrau, pode ser utilizada. A diferença é que esta produz um resultado na saída f(x) igual a menos um, se a entrada for menor do que zero. A equação 4 descreva a equação que a representa.

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x > 0, \\ -1, & \text{se } x \leq 0. \end{cases} \quad (4)$$

Função sigmoide: A função sigmoide, diferentemente da função limiar, pode assumir todos os valores entre 0 e 1. Dessa forma, não se limitar em apenas fornecer na saídas dois valores fixos (0 e 1), mas infinitos valores entre esses dois números. A expressão matemática que pode ser utilizada para representar a função sigmoide é apresenta na equação 5:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\sigma x}} \quad (5)$$

Na equação 5, a constante σ indica a inclinação da curva da função sigmoide e “x” e valor da entrada. Quanto maior o valor de σ , mais o comportamento da curva característica da função sigmoide se aproxima da função limiar; no sentido contrário, valores reduzidos de σ , torna menor o coeficiente angular da curva característica, permitindo que a saída assuma valores distintos compreendidos entre 0 e 1.

Função tangente hiperbólica: A função tangente hiperbólica pode ser considerada uma variação da função sigmoide. A diferença entre elas é que a função tangente hiperbólica tem seus valores de saída limitados ente 1 e -1, enquanto a função sigmoide limita seus

valores de saída entre 0 e 1. Sua curva característica pode ser expressa pela equação 6:

$$f(x) = \frac{1 - e^{-\sigma x}}{1 + e^{-\sigma x}} \quad (6)$$

Na equação 6, ajustes na constante σ podem determinar o nível de inclinação da curva característica da função.

Função gaussiana: A função gaussiana pode ser expressa pela equação 7, na qual “c” é o ponto médio da função, no eixo da abscissas, e β é o valor responsável pela inclinação da curva característica. Quanto maior o valor de β , maior a largura da base em relação ao valor médio da função.

$$f(x) = e^{-\frac{(x - c)^2}{2\beta^2}} \quad (7)$$

Função Linear: Esta função de ativação repete na saída o valor presente em sua entrada. Sua expressão matemática característica é apresentada na equação 8:

$$f(x) = x \quad (8)$$

Observando a 8, é possível perceber que a inclinação da função linear é constante e igual a 45°, visto que este valor é igual ao arco tangente do coeficiente angular da função.

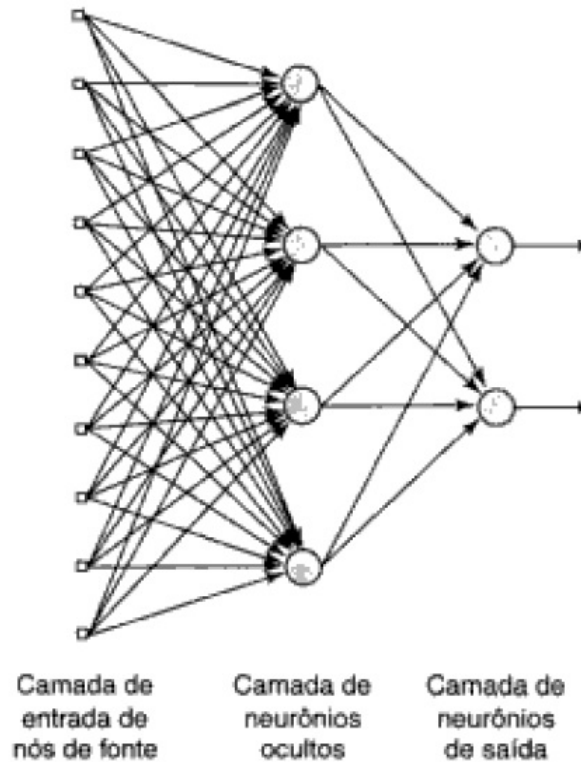
Além das funções de ativação, a interligação dos ETD é outro parâmetro importante, pois determina a forma como estes trocam informações durante o aprendizado. Quando vários neurônios artificiais são interligados, por meio das conexões sinápticas, se estabelece uma estrutura similar àquela apresentada na Figura 2, também chamada de multicamadas. Observando a Figura 2 é possível perceber que as camadas são formadas por conjuntos de neurônios artificiais dispostos entre a entrada e a saída da rede.

Após estabelecida a estrutura de interligação dos ETD, estes não podem ser utilizados sem que sejam submetidos à fase de aprendizagem, visto que, sem essa fase, os ETD não são capazes de resolver os problemas para o quais são submetidos. Nesta fase, a estrutura extrai os padrões e informações apresentadas, por meio do vetor de entradas, e cria representação própria para o problema a ser resolvido. Segundo Haykin (2001), o aprendizado de ETD é um processo pelo qual os parâmetros livres dos mesmos são adaptados, pelo processo de estimulação no ambiente, no qual estão inseridos

O processo de aprendizagem é iterativo e possibilita o ajuste dos pesos das conexões entre as unidades de processamento, que guardam, ao final do processo, o conhecimento que o sistema adquiriu do ambiente em que foi submetido. Sem o processo de aprendizagem o ETD não desempenha o papel de reconhecer padrões. Diversos métodos foram desenvolvidos para promover o aprendizado de ETD; contudo todos eles podem ser classificados em duas categorias: aprendizado supervisionado ou aprendizado não supervisionado.

Segundo Braga, Carvalho e Ludemir (2000), no aprendizado supervisionado, dados em pares de entrada e saída, são fornecidas, por um elemento externo chamado supervisor, com o objetivo de ajustar estruturas internas do sistema, chamados de pesos sinápticos,

Figura 2: Estrutura de interligação de ETD multicamadas.



Fonte: (HAYKIN, 2001)

de forma a encontrar correlações entre esses pares, e promover aprendizado para o sistema. No aprendizado não supervisionado, somente os padrões de entrada estão disponíveis para o sistema. A partir do momento em que os ETD estabelecem correlações estatísticas com a entrada de dados, desenvolvem a habilidade de formar representações internas, para codificar características da entrada e criar novas classes ou grupos automaticamente.

Após a etapa de aprendizado, seja este supervisionado ou não, o sistema se torna apto a identificar classes ou padrões relacionados ao problema para o qual foi treinado. Nesse momento, qualquer informação inédita submetida à entrada dos ETD, pode ser reconhecida, de acordo com o padrão internalizado na estrutura da rede.

Na subseções seguintes são descritos o detalhamento das topologias e paradigmas da aprendizagem dos ETD.

2.7 Topologias de ETD

Raciocinando de forma empírica, é possível supor que quanto maior o número de camadas de neurônios artificiais em um sistema de tomada de decisão, melhor pode ser seu desempenho no reconhecimento, identificação e classificação de padrões, pois com o aumento do

número de camadas, aumenta a capacidade de aprendizado da rede, melhorando a precisão com que esta delimita as regiões de decisão. Contudo, em alguns casos, aumentar o número de camadas intermediárias torna inviável a solução do problema em estudo, devido ao aumento do esforço computacional.

No sentido de estabelecer regras sobre a topologia dos ETD, que definem o número de neurônios artificiais e a quantidade de camadas, pesquisadores como Hecht-Nielsen (1989) afirmam que, com apenas uma camada intermediária, já é possível calcular uma função arbitrária qualquer, semelhante a equação 2, que estabelece a relação entre entradas e saídas do sistema. De acordo com Hecht-Nielsen (1989), a única camada oculta deve ter por volta de $(2i+1)$ neurônios, onde “ i ” é o número de variáveis de entrada. Seguindo esta recomendação, um sistema com 8 entradas, por exemplo, teria 17 neurônios na camada intermediária.

Outros pesquisadores como Cybenko (1989), estudaram o número de camadas intermediárias necessárias à implementação de topologias de ETD e seus resultados indicam que uma camada intermediária é suficiente para aproximar qualquer função contínua; e que duas camadas intermediárias podem aproximar qualquer função matemática. Lippmann (1987) afirmou que, havendo uma segunda camada intermediária na rede neural, esta deve ter o dobro de neurônios da camada de saída; no caso de apenas uma camada oculta, o número de neurônios é expresso por $s(i+1)$, onde “ s ” é o número de neurônios de saída e “ i ”, o número de neurônios na entrada.

Tratando sobre topologia de ETD, em geral, é possível identificar 3 categorias que são:

- ETD alimentados adiante;
- ETD recorrentes;
- ETD competitivos.

ETD alimentados adiante são uma categoria, na qual os neurônios artificiais são dispostos em camadas e a informação é propagada da camada de entrada em direção a saída. A camada inicial recebe as informações de entrada, enquanto a camada final fornece os sinais de saída; as camadas intermediárias são chamadas de camadas ocultas. cada neurônio de uma camada é conectado a todos os neurônios da posterior e não há conexão de neurônios da mesma camada.

Na categoria de ETD recorrentes, os neurônios são organizados em camadas, de modo similar às redes alimentadas adiante; contudo, as saídas de neurônio de determinada camada, podem ser interligadas às entradas dos neurônios da mesma camada, ou de camadas anteriores. Dessa forma há uma espécie de realimentação negativa da informação, pois parte do sinal, que se propaga da camada de entrada em direção a saída, é direcionado no sentido contrário a essa propagação.

Por fim, ETD competitivas apresentam apenas duas camadas: uma camada de entrada e

uma camada de saída. Basheer e Hajmeer (2000) afirmam que os neurônios da camada de saída competem entre, motivados pelo padrão de similaridade entre estes e os neurônios da entrada, de modo que apenas o neurônio de saída, que superar essa competição é ativado a cada interação. Todo esse processo é conduzido por algoritmo específico chamado de algoritmo de aprendizagem competitivo.

Embora pesquisadores, citados anteriormente, tenham tentado estabelecer o número padrão de camadas intermediárias em ETD e seu respectivo número de neurônios artificiais, estudos sobre topologias indicam que apenas uma camada resolve a maioria dos problemas de classificação, identificação e reconhecimento de padrões.

Após escolher a categoria da rede e definir seu número de camadas, esta deve ser treinada. Diante disso a subseção seguinte aborda os paradigmas da aprendizagem e treinamento.

2.8 Aprendizagem de ETD

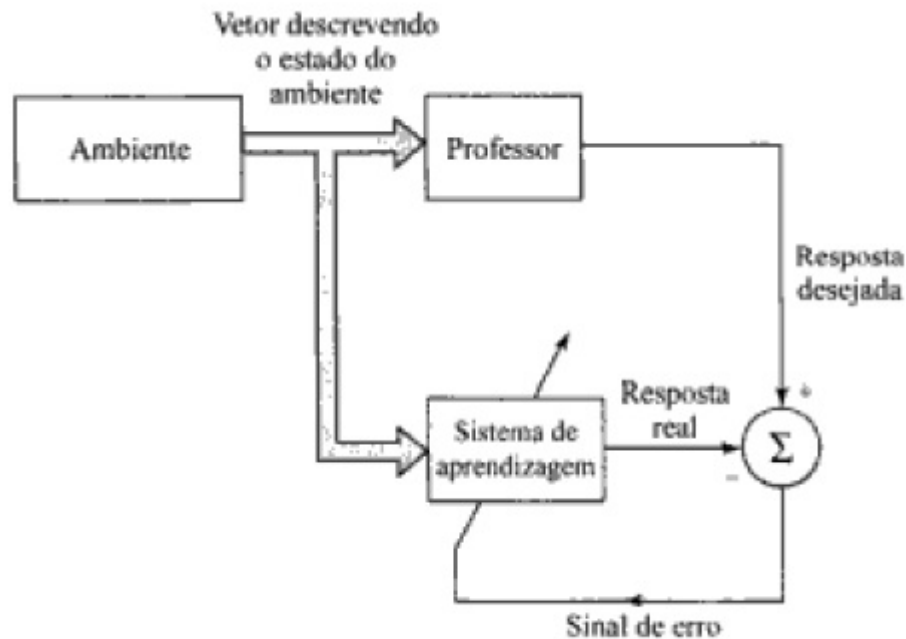
Dentre as características de ETD, a habilidade de aprender pode ser considerada a mais importante. Seu aprendizado ocorre por meio de um processo iterativo de ajustes aplicados a seus pesos sinápticos. Apesar de existirem diversos métodos para aprendizagem e treinamento, tais como correção do erro, aprendizagem hebbiana, aprendizados por reforço, aprendizagem competitiva e aprendizagem Boltzmann, estes podem ser agrupados em dois paradigmas principais: os aprendizados supervisionado e não supervisionado.

A Figura 3 apresenta um diagrama de blocos da aprendizagem supervisionado. No diagrama apresentado é possível perceber que o supervisor, representado no diagrama pelo “professor”, durante o processo de aprendizagem da RNA, compara as informações de referência (respostas desejadas que possui sobre o ambiente de estudo), com os resultados fornecidos pelo sistema de aprendizagem; cada resposta desejada é comparada com a resposta real, fornecida pelo sistema, gerando o sinal de erro que retroalimenta o sistema de aprendizagem.

Para Haykin (2001) a aprendizagem supervisionada, que é também denominada “aprendizagem com um professor”, é uma metodologia desenvolvida que disponibiliza uma espécie de sistema especialista (o professor), responsável em verificar as divergências entre os resultados da rede e determinado conjunto de dados de entrada. Conceitualmente, o professor é um sistema especialista, considerado como elemento que detém conhecimento sobre o ambiente, representado por um conjunto de exemplos de entrada-saída conhecidos, ou seja, para cada dado de entrada, o supervisor sabe determinar a saída correspondente para o dado de entrada apresentado.

Quando um vetor, com dados para treinamento, é apresentado aos ETD submetidos à aprendizagem supervisionada, em virtude do seu conhecimento prévio do objeto de estudo, o sistema especialista é capaz de fornecer ao sistema as respostas desejadas associadas ao vetor de treinamento apresentado. Em outras palavras, a resposta desejada

Figura 3: Diagrama de bloco da aprendizagem supervisionada.



Fonte: (HAYKIN, 2001)

representa a saída a ser apresentada pelo sistema. Os pesos sinápticos do ETD, citados nas seções anteriores, são, então, ajustados por meio da influência combinada do vetor de treinamento e o erro indicado pelo supervisor.

O erro pode ser definido como a diferença entre a resposta desejada e a resposta real do sistema. Se este existir e for detectado pelo supervisor, um ajuste deve ser realizado nos pesos sinápticos. Este ajuste deve ser realizado passo a passo, iterativamente, para que o sistema forneça respostas similares às respostas esperadas pelo supervisor. Dessa forma, o conhecimento disponível no supervisor do ambiente é compartilhado com os ETD, por meio do treinamento; ao alcançar esse objetivo, é possível dispensar supervisor e deixar o sistema lidar sozinho com o ambiente de estudo.

Para medir o desempenho do sistema normalmente é utilizado o erro médio quadrado ou da soma de erros quadrados sobre a amostra de treinamento. O erro, diferença entre a resposta desejada, $d(n)$, e a saída da rede, $y(n)$, pode ser definida matematicamente pela equação 9 apresentada a seguir:

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (9)$$

Na qual “n” é um número inteiro que varia de 1 até o número total de amostras. O erro pode ser positivo (quando o valor obtido está acima do valor desejado), ou negativo (quando o valor obtido está abaixo do valor desejado). Com o objetivo de evitar que

valores absolutos de erros com sinais opostos se anulem, toma-se o erro quadrático de cada amostra, levando em consideração todas as saídas fornecidas pelo sistema, N_T . Diante disso, a expressão matemática que representa o erro quadrático de cada amostra é dada pela equação 10 a seguir:

$$E(n) = \frac{1}{2N_T} \sum_{n=1}^{N_T} [e(n)]^2 \quad (10)$$

Para uma análise geral do treinamento, utiliza-se a média dos erros quadráticos das amostras de todo o conjunto de treinamento. Esta medida é expressa na equação 11 dada por:

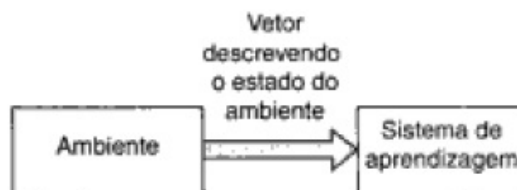
$$E(n) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [E(n)] \quad (11)$$

Na equação 11, “t” denota o número de épocas de treinamento. Uma época é contada a cada apresentação ao sistema de todos os exemplos do conjunto de treinamento.

No aprendizado não-supervisionado, o sistema não dispõe da figura do supervisor. Segundo Haykin (2001), na aprendizagem não supervisionada, também chamada de auto-aprendizado, não há um supervisor externo para monitorar o processo de aprendizado. Os padrões são apresentados para a rede e esta se encarrega de agrupar aqueles que possuem características similares, ajustando seu pesos sinápticos de forma independente.

A Figura 4 apresenta o diagrama de blocos do treinamento não supervisionado, ou seja, sem o professor. É possível perceber, por meio da ilustração, que o ambiente em estudo disponibiliza vetores com as indicações de seu estado, para o sistema de aprendizagem desenvolva a habilidade de formar representações do ambiente. No treinamento não su-

Figura 4: Diagrama de bloco da aprendizagem sem o professor.



Fonte: (HAYKIN, 2001)

pervisionado existe contraposição ao treinamento supervisionado, por não apresentar nenhuma saída desejada explícita ou avaliação externa da saída produzida para cada dado de entrada. Sendo assim, a implementação de modelos computacionais para ajuste de pesos sinápticos por meio do treinamento não-supervisionado utiliza apenas os dados de entrada, tomados como amostras independentes de uma distribuição de probabilidade desconhecida. No estudo do aprendizado não-supervisionado é observado duas abordagens possíveis que empregam as seguintes técnicas:

- técnicas para estimação de densidades de probabilidade;
- técnicas de extração de regularidades estatísticas.

Na abordagem que utiliza técnicas para estimação de densidades de probabilidade, são produzidos modelos estatísticos explícitos, que procuram descrever matematicamente os fenômenos responsáveis pela produção dos dados de entrada. Um bom exemplo, na utilização dessa abordagem, são as redes bayesianas desenvolvidas no início da década de 80. A abordagem que utiliza técnicas de extração de regularidades estatísticas, obtém essas regularidades diretamente dos dados de entrada. As regularidades estatísticas surgem quando um determinado experimento é repetido diversas vezes; este fato torna possível a construção de modelos matemáticos com os quais o estudo do experimento em questão é aprofundado. Um modelo construído sob a abordagem desta técnica foi o modelo de Kohonen que se caracteriza por ETD não supervisionado alimentado adiante, (também chamado de *feedforward*), que usa neurônios adaptativos para receber sinais de um evento espacial, consistindo de medidas ou dados, como frequência ou situação (JUNIOR et al., 2002).

No desenvolvimento do modelo computacional, proposto neste trabalho, a abordagem de treinamento utilizada foi o treinamento supervisionado, com ETD com múltiplas camadas e algoritmo de retropropagação que é abordado na seção seguinte.

2.9 Algoritmo de retropropagação do erro

Para treinar ETD, além de determinar sua topologia e o tipo de treinamento (supervisionado ou não supervisionado), é preciso definir como os valores dos pesos das conexões, chamados de pesos sinápticos, são modificados. Este procedimento ocorre, geralmente, com o emprego de algoritmos específicos e dentre estes, o algoritmo de retropropagação do erro pode ser utilizado. Neste tipo de algoritmo, são utilizados vetores de entrada correlacionados com seus respectivos vetores de saída desejada, até que a rede seja capaz de oferecer saídas correspondente aos vetores de entrada diferentes, daqueles com os quais foi treinada.

Durante o treinamento de ETD, com o emprego deste algoritmo, é usual a utilização da técnica de gradiente descendente, que consiste na atualização dos pesos das conexões entre os neurônios, no sentido e direção da maior alteração descendente. O termo retropropagação refere-se à forma como o gradiente é calculado que ocorre da camada de saída em direção às camadas de entrada (de trás para frente). A partir deste critério, surgiram variações do algoritmo baseadas em técnicas de otimização, tais como o gradiente conjugado e métodos de Newton, mas a retropropagação do erro é uma das técnicas mais utilizadas para aprendizagem de ETD de múltiplas camadas, que se processa, basicamente, por meio

de duas etapas: uma etapa de propagação e uma etapa de retropropagação (HAYKIN, 2001). Na etapa de propagação o vetor de entrada se propaga pela rede, camada a camada, desde a camada de entrada até a camada de saída, e, finalmente, um vetor de saídas é produzido como resposta real da rede. Durante esse passo, os pesos sinápticos da rede são todos fixos; na etapa de retropropagação a resposta real, obtida na etapa de propagação, é subtraída da resposta desejada para produzir o erro. Este se propaga na direção contrária ao fluxo de dados, indo da camada de saída até a primeira camada escondida, ajustando os pesos sinápticos das camadas, a medida que estas são percorridas.

A seguir, essas etapas são listadas e detalhadas:

- passo 1: os dados de entrada são apresentados da rede e iniciam sua propagação em direção às camadas de saída;
- passo 2: os neurônios das camadas intermediárias calculam sua saída e as propagam para as camadas intermediárias seguintes;
- passo 3: a última camada intermediária calcula suas saídas e as envia para a camada de saída;
- passo 4: a camada de saída calcula os valores de saída da rede;
- passo 5: é determinado o erro comparando-se o valor desejado e o valor fornecido pela camada de saída;
- passo 6: a partir do erro, é determinado o termo de correção dos pesos sinápticos em cada camada da rede, o que ocorre da camada de saída em direção a camada de entrada de dados (cada unidade de conexão da rede atualiza seus pesos sinápticos);
- passo 7: o processo finaliza quando não há mais padrão de entrada e o erro de cada neurônio de saída seja menor ou igual tolerância pré-determinada, para todos os padrões do conjunto de treinamento.

O modo de treinamento pode influenciar o aprendizado dos ETD, devido a forma de processamento e armazenamento das informações fornecidas à rede. Nesse sentido, é possível identificar na literatura sobre o tema, algoritmos especialmente desenvolvidos com a técnica do aprendizado incremental e algoritmos desenvolvidos com a técnica do aprendizado acumulativo. No aprendizado incremental, os pesos são atualizados a medida que os padrões são apresentados na entrada dos ETD; no aprendizado acumulativo, os pesos são ajustados apenas depois da apresentação de todos os padrões, ou seja, depois de um ciclo completo representando cada época de apresentação dos padrões. Diante disso, o algoritmo de retropropagação utiliza a aprendizagem acumulativa, visto que os pesos sinápticos são ajustados após cada época.

Conforme apresentado a forma pela qual o treinamento de ETD se processa, pode influenciar em seu aprendizado. Contudo, existem outros fatores que podem influenciar nesse aprendizado. Nesse sentido, a seção seguinte apresenta a relação dos fatores mais relevantes que podem interferir no aprendizado de ETD.

2.10 Fatores que podem influenciar no aprendizado de ETD

Vários fatores tais como taxa de aprendizado, função de ativação e topologia da rede, podem ser apontados como responsáveis em influenciar o aprendizado de ETD. Cada um pode exercer maior ou menor relevância no desempenho do algoritmo de retropropagação descrito anteriormente. A relação de alguns desses fatores é apresentada a seguir:

- taxa de aprendizado (η): A taxa de aprendizado pode ser entendida como uma constante fixa e positiva, utilizada na equação de ajuste dos pesos sinápticos do algoritmo de retropropagação. Um valor de taxa de aprendizado próxima de zero implica em pequenas variações dos pesos sinápticos e treinamento lento; taxas de aprendizado maiores que a unidade, no entanto, podem levar ETD a comprometer todo o processo de aprendizado, devido a possibilidade de saturação de resultados. Diante disso, os valores típicos escolhidos de modo empírico geralmente estão entre 0,1 e 1;
- função de ativação: A função de ativação pode expressar o estado de ativação de cada neurônio da uma rede de neurônios, a partir dos estímulos ponderados pelas interligações do sistema artificial. Segundo Tafner, Xerez e Filho Rodrigues (1996), a função de ativação é uma forma de representação da ordem interna de ETD, cuja função é promover, em cada neurônio, um nível de decisão a respeito do que fazer com o valor resultante do somatório das entradas ponderadas pelos pesos sinápticos. É possível identificar dois tipos mais utilizados de funções de ativação que são a tangente sigmoide e a tangente hiperbólica;
- inicialização dos valores dos pesos sinápticos: A escolha dos valores de inicialização dos pesos sinápticos é um ponto importante na aprendizagem de ETD. Se os valores forem maiores que 1, é possível que os neurônios sejam levados à saturação e não haja convergência da rede para o aprendizado esperado; diante disso os pesos sinápticos são inicializados com valores que podem variar entre 0,1 e 1 e ajustados, automaticamente pelo algoritmo, ao longo do processamento das informações de aprendizado.
- critérios de parada: Estes parâmetros estabelecem condições que determinam a convergência do algoritmo. Normalmente são utilizados dois critérios: módulo do vetor gradiente e a taxa de variação do erro médio quadrado. O primeiro considera que

o módulo do vetor gradiente, que indica a direção e sentido da taxa de variação do erro, deve alcançar um limiar suficientemente pequeno, geralmente comparado com valor pré-determinado; outro critério, é a taxa absoluta de variação do erro médio quadrado por época que deve ser suficientemente pequena. As desvantagens do critério de parada, que considera o vetor gradiente, são o tempo de aprendizagem que pode levar horas e a necessidade recursiva do cálculo do vetor gradiente dos pesos de todas as sinapses da rede; quanto à taxa de variação do erro médio quadrado, a desvantagem é seu valor, considerado suficientemente pequeno e determinado de forma aleatória, o que pode resultar numa parada prematura do processo de aprendizagem da rede.

- topologia de ETD: é o item que determina o número de camadas escondidas e o número de neurônios em cada uma dessas camadas da rede; esse aspecto é importante para a determinação da relação entre convergência e generalização da rede. No estudo de ETD, convergência pode ser entendida como a capacidade da rede aprender todos os padrões do conjunto de treinamento apresentados em sua entrada. Quanto à generalização, é a capacidade de identificação de padrões, de um os mais dados desconhecidos, apresentados em sua entrada, após a etapa treinamento; essa capacidade é influenciada pelo tamanho, eficiência do conjunto de treinamento e a arquitetura da rede.

Diante dos fatores que podem influenciar o aprendizado da rede, e na tentativa de obter uma aprendizado que garantisse o reconhecimento e a classificação de padrões, estudos foram feitos com sistemas tipo Perceptron múltiplas camadas. O Perceptron, pode ser entendido, como unidade básica de ETD, composta por único neurônio, pesos sinápticos ajustáveis e uma polarização chamada de bias, empregada para classificação de padrões linearmente separáveis, isto é, que ocupam lados distintos de retas ou hiperplanos. Dessa forma, o Perceptron se limita à classificação de padrões, que apresentam duas possibilidades ou classes distintas. A associação Perceptrons, entre a entrada e a saída da rede, formando camadas, resulta em ETD Perceptron Múltiplas Camadas(MLP) (DA SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

Segundo Haykin (2001), a rede MLP é uma extensão do Perceptron, capaz de trabalhar com problemas não linearmente separáveis, ou seja problema que se utilizam de curvas não lineares como fronteira de decisão. Isto foi possível, pela utilização de uma camada ou mais camadas entre a entrada e a saída da rede, chamadas de camadas intermediárias ou camadas ocultas, que identificam as características do problema e armazenam a aprendizagem nos pesos sinápticos.

A literatura descreve diversos modelos de ETD tais como Redes de função de Base Radial, Redes de Função Sample, Redes de Fourier e Redes Wavelet. Contudo, as redes MLP têm sido aplicadas com sucesso, para resolver problemas de reconhecimento de padrões e classificação, a partir do treinamento de forma supervisionada com um algoritmo de

retropropagação de erro.

Nesse sentido este trabalho utilizou ETD tipo MLP para identificar padrões de conduta cognitiva a partir das provas operatórias piagetianas como dados de entrada. O capítulo seguinte aborda a estrutura do modelo computacional proposta, fato importante para o entendimento de como as provas operatórias foram utilizadas como dados de entrada para treinamento do modelo, e como este apontou o possível diagnóstico de conduta cognitiva.

Um modelo computacional para subsidiar práticas avaliativas das condutas cognitivas

Neste capítulo, é apresentada a estrutura da modelagem do sistema computacional proposto, por meio de Linguagem de Modelagem Unificada (UML) e do *software Matrix Laboratory* (MATLAB). A UML é uma linguagem visual utilizada para modelar sistemas computacionais por meio do paradigma de orientação a objetos. Apresenta diagramas específicos que auxiliam no entendimento e definição de características do *software*, tais como requisitos básicos, comportamento, estrutura lógica, dinâmica de processos e até mesmo necessidades físicas em relação ao *hardware*, caso este venha a ser construído.

3.1 Introdução

Quando se deseja projetar algo novo ou estudar, de modo detalhado, algum sistema específico, é conveniente recorrer a modelos que são estruturas que podem representar aquilo a ser desenvolvido. Conforme O'Neill e Nunes (2004), esses modelos constituem uma representação abstrata de uma realidade a ser projetada e possuem um forte componente gráfica; utilizam um conjunto limitado de símbolos com um significado específico, que procuram eliminar ambiguidades e redundâncias, geralmente associadas em descrições baseadas em imagens como elementos de comunicação.

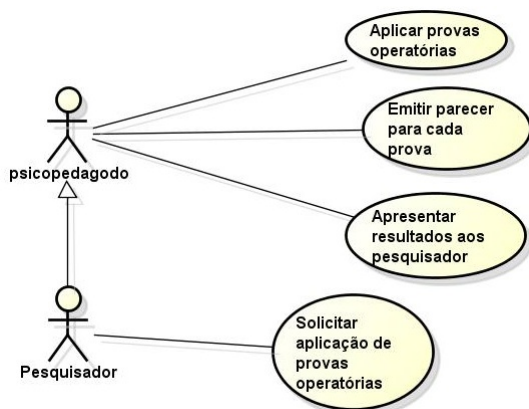
O MATLAB é uma ferramenta computacional desenvolvida pela *The MathWorks. Inc.*, cuja programação é baseada em matrizes. Além disso, disponibiliza funções matemáticas, matriciais, gráficas e bibliotecas para aplicações específicas tais como, Controle de Processos, Redes Neurais, Lógica *Fuzzy*, Otimização de Sistemas, Processamento de Sinais dentre outras. Neste trabalho, a biblioteca destinada a ETD, com versão do MATLAB para ambiente *Windows*, foi utilizada.

Nas próximas seções, os diagramas da UML ilustram e auxiliam na compreensão da estrutura do modelo computacional proposto, apresentando representações, funcionalidades e identificando os elementos dos modelos. O MATLAB foi elemento fundamental, utilizado para a elaboração do modelo proposto, visto que o uso de suas ferramentas gráficas auxiliou nas definições de topologia, treinamento, teste e análise de desempenho do modelo. Na seção seguinte são tratadas as representações gerais das funcionalidades associadas ao modelo.

3.2 Representações gerais das funcionalidades do modelo

Nesta seção são apresentadas as funções desempenhadas pelo modelo computacional, e a interação das entidades que contribuíram para a construção e funcionamento do modelo, chamados de atores. Os atores são os elementos da modelagem do sistema, que representam as fontes de informações ou o destino das informações geradas. Para Bezerra (2002), considerando a modelagem do sistema por meio de UML, o ator é elemento externo ao modelo, que interage com o sistema e representa fonte ou destino potencial de informações, na elaboração da estrutura computacional. Nesse sentido, a Figura 5 apresenta os atores do modelo computacional proposto e a especificação de suas ações na estrutura adotada. Observando a Figura 5, é possível perceber que os elementos que desempenham os papéis

Figura 5: Atores preliminares do sistema e suas ações.



Fonte: pelo autor

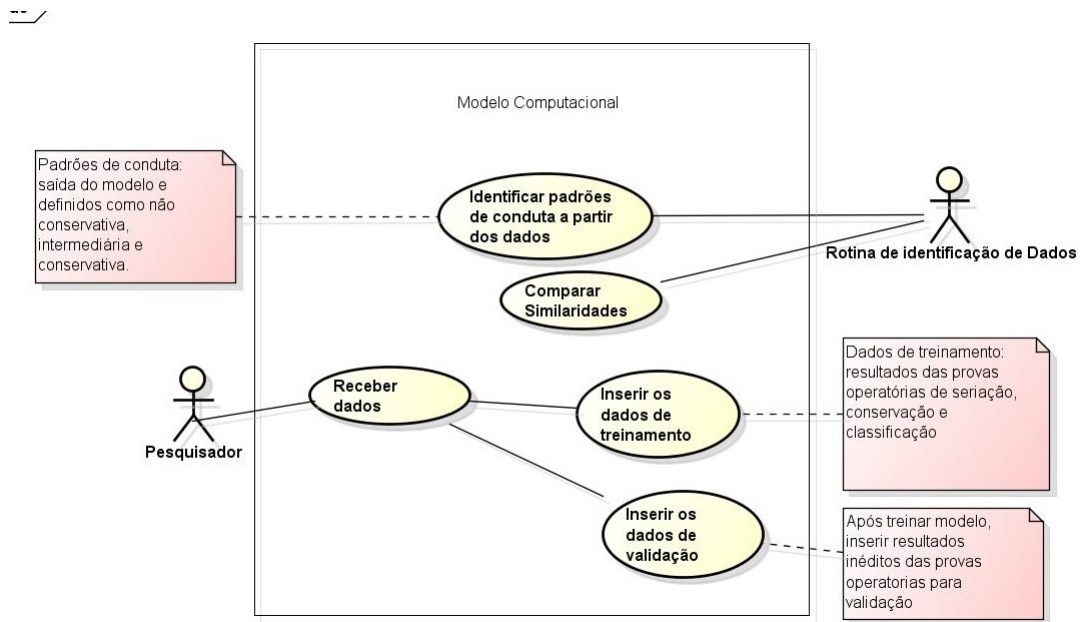
de atores preliminares, na elaboração do modelo computacional, são o pesquisador e o psicopedagogo. O primeiro ator citado é aquele que interage diretamente no sistema, apresentando dados para treinamento e teste de seu desempenho. Ele é o responsável em apresentar, ao modelo computacional, o conjunto padrão de respostas de cada prova operatória piagetiana aplicada, e o diagnóstico associado. O segundo ator do sistema é o psicopedagogo, responsável por aplicar as provas piagetianas e elaborar o diagnóstico associado, levantando os dados para o treinamento do modelo.

Dessa forma, o pesquisador solicita ao psicopedagogo a aplicação das provas operatórias, para obter dados e os aplicar ao modelo computacional, no sentido de treiná-lo e posteriormente, testar seu desempenho. O papel do psicopedagogo é, então, aplicar as provas operatórias, emitir o parecer para cada prova aplicada e diagnosticar a conduta cognitiva associada. Neste processo, este ator utiliza protocolo específico, baseado na teoria epistemológica piagetiana, para aplicação e diagnóstico da conduta cognitiva, utilizando a observação das ações do sujeito, sobre as tarefas solicitadas, bem como intervenções orais sistematizadas. O sistema computacional faz uso apenas dos resultados obtidos por este ator, que representam os dados de entrada para o sistema.

Diante disso, o psicopedagogo é um ator que age indiretamente no sistema, visto que utiliza sua experiência para a coleta e fornecimento de dados para o pesquisador, que é responsável pelo treinamento e teste do modelo computacional.

A Figura 6 a seguir detalha a interação dos atores citados com o modelo computacional proposto: Observando a Figura 6, verifica-se que esta apresenta uma complementação da

Figura 6: Atores e o modelo computacional.



Fonte: pelo autor

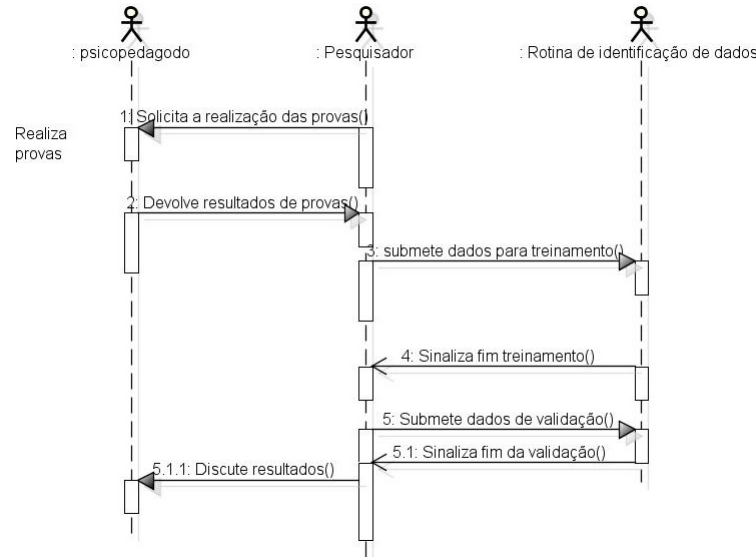
Figura 5, na qual é possível identificar as relações dos atores com o sistema. O pesquisador, de posse dos dados fornecidos pelo psicopedagogo, alimenta o modelo computacional com dados para o treinamento do modelo. Essa etapa é necessária e importante, para que o modelo adquira condições de identificar os três possíveis tipos de condutas cognitivas, a partir dos resultados das provas operatórias, apresentados na entrada do modelo pelo pesquisador. A etapa de validação também é importante para a comprovação da capacidade de identificação do modelo computacional após a fase de treinamento.

Ainda observando a Figura 6, nota-se a presença de um ator, responsável por comparar similaridades entre os dados fornecidos na entrada do modelo computacional e as informações gravadas durante a fase de treinamento; neste processo procura identificar os possíveis padrões de conduta após a referida comparação.

Diante das informações descritas nesta seção é possível ter uma visão geral das representações propostas e funcionalidades de cada ator na estrutura da modelagem. Na seção seguinte a sequência de operações do modelo é detalhada para facilitar o entendimento de modelagem proposta.

3.3 Sequências de operações no modelo

Figura 7: Sequências de operações no modelo.



Fonte: pelo autor

Na elaboração da modelagem, houve a preocupação em estabelecer a ordem temporal em que as informações ou dados fossem trocadas entre os objetos e atores envolvidos no processo de identificação das condutas cognitivas, tomando por base as provas operatórias piagetianas. Diante disso, conforme apresentado na Figura 7, foram definidas as sequências envolvidas durante o processo, bem como os elementos do modelo que desencadeiam a comunicação. As sequências ilustradas na Figura 7, identificam o evento gerador do processo modelado, bem como o ator responsável por este evento, determinando como o processo deve desenrolar até ser concluído.

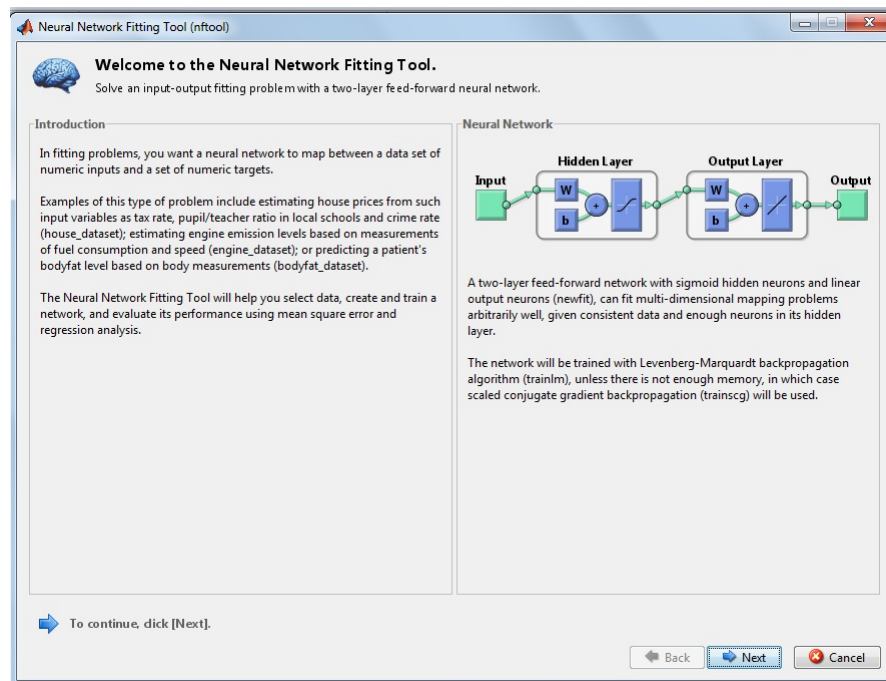
O pesquisador é o ator responsável por desencadear o processo de comunicação entre os elementos do modelo, ao solicitar para o psicopedagogo a realização das provas operatórias piagetianas. Na etapa seguinte, após a realização das provas operatórias solicitadas, o psicopedagogo estabelece nova comunicação com o pesquisador, para apresentação dos resultados reais obtidos. De posse dos resultados citados, o pesquisador seleciona de forma aleatória dados das provas operatórias de cada indivíduo e o respectivo diagnóstico, emitido pelo psicopedagogo, e os submete ao modelo computacional para treinamento.

O treinamento da RNA é uma etapa importante, pois sem ela a rede não é capaz de solucionar os problemas para os quais é submetida. Durante o processo de treinamento, os pesos sinápticos das conexões entre os neurônios da rede, gradualmente, convergem de modo que a aplicação dos vetores de entrada produza as saídas esperadas. Atendidas as condições de treinamento, estabelecidas pelo pesquisador que, geralmente, são o critério de parada e o erro entre o valor de diagnóstico esperado e valor de diagnóstico indicado pelo modelo computacional, é sinalizado, pelo modelo, a finalização do treinamento.

A partir desse momento, o modelo computacional está apto para a verificação do conhecimento adquirido, a respeito do diagnóstico operatório e internalizado em suas estruturas; para a efetivação dessa verificação, dados inéditos de provas operatórias são apresentados na entrada do modelo computacional, e a indicação do diagnóstico de conduta operatória é observado na saída. Neste instante pesquisador e psicopedagogo discutem os resultados e o desempenho do modelo pela análise dos erros e acertos. Todo o processo de treinamento e teste é realizado por meio de algoritmo probabilístico, chamado na Figura 7 de rotina de identificação dos dados. A seção seguinte apresenta os detalhes do modelo computacional.

3.4 Detalhes do modelo computacional

Figura 8: Tela inicial da interface gráfica utilizada.



Fonte: pelo autor

O modelo computacional desenvolvido, baseou-se em ETD. A engenharia computacional possui diversas áreas de estudo tais como lógica difusa, visão computacional, inteligência artificial e algoritmos genéticos. No entanto àquela que atendeu o propósito de identificar padrões de conduta, por meio dos resultados obtidos da aplicação das provas piagetianas, foi a de ETD, visto que estas possuem a habilidade notável em classificar e identificar padrões, desde que sejam devidamente treinadas.

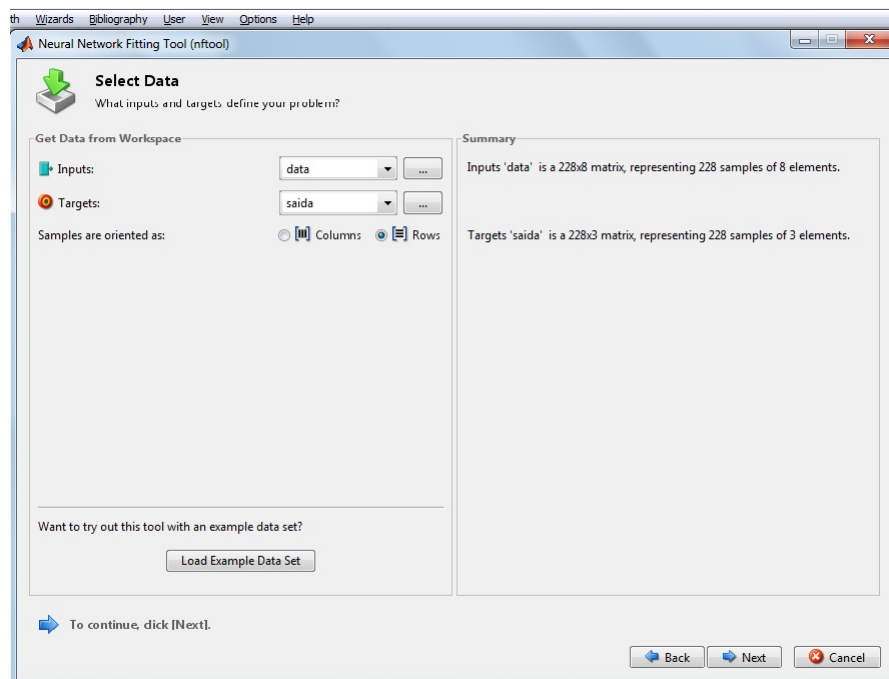
Além disso, possui um conjunto de programas especializados, chamados de *Toolboxes*, e interfaces gráficas ligadas às funções integradas ao programa principal. Estas interfaces gráficas e *Toolboxes* podem ser aplicadas no processamento de imagens, controle

robusto, cálculo matemático, redes neurais, identificação de sistemas, simulação de sistemas dinâmicos, algoritmos genéticos.

Na elaboração do modelo computacional, foi utilizado o *toolbox* de ETD, por meio da interface gráfica chamada *nftool*. A Figura 8 apresenta a tela inicial da interface gráfica citada. Essa tela inicial surge, para a configuração do ETD, após ser inserido o comando *nftool* na janela de comandos do MATLAB. Na Figura 8 é possível observar a representação da rede e a descrição de seu treinamento. A próxima etapa, para a construção do modelo, é a determinação dos dados de entrada e treinamento. Dessa forma, pressionando o botão *next* da tela inicial da interface gráfica, é apresentada a janela ilustrada na Figura 9.

A Figura 9 refere-se a etapa de definição dos dados de entrada do modelo, com seus

Figura 9: Tela para definição dos dados de treinamento.



Fonte: pelo autor

respectivos valores de saída correspondentes. Por meio dos botões *input* e *target* são definidos os arquivos que armazenam os dados, respectivamente, os dados de entrada e saída, que estão relacionados com o problema cujo padrões devem ser classificados ou identificados. Estes arquivos devem dispor os dados de forma matricial, visto o MATLAB processa as informações realizando operações matemáticas com matrizes. Sendo assim, é necessário determinar a orientação de apresentação dos dados, ou seja, se os dados estão orientados nas linhas ou colunas das matrizes.

Para o modelo computacional desenvolvido nesse trabalho, os dados padrões de diagnóstico das provas operatórias piagetianas foram apresentados em colunas, conforme ilustrado na Tabela 1:

Tabela 1: Formato de dados para treinamento do modelo computacional.

Desempenho Provas operatórias								condutas		
Prova de seriação	Prova de conservação de conjuntos discretos	Prova de conservação quantidade de líquidos	Prova de conservação de quantidade de matéria	Prova de conservação da composição de líquidos	Prova de classificação e mudança de critério	Prova de intersecção de classes	Prova de inclusão de classes	Conduta conservativa	Conduta intermediária	Conduta não conservativa
0	-1	1	-1	0	-1	-1	-1	0	0	1
1	1	0	1	-1	1	1	1	1	0	0
0	-1	0	0	1	0	0	0	0	1	0
1	1	1	0	-1	-1	0	-1	0	1	0
1	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0
-1	-1	-1	0	-1	0	-1	-1	0	0	1
1	0	1	0	1	-1	0	1	0	1	0
1	1	0	0	-1	-1	-1	-1	0	1	0
1	0	0	1	1	0	1	1	1	0	0
1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	0
0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0
-1	-1	-1	0	-1	-1	0	-1	0	0	1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	0	0	1
0	0	0	0	-1	0	0	-1	0	1	0
1	0	1	1	-1	1	1	1	1	0	0
-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	0	0	0	1
-1	0	-1	0	1	-1	0	-1	0	1	0
1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
1	0	-1	-1	0	-1	-1	0	0	1	0

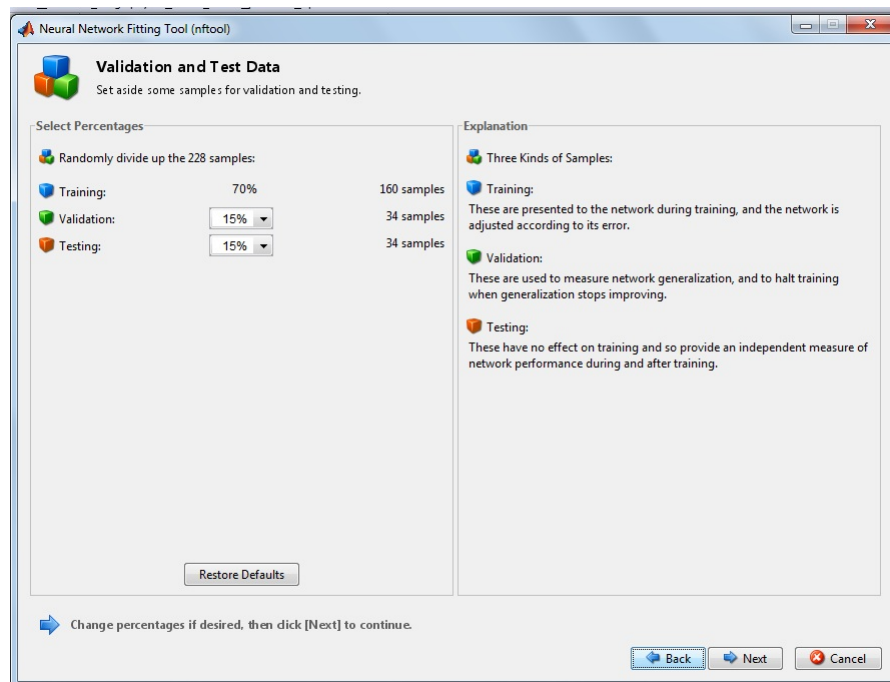
Fonte: do autor

Observando a Tabela1, é possível notar que as 8 colunas iniciais armazenam dados simulados sobre o desempenho das provas operatórias, e as 3 últimas colunas, a conduta cognitiva associada. Em cada prova são observados os algarismos -1, 0 ou 1 e estão relacionados com o resultado da análise do psicopedagogo, a respeito das respostas dadas pelo indivíduo em cada prova, ou seja, para uma conduta conservativa, em determinada prova piagetiana, o algarismo associado foi 1; se a conduta identificada foi não-conservativa, o algarismo associado foi -1; por fim, para a conduta intermediária foi associado o algarismo 0. Dessa forma, um indivíduo que é conservativo numa determinada prova, pode ter conduta intermediária ou não conservativa em outras provas. A combinação do resultado de cada prova indicava o diagnóstico de conduta cognitiva associada, e registrado nas 3 últimas colunas da Tabela 1. Neste caso, foi associada a combinação (001) para a conduta não conservativa, (010) para a conduta intermediária e (100) para conduta conservativa.

A partir da estrutura apresentada na tabela1, os dados simulados para treinamento do sistema foram registrados em duas matrizes: a matriz de dados de entrada possuía 228 linhas e 8 colunas; a matriz de dados de saída correspondentes, 228 linhas e 3 colunas. A

simulação dos dados foi necessária, devido a dificuldade de disponibilidade de indivíduos para a submissão das provas piagetianas, bem como a autorização de seus responsáveis para a aplicação das referidas provas. O treinamento do sistema foi supervisionado correlacionando entrada e saída, por meio do algoritmo de retropropagação, descrito no capítulo anterior. Dos 228 dados apresentados ao modelo, 70% foi destinado para o treinamento da RNA, 15 % dos dados serviram para testes de desempenho e 15%, foram destinados à validação do modelo. Essas informações são registradas na interface gráfica do MATLAB apresentada na Figura 10 Essa tela, ilustrada na Figura10, é apresentada, após serem

Figura 10: Tela para definição de percentuais de dados para testes do modelo.



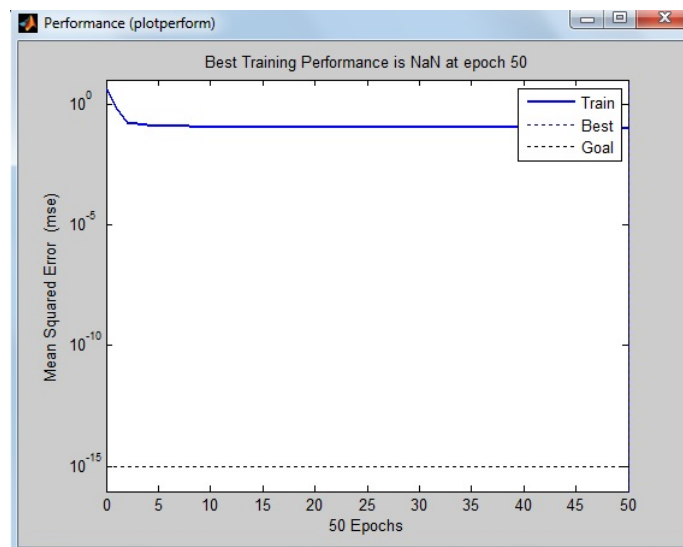
Fonte: pelo autor

definidos os arquivos de dados de entrada e saída, para treinamento, teste e validação do modelo computacional. Observando a tela é possível perceber a possibilidade de alterar os valores percentuais para teste, validação e treinamento do modelo. Além disso, é descrito na tela o que ocorre em cada etapa (treinamento, validação e teste), à medida que a sistema adquire conhecimento. Diante disso, na etapa de treinamento, o percentual de dados definidos para essa fase são apresentados à rede, e esta se ajusta em função do erro identificado na saída da rede, comparado com o sinal de entrada. Na fase de treinamento os dados reservados são utilizados para medir a capacidade de generalização da rede, como também parar o treinamento caso a generalização não sinaliza melhorias. O teste não exerce influência direta no treinamento, mas serve como parâmetro para verificar o aprendizado da rede, após o treinamento.

A próxima etapa, na construção do modelo, é a determinação do tamanho da rede. A camada de entrada é definida pela quantidade de dados, que para o modelo em questão,

necessitou de 8 entradas. Para estabelecer a quantidade de camadas e o número de neurônios em cada camada foram feitas experimentações baseadas nas recomendações de Cybenko (1989) e Lippmann (1987). Seguindo as recomendações de Lippmann (1987), mencionadas no capítulo anterior, foi utilizada, primeiramente, duas camadas ocultas, uma com 27 neurônios e outra, próxima à camada de saída, com 6 neurônios. O desempenho durante o treinamento pode ser observado na Figura 11.

Figura 11: Desempenho do modelo com duas camadas.



Fonte: pelo autor

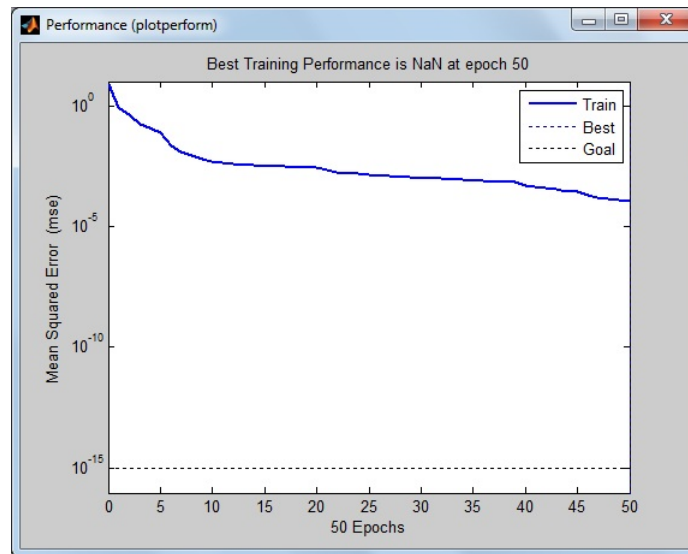
Observando a Figura 11, é possível perceber que o sistema alcança o número total de épocas determinado, mas não consegue convergir para o erro médio quadrado estipulado, porque esbarra em um valor de erro local e o considera o erro mínimo global do sistema. Dessa forma, sua capacidade de generalização fica comprometida e, como resultado, o sistema pode errar ao tentar sinalizar os padrões de conduta.

Ainda seguindo as recomendações de Lippmann (1987) na utilização de apenas uma camada oculta, ou seja, considerando $s(i+1)$ neurônios, onde “s” é o número de neurônios de saída e “i”, o número de neurônios na entrada, foi utilizada uma camada oculta com 27 neurônios. O desempenho de treinamento pode ser apreciado na Figura 12.

Comparando o desempenho da rede ilustrado na Figura 12, com aquele apresentado na Figura 11, verifica-se que houve melhoria; apesar do erro médio quadrático não ser alcançado, visto que o valor final se aproxima de 10^{-5} , em 50 épocas de treinamento, o sistema não apresenta erros da indicação do diagnóstico da conduta cognitiva.

Buscando melhor convergência do erro médio quadrático até então obtido, decidiu-se pela utilização de apenas uma camada escondida, mas seguindo as sugestões de Hecht-Nielsen (1989), que afirmava que ETD deveriam possuir única camada oculta com $(2i+1)$ neurônios, na qual “i” é o número de entradas. Dessa forma foi testado um modelo com

Figura 12: Desempenho do modelo com uma camada com 27 neurônios



Fonte: pelo autor

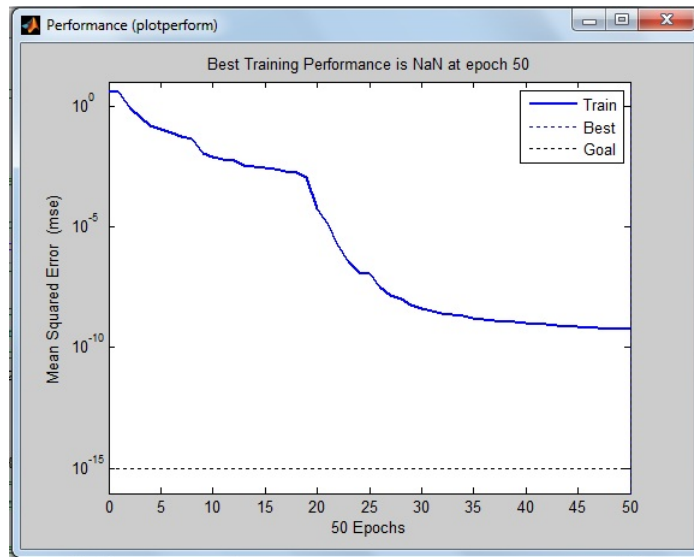
17 neurônios na camada oculta e seu desempenho apresentado na Figura 13.

Analisando o desempenho do modelo, apresentado na Figura 13, é possível perceber que, a sugestão de Hecht-Nielsen (1989), a respeito da formação da camada oculta, melhora a convergência do erro médio quadrático, em 50 épocas de treinamento, conforme apresentado na Figura 14(a). Apesar de não se aproximar do valor de erro pré-determinado de 10^{-15} , o sistema apresenta uma relativa tendência a estabilizar em um valor de erro um pouco inferior a 10^{-10} , o que pode indicar que o sistema encontrou um valor de erro mínimo local, na curva de treinamento do modelo.

Tentando melhorar a convergência do erro médio quadrático, na direção de 10^{-15} , o número de neurônios da camada oculta foi alterado de modo empírico para 18 e 19. Os resultados foram apresentados nas Figuras 14(a) e 14(b). Na Figura 14(a) é ilustrado o desempenho do sistema com 18 neurônios na camada oculta. Observando com atenção é possível perceber que a convergência do erro médio quadrático se aproxima do valor estipulado de 10^{-15} ; para o sistema computacional constituído, e nas condições de dados de treinamento já citados, a configuração de camada oculta com 18 neurônios apresentou a melhor performance. O aumento de neurônios da camada escondida de 18 para 19 neurônios resultou no desempenho ilustrado na Figura 14(b). Analisando a Figura 14(b), percebe-se que o desempenho não é tão bom quanto ao apresentado com 18 neurônios na camada oculta, pois há indícios de estabilização do erro devido à presença de mínimo local. Assim o modelo computacional foi composto por 8 entradas, 18 neurônios na camada intermediária e 3 neurônios na camada de saída.

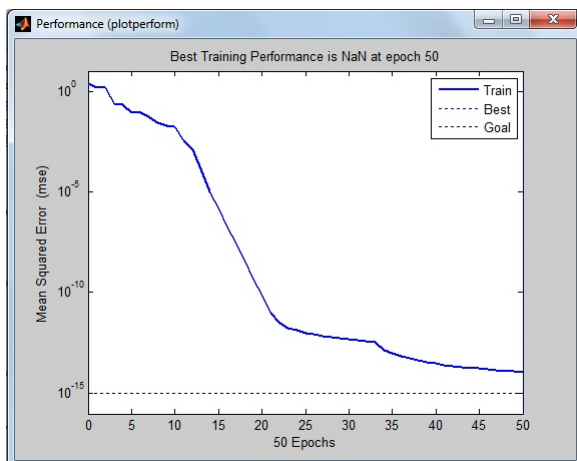
A Figura 15 apresenta a interface gráfica do MATLAB, que auxiliou nos testes citados e onde foi definida a quantidade de neurônios da camada de intermediária: Observando a Figura 15, é possível perceber a estrutura do ETD constituiu-se de 3 camadas, nas quais

Figura 13: Desempenho do modelo com 17 neurônios na camada oculta.

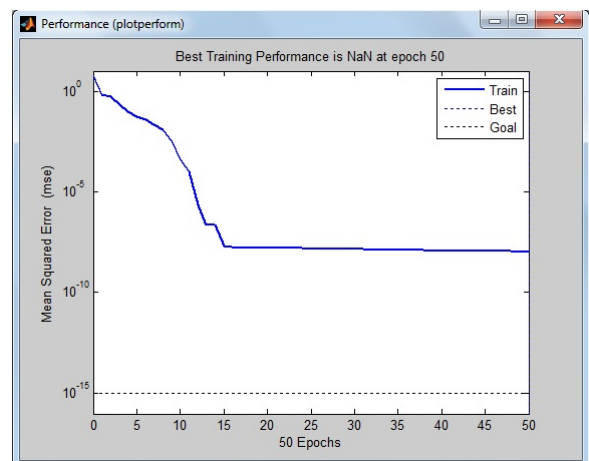


Fonte: pelo autor

Figura 14: Comparação de desempenho do modelo com 18 e 19 neurônios na camada oculta.



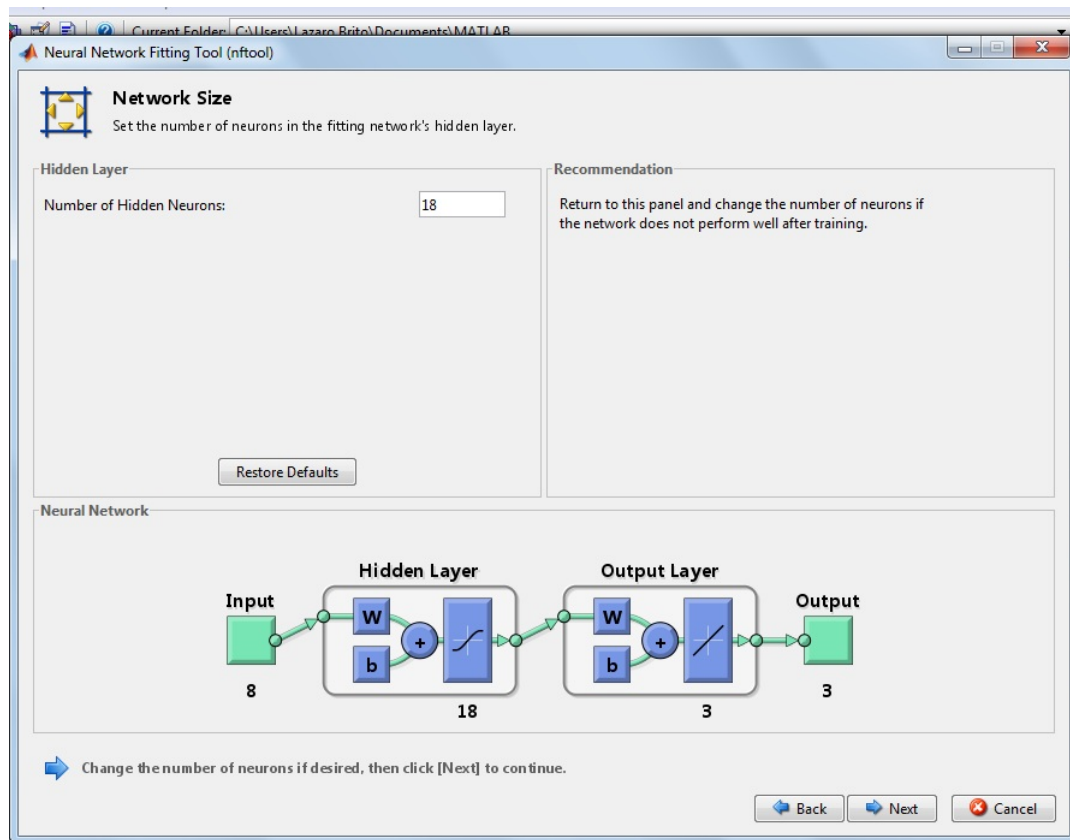
(a) Camada oculta com 18 neurônios.



(b) Camada oculta com 19 neurônios.

Fonte: do Autor

Figura 15: Tela para a definição do tamanho da estrutura do modelo.



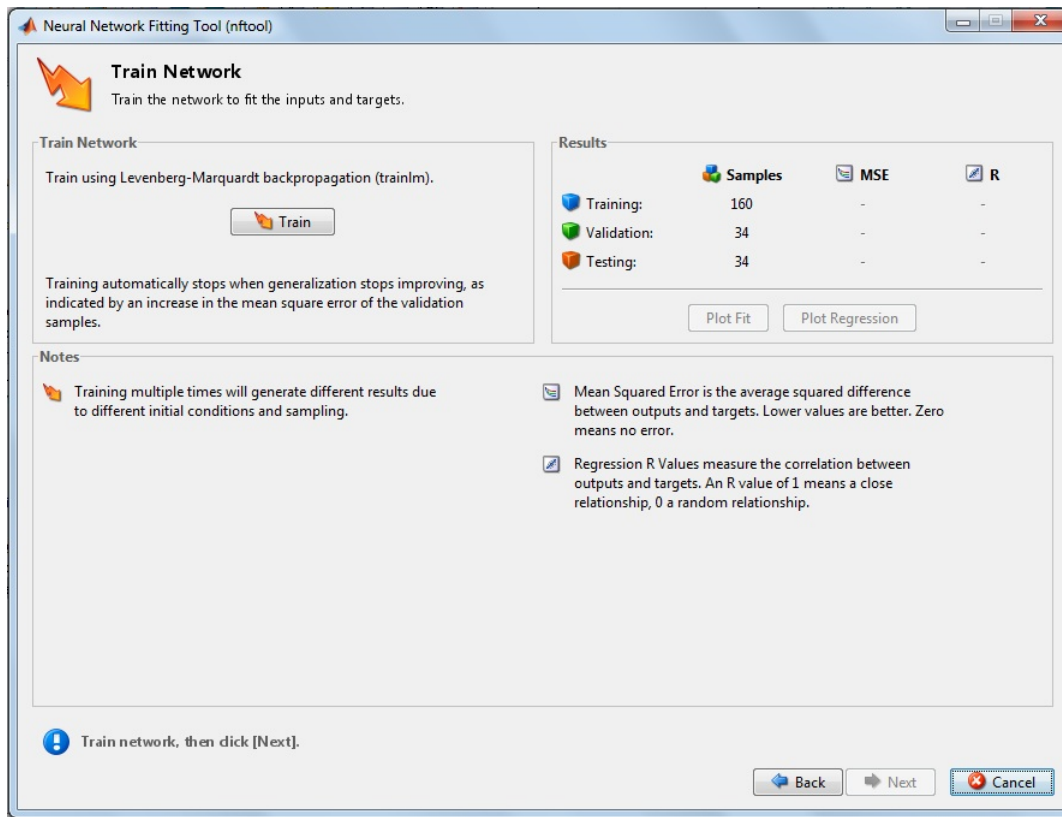
Fonte: pelo autor

a camada de entrada possuía 8 neurônios, a camada escondida possuía 18 neurônios e a camada de saída 3 neurônios; ficando, portanto, com apenas uma camada escondida. Os treinamentos citados ocorreram por meio da interface gráfica ilustrada na Figura 16: Na tela apresentada na Figura 16, tem-se acesso ao botão para início do treinamento da rede e, após essa operação, é possível verificar os valores de erro quadrado médio, nas etapas de treinamento, teste e validação, bem como a medida da correlação entre os valores fornecidos pela rede treinada e os valores de saída esperados. O sistema, por meio dessa interface gráfica, disponibiliza os gráficos dos dados de entrada em relação as saídas desejadas e fornecidas pela rede, assim como os gráficos que relacionam os valores desejados e obtidos na saída do modelo.

Um acompanhamento específico, a respeito do treinamento, pode ser feito por meio de interface gráfica exclusiva para este fim. Esta interface é similar àquela ilustrada na Figura 17. Os comandos da interface gráfica, apresentada na Figura 17, permitem acesso aos gráficos de desempenho e estado de treinamento da rede, correlação entre dados de entrada e valores obtidos e esperados na saída do sistema, além de visores para exibição de valores tais como tempo de treinamento, número de épocas, valor numérico do gradiente, número de validações dentre outros.

Os possíveis ajustes no tamanho da rede, aumento do tamanho de dados para treinamento

Figura 16: Tela para treinamento do Modelo.

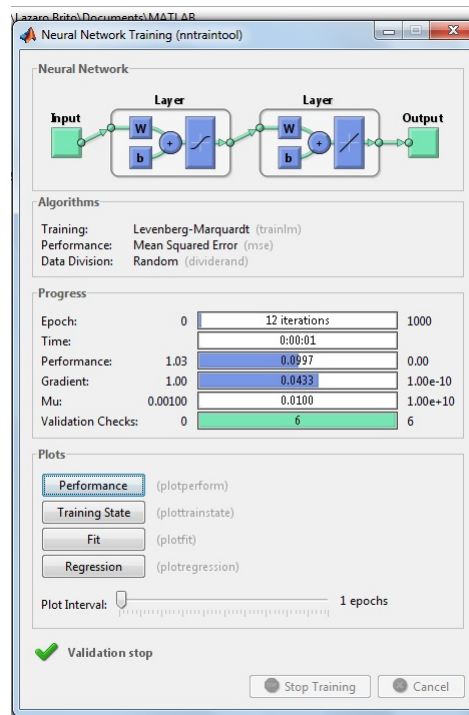


Fonte: pelo autor

ou comando para novos treinamentos, podem ser executados por meios da interface gráfica do MATLAB apresentada na Figura 18. Opcionalmente, a interface gráfica representada na Figura 17 permite definir novos arquivos para os dados de entrada e saída da rede, para novo treinamento da rede, e posterior, análise de gráficos do desempenho do novo treinamento, após os novos ajustes terem sido aplicados ao modelo.

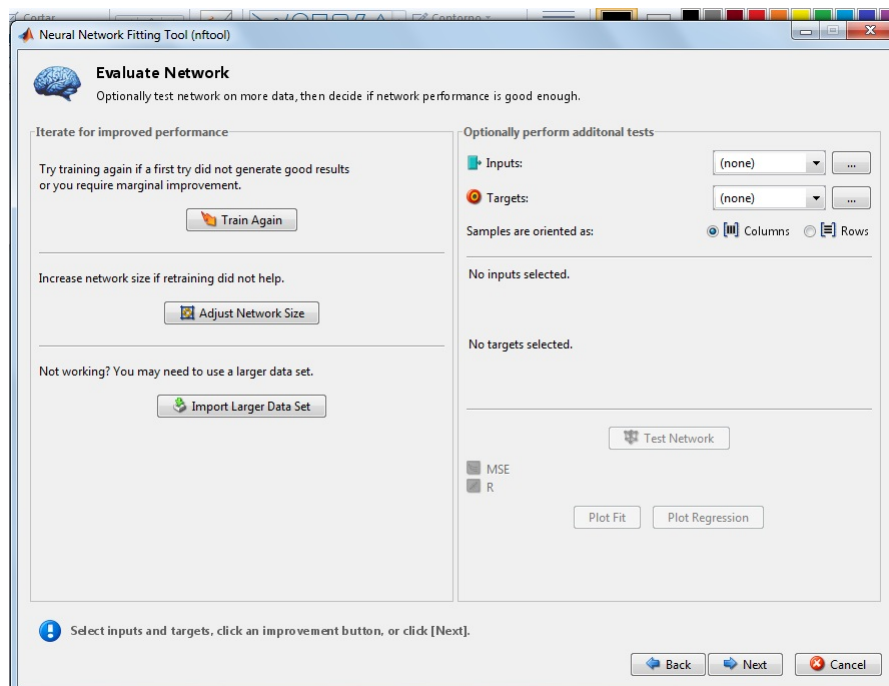
Os resultados fornecidos pelo sistema tais como arquitetura da rede, informações sobre o treinamento, matriz com os valores dos erros calculados, como também as matrizes utilizadas como dados de entrada, valores desejados, diagramas e arquivos específicos do MATLAB. A interface gráfica que permite essas operações é ilustrada na Figura 19. Salvar em arquivos, os resultados obtidos, é de suma importância, pois permite que a rede treinada seja testada com dados reais da aplicação das provas piagetianas. Além dos resultados citados, que a interface gráfica ilustrada na Figura 19 permite que sejam salvos em arquivos específicos do MATLAB, é possível obter o algoritmo equivalente do modelo gerado. Este algoritmo pode ser apreciado no apêndice desse trabalho. Este capítulo apresentou dados da estrutura do modelo computacional desenvolvido. Foram apresentadas representações gerais, sequências de operações e detalhes do sistema desenvolvido. No próximo capítulo, são descritos os resultados experimentais obtidos com o trabalho, utilizando dados reais de provas piagetianas, que foram aplicadas em crianças cujos di-

Figura 17: Tela para acompanhar o treinamento do modelo.



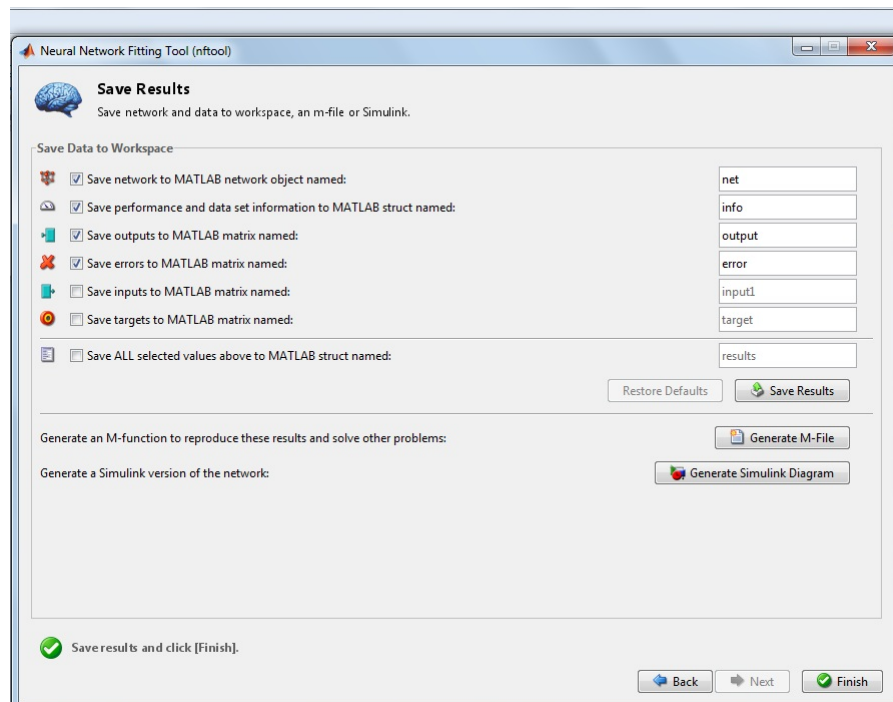
Fonte: pelo autor

Figura 18: Interface gráfica para avaliação do modelo.



Fonte: pelo autor

Figura 19: Interface gráfica guardar os resultados obtidos com o modelo.



Fonte: pelo autor

agnósticos a respeito da conduta cognitiva foram levantados previamente. O objetivo foi verificar se o modelo computacional, após a etapa de treinamento, adquiriu a capacidade de sinalizar condutas cognitivas.

Trabalho experimental e desenvolvimento da pesquisa

O capítulo anterior apresentou a estrutura do modelo computacional proposto, descrevendo suas representações gerais e funcionalidades, seus elementos básicos, atores e seus papéis dentro da estrutura. Para as representações citadas, anteriormente, foram utilizados alguns diagramas da linguagem de modelagem unificada, tais como diagramas de classe de uso e diagramas de sequência, com o intuito de facilitar o entendimento da arquitetura proposta e sistematizar suas etapas de elaboração. Neste capítulo são apresentados os cenários de aplicação das provas operatórias piagetianas, que foram utilizadas para testar o modelo computacional, bem como a análise dos resultados obtidos por meio da confronto destes com àqueles apresentados pelo modelo. A seção seguinte apresenta os dados preliminares para o trabalho de experimentação.

4.1 *Dados Preliminares para a Experimentação*

Com o objetivo de testar o funcionamento do modelo desenvolvido, e apresentado no capítulo anterior, foi necessário o levantamento de dados reais, que consistiram no resultado da aplicação de provas operatórias piagetianas com crianças na faixa etária dos 6 aos 9 anos. Conforme Secretaria de Educação do estado (2013), considerando todos os alunos matriculados da rede pública da cidade de Salvador, que atendiam a referida faixa etária, no período da pesquisa, o universo de estudo era composto de 13.167 indivíduos. Admitindo que todos os alunos matriculados, regularmente acompanhavam as aulas, seria necessário o levantamento de amostra representativa para a pesquisa, a partir no universo identificado.

Barbetta (2002) sugere o cálculo da amostra por meio da seguinte equação:

$$f(x) = \frac{N * n_0}{N + n_0} \quad (12)$$

Na equação 12:

- $f(x)$ o valor da amostra;
- N representa o universo de indivíduos;
- n_0 primeira aproximação do tamanho da amostra.

O item “ n_0 ” pode ser determinado, levando em consideração um erro amostral (E_0) de 5% , de modo que:

$$n_0 = \frac{1}{E_0^2} \quad (13)$$

Sendo $N=13.167$ e n_0 calculado pela equação 13 igual 400, substituindo esses valores obtidos na equação 12, é revelado o valor de $f(x)= 388,21$, o que significa que o valor ideal para amostra de indivíduos, que deve ser utilizada na pesquisa é de aproximadamente 388. Contudo paralisações no sistema público de educação, disponibilidade dos avaliadores para aplicações das provas piagetianas e redução de autorizações, por parte dos pais ou responsáveis pelas crianças, na participação da pesquisa, reduziu o número de escolas e alunos que colaboraram. Dessa forma as crianças mencionadas representaram um grupo de 15 indivíduos, alunos regulares de 3 escolas públicas distintas da cidade de Salvador. Para cada uma delas foi encaminhado um profissional, com conhecimentos acadêmicos em psicopedagogia, para aplicar as provas operatórias.

A determinação das escolas envolvidas no processo se deu por causa da facilidade de acesso, viabilizada pelo relacionamento dos avaliadores com as respectivas diretorias escolares locais, bem como a verificação das condições tecnológicas de recursos didático-pedagógicos de cada unidade escolar. Para a aplicação das referidas provas, foi necessário que os responsáveis de cada criança autorizasse a participação na pesquisa, por meio da assinatura de Termo de Livre Consentimento, que pôde ser apreciado no apêndice deste trabalho. Este procedimento visou atender às Diretrizes e Normas Regulamentadoras de Pesquisas Envolvendo Seres Humanos do Conselho Nacional de Saúde (Resolução CNS 196/96).

Na seção seguinte são apresentados os cenários de aplicação das provas, representados pela caracterização de cada unidade escolar, com a apresentação da sua localização, proposta pedagógica, metodologia e estrutura discente e docente. Como o objetivo principal foi a caracterização dos cenários onde foram obtidos os resultados das provas operatórias piagetianas, as identidades dos avaliadores foram mantidas em sigilo.

4.2 Cenários de aplicação do trabalho experimental

Um dos cenários para aplicação das provas operatórias foi a Escola Municipal Soror Joana Angélica, localizada na rua Santa Clara do Desterro, no bairro de Nazaré, que é uma escola de ensino regular, sem dinâmica especializada para a educação de pessoas com comprometimentos intelectuais. Ou seja, na instituição, há inclusão de crianças com alguma deficiência cognitiva convivendo com alunos sem deficiência cognitiva. As crianças envolvidas na pesquisa não apresentavam deficiência cognitiva, clinicamente comprovada.

Outro cenário de aplicação do trabalho experimental foi a Escola Municipal Piratini, lo-

calizada na rua Mario Bestetti, alto do São João, número 25, bairro de Pituvaçu. Este espaço educacional de ensino fundamental atende crianças que residem nas comunidades próximas ao Parque Metropolitano de Pituvaçu. Diferente da escola citada anteriormente, esta unidade escolar não presta serviços educacionais à crianças com necessidades especiais, ou seja, não promove a convivência de crianças ditas normais com crianças que apresentam alguma deficiência cognitiva.

A outra unidade escolar que serviu de cenário para o levantamento de dados para a validação do modelo computacional, por meio da aplicação das provas piagetianas, foi a Escola Municipal Padre Confá, localizada na rua Desembargador Manoel Pereira, s/nº, bairro do Costa Azul. Nessa unidade escolar, os estudantes e professores são orientados pela diretoria, a desenvolver suas atividades pedagógicas, de forma articulada, por meio de elementos tecnológicos tais como *tablets* e redes de computadores. Não há, na escola, prestação de serviços educacionais voltados à crianças com necessidades especiais, como ocorre na primeira unidade escolar citada.

Apresentados os cenários da aplicação das provas e coleta dos dados, as seções seguintes listam as provas piagetianas, utilizadas na pesquisa, bem como os resultados obtidos da indicação da conduta cognitiva do indivíduo, após submeter esses resultados ao modelo computacional desenvolvido.

4.3 Provas operatórias envolvidas na experimentação

As provas representam um dos instrumentos utilizados no Diagnóstico Psicopedagógico Clínicos de indivíduos. Elas podem ser utilizadas como parâmetro para a verificação do desenvolvimento cognitivo. No entanto, o desempenho do indivíduo para as situações problemas sugeridas, em cada prova operatória piagetiana, pode indicar pistas para a compreensão da conduta cognitiva e sinalizar possíveis problemas de aprendizagem. Diante disso do total de onze provas operatórias, apenas oito foram aplicadas no trabalho experimental, devido ao respeito da faixa etária das crianças (crianças dos 6 aos 9 anos de idade) que representaram a amostra de estudo, bem como a disponibilidades dos avaliadores e das unidades escolares para aplicação do método.

Os três avaliadores aplicaram as provas operatórias seriação, conservação de pequenos conjuntos discretos, conservação de quantidade de líquidos, conservação de matéria, conservação da composição da quantidade de líquido, classificação de mudança de critério, intersecção de classes e inclusão de classes em 5 alunos, de cada uma das seguintes escolas municipais: Escola Municipal Piratini, Escola Municipal Padre Confá e Escola Soror Joana Angélica.

Na seção seguinte são apresentados os resultados da aplicação das provas piagetianas com os indivíduos das escolas já citadas, os diagnósticos de conduta obtidos e a comparação desses diagnósticos com as respostas dadas pelo modelo computacional na indicação desses

diagnósticos.

4.4 *Discussão dos Resultados Obtidos*

Após aplicação das provas pelos profissionais já citados em seções anteriores, os resultados referentes ao diagnóstico das condutas cognitivas foram registrados na Tabela 2 a seguir:

Tabela 2: Diagnósticos da aplicação das provas piagetianas.

	Indivíduos com conduta conservativa	Indivíduos com conduta intermediária	Indivíduos com conduta não conservativa
Escola Municipal Soror Joana Angélica	1	1	3
Escola Municipal Piratini	0	1	4
Escola Municipal Padre Confa	0	2	3

Fonte: do autor

Observando a Tabela 2, é possível perceber que apenas um indivíduo apresentou conduta conservativa; a grande maioria (10 indivíduos) não conservou e apenas 4 alunos apresentaram conduta intermediária. Independentemente da escola e do profissional que aplicou as provas piagetianas, a quantidade de alunos que apresentaram conduta não conservativa superou as demais possíveis condutas observáveis. Entretanto, como a amostra de 15 indivíduos é relativamente pequena, não é prudente fazer generalizações quanto ao resultado obtido.

A Tabela 3 foi construída a partir das informações da Tabela 2 e seus dados podem ser observados a seguir :

Tabela 3: Resultado da aplicação de cada provas piagetianas.

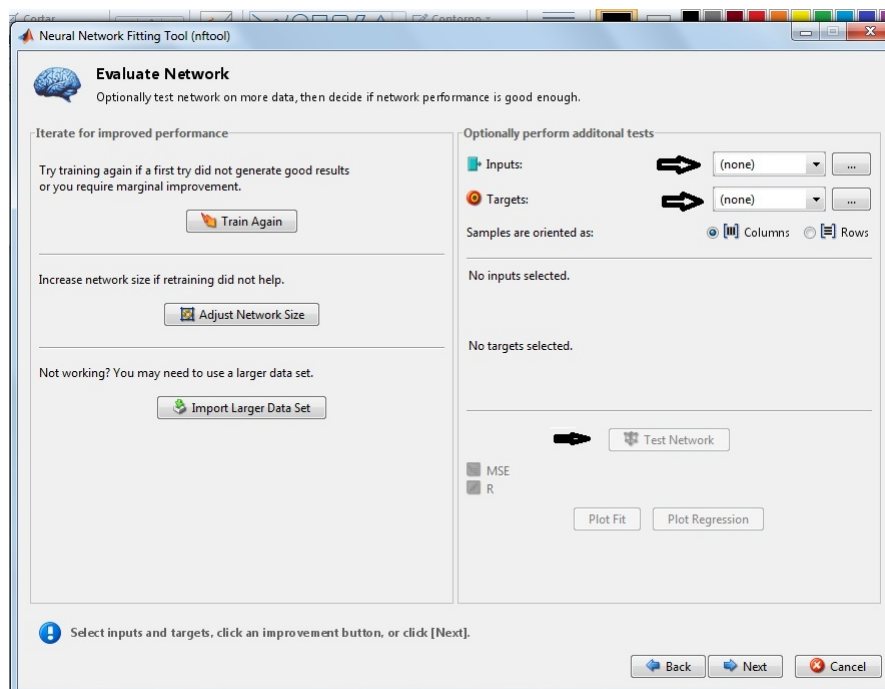
Desempenho Provas operatórias								condutas		
Prova de seriação	Prova de conservação de conjuntos discretos	Prova de conservação quantidade de líquidos	Prova de conservação de quantidade de matéria	Prova de conservação da composição de líquidos	Prova de classificação e mudança de critério	Prova de intersecção de classes	Prova de inclusão de classes	Conduta conservativa	Conduta intermediária	Conduta não conservativa
0	0	0	-1	0	-1	-1	-1	0	0	1
-1	-1	0	-1	-1	-1	-1	-1	0	0	1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	0	0	0	0	1
1	1	1	0	-1	-1	0	-1	0	1	0
1	-1	-1	0	0	-1	-1	-1	0	0	1
-1	-1	-1	0	-1	-1	-1	-1	0	0	1
1	0	1	0	1	-1	0	1	0	1	0
1	0	0	0	-1	-1	-1	-1	0	1	0
-1	-1	0	-1	-1	-1	-1	-1	0	0	1
0	-1	-1	0	-1	-1	-1	-1	0	0	1
1	-1	-1	-1	0	-1	0	0	0	1	0
-1	-1	-1	0	-1	-1	0	-1	0	0	1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	0	0	1
0	0	-1	-1	-1	-1	-1	-1	0	0	1
1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	0	0

Fonte: do autor

Nesta Tabela 3 são apresentados não apenas os resultados dos diagnósticos das condutas cognitivas dos sujeitos envolvidos na pesquisa, emitidos pelos 3 profissionais em psicopedagogia citados anteriormente, mas também o desempenho de cada indivíduo em cada prova piagetiana. Todas as informações, a respeito das provas operatórias aplicadas aos sujeitos envolvidos na pesquisa, foram registradas por meio dos protocolos psicopedagógicos de aplicação das mesmas, cujos modelos podem ser observados nos anexos deste trabalho. Essas informações foram codificadas com o padrão de algarismos 1, 0 e -1, apresentado no capítulo anterior.

Os resultados, ilustrados na Tabela 3, geraram dois arquivos: um arquivo foi utilizado para registrar os resultados de desempenho das provas operatórias; o outro arquivo, registrou as condutas cognitivas associadas ao desempenho das provas. Estes dois arquivos foram as ferramentas aplicadas para testar o modelo computacional, desenvolvido e treinado por meio de simulações descritas no capítulo 3. A Figura 20 ilustra a interface gráfica do modelo computacional, utilizado para testá-lo.

Figura 20: Interface gráfica para teste do modelo.



Fonte: pelo autor

Por meio das setas, apresentadas na Figura 20, são indicados os pontos do modelo computacionais, por meio dos quais os dados levantados pelos psicopedagogos, foram aplicados ao modelo para testar seu desempenho. Os dados de entrada para o teste foram o desempenho das provas operatórias aplicadas, e os valores de saída desejados foram os diagnósticos observados pelos profissionais.

O diagnóstico indicado pelo modelo computacional foi coincidente, com aquele emitido pelos profissionais envolvidos no processo, em 14 das 15 situações. A situação que apresentou divergência de resultados, é expressa pelos seguintes vetores: $\text{Desempenho_provas} = [1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ -1\ -1\ -1]$ e $\text{Conduta_esperada} = [1\ 0\ 0]$, que pode ser visto na Tabela 3). Considerando que a falha estava no modelo, essa divergência verificada, possivelmente ocorreu por necessidade de treinamento do modelo, com um número maior de dados, que aqueles utilizados ou revisão na topologia da adotada para a rede; direcionando o foco para o profissional que aplicou as provas e emitiu o diagnóstico, este pode ter cometido equívocos em suas ações, induzido por suas subjetividades ou por, possíveis subjetividades do sujeito submetido à provas.

Observando os dados apresentados pelo par de vetores Desempenho_provas e Desempenho , é possível concluir que o diagnóstico clínico emitido pelo psicopedagogo foi de conduta conservativa (sinalizada com algarismo 1), pois em 5, das 8 provas aplicadas, o indivíduo conservou sua conduta; enquanto o modelo indicou como diagnóstico, conduta intermediária, baseado em suas informações de treinamento.

Diante dos resultados, o desempenho do modelo computacional na indicação da conduta cognitiva foi em torno de 94% aproximadamente (apresentou 14 coincidências entre desempenho das provas operatórias e conduta cognitiva do total de 15 dados apresentados na Tabela 3). Apesar de ser um resultado relativamente bom, considerando a amostra de estudo, os possíveis motivos para que o desempenho não fosse melhor são:

- Quantidade indivíduos para teste: o aumento da quantidade de dados para teste do modelo, pode melhorar o percentual desempenho do modelo computacional sobremaneira; contudo a obtenção desses dados é ponto crítico sinalizado na introdução desse trabalho, por depender de autorização dos responsáveis dos sujeitos da pesquisa;
- Rever estrutura interna do modelo computacional: essa revisão passa pela verificação da quantidade de neurônios, por camada, e suas funções de ativação (que são as formas como cada neurônio responde na saída aos valores de excitação na entrada);
- revisar a forma de treinamento do modelo computacional: verificar a quantidade e qualidade de dados para treinamento do modelo computacional, bem como o número de épocas de treinamento e o valor do erro médio quadrático;
- verificar a avaliação dos indivíduos que apresentarem dados divergentes: submeter os indivíduos que apresentarem divergências, em relação ao resultado indicado pelo modelo computacional, a uma nova avaliação com psicopedagogos distintos, para a comprovação do diagnóstico de conduta obtido.

Embora o modelo tenha apresentado cerca de 6% de erro, este cumpriu seu objetivo de indicar a conduta psicológica de indivíduos a partir de provas piagetianas como dados de entrada. Apesar de não ser o objetivo primordial desse trabalho, um fato que cabe estudo mais apurado é a correlação a respeito do suporte pedagógico fornecido pelas escolas e a conduta cognitiva identificada nas crianças, com o objetivo de estudar possíveis comprometimentos no desenvolvimento de conhecimento dos indivíduos. A seção seguinte aborda as contribuições efetivas do modelo desenvolvido.

4.5 Contribuições do modelo computacional desenvolvido

Normalmente, conforme sinaliza O'Neill e Nunes (2004), a avaliação psicopedagógica clínica de um indivíduo é composta por atividades específicas que envolvem a avaliação afetivo-social, avaliação corporal, avaliação pedagógica e avaliação cognitiva. Na avaliação

cognitiva, as provas operatórias piagetianas representam o conjunto de atividades, que auxiliam no diagnóstico do estágio de desenvolvimento cognitivo. Contudo, aplicação desse conjunto de atividades, demanda muita dedicação, atenção e principalmente tempo, visto que são atividades que requerem intervenções, observações de argumentações e contra-argumentações e anotações de comportamento, para a conclusão e diagnóstico da conduta cognitiva e pode levar mais que 3 dias.

Como o modelo computacional desenvolvido, conseguiu indicar a conduta cognitiva dos sujeitos envolvidos na pesquisa, de modo similar ao diagnóstico realizado pelos profissionais psicopedagogos, sua utilização poderia otimizar o tempo de atendimentos clínicos dos psicopedagogos, uma vez que tendo um banco de dados com o desempenho das provas piagetianas dos indivíduos, o modelo indicaria o possível diagnóstico. Os sujeitos que o modelo sinalizasse conduta não conservativa, poderiam ser encaminhados para aprofundamento na análise diagnóstica, com aplicação de estratégias alternativas de avaliação tais como provas projetivas, provas de leitura, provas de matemática, avaliação interdisciplinar dentre outras.

O banco de dados de desempenho das provas dos indivíduos, citado anteriormente, poderia ser elaborado a partir da aplicação das provas por psicopedagogos ou por meio de interface gráfica (a ser desenvolvida) que possibilitasse interação entre o sujeito a ser avaliado e o modelo computacional desenvolvido. Este fato poderia contribuir para a investigação cognitiva em outras escolas públicas. Os registros das condutas seriam feitos utilizando planilhas com a composição similar apresentada na Tabela 3, apresentada anteriormente, pois esta estrutura facilitaria a conversão para arquivos matriciais.

Sendo assim, a contribuição do modelo computacional residiu em poder compôr uma das etapas estratégicas de avaliação psicopedagógica e identificar das condutas cognitivas de indivíduos, servindo como elemento sinalizador da necessidade de investigação clínica mais cuidadosa.

No capítulo seguinte são apresentadas as considerações finais, contribuições e Recomendações para trabalhos futuros.

Considerações finais

O modelo computacional, proposto nesta dissertação, utilizou provas operatórias piagetianas para a obtenção da conduta cognitiva dos indivíduos submetidos às referidas provas. O objetivo geral consistiu em desenvolver um modelo computacional, com elementos de tomada de decisão, para subsidiar práticas avaliativas das condutas cognitivas. Neste sentido o software MATLAB auxiliou no desenvolvimento do modelo.

Apesar das hipóteses levantadas terem sido confirmadas ao longo do desenvolvimento do trabalho, o tamanho da amostra utilizada para o teste não permitiu que generalizações fossem realizadas. Conforme os cálculos apresentados, o valor ideal da amostra teria que ser formada por 388 indivíduos. Diante das dificuldades e limitações encontradas, a amostra utilizada nos testes foi composta por 15 indivíduos, o que levou o modelo a alcançar um índice de acerto de 94%. Provavelmente um maior número de indivíduos na amostra de teste possa alterar o valor do índice de acerto obtido.

Mesmo com o número reduzido de indivíduos na amostra, a modelagem elaborada com o uso do software MATLAB e baseado em interfaces gráficas, cálculo numérico e operações matriciais, conseguiu apontar a conduta cognitiva dos indivíduos envolvidos, o que foi apresentado em tabela e pôde comprovar o desempenho do modelo desenvolvido.

O que pode ser aprendido com o modelo criado é que é possível desenvolver um trabalho interdisciplinar, envolvendo conhecimentos de psicopedagogia e modelagem computacional de modo a sinalizar a conduta cognitiva por meio das provas operatórias piagetianas. Este fato evidencia que um novo conhecimento pode ser construído a partir da dialética de conhecimentos distinto. Além disto, este trabalho não substitui o papel do psicopedagogo, na avaliação educacional clínica, mas o auxilia, servindo como ferramenta para sinalizar a necessidade de aprofundamento da análise diagnóstica.

O modelo desenvolvido pode ser usado para auxiliar a formação de profissionais em psicopedagogia, quando aplicado para comparar os resultados da aplicação das provas operatórias em crianças com as indicações do modelo, fazendo-o discutir seus métodos e operações na avaliação educacional clínica, em caso de divergência. Este fato pode minimizar problemas de dificuldade de aprendizagem tais como dislexia, discalculia e disortografia e contribuir para uma formação educacional das crianças, caso as condutas cognitivas sejam verificadas precocemente.

5.1 *Contribuições*

Como contribuições, este trabalho apresentou:

- Reunir, em um mesmo trabalho, aspectos de modelagem computacional aplicados na avaliação educacional clínica, a partir de provas operatórias piagetianas;
- Apresentar caráter inovador na elaboração de modelos computacionais voltados para a área da educação;
- Auxiliar os psicopedagogos, como ferramenta, na investigação da conduta cognitiva, uma vez que sinaliza a conduta cognitiva do indivíduo;
- Poder se utilizado para auxiliar na formação de psicopedagogos que estudam a avaliação da conduta cognitiva por meio das provas operatórias piagetianas;
- Minimizar, indiretamente, problemas de dificuldade de aprendizagem se aplicado na fase operatória concreta das crianças (mais ou menos entre 6 e 9 anos de idade).

5.2 *Atividades Futuras de Pesquisa*

Como atividades futuras de pesquisa relacionadas com este trabalho estão:

- O aumento da amostra de validação para a verificação da redução do erro na indicação da conduta cognitiva e a possibilidade de generalização dos resultados obtidos;
- Elaboração de interface para melhor interação do modelo com o indivíduo a ser avaliado;
- Desenvolvimento de um jogo que tenha as provas piagetianas como objeto e o modelo computacional como ferramenta de auxílio no diagnóstico cognitivo, que poderia ser utilizada em unidades escolares do sistema público de ensino e contribuir de modo indireto, na aprendizagem dos alunos.

Do ponto de vista de trabalho acadêmico essa seção caracteriza o fechamento do trabalho, esperando que o leitor tenha apreciado toda a construção da estrutura e na esperança de ter contribuído no acréscimo de conhecimento para a comunidade científica.

Referências Bibliográficas

- AGUIAR, J.; HERMOSILLA, L. i. Aplicações da inteligência artificial na educação. *Artigo presente na Revista Científica Eletrônica de Psicologia*, São Paulo, n. 6, 2007.
- AMBRÓSIO, P. E. *Redes neurais artificiais no apoio ao diagnóstico diferencial de lesões intersticiais pulmonares*. Dissertação (Mestrado em Física aplicada à Biologia e a Medicina.) — Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto, 2002.
- BARBETTA, P. A. *Estatística aplicada às ciências sociais*. São Carlos: Editora UFSC, 2002.
- BASHEER, I.; HAJMEER, M. Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application. *Journal of Microbiological Methods*, v. 43, p. 3–31, 2000.
- BEZERRA, E. *Princípios de análise e projetos de sistemas com UML*. Rio de Janeiro: Editora Campus, 2002.
- BRAGA, A. d. P.; CARVALHO, A. P. d. L. F. d.; LUDEMIR, T. B. *Redes neurais artificiais: teoria e aplicações*. Rio de Janeiro: Editora LTC, 2000.
- COSTA, R. J. M.; CRUZ, S. M. S. d.; TOSTA, F. O.; FILHO, L. A. V.; MOUSINHO, R. Redes neuronais e transtornos de aprendizagem: rastreamento de pessoas com dislexia. *Artigo presente nos Anais do XX Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, Florianópolis, 2009.
- CYBENKO, G. Approximation by superpositions of a sigmoidal function. *The Canadian journal for Chemical Engineering*, Illinois, v. 69, n. 4, p. 997–1009, 1989.
- DA SILVA, I. N.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. *Redes neurais artificiais: para engenharias e ciências aplicadas*. São Paulo: Editora Artliber, 2010.
- ESTADO, S. de educação do. *Matriculados no 3º ano do ensino fundamental*. Julho 2013. URL: www.educacao.salvador.ba.gov.br/site/educa-numeros-matricula-serie.php.
- FILHO, I. d. S.; ABE, J. M. *Fundamentos de redes neurais para concorrentes*. São Paulo: Editora Arte e Ciência, 2000.
- HAYKIN, S. *Inteligência Artificial: noções gerais*. São Paulo: Editora Bookman, 2001.
- HECHT-NILELSEN, R. *Neurocomputing*. Boston: Addison-Wesley Longman, 1989.
- JUNIOR, D. P.; AMORIM, J. d. A.; MISKULIN, M. S.; FREITAS, R. L. d.; MISKULIN, R. G. S. AUXILIAR: Uma aplicação de inteligência artificial que possibilita a potencialização da aprendizagem em ambientes colaborativos de ensino. *Artigo presente*

nos *Anais do XIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, Porto Alegre, p. 86–93, 2002.

LIPPMANN, R. An introduction to computing with neural nets. *IEEE ASSP Magazine*, v. 4, n. 2, p. 4–22, 1987.

LUCCA, S. A. d.; MANCINE, M. S.; DELL'AGLI, B. A. V. Dificuldade de aprendizagem: contribuições da avaliação neuropsicológica. *Pensamento plural: revista científica da UNIFAE*, São João da Boa Vista, v. 2, p. 32–42, 2008.

MACDONELL, J. J. C. *Manual de Diagnóstico Operatório*. trad. Simone Goldberg. 1ª edição. ed. Curitiba: Central Didática, 2004.

O'NEILL, H.; NUNES, M. *Fundamental de UML*. 3ª edição. ed. Coimbra: FCA - Editora de informática, 2004.

PALANGANA, I. C. *Desenvolvimento e aprendizagem em Piaget e Vygotsky - a relevância do social*. São Paulo: Summus Editorial, 2001.

PIAGET, J. *Seis Estudos de Psicologias*. Rio de Janeiro: Florense-Universitária, 1967.

PIAGET, J. *Epistemologia Genética*. Petrópolis: Editora Vozes, 1970.

PIAGET, J. *Equilíbrio das estruturas cognitivas: problema central do desenvolvimento*. Rio de Janeiro: Editora Zahar, 1976.

PIAGET, J. *Epistemologia Genética*. 2ª edição. ed. São Paulo: Editora Abril Cultural - (Coleção Os Pensadores), 1978.

PIAGET, J. *Biologia e conhecimento*. 2ª edição. ed. Petrópolis: Editora Vozes, 1996.

PIAGET, J.; INHELDER, B. *Gênese das Estruturas Lógicas Elementares*. 3ª edição. ed. Rio de Janeiro: Editora Zahar, 1983. 356 p.

PIAGET, J.; SZEMINSKA, A. *A gênese do número na criança*. São Paulo: Zahar, 1975.

RIBAS, P. A. V. Aprendizagem, um processo de natureza cerebral ou psíquica? *Anais COBENGE*, p. 115–119, 2001.

SANTOS, A. M. d.; SEIXAS, J. M. d.; PEREIRA, B. d. B.; MEDRONHO, R. d. A. Usando redes neurais artificiais e regressão logística na predição da hepatite A. In: . São Luis, Maranhão, Brasil: Revista Brasileira de Epidemiologia, 2005. v. 2, n. 8, p. 117–126.


TAFNER, M. A.; XEREZ, M. d.; FILHO RODRIGUES, I. W. *Redes neurais artificiais: introdução e princípios de neurocomputação*. Blumenau: EKO, 1996.

ZANATA, D. R. P. *Desenvolvimento de sensor virtual empregando redes neurais para medição de composição em coluna de destilação*. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Sistemas.) — Universidade de São Paulo, São Paulo, 2005.

Apêndices

6.1 *Termo de Consentimento Livre e Esclarecido Utilizado na Pesquisa*

Figura 1: Termo de Consentimento Livre e Esclarecido



TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO STRICTO SENSO
MODELAGEM COMPUTACIONAL E TECNOLOGIA INDUSTRIAL

Proposta de Trabalho: "Desenvolvimento de modelo computacional, com elementos de inteligência artificial, para indicação do nível de conduta cognitiva do indivíduo".

OBJETIVO DA ENTREVISTA: Levantar dados para a validação do modelo computacional.

Prezado (a) :

Convido-o (a) a autorizar a participação do seu filho na presente pesquisa exploratória que se prestará à construção de uma dissertação de Mestrado do Programa de pós-graduação Stricto Senso em Modelagem computacional e Tecnologia Industrial do SENAI CIMATEC. Neste momento, estamos levantando as informações, por meio da aplicação das provas piagetianas de seriação, conservação e classificação, em crianças dos sete aos nove anos de escolas da cidade de Salvador, para verificação do modelo computacional desenvolvido. Informamos que os dados obtidos com a pesquisa serão utilizados somente para o âmbito acadêmico e toda informação será tratada de forma que assegure o total sigilo. Desde já agradecemos a atenção dispensada.

TERMO DE CONSENTIMENTO (do pesquisado)

Tendo sido esclarecido o objetivo da pesquisa, eu na figura de responsável pelo pesquisado, declaro que:

() Aceito a participação na pesquisa, permitindo a aplicação das provas operatórias.

() Não aceito participar.

Nome do (a) Pesquisado (a):

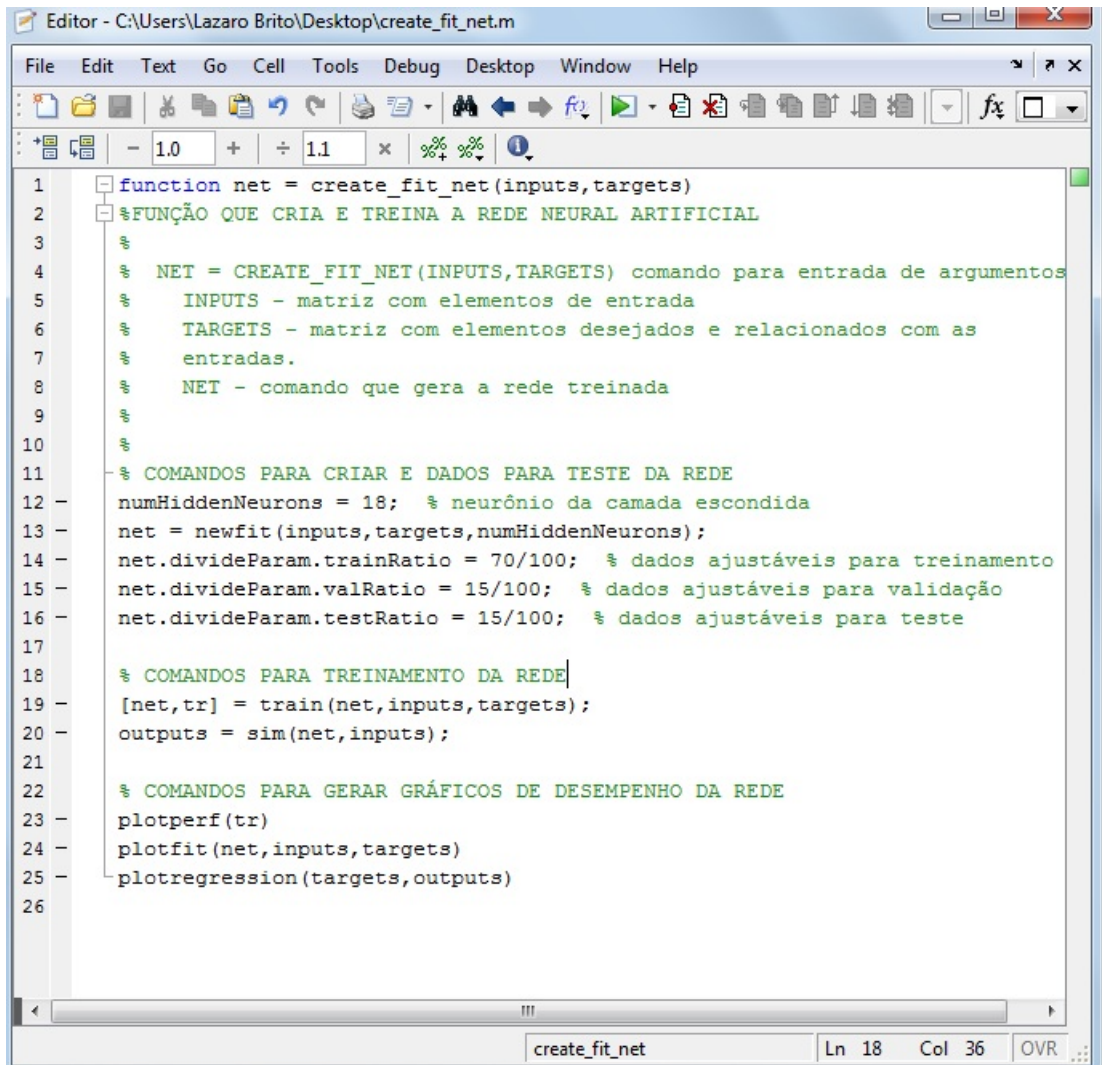
Escola do Pesquisado (a)

Assinatura do (a) responsável do Pesquisado

Fonte: Pelo autor

6.2 Algoritmo desenvolvido no MATLAB para a criação do modelo computacional

Figura 2: Algoritmo para elaboração do modelo computacional baseado em RNA



```
1 function net = create_fit_net(inputs,targets)
2 %FUNÇÃO QUE CRIA E TREINA A REDE NEURAL ARTIFICIAL
3 %
4 % NET = CREATE_FIT_NET(INPUTS,TARGETS) comando para entrada de argumentos
5 % INPUTS - matriz com elementos de entrada
6 % TARGETS - matriz com elementos desejados e relacionados com as
7 % entradas.
8 % NET - comando que gera a rede treinada
9 %
10 %
11 % COMANDOS PARA CRIAR E DADOS PARA TESTE DA REDE
12 numHiddenNeurons = 18; % neurônio da camada escondida
13 net = newfit(inputs,targets,numHiddenNeurons);
14 net.divideParam.trainRatio = 70/100; % dados ajustáveis para treinamento
15 net.divideParam.valRatio = 15/100; % dados ajustáveis para validação
16 net.divideParam.testRatio = 15/100; % dados ajustáveis para teste
17
18 % COMANDOS PARA TREINAMENTO DA REDE
19 [net,tr] = train(net,inputs,targets);
20 outputs = sim(net,inputs);
21
22 % COMANDOS PARA GERAR GRÁFICOS DE DESEMPENHO DA REDE
23 plotperf(tr)
24 plotfit(net,inputs,targets)
25 plotregression(targets,outputs)
26
```

Fonte: Pelo autor

Modelos de protocolos psicopedagógicos para aplicação das provas operatórias

7.1 Prova de Seriação

A prova de seriação é única e para sua aplicação são necessários 10 palitos, com 1,0 cm de largura e uma diferença de altura entre eles de 0,5 cm. O primeiro palito deve ter 11,5 cm e a partir deste os outros são confeccionados para aplicação desta prova. Durante a prova a criança deve ordenar os palitos em série, observando as diferenças de tamanho, tanto numa ordem crescente como também numa ordem decrescente (PIAGET, 1976).

A prova de seriação desenvolve-se em três etapas distintas identificadas a seguir:

- primeira etapa: seriação descoberta;
- segunda etapa: verificação da inclusão;
- terceira etapa: seriação oculta.

Na etapa de seriação descoberta os palitos, que compõem o material da prova operatória, são apresentados à criança de forma desordenada, para promover a familiarização. Em seguida é sugerido que a criança ordene no plano o material, começando do menor para o maior palito. Cabe ao avaliador, se necessário, estimular para que o sujeito submetido ao teste cumpra a tarefa, bem como observar o modo como o problema proposto foi resolvido. Terminada a construção da série de palitos, o avaliador pede que a criança feche os olhos e retire qualquer dos palitos exceto o primeiro e o último. Logo em seguida, já com os olhos abertos, o avaliador pede para que a criança identifique o lugar do palito retirado da série. A resposta dada é anotada. Todo esse processo constitui a etapa de verificação de inclusão.

A terceira e última etapa da seriação chamada de seriação oculta, apresenta situação-problema similar a primeira etapa, ou seja, a criança deve apresentar uma série de palitos ordenados do menor para o maior, contudo é incluído um anteparo ao processo. Diante disso a criança deve entregar os palitos um a um que são dispostos atrás do anteparo. O procedimento adotado pela criança na seleção e ordenação dos palitos deve ser anotado. O avaliador deve também ter o cuidado de só submeter o sujeito a essa terceira etapa,

somente o êxito for alcançado na primeira etapa. As Figuras 20 e 21 representam as duas páginas do modelo da prova de seriação utilizadas na pesquisa.

Figura 20: Modelo de prova de Seriação - p.1.

Prova de seriação de bastonetes

Material: 10 bastonetes de 10,6 cm a 16 com soltos
10 bastonetes de 10,3 cm a 15,7 cm colocados numa prancha

Procedimento:

1. Construção da série (Seriação)

Convidar a criança para fazer um jogo ou uma brincadeira. Apresentar-lhe os bastonetes dizendo: "Estes pauzinhos chamam-se bastonetes. Você vai pegar esses bastonetes e fazer com eles uma bonita escada (ou fileira) colocando os bastonetes bem em ordem, um ao lado do outro." Observar e anotar como a criança escolhe os bastonetes e os ordena.

Se a criança fizer uma escada sem base comum sugerir:

- "Você não poderia fazer esta escadinha mais bonita?"
- Quando a criança terminar/ perguntar-lhe: como você fez para escolher os bastonetes?
- Anotar o desempenho da criança ao construir a série de bastonetes:

	Nenhum ensaio de seriação		Tentativa de seriação/ seriação sistemática
	Pequenas séries		Êxito sistemático

Apontar para o primeiro bastonete e perguntar: "Por que você colocou este aqui?"

Apontar para o último e perguntar: "Por que você colocou este aqui?"

Apontar um dos medianos e fazer a mesma pergunta.

Fonte: Adaptado de (O'NEILL; NUNES, 2004)

Figura 21: Modelo de prova de Seriação - p.2.

2. Intercalação (11º. Pd ito)

Apresentar a criança a série de bastonetes colocados numa prancha. Dar a criança um a um os bastonetes saltos, na seguinte ordem: 3, 9, 18, 6, 5, 4, 7, 2 (91 é o maior), dizendo:

- "Onde você deve colocar este bastonete para que ele fique arranjado e a escada não se desmanche?"

Observar como a criança procede a escolha do lugar certo para cada bastonete, anotando o seu desempenho na intercalação:

--

	Nenhum ensaio de seriação		Tentativa de seriação/ seriação assistemática
	Ensaio infrutíferos		Êxito sistemático

3. Contra - prova (anteparo)

Se a criança obteve êxito na construção da série e na intercalação, colocar um anteparo que lhe impeça de ver o que a professora fará por trás dele dizendo: "Agora é minha vez de fazer a escada. Você vai dar-me os bastonetes um após o outro como eu devo colocá-los, para que minha escada fique tão bonita quanto a sua. - Você deverá encontrar um meio de entregá-lo na ordem certa."

À que a criança for entregando cada bastonete, perguntar:

- "Por que você me deu este? Como ele é perto dos outros que estão com você? Como ele é perto dos que estão comigo?"

--

Anotar o desempenho da criança na construção da série com o anteparo:

	Nenhum ensaio de seriação		Tentativa de seriação/ seriação assistemática
	Pequenas séries		Êxito sistemático

Caracterização dos níveis:

- () Pensamento intuitivo global (nenhum ensaio ou ensaio infrutífero).
- () Pensamento intuitivo articulado (êxito parcial / assistemático).
- () Pensamento operatório (há acerto preciso em todas as quest

Fonte: Adaptado de (O'NEILL; NUNES, 2004)

7.2 *Provas de conservação*

As provas de conservação representam importante parâmetro para verificação das invariáveis dos sistemas de operações do indivíduo, em determinado estágio de desenvolvimento, que podem indicar os processos reguladores do sujeito, em seu processo de adaptação ao real. Consistem em exames que verificam na criança noções de conservação da quantidade de matéria, quantidades de volumes de substâncias líquidas, pequenos conjuntos discretos, superfícies planas, conservação de peso e comprimento. São em um total de sete provas listas a seguir:

- prova de conservação de pequenos conjuntos discretos de elementos;
- prova de conservação da quantidade de líquidos;
- prova de conservação de composição de quantidades em líquidos;
- prova de conservação de quantidade de matéria;
- prova de conservação de peso;
- prova de conservação de volume;
- prova de conservação de comprimento.

Essas provas são aplicadas durante o período de cerca de uma hora para cada uma, na qual materiais específicos como vasos, copos e massa de modelar, dentre outros, são utilizados. A seguir são apresentadas sínteses da aplicação de cada uma das provas de conservação.

Prova de conservação de pequenos conjuntos discretos de elementos

Nessa prova o avaliador trabalha com a criança utilizando vinte fichas, sendo dez fichas vermelhas e dez fichas azuis. Após familiarizar a criança com as fichas a prova é aplicada em duas etapas. Na primeira etapa o avaliador busca identificar a conduta da criança, por meio de perguntas sistemáticas relacionadas à correspondência das fichas em fileira. Essas perguntas podem ser observadas nos protocolos de avaliação apresentadas no apêndice e aplicadas no levantamento de dados. Na segunda etapa da prova, as fichas são dispostas em círculo e o mesmo conjunto de perguntas aplicadas na primeira etapa é realizada nessa nova estrutura. Tanto na primeira etapa como na segunda etapa da aplicação dessa prova de conservação o avaliador submete à criança perguntas de contra-argumentação cujas respostas são anotadas para ajudar na composição do diagnóstico da conduta da criança. As Figuras 22, 23 e 24 representam as páginas do modelo da prova de conservação aplicada.

Figura 22: Modelo de conservação de conjuntos discretos - p.1.

Prova da conservação de quantidades discretas

Material: 12 fichas vermelhas e 10 fichas azuis

Procedimento:

○ ○ ○ ○ ○ ○
 ○ ○ ○ ○ ○ ○

1.

- "Coloque o mesmo tanto (a mesma quantidade) de suas fichas, como eu fiz com as azuis, nem mais, nem menos" ou
- "Faça com suas fichas uma fileira igual a minha, com a mesmo tanto nem mais e nem menos"
- "Você tem certeza que estas duas fileiras tem o mesmo tanto de fichas?" Ou "Há o mesmo tanto (ou a mesma quantidade) de fichas vermelhas e azuis?"
- "Se eu fizer uma pilha com as fichas azuis e você fizer uma pilha com as fichas vermelhas qual das duas ficará mais alta?" - "Por quê?" ou - "Como você sabe disso?"

2.

○ ○ ○ ○ ○ ○ Vermelhas

○ ○ ○ ○ ○ ○ Azuis


- "Tem o mesmo tanto de fichas azuis e vermelhas ou não? Onde tem mais? Com o você sabe?"

Contra - argumentação:

Fonte: Adaptado de (O'NEILL; NUNES, 2004)


Figura 23: Modelo de conservação de conjuntos discretos - p.2.

3.



Idem ao procedimento nº 1


4.



"Tem o mesmo tanto de fichas azuis e vermelhas ou não? Onde tem mais? Como você sabe?"

Contra-argumentação

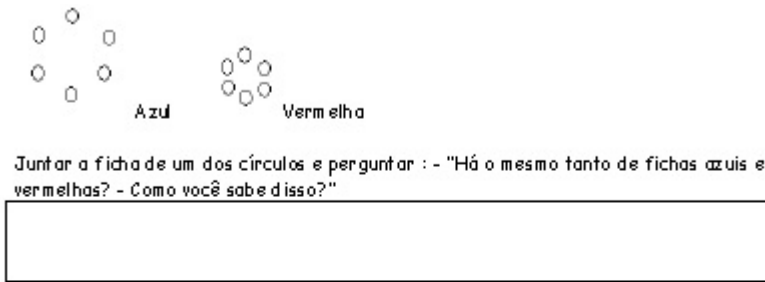
5.



Fazer um círculo com as fichas azuis e pedir à criança que faça a mesma coisa com as fichas vermelhas não colocando nem mais e nem menos. Anotar o desempenho da criança e depois perguntar: "Você tem certeza que estão iguais? Há o mesmo tanto de fichas vermelhas e azuis?"

Fonte: Adaptado de (O'NEILL; NUNES, 2004)

Figura 24: Modelo de conservação de conjuntos discretos - p.3.



Contra - argumentação:

- Se a criança der resposta de conservação:

"Olha como esta fila é comprida, será que aqui não tem mais ficha?"

- Se a criança der resposta de não - conservação:

"Você se lembra que antes a gente tinha posto uma ficha vermelha diante de um azul?"
ou "Um outro dia um (a) menino (a) como você me disse que nessas fileiras tinha a mesma quantidade de fichas: - o que você pensa disso?"

"Conte quantas tem em cada fileira. E agora?"

Caracterização dos níveis:

() Pensamento intuitivo global (nenhuma conservação, muda a forma, muda a quantidade).

() Pensamento intuitivo articulado (conservação suposta sem certeza).

() Pensamento operatório (há acerto preciso em todas as questões)

Fonte: Adaptado de (O'NEILL; NUNES, 2004)

Prova de conservação da quantidade de líquidos Na prova de conservação da quantidade de líquidos o avaliador utiliza basicamente dois copos idênticos, um copo estreito e mais alto que os copos idênticos, e um copo mais baixo e mais largo que os copos idênticos, além de de garrafa água colorida. o avaliador sugere que a criança interaja com os objetos e por meio de perguntas sistemáticas desenvolve a prova, relacionando os volumes de líquidos dispostos nos copos citados anteriormente, e vai anotando no protocolo de avaliação, as respostas da criança diante das situações-problema propostas. Perguntas de contra-argumentação são realizadas pelo avaliador à criança e as respostas, também anotadas no protocolo de avaliação. Todas anotações ajudam a compor o diagnóstico de conduta do indivíduo avaliado.

Prova de conservação de peso Na prova de conservação de peso são utilizados duas bolas de massa de modelar, com quatro centímetros de diâmetro aproximadamente, e uma balança com braços e dois pratos na qual a leitura dos pesos é feita em função da posição dos seus braços. Depois de sugerir a criança que estabeleça uma igualdade entre as bolas de massa de modelar utilizando a balança, a fim de avaliar se a criança sabe ler as relações de peso na balança, o avaliador efetua três transformações nas massas de modelar para avaliar a conduta da criança: na primeira transformação o avaliador modifica o formato de uma das bolas para que se assemelhe a uma salsicha; na segunda transformação o avaliador achata uma das bolas de massa de modelar para que se assemelhe a uma panqueca; e na terceira transformação, uma das bolas de massa de modelar é particionada em cinco bolas de proporções menores, com as quais são repetidos os procedimentos aplicados na primeira e segunda transformações. Durante todo o processo de avaliação questionamentos são realizados pelo avaliador à criança e anotados no protocolo de avaliação.

Prova de conservação de volume Os materiais utilizados nessa prova são copos idênticos com água colorida em mesmo nível de tonalidades diferentes e duas massas de modelar de cores distintas no formato de bolas. Assim como todas as provas de conservação citadas anteriormente, o avaliador apresenta três etapas de transformações dos materiais relativos à prova, após a familiarização da criança com os mesmos e constatação de igualdade de tamanho dos copos, nível de líquido e bolas de massa de modelar. A partir desse fato, o avaliador realiza as transformações citadas anteriormente.

A primeira transformação consiste em modificar o formato de uma das bolas de massa de modelar para que se pareça com uma salsicha e apresentar essa modificação à criança acompanhada de questionamentos sistemáticos, para a solução de situações-problemas proposta por ele (avaliador), observando e registrando as contra-argumentações e as formas de solução utilizadas pela criança; a segunda transformação feita pelo avaliador consiste na modificação do formato de uma das bolas de massa de modelar para uma forma similar a uma panqueca. Nessa segunda etapa o avaliador também cria situações-problema e interpela a criança, anotando todos os resultados obtidos. Na terceira transformação, uma das bolas de massa de modelar é particionada pelo avaliador em cinco bolas de tamanho menor, com as quais ele realiza indagações, observa e registra seus resultados e conclusões no protocolo de avaliação psicopedagógico. Segundo Macdonell (2004) é recomendável a


aplicação dessa prova de conservação em criança que apresentam conservação de peso, pois caso contrário há uma tendência que a criança também não apresente conservação de volume **Prova de conservação de comprimento** Na prova de conservação são utilizados dois barbantes com comprimentos diferentes: um com dez e outro com quinze centímetros. Após familiarizar a criança com os barbantes e identificar as semelhanças ou diferenças entre os mesmos Em seguida o avaliador promove duas modificações: na primeira modifica o comprimento do barbante maior, encurtando a distância entre as pontas, de modo que este pareça ter igual comprimento do barbante menor; na segunda transformação, a distância entre as pontas do barbante maior é ainda mais encurtada pelo avaliador, de modo que este pareça ter comprimento menor que os segundo barbante. Após cada transformação citada anteriormente o avaliador interpela a criança com perguntas sistemáticas e registrar suas argumentações e contra-argumentações diante das situações-problema apresentadas.

As Figuras 25 e 26 apresentam as páginas do modelo da prova aplicado.

Figura 25: Modelo de conservação de quantidade de líquido - p.1.


Prova da conservação do líquido

Material: Dois copos idênticos, um copo mais estreito e mais alto, um copo mais largo e mais baixo



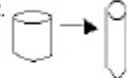
Procedimento

"Você coloca água nesses dois copos (A e A) quando eles estiverem com a mesma quantidade (ou o mesmo tanto) de água você me avisa? Olhe bem!"



Colocar a água até mais ou menos a metade dos copos e perguntar:

1. "Estão iguais? Tem a mesma quantidade de água nos dois copos? - Você tem certeza?
- Se você tomar a água deste copo (A) e eu tomar a água deste (A) qual de nós dois (duas) toma mais água? Por quê?"

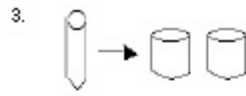
2. 

Transvasar a água de A para B e depois perguntar: "E agora tem mais água? - Por quê?
Ou- Como você sabe disso?"

- Contra - argumentação:

Fonte: Adaptado de (O'NEILL; NUNES, 2004)

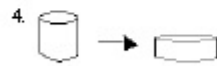
Figura 26: Modelo de conservação de quantidades de líquidos - p.2.



Transvasar a água de B para A, mostrar a criança os copos A e A perguntando:

- "E agora onde tem mais água?"

- "Se eu beber esta água (A) e você esta (B) quem bebe mais, eu ou você? - Por quê?"



Transvasar a água de A para C e depois perguntar:

- "E agora onde tem mais água? Por quê? ou Como você sabe disso?"

- Contra - argumentação:

Caracterização dos níveis:

() Pensamento intuitivo global (nenhuma conservação, muda a forma, muda a quantidade).

() Pensamento intuitivo articulado (conservação suposta sem certeza).

() Pensamento operatório (há acerto preciso em todas as questões)

Fonte: Adaptado de (O'NEILL; NUNES, 2004)


Prova de composição de quantidade em líquidos

Utilizando dois copos de mesma altura mas de diâmetros diferentes (um copo mais largo e outro mais estreito) e água colorida, o avaliador leva a criança a comparar os objetos e por meio de situações-problema que envolve relações de volume de líquido e a forma dos copos desenvolve essa prova específica. A medida que a criança responde, o avaliador realiza perguntas de contra-argumentação para a criança e anota a forma que criança articulou sua resposta. Tudo que for observado durante a aplicação da prova deve ser anotado no protocolo de avaliação de modo que possa auxiliar na composição do diagnóstico de conduta. As Figuras 27 e 28 apresentam as páginas do modelo da prova aplicado.

Figura 27: Modelo de composição de quantidade de líquido - p.1.


Prova de composição de quantidade de líquido

Material: 2 copos da mesma altura, mas de diâmetros diferentes: 1 copo é largo e outro estreito; 1 garrafa (jarra) que contenha água colorida.



-Leva-se a criança a comprovar e confirmar as diferentes dimensões dos copos.
- O psicopedagogo coloca o líquido no copo mais largo até a metade, aproximadamente, e pede a criança que coloque uma quantidade de líquido igual no copo estreito:

1- "Você vai colocar neste copo (copo mais estreito) o mesmo tanto de água/suco que coloquei no meu, mas cuida para que nos dois copos tenha o mesmo tanto de água/suco que coloquei no meu", ou "eu vou tomar o suco que há neste copo e você vai tomar igual quantidade de suco como eu, nem mais, nem menos que eu; você vai se servir neste outro copo, mas tenha cuidado para colocar o mesmo tanto que eu, nem mais, nem menos, de forma que nós dois tomemos o mesmo tanto"



Contra - argumentação

Fonte: Adaptado de (O'NEILL; NUNES, 2004)

Figura 28: Modelo de composição de quantidades de líquidos - p.2.

Contra - argumentação:

Se a criança der respostas de não composição dizer:

- "Mas, olha este copo é mais fininho que o outro, parece então, que há a mesma quantidade para beber? Não há mais neste que no outro?" ou:

- "Um (a) menino (a) me disse que..."

Se a criança der respostas de composição dizer:

- "Mas, você colocou mais suco aqui, pois está mais alto, não te parece, então que terá mais para beber? Para que nós dois tomemos o mesmo tanto, não teria teu copo que chegar na mesma altura que o meu?" ou:

- "Um (a) menino (a) me disse que..."

Caracterização dos níveis:

() Nível I - ausência de composição de líquido, entre 5/6 anos (a criança mantém a solução mesmo após a contra-argumentação).

() Nível II - são condutas intermediárias, próprias do pensamento intuitivo articulado, aparecem juízos que oscilam entre a composição e a não composição.

() Nível III- composição de líquido, à partir dos 7 anos, condutas do pensamento operatório concreto (justifica sua resposta mediante uma relação compensatória e a mantém apesar das contra-argumentações).

Fonte: Adaptado de (O'NEILL; NUNES, 2004)

Prova de conservação de quantidade matéria

Essa prova de conservação permite que a criança entre em contato com duas bolas de massa de modelar de cores diferentes. O avaliador, em seu papel de mediador do processo, desenvolve a prova estabelecendo situações-problema por meio de três transformações distintas: na primeira transformação as bolas de massa de modelar são transformadas para um formato similar a uma salsicha; na segunda transformação o material das duas bolas de massa de modelar é transformado para um formato achatado, parecido com panquecas; na terceira transformação, o material de uma das bolas de massa de modelar é transformado em fragmentos menores, de oito a dez pedaços, e procedimentos similares realizados na primeira e segunda transformação são aplicados pelo avaliador. Ao longo de cada transformação perguntas são realizadas pelo avaliador à criança, na apresentação das situações-problema bem como questionamentos de contra-argumentação e tudo é anotado no protocolo de avaliação de conduta. As Figuras 29 e 30 apresentam as páginas do modelo da prova aplicado.

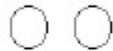
Figura 29: Modelo de conservação de massa - p.1.

Prova da conservação de massa

Material: Massa de modelar

Procedimento:

1.



- "Estas duas bolinhas estão iguais?"
- "Elas têm a mesma quantidade (ou o mesmo tanto) de massa? - Você tem certeza?"
- "Se eu der esta bolinha para você e ficar com esta para mim, qual de nós ganha a bola que tem mais massa? - Por quê?"

2.



"E agora onde tem mais massa? Por quê? ou Como você sabe disso?"


Contra - argumentação

3.




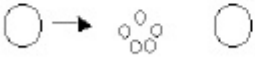
Fonte: Adaptado de (O'NEILL; NUNES, 2004)

Figura 30: Modelo de conservação de massa - p.2.

4. 

"E agora, onde tem mais massa? - Por quê? ou Como você sabe disso?"

5.  Idem ao 1

6. 

- "E agora onde tem mais massa: nesta bola grande ou em todas as bolas juntas?"

Contra - argumentação

Se a criança der respostas de não conservação dizer:

- "Mas será que aqui (rolo fino e comprido) tem mais massa mesmo, ele está tão fininho?" ou:

- "Um (a) menino (a) me disse que nos dois tem a mesma massa porque não se pôs nem tirou. O que você acha, este (a) menino (a) está certo ou não? O que você acha que ele pensou?"

Se a criança der respostas de conservação dizer:

- "Mas será que aqui não tem mais massa, ele está tão comprido?"

Caracterização dos níveis:

() Pensamento intuitivo global (nenhuma conservação, muda a forma, muda a quantidade).

() Pensamento intuitivo articulado (conservação suposta sem certeza).

() Pensamento operatório (há acerto preciso em todas as questões)

Fonte: Adaptado de (O'NEILL; NUNES, 2004)

7.3 Provas de classificação

As provas de classificação envolvem figuras geométricas como triângulos, quadrados e círculos, animais e flores, com cores e tamanhos distintos com os quais a criança deve interagir, e o avaliador pode observar na criança, mudanças de critério na classificação, quantificação da inclusão de classes e intersecção de classes. Três é o número total de provas de classificação que são listadas a seguir:

- prova de dicotomia ou mudança de critério;
- prova de quantificação da inclusão de classe;
- prova de intersecção de classe.

Prova de dicotomia ou mudança de critério

A prova de dicotomia ou mudança de critério repousa em uma estrutura que avalia a coordenação da compreensão e a extensão das classe por meio do manejo com quarenta fichas de tamanho e cores distintas e uma caixa com divisória interna. O avaliador sugere à criança situações-problema que envolvem o classificação espontânea das fichas em grupos, mudando os critérios impostos para essa classificação; na prova da inclusão de classes são utilizados flores de espécies e quantidades distintas com as quais o avaliador sugere situações-problema que envolvem as quantidades e tipos das flores; a última prova de classificação, chamada de intersecção de classe, utiliza três classes de fichas de cores e formatos distintos e um tabuleiro com dois círculos desenhados que se entrecruzam, delimitando três partes uma das quais é comum aos dois círculos. Em todas as provas o avaliador sugere situações-problema envolvendo os materiais relacionados e anota os resultados e argumentos associados apresentados pelo sujeito avaliado

Figura 31: Modelo de troca de critério (dicotomia) - p.1.

Prova de troca de critério (dicotomia)

Material: 5 círculos pequenos azuis, 5 círculos pequenos rosas, 5 círculos grandes azuis, 5 círculos grandes rosas, 5 quadrados pequenos azuis, 5 quadrados pequenos rosas, 5 quadrados grandes azuis, 5 quadrados grandes rosas, 2 folhas de sulfite.

Coloca-se as fichas em desordem sobre a mesa e pede-se que a criança descreva-as: "poderia me dizer o que tem aqui?"

Classificação espontânea:

1. Você poderia reunir em grupo todas aquelas fichas que são parecidas?

2. (Quando terminar) Por que você colocou desta maneira?

I - Dicotomia (Colocar as folhas na mesa):

1. Agora você poderia fazer somente dois grupos e colocá-los nesses dois espaços?

2. (Quando terminar) Por que colocou todos esses juntos?

3. Como poderia chamar este monte? E este outro?

Fonte: Adaptado de (O'NEILL; NUNES, 2004)

Figura 32: Modelo de troca de critério (dicotomia) - p.2.

II - Primeira mudança de critério:

1. Poderia agora colocá-los de outra maneira, em dois grupos?

2. Poderia arrumar de novo, de outra maneira, em dois montes?

- Se a criança voltar ao primeiro critério, solicitar que encontre outra maneira de colocá-los em dois grupos. Se necessário, iniciar uma nova classificação e pedir que continue.

III - Segunda mudança de critério:

1. Poderia ainda colá-los de outra maneira em dois grupos?

2. Poderia agora colocá-los de novo de outra maneira?

Caracterização dos níveis:

- () Pensamento intuitivo global (4 - 5 anos: agrupa as fichas considerando as semelhanças entre forma, tamanho, cor, apenas de um elemento com o outro).
- () Pensamento intuitivo articulado (5 - 6 anos: pode agrupar as fichas em pequenos grupos usando apenas um critério de classificação - forma, tamanho ou cor).
- () Pensamento operatório (dicotomia segundo os três critérios: forma, tamanho e cor).

Fonte: Adaptado de (O'NEILL; NUNES, 2004)

7.4 Prova de inclusão de classes

Figura 33: Modelo de prova de inclusão de classes - p.1.

Prova de inclusão de classes (flores)

Material: 7 flores plásticas, sendo 5 de um tipo e 2 de outro.

Procedimento:

- 1- O que é tudo isto? Você conhece outras flores? Quais? - De qual delas gosta mais?
- 2- Pegar uma flor de cada vez e perguntar: O que é isto? Qual o nome dela? ou O que a rosa (ou a margarida) é?
- 3- O que você está vendo aqui sobre a mesa? - Estas como se chamam? - Estas?
- 4- Aqui na mesa tem mais rosas ou tem mais flores? - por que? Ou como você sabe disso?

Contra Argumentação

- 5- Pegar uma flor de cada vez e perguntar: O que é isto? Qual o nome dela? ou O que a rosa é?

Fonte: Adaptado de (O'NEILL; NUNES, 2004)

Figura 34: Modelo de prova de inclusão de classes - p.2.

7- Aqui na mesa tem mais rosas ou tem mais flores? Por quê? ou Como você sabe disso?

Contra Argumentação

Caracterização dos níveis:

() Pensamento intuitivo global (4 - 5 anos: ausência da quantificação da inclusão, a criança se mostra incapaz de comparar o número de elementos de um a sub-classe com o de um a classe mais geral em que esta está incluída)

() Pensamento intuitivo articulado (5 - 6 anos: criança oscila entre a inclusão e não inclusão).

() Pensamento operatório (7 - 8 anos: solução da inclusão quantitativa- acerto preciso nas questões de inclusão).

Fonte: Adaptado de (O'NEILL; NUNES, 2004)

7.5 Prova de intersecção de classes

Figura 35: Modelo de prova de intersecção de classes - p.1.

Prova de intersecção de classes

Material: 5 fichas redondas azuis, 5 fichas redondas amarelas, 5 fichas quadradas amarelas, 1 cartão com 2 círculos.

-Distribui-se as fichas no cartão, sendo as redondas azuis e os quadrados amarelas nas partes externas e as redondas amarelas na parte comum.

- pede-se a criança que nomeie as fichas e dê suas características.

Observação:

1. Por que você acha que estas fichas (re.am.a.) estão no meio?

2. Tem mais fichas amarelas ou mais fichas azuis?

3- Tem mais fichas quadradas ou mais fichas redondas?

4- Você acha que tem, mais fichas redondas ou amarelas?

5- Como você sabe? Você pode mostrar?

6- Você acha que tem mais fichas quadradas ou mais fichas amarelas?

Fonte: Adaptado de (O'NEILL; NUNES, 2004)

Figura 36: Modelo de prova de intersecção de classes - p.2.

7- Como você sabe? Pode mostrar?



8- Se a criança não acertar as perguntas principais, formular questões suplementares: O que tem dentro do círculo preto? E no círculo verde? Pode me mostrar?



Caracterização dos níveis:

- () Pensamento intuitivo global (a criança é capaz de acertar as questões sobre classes não relacionadas, mas não compreende aquelas relativas a intersecção e a inclusão).
- () Pensamento intuitivo articulado (nas questões de inclusão e intersecção tem dúvidas, pode responder corretamente a uma e a outra não, tem êxito nas questões suplementares).
- () Pensamento operatorio (há acerto preciso em todas as questões).

Fonte: Adaptado de (O'NEILL; NUNES, 2004)

7.6 Provas para o pensamento formal

As provas para a verificação do pensamento formal buscam a reestruturação das operações concretas, que por sua vez, podem construir um novo plano de representação para o indivíduo, coma utilização de fichas com formato e cores definidas, basicamente, seis fichas de cores distintas, com 2,5 cm de diâmetro, cada uma, com as quais o indivíduo realiza permutações e combinações, supervisionadas pelo avaliador. As provas para a verificação do pensamento formal representam o nível mais elevado do estágio de desenvolvimento intelectual do indivíduo e são divididas em dois tipos distintos:

- prova de combinação de fichas;
- prova de permutação de conjunto determinado de fichas;

A prova de combinação de fichas apresenta ao indivíduo avaliado seis fichas cada uma com cor distinta. O avaliador pede para o avaliado apresentar as possíveis ordenações (combinações), de dois a dois, de pares das fichas apresentadas, e anota as formas como o avaliado apresenta os resultados bem como a argumentação associada; na prova de permutação de conjunto determinado de fichas, é elegido um conjunto com três, quatro ou cinco fichas de cores distintas o qual o avaliador pede ao indivíduo avaliado a construção de todas as permutações possíveis relativas ao conjunto apresentado. De mesmo modo as resposta e os argumentos associados às respostas apresentados pelo avaliado são registrados pelo avaliador.

Após submeter o indivíduo às provas operatórias descritas anteriormente, o mediador ou avaliador do processo elabora relatório baseado nas informações registradas no protocolo de avaliação psicopedagógica, referente a cada prova, apresentando o diagnóstico da conduta do indivíduo, que é classificado como possuidor de conduta de carácter conservativo, intermediário e não conservativo, no período sob o qual foi submetido à avaliação. É importante registrar o período no qual as provas operatórias foram aplicadas pois pode haver evolução dos processos de aprendizagem próprios de cada indivíduo, e a submissão das mesmas provas, em um momento posterior, pode levar o avaliador a diagnosticar evolução cognitiva do avaliado.

Um modelo computacional para subsidiar práticas avaliativas das condutas cognitivas.

Lázaro Edmilson Brito Silva

Salvador, 23 de Julho de 2013.