




**UNIVERSIDADE ESTADUAL
PAULISTA "JÚLIO DE
MESQUITA FILHO"**

Campus de São José do Rio Preto - SP

Eduardo de Paula Lima Nascimento

**A UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E TEORIA DAS
INTELIGÊNCIAS MÚLTIPLAS NO APOIO AO ENSINO**

São José do Rio Preto
2017



Eduardo de Paula Lima Nascimento

A UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E TEORIA DAS
INTELIGÊNCIAS MÚLTIPLAS NO APOIO AO ENSINO

Dissertação apresentada como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação, junto ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, do Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Campus de São José do Rio Preto.

Financiadora: CNPq

Orientador: Prof. Dr. Norian Marranghello

Coorientador: Prof. Dr. Toni Amorim de Oliveira

São José do Rio Preto
2017

Nascimento, Eduardo de Paula Lima.

A utilização de redes neurais artificiais e teoria das inteligências múltiplas no apoio ao ensino / Eduardo de Paula Lima

Nascimento. -- São José do Rio Preto, 2017

77 f. : il., tabs.

Orientador: Norian Marranghello

Coorientador: Toni Amorim de Oliveira

Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas

1. Computação - Matemática. 2. Redes neurais (Computação)
3. Inteligências múltiplas. 4. Ensino auxiliado por computador.
I. Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho". Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas. II. Título.

CDU – 518.72

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca do IBILCE
UNESP - Câmpus de São José do Rio Preto

Eduardo de Paula Lima Nascimento

A UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E TEORIA DAS
INTELIGÊNCIAS MÚLTIPLAS NO APOIO AO ENSINO

Dissertação apresentada como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação, junto ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, do Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Campus de São José do Rio Preto.

Financiadora: CNPq

Comissão Examinadora

Prof. Dr. Toni Amorim de Oliveira
UNEMAT – Alto Araguaia
Coorientador

Prof. Dr. Henrique Dezani
FATEC – São José do Rio Preto

Prof. Dr. Rodrigo Capobianco Guido
UNESP – São José do Rio Preto

São José do Rio Preto
2017

RESUMO

Redes Neurais Artificiais são técnicas computacionais que apresentam um modelo matemático inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes, e que adquirem conhecimento pela experiência. Neste trabalho apresenta-se o desenvolvimento de uma Rede Neural Artificial (RNA) capaz de reconhecer aspectos de Inteligências Múltiplas, para que seja possível direcionar alunos para conteúdos mais apropriados em ferramentas de apoio ao ensino. Foram desenvolvidas e testadas, nesta pesquisa, três Redes Neurais Artificiais (RNA), a primeira possuindo quatro entradas, correspondentes às somas de respostas dadas a perguntas cotidianas, e quatro saídas lineares utilizando a função sinal como função de ativação. A segunda rede possui doze entradas, correspondentes às respostas das perguntas cotidianas e quatro saídas contínuas utilizando a função *Sigmoide* para a classificação das inteligências. A terceira rede, por sua vez, possui a mesma configuração da segunda rede, porém com uma camada oculta e também foi inserido um valor à função *Sigmoide*, para que o treinamento apresentasse um melhor aproveitamento. Os testes foram realizados com todas as redes desenvolvidas, que eram reprogramadas, sempre que necessário, com os resultados dos testes realizados, uma vez que em alguns casos eles ainda eram inconclusivos por não conseguirem dar segurança à classificação das inteligências. Neste trabalho também são apresentados e discutidos, os resultados obtidos na utilização da Rede Neural Artificial por alunos de diversas universidades de São José do Rio Preto.

Palavras-chave: Redes Neurais Artificiais; Inteligências Múltiplas; Ferramenta de Apoio ao Ensino.

ABSTRACT

Artificial Neural Networks are computational techniques that present a mathematical model inspired by the neural structure of intelligent organisms, and can acquire knowledge through experience. This research presents the development of an Artificial Neural Network capable of recognizing aspects of Multiple Intelligences, so that it is possible to direct students to more appropriate content in tools to support education. In this research, three Artificial Neural Networks (RNA) were developed and tested. The first network has four inputs, corresponding to the sums of answers given to daily questions, and four linear outputs using the signal function as activation function. The second network has twelve inputs, corresponding to the answers of the daily questions and four continuous outputs using the Sigmoid function for the classification of intelligences. The third network, has the same configuration as the second network, but with a hidden layer and a value was also added to the Sigmoid function, so that the training could be better. The tests were performed with all the developed networks, which were reprogrammed, whenever necessary, with the results of the tests performed, since in some cases they were still inconclusive. In this paper are also presented and discussed, the results obtained in the use of Artificial Neural Network by students of universities of São José do Rio Preto.

Keywords: Artificial Neural Networks; Multiple Intelligences; Tool for Supporting Education.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Ilustração das Múltiplas Inteligências.....	14
Figura 2 - Constituintes da célula neural.....	18
Figura 3 - Arquitetura de uma RNA de alimentação progressiva.....	20
Figura 4 - Arquitetura com uma camada oculta.....	20
Figura 5 - Uma rede neural perceptron multicamada.....	22
Figura 6 - Entrada do LabVirSD.....	36
Figura 7 - Sala da Conteúdo do LabVirSD.....	36
Figura 8 - Sala de testes do LabVirSD.....	37
Figura 9 - Resultado do primeiro teste realizado no desenvolvimento do LabVirSD....	38
Figura 10 - Resultado do segundo teste realizado no desenvolvimento do LabVirSD.	39
Figura 11 - Ilustração da Rede Neural Artificial com quatro entradas.....	45
Figura 12 - Ilustração da Rede Neural Artificial com doze entradas.....	46
Figura 13 - RNA com camada oculta.....	48
Figura 14 - Arquivo inicial de treinamento da RNA de quatro entradas.....	49
Figura 15 - Arquivo inicial de treinamento da RNA de doze entradas.....	50
Figura 16 - Painel de questionário do LabVirSD.....	52
Figura 17 - Desempenho na parte das perguntas no teste realizado no Centro Universitário de Rio Preto.....	53
Figura 18 - Desempenho na parte dos objetos no teste realizado no Centro Universitário de Rio Preto.....	54
Figura 19 - Desempenho na parte das perguntas no teste realizado na Unesp.....	55
Figura 20 - Desempenho na parte dos objetos no teste realizado na Unesp.....	55
Figura 21 - Desempenho na parte das perguntas no segundo teste realizado no Centro Universitário de Rio Preto.....	58
Figura 22 - Desempenho na parte dos objetos no segundo teste realizado no Centro Universitário de Rio Preto.....	58
Figura 23 - Desempenho na parte das perguntas no segundo teste realizado na Unesp.....	60
Figura 24 - Desempenho na parte dos objetos no segundo teste realizado na Unesp.	60
Figura 25 - Desempenho em atividades relacionadas a perguntas no teste realizado na Faculdade de Tecnologia de São José do Rio Preto.....	63
Figura 26 - Desempenho em atividades relacionadas a objetos no teste realizado na Faculdade de Tecnologia de São José do Rio Preto.....	63
Figura 27 - Desempenho em atividades relacionadas a perguntas no teste realizado na UNESP e UNORP.....	66
Figura 28 - Desempenho em atividades relacionadas a objetos no teste realizado na UNESP e UNORP.....	66

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Respostas para as perguntas de classificação.	39
Tabela 2 - Relação das Inteligências Múltiplas com as perguntas.	40
Tabela 3 - Representação da matriz de confusão para várias classes.....	42
Tabela 4 - Exemplo de uma matriz de confusão.	42
Tabela 5 - Dados da classificação do primeiro teste.	57
Tabela 6 - Dados da classificação do segundo teste.	59
Tabela 7 - Matriz de confusão do teste da FATEC-RP.....	64
Tabela 8 - Matriz de confusão do teste da UNORP/UNESP	67

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 1 – Função Sigmoide.....	20
Equação 2 – Ajuste de pesos da Rede Perceptron.....	22
Equação 3 – Função Sigmoide adaptada.....	45

LISTA DE ABREVIações E SIGLAS

MV3D	Mundos Virtuais 3D
QI	Quociente de Inteligência
RNA	Redes Neurais Artificiais
TIM	Teoria das Inteligências Múltiplas
TIC	Tecnologia de Informação e Comunicação
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO	13
1.1 Objetivo	15
1.2 Metodologia e Escopo.....	15
1.3 Estrutura do Trabalho	16
CAPÍTULO 2 – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	17
2.1 Redes Neurais Artificiais.....	17
2.1.1 Definição	17
2.1.2 História	19
2.1.3 Arquitetura	19
2.1.4 Perceptron	21
2.1.5 Perceptron Uma Camada.....	21
2.1.6 Perceptron Multicamadas.....	21
2.1.7 ADALINE.....	22
2.1.8 Treinamento	23
2.1.9 Aplicações de Redes Neurais Artificiais	24
2.2 Teoria das Inteligências Múltiplas	26
2.2.1 Em que consiste a inteligência	27
2.2.2 Definição	27
2.2.3 Inteligência Linguística	29
2.2.4 Inteligência Musical	29
2.2.5 Inteligência Lógico-Matemática.....	30
2.2.6 Inteligência Espacial	30
2.2.7 Inteligência Corporal-Cinestésica	31
2.2.8 Inteligência Interpessoal.....	31
2.2.9 Inteligência Intrapessoal.....	32
2.2.10 Inteligências Múltiplas e a Tecnologia	32
2.3 Ferramenta de Apoio ao Ensino.....	34
2.3.1 Laboratórios Virtuais	34
2.3.2 LabVirSD.....	35
2.3.3 Testes realizados na fase de desenvolvimento do LabVirSD	37
2.4 Integração dos Conceitos.....	39
2.4.1 Questionário utilizado para os testes	39

2.4.2 Considerações Finais Sobre Integração dos Conceitos	41
2.5 Matriz de Confusão	41
CAPÍTULO 3 – DESENVOLVIMENTO	43
3.1 Introdução	43
3.2 Rede Neural Artificial com Quatro Entradas.....	44
3.3 Rede Neural Artificial com Doze Entradas	44
3.4 Rede Neural Artificial com Doze Entradas e uma Camada Oculta.....	47
3.5 Treinamento Inicial	48
3.6 Considerações Finais.....	50
CAPÍTULO 4 – TESTES E RESULTADOS PRELIMINARES.....	51
4.1 Introdução	51
4.2 Rede Neural Artificial com Quatro Entradas.....	52
4.3 Rede Neural Artificial com Doze Entradas	56
4.5 Considerações Finais.....	61
CAPÍTULO 5 – TESTES E RESULTADOS FINAIS.....	62
5.1 Teste com Rede Neural Artificial com Doze Entradas e uma Camada Oculta – FATEC RP	62
5.2 Teste com Rede Neural Artificial com Doze Entradas e uma Camada Oculta – UNORP/UNESP	65
5.3 Considerações Finais.....	67
CAPÍTULO 6 – CONCLUSÃO.....	68
REFERÊNCIAS	70
APÊNDICE A – ARTIGOS PUBLICADOS E SUBMETIDOS	73
A.1 – Artigos Publicados em Anais.....	73
A.2 – Capítulos de Livro	73
APÊNDICE B – QUESTIONÁRIO APLICADO SOBRE A EXPERIÊNCIA NO LabVirSD	74
APÊNDICE C – PERGUNTAS RELACIONADAS ÀS INTELIGÊNCIAS MÚLTIPLAS..	75

CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO

O Quociente de Inteligência (QI) tem sido utilizado para “medir” a inteligência de um indivíduo. O teste realizado para essa avaliação geralmente consiste em algumas perguntas que investigam o cabedal de informações históricas do indivíduo (Quem descobriu a América?), o vocabulário (O que significa *absurdo*?), as habilidades aritméticas e lógicas (Quantos doces serão possíveis comprar com dez reais?), a capacidade de memorizar sequências numéricas, e a capacidade de captar similaridade entre objetos, por exemplo descobrir o próximo objeto de uma sequência geométrica. Depois de respondidas essas questões, é feita a pontuação do indivíduo segundo as repostas dadas.

O resultado final, que pode ser mostrado à pessoa, tende a exercer um considerável efeito sob seu futuro, influenciando o modo que os professores pensarão, e em alguns casos, como exigirão o aprendizado (Gardner, 1997). Portanto, uma pessoa que possui dificuldades e não consegue atingir um QI alto, será mais exigida do que outros que possuem mais facilidade para as questões feitas.

Esse método pode ser inadequado para certas pessoas, por exemplo, existem pessoas que possuem dificuldades para temas lógico-aritméticos, porém possuem mais facilidade para temas musicais, ou corporais, onde precisa-se usar muito as mãos e a capacidade tátil para o aprendizado.

Esses temas não são avaliados no teste de QI, então um teste mais amplo, no qual consiga-se avaliar a facilidade de uma pessoa para um tema específico, pode ajudar bastante no ensino.

Analisando o método de ensino usado até os dias atuais, pode-se perceber que praticamente o aluno precisa “aprender a aprender”. Um aluno com dificuldade de aprendizado precisa se adaptar ao corrente modo de ensino para então conseguir avançar no seu aprendizado. Um exemplo é uma pessoa que possui facilidade em aprender construindo objetos, por exemplo casas, e o método de ensino é teórico, onde ele aprende na teoria como construir uma casa, mas não é ensinado na prática.

Esse método pode funcionar para a maioria dos alunos, porém para este aluno específico, será mais complexo e o aluno precisará se adaptar ao método

para, quando chegar o momento, conseguir construir a casa. Esse não é o único caso de pessoas que possuem dificuldades no aprendizado de um tema específico, existem muitos outros casos, onde pessoas têm mais facilidade de aprender com outros métodos.

Considerando estes e outros tópicos, Howard Gardner (1998), propôs uma teoria que mostra múltiplas inteligências em indivíduos. A teoria atualmente engloba nove tipos de inteligências; quais sejam, linguística, lógico-matemática, corporal-cinestésica, espacial, musical, naturalista, existencial, intrapessoal e interpessoal. Essas inteligências foram ilustradas e podem ser vistas na Figura 1. Uma ampla revisão desta teoria será feita nos capítulos seguintes.

Figura 1 - Ilustração das Múltiplas Inteligências.



Fonte: <http://www.psiconline.com/2015/05/teoria-das-inteligencias-multiplas-de-gardner.html> (2015)

Um meio usado atualmente no reconhecimento de Inteligências Múltiplas é um questionário com perguntas cotidianas que, de acordo com as respostas, consiga classificar cada indivíduo com a sua inteligência mais afluída.

Utilizando esse meio, o classificador proposto nesta pesquisa para o reconhecimento das inteligências foi desenvolvido com uma Rede Neural Artificial, para que proporcione maior segurança na classificação e possa ser ajustada de acordo com qualquer questionário.

A Rede Neural Artificial tem seus fundamentos baseados no que conhecemos sobre o funcionamento do cérebro humano. Ela representa um modelo simplificado da Rede Neural, resolve problemas de maneira diferente dos algoritmos convencionais e não possui uma maior complexidade computacional do que esses algoritmos convencionais (Bruni, 2000).

Usando uma Rede Neural Artificial com algumas perguntas cotidianas será feita a classificação de inteligências múltiplas. Depois de respondido um questionário de perguntas cotidianas dado a um usuário, as respostas serão usadas para alimentar as entradas da RNA, a qual, quando processada, classificará as Inteligências Múltiplas.

1.1 Objetivo

Neste trabalho teve-se como objetivo desenvolver um sistema, baseado em Redes Neurais Artificiais, capaz de reconhecer aspectos ligados às Inteligências Múltiplas para que essa informação possa ser usada para direcionar alunos para conteúdos que serão melhor assimilados.

1.2 Metodologia e Escopo

Neste trabalho, primeiramente, foi feita uma revisão bibliográfica, na qual foram realizados levantamentos acerca dos assuntos pertinentes a esta pesquisa. Foram revisados os conceitos sobre a Teoria das Inteligências Múltiplas, abordando suas características e descrevendo cada uma das inteligências definidas por Gardner, também foram revisados os conceitos sobre Redes Neurais Artificiais, abordando suas características e descrevendo os modelos presentes na literatura. Para a fase de desenvolvimento da ferramenta foram utilizadas pesquisas publicadas sobre os conceitos anteriormente citados, como base de programação. Foi utilizada a linguagem C++ para uma maior velocidade e menor custo de processamento. Por fim, para os testes utilizou-se um laboratório virtual desenvolvido para Inteligências Múltiplas, que será abordado nos capítulos seguintes.

O escopo deste trabalho limita-se ao estudo de sete das nove inteligências definidas por Gardner, sendo elas: a Inteligência Linguística, a Inteligência

Musical, a Inteligência Lógico-matemática, a Inteligência Espacial, a Inteligência Corporal-cinestésica, a Inteligência Intrapessoal e a Inteligência Interpessoal. A Inteligência Naturalista e a Inteligência Existencial não fazem parte do escopo deste trabalho devido à aplicação dos métodos de reconhecimento estar voltada para a área de tecnologia, o que dificulta o desenvolvimento de conteúdos direcionados a estas inteligências.

1.3 Estrutura do Trabalho

Este volume está estruturado em seis capítulos e está organizado da seguinte forma:

No Capítulo 1, apresenta-se a introdução, o estado da arte em relação ao tema abordado, os objetivos gerais e específicos, bem como a metodologia utilizada e o escopo da pesquisa.

No Capítulo 2, intitulado “Revisão Bibliográfica”, faz-se uma revisão ampliada sobre os conceitos aplicados na pesquisa.

No Capítulo 3, intitulado “Desenvolvimento”, tem-se uma abordagem dos métodos utilizados no desenvolvimento da pesquisa.

No Capítulo 4, intitulado “Testes e Resultados Preliminares”, são mostrados os testes e resultados obtidos até a etapa de qualificação da pesquisa.

No Capítulo 5, intitulado “Testes e Resultados Finais”, são mostrados os testes e resultados obtidos na última etapa da pesquisa.

No Capítulo 6, intitulado “Conclusão”, são tecidas considerações finais e conclusão do desenvolvimento da pesquisa.

CAPÍTULO 2 – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo são abordados todos os conceitos usados na pesquisa, quais sejam: Redes Neurais Artificiais, Teoria das Inteligências Múltiplas e a Ferramenta de Apoio ao Ensino LabVirSD.

2.1 Redes Neurais Artificiais

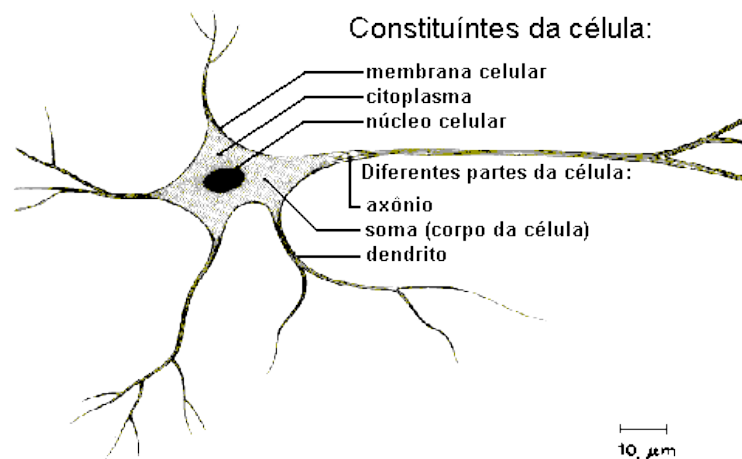
Em qualquer problema na área da computação, como em outras áreas, a busca por uma solução adequada e rápida é constante e necessária. Nessa busca, dependendo dos problemas, pode-se não alcançar os resultados esperados e, às vezes, mesmo possuindo os resultados esperados, gasta-se muito tempo e processamento para obtê-los. Para que nas buscas de soluções de problemas alcancem-se os melhores resultados com os menores custos, profissionais e pesquisadores estão sempre procurando aprimorar e desenvolver métodos melhores para a realização de seus projetos (Lastiri; Pauletti, 2004).

2.1.1 Definição

Redes Neurais Artificiais são técnicas computacionais que apresentam um modelo matemático inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes, e que adquirem conhecimento pela experiência (Lastiri; Pauletti, 2004). O termo “conhecimento” aqui representa a simples capacidade da Rede Neural Artificial de relacionar informações de forma coerente, sendo apenas uma analogia ao conhecimento adquirido por Redes Neurais Naturais.

O sistema nervoso é formado por um conjunto extremamente complexo de células, os neurônios. Eles têm um papel essencial na determinação do funcionamento e comportamento do corpo humano e do raciocínio. Os neurônios são formados pelos dendritos, que são um conjunto de terminais de entrada, pelo corpo central, e pelos axônios que são longos terminais de saída. Um esquema dos constituintes da célula neural pode ser visto na Figura 2.

Figura 2 - Constituintes da célula neural.



Fonte: <http://www.icmc.usp.br/~andre/research/neural/> (2015)

Os neurônios se comunicam por meio de sinapses. Sinapse é a região onde dois neurônios entram em contato e por meio da qual os impulsos nervosos são transmitidos entre eles. Os impulsos recebidos por um neurônio A, em um determinado momento, são processados e, atingindo um dado limiar de ação, o neurônio A dispara, produzindo uma substância neurotransmissora que flui do corpo celular para o axônio, que pode estar conectado a um dendrito de um outro neurônio B (Kovacs, 2002). Esse processo é o usado por uma Rede Neural Artificial: dados são enviados para um “neurônio” A, o mesmo processa os dados e de acordo com um limiar de ativação, retransmite os dados para um “neurônio” B.

Segundo Haykin (2001) a definição de Rede Neural vista como uma máquina adaptativa é:

“Um processador maciçamente paralelamente distribuído constituído de unidades de processamento simples, que têm a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para o uso. Ela se assemelha ao cérebro em dois aspectos:

1. O conhecimento é adquirido pela rede a partir de seu ambiente por meio de um processo de aprendizagem.
2. Forças de conexão entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, são utilizados para armazenar o conhecimento adquirido.”

Uma Rede Neural Artificial é composta por várias unidades de processamento, correspondentes aos neurônios. Essas unidades, geralmente possuem conexões entre si e cada conexão possui um peso, que são valores numéricos representando as sinapses entre os neurônios, e determinam o efeito que o pulso de saída de uma unidade terá sobre a entrada da unidade seguinte. A disposição das unidades de processamento de uma Rede Neural Artificial, ou

seja, sua arquitetura, associada à configuração dos pesos das conexões entre as unidades é que determinam seu comportamento inteligente (Lastiri; Pauletti, 2004).

2.1.2 História

Segundo Babini e Marranghelo (2007), os primeiros estudos sobre as Redes Neurais Artificiais começaram em 1943, com Warren McCulloch e Walter Pitts, que realizaram o primeiro modelo de neurônio artificial, baseando-se na estrutura do cérebro humano e no funcionamento dos neurônios biológicos.

Em 1949, Donald Olding Hebb dá o ponto inicial para o desenvolvimento dos algoritmos de aprendizado. Segundo Braga (1998), Hebb mostrava que a aprendizagem de redes neurais era adquirida por meio da variação de pesos de entradas dos neurônios.

Em 1958, Frank Rosenblatt criou um novo modelo de neurônio artificial, chamado *perceptron*, descrito nas próximas seções.

Em 1960, Widrow e Hoff criam outro algoritmo de aprendizagem, chamado *Widrow-Hoff* ou *regra delta*. O algoritmo se baseia no método do gradiente para minimização do erro na saída de um neurônio com resposta linear.

Em 1986, Rumelhart, Hinton e Williams divulgam “o desenvolvimento do algoritmo de retropropagação (*backpropagation*). ” (Babini; Marranghelo, 2007). Esse algoritmo tornou-se o mais utilizado para o treinamento de redes *perceptron* de múltiplas camadas.

“As Redes Neurais Artificiais continuaram a serem estudadas na década de 90 e continuam, ainda hoje, a se desenvolver. ” (Babini; Marranghelo, 2007).

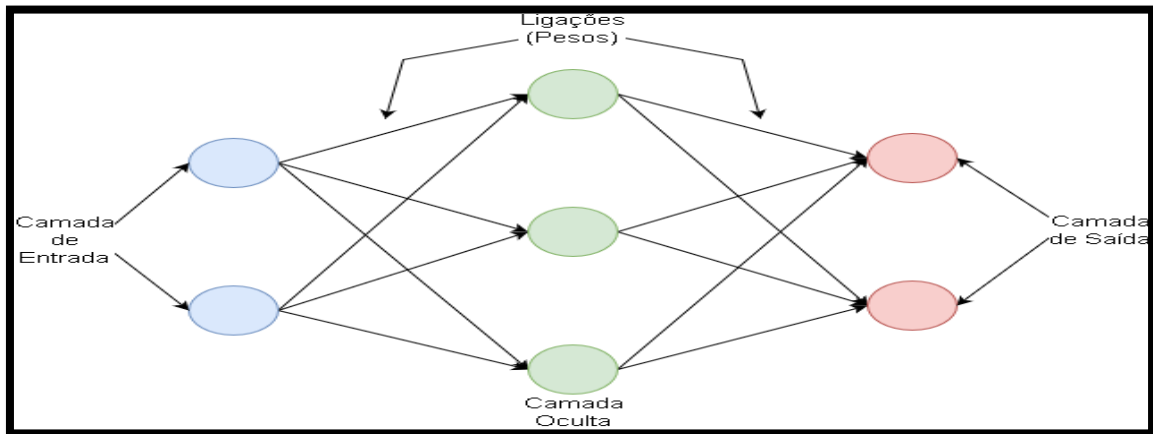
2.1.3 Arquitetura

Os neurônios de uma RNA devem estar conectados entre si. São dispostos em camadas, e os neurônios de uma mesma camada normalmente se comportam da mesma maneira. A disposição dos neurônios nas camadas e o padrão de conexão entre estas definem a arquitetura da Rede Neural Artificial.

A quantidade de camadas em uma Rede Neural Artificial, assim como a quantidade de unidades em cada camada pode variar muito, mas necessariamente tem-se a camada de entrada dos dados e a camada de saída, que representa os resultados obtidos pela rede. O número de camadas intermediárias é variável.

As redes neurais, que serão usadas neste trabalho, são redes de alimentação progressiva, onde uma camada conecta-se apenas a sua camada subsequente e sua camada imediatamente anterior. Esse tipo de rede pode ser visto na Figura 3.

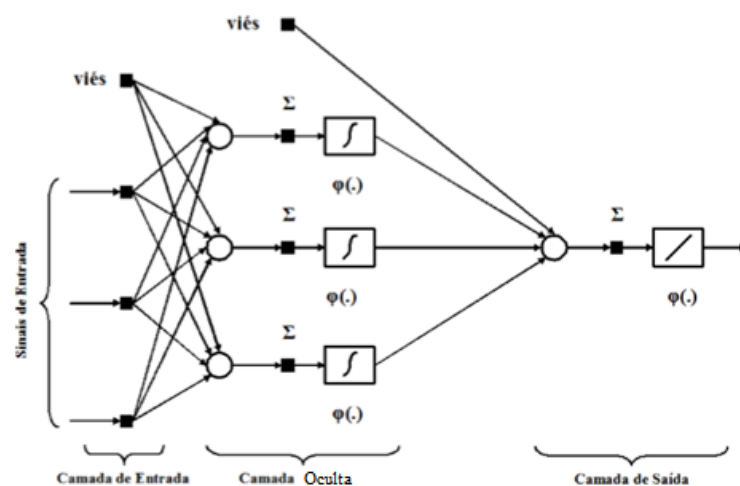
Figura 3 - Arquitetura de uma RNA de alimentação progressiva.



Fonte: Elaborada pelo autor.

As camadas ocultas variam de acordo com o problema tratado, por exemplo, se um problema trabalha com muitas classes, geralmente é feita a classificação destas classes com mais de uma RNA, porém apenas uma RNA poderia encontrar uma solução viável, se possuísse algumas camadas ocultas simulando as RNAs que fariam a classificação individualmente de cada classe. O número de neurônios presentes nas camadas ocultas não é consenso na literatura, sendo geralmente usado a metade de neurônios de entrada (Gambogi, 2013). Na Figura 4 pode-se ver uma arquitetura que usa uma camada oculta.

Figura 4 - Arquitetura com uma camada oculta.



Fonte: Adaptado de (Gambogi, 2013)

Para um melhor aproveitamento da rede, é usado um *bias* de entrada para cada camada, o qual tem por objetivo deixar a solução mais próxima da solução ótima acrescentando um neurônio à rede.

2.1.4 Perceptron

O primeiro exemplo encontrado de redes neurais são as redes *perceptron*, com uma camada de *nós de saída*, conectados às entradas por conjuntos de pesos.

Essa topologia pode ser considerada a forma mais simples de rede em avanço. A soma dos produtos dos pesos pelas entradas é calculada por cada *nó de saída* e, se o valor calculado ultrapassar um certo limiar (geralmente 0), o neurônio dispara e ajusta a saída para o valor 1; se o valor calculado é menor que o limiar, a saída é ajustada para o valor -1.

Ao mesmo tempo, um algoritmo de aprendizado calcula a diferença entre a saída calculada e os dados de entrada e usa o valor da diferença para ajustar os pesos da rede.

No final da década de 1950, Rosenblatt na Universidade de Cornell criou uma rede de múltiplos neurônios do tipo *discriminadores lineares* e chamou esta rede de *perceptron*. Os neurônios que recebem diretamente as entradas da rede constituem o que se chama de camada de entrada.

Os neurônios que recebem como entradas as saídas daqueles da camada de entrada constituem a segunda camada e assim sucessivamente até a camada final que é a camada de saída. Como descrito anteriormente, as camadas que não são nem a de entrada nem a de saída são chamadas de camadas ocultas (Kovacs, 2002).

2.1.5 Perceptron Uma Camada

Perceptrons podem ser treinados por um algoritmo de aprendizagem simples, chamado geralmente de regra-delta. Esse algoritmo calcula os erros entre a saída dos dados calculados e a saída desejada e utiliza isso para ajustar os pesos, assim executando um formulário da descida do gradiente. Os *perceptrons* de uma camada são capazes de aprender somente sobre problemas linearmente separáveis, que podem ser separados por uma reta em um hiperplano (Kovacs, 2002).

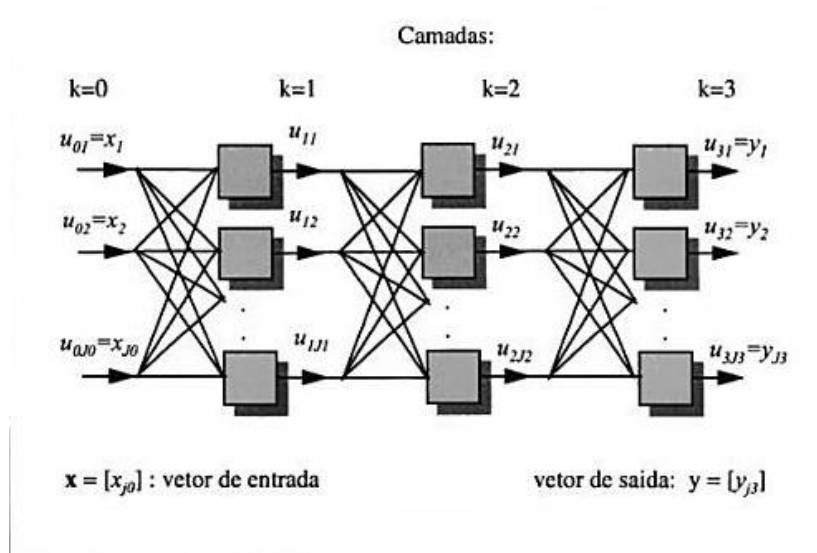
Geralmente, redes *perceptrons* de uma camada são usadas em conjunto, separadas para cada classe, classificando assim um problema completo com mais de uma RNA.

2.1.6 Perceptron Multicamadas

Por serem simples e com grande alcance de classificação, as redes *perceptrons* multicamadas são geralmente as mais usadas para problemas não tão complexos. Tomando como base a Figura 5, uma rede neural multicamada de K camadas, terá como entrada um vetor \mathbf{x} de dimensão J_0 , que são as entradas, então a primeira camada possui as entradas $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{j_0}$. Depois de

processados os dados de entrada na camada inicial, suas saídas (\mathbf{u}) serão entradas para a próxima camada. Esse processo se repete até a camada de saída, onde a saída (\mathbf{u}_k) é representada por \mathbf{y} .

Figura 5 - Uma rede neural perceptron multicamada.



Fonte: (Kovacs, 2002)

Por serem um pouco mais complexas que as redes *perceptrons* de uma camada, a função de ativação, que era um limiar definido pelo desenvolvedor da rede, geralmente passa a ser a função sigmoide, que gera resultados reais, diferentes de 1 e -1:

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

O delta (δ) presente na equação 1 é definido pelo desenvolvedor da rede. O método de aprendizagem de uma rede *perceptron* de múltiplas camadas geralmente é o método de retro propagação (*backpropagation*), o qual ajusta todos os pesos de todas as camadas.

2.1.7 ADALINE

A ADALINE (*Adaptative Linear Neuron*) foi desenvolvida por Widrow e Hoff em 1959. Foi criada anos depois do aparecimento do *perceptron* e é um clássico modelo de neurônio que permite saídas tanto discretas quanto contínuas e pode ser usado para tarefas de classificação e regressão (Kovacs, 2002).

Segundo Braga (1998), o modelo ADALINE, chamado inicialmente de *ADaptive LINear Element* e posteriormente de *ADaptive LINear NEuron*, surgiu na literatura quase que simultaneamente com o *perceptron*.

“Ambos os modelos são baseados na ideia de ter-se elementos de processamento executando operações de soma ponderada e posterior comparação com um valor limiar, porém estes trabalhos surgiram em áreas diferentes com enfoques diferentes”. (Braga, 1998, p. 42).

Frank Rosenblatt, criador da rede *perceptron*, por ser psicólogo, divulgou a descrição do seu trabalho em uma revista de psicologia, enquanto que Bernard Widrow, criador da rede ADALINE, divulgou a descrição da rede em uma conferência de processamento de sinais do instituto hoje chamado de IEEE (*Institute of Electrical and Electronic Engineers*). O algoritmo de treinamento dessa rede é conhecido como Regra Delta, esse algoritmo tem bastante importância para a história das RNAs, pois foi dele que se originou o algoritmo *backpropagation*, muito utilizado nas redes *perceptrons* multicamadas.

A diferença entre ADALINE e *perceptron* é o algoritmo de treinamento, enquanto o *perceptron* ajusta os pesos somente quando um padrão é classificado incorretamente, o ADALINE utiliza a Regra Delta para minimizar o erro médio (Haykin) após cada padrão ser apresentado, ajustando os pesos proporcionalmente ao erro, aumentando a complexidade do código.

2.1.8 Treinamento

O princípio básico das RNA é o de que elas podem adquirir “conhecimento” com a experiência, ou seja, podem “aprender” por meio de exemplos ou problemas conhecidos que sejam apresentados a elas. Este processo inicia-se quando se precisa obter a solução para um determinado grupo de problemas, cuja solução é conhecida para uma série de problemas semelhantes.

Monta-se então uma RNA com uma camada de entrada, composta por: N unidades, que receberão os N dados de entrada do problema; camadas ocultas cujo número varia em função do problema; e uma camada de saída, composta por M unidades, que deverão fornecer os M dados de saída que caracterizam a solução do problema (Lastiri; Pauletti, 2004).

Considerando-se os problemas cuja soluções são conhecidas, deve-se obter o conjunto dos pesos das conexões entre todas as unidades da RNA, estes pesos inicialmente recebem valores aleatórios, que posteriormente vão sendo reajustados de acordo com o treinamento da rede.

O processo básico de treinamento é receber as entradas, realizar os cálculos necessários da rede e comparar o resultado obtido com o resultado esperado, se o resultado obtido for diferente do esperado então os pesos da rede são reajustados. Para reajustar os pesos, é calculado o erro da rede, que seria a diferença da saída obtida e a saída esperada.

A função de ajuste de pesos geralmente usada é apresentada na equação 2.

$$w(i) = w(i) + \alpha \times \varepsilon \times x(i) \quad (2)$$

Onde α é definido pelo desenvolvedor, ε é o erro, geralmente proposto por: $y(\text{esperado}) - y(\text{obtido})$.

2.1.9 Aplicações de Redes Neurais Artificiais

Existem diversos trabalhos publicados sobre Redes Neurais Artificiais em todo o mundo, por se tratar de uma ferramenta com moderada complexidade computacional, mas com um retorno, na maioria das vezes, além do esperado, muitas áreas de pesquisa estão investindo em Redes Neurais Artificiais, por exemplo na área da geografia está se utilizando Redes Neurais Artificiais na construção de modelos de fragilidade ambiental (Spörl; Castro; Luchiari, 2011).

Nesse artigo os autores, por meio de Redes Neurais Artificiais, conseguem modelar as fragilidades ambientais de determinadas áreas com eficiência. Isso foi possível mesmo com a dificuldade existente nesse tema, onde além de compreender a intrínseca e dinâmica relação existente entre as componentes físicas, bióticas e socioeconômicas dos sistemas ambientais, também é necessário traduzir esse conhecimento em modelos matemáticos. Os autores, por fim, ressaltam a importância de técnicas inovadoras e tecnológicas para as áreas ambientais, para que possam cada vez mais tratar fragilidades com mais eficiência. Eles apontam também que mesmo sendo uma ferramenta não familiar para os profissionais da área, ainda apresenta uma complexidade menor que a estudada hoje em dia pelos geógrafos.

Duas dissertações de mestrado também mostram como as Redes Neurais Artificiais podem ser eficientes para diferentes problemas, as dissertações são: (Aguiar, 2010) e (Gambogi, 2013).

A primeira dissertação, escrita por Aguiar, busca a detecção de padrões de vazamento em dutos, a ferramenta utilizada para tal feito foi uma Rede Neural Artificial *Perceptron* com duas camadas de neurônios, a rede neural foi treinada como um classificador de sinais de vazamentos e não vazamentos, através do método de aprendizado explicado nos capítulos a seguir. Na pesquisa foram realizados experimentos no oleoduto piloto do NETeF para capturar padrões de vazamentos e não vazamentos (ruídos de fundo da tubulação e sinais de fechamento de válvula). Os padrões de vazamento foram obtidos realizando o acionamento de uma válvula solenoide de abertura rápida. De acordo com o autor, depois dos testes realizados, os resultados obtidos foram extremamente satisfatórios, tendo sido, neste caso, a Rede Neural Artificial capaz de generalizar sinais de vazamento. Ainda pôde-se comprovar a robustez de uma Rede Neural Artificial quando há interferência de ruídos nos sinais de entrada.

A segunda dissertação, escrita por Gambogi, estuda a aplicação de Redes Neurais Artificiais na tomada de decisão no mercado de ações. Os resultados da pesquisa, segundo o autor, mostraram que Redes Neurais

Artificiais podem servir de instrumentos de apoio nas decisões de compra e venda no mercado de ações, desde que as escolhas dos atributos, da arquitetura, do critério de seleção das redes neurais, do tamanho das janelas móveis e das amostras de treinamento, validação e teste sejam apropriadas. O período de verificação nos experimentos foi longo, cerca de cinco anos, porém para um melhor aproveitamento da Rede Neural, o período deveria ser maior. Os resultados durante a pesquisa também foram satisfatórios, segundo o autor, estando todos entre os parâmetros relevantes da pesquisa, mostrando em mais um trabalho que redes neurais são excelentes ferramentas para classificação de padrões.

Em Silva, Almeida e Yakamani (2012), os autores fizeram uma análise de desempenho de Redes Neurais Artificiais para classificação automática de *web spam*, onde foi usada a rede *perceptron* multicamadas. A pesquisa foi realizada pelo número crescente de mensagens *spams* atualmente presentes nas caixas de entrada dos correios eletrônicos. A conclusão foi satisfatória, comparando resultados de diferentes métodos de aprendizado, entre eles *backpropagation* e o método de Levenberg-Marquard, onde o segundo método teve leve vantagem na classificação de *web spam*. Neste artigo pode-se ver a robustez e eficiência de Redes Neurais Artificiais *perceptron*, onde com diferentes métodos de aprendizagem, a rede conseguiu fornecer uma classificação adequada.

Oviedo *et al.* (2014) desenvolveram um sistema com múltiplos agentes usando diferentes tecnologias inteligentes para monitorar e gerenciar uma planta com energia solar, foram combinadas as tecnologias Redes Neurais Artificiais, sistemas *experts*, e Redes de *Bayes*. Quando completado, o sistema verificou por meio de testes e simulações que as respostas foram adequadas, com apenas uma pequena intervenção humana. Nessa pesquisa pode-se verificar a flexibilidade de se trabalhar com Redes Neurais Artificiais, já são eficientes, mas combinadas com outras tecnologias, podem ser ainda melhores.

Em relação aos trabalhos recentes sobre Redes Neurais Artificiais, pode-se citar (Chang, 2015), onde faz-se o uso de técnicas para reduzir o número de camadas em uma Rede Neural Artificial de múltiplas camadas. A principal contribuição do artigo, segundo o autor, foram dois teoremas que propõem um esquema que determina se duas camadas em uma Rede Neural Artificial de múltiplas camadas são de topologia conjugada. São teoremas que basicamente testam por camadas redundantes em uma Rede Neural Artificial.

Sobre o tema “Teoria das Inteligências Múltiplas”, Kose em (Kose, 2013) desenvolveu uma Rede Neural Artificial para auxiliar no ensino da disciplina de Programação Visual na Universidade de Usak na Turquia. Dentre as entradas da Rede Neural Artificial estão respostas de perguntas sobre Inteligências Múltiplas, além de possuírem notas ou pontos dados aos alunos em determinados conteúdos, e diante disso, um conteúdo mais adequado é escolhido dentro do método de ensino.

O sistema é mais focado em aceitar conteúdos, sendo que os oferecidos são ofertados e avaliados pelos professores de acordo com sua afinidade com cada inteligência.

As entradas da Rede Neural Artificial desenvolvida são alimentadas com a soma de perguntas sobre inteligências múltiplas e utiliza o Indicador de Inteligências Múltiplas de Rogers – RIMI para o treinamento da RNA, o qual não é encontrado nenhum artigo científico que possa ser usado para validação. Desse modo as saídas para cada inteligência pode ser 0, 1 ou 2:

- 0 corresponde à falta da inteligência.
- 1 o usuário tem um pouco de afinidade com a inteligência
- 2 o usuário possui bastante afinidade com a inteligência.

Portanto a saída da RNA é linear e é apenas treinada com valores fixos determinados por Rogers.

Os testes feitos por Kose não são conclusivos, quando os mesmos mostram a divisão de uma sala de aula entre alunos controlados e experimentais, e o resultado do teste mostra que o desempenho dos alunos controlados foi pior que o dos experimentais.

2.2 Teoria das Inteligências Múltiplas

Howard Earl Gardner nasceu em Scranton, no estado norte americano da Pensilvânia, em 1943, e ingressou na Universidade Harvard em 1961 para estudar história e direito, mas acabou se aproximando do psicanalista Erik Erikson que o fez redirecionar a sua carreira acadêmica para os campos combinados de psicologia e educação. Na pós-graduação, pesquisou o desenvolvimento dos sistemas simbólicos pela inteligência humana sob orientação do educador Jerome Bruner.

Gardner é professor de psicologia de Harvard e de neurologia da universidade de Boston, além de integrante do *Harvard Project Zero*, destinado inicialmente às pesquisas sobre educação artística. Em 1971, tornou-se codiretor do projeto, cargo que mantém até hoje.

A teoria desenvolvida por Gardner, intitulada Teoria das Inteligências Múltiplas ou IM, foi apresentada em 1983 em seu livro *Estruturas da Mente: A Teoria das Inteligências Múltiplas* (Gardner, 1997), onde o pesquisador define que o cérebro é capaz de desenvolver inteligências que vão além das identificadas pelos testes de QI (quociente de inteligência) proposto pelo psicólogo francês Alfred Binet no início do século 20.

Gardner optou por não chamar de habilidades e nem tão pouco de talentos, as inteligências identificadas em sua pesquisa, pois considerava que tais adjetivos eram pouco, perto da grandiosidade que a inteligência tem.

2.2.1 Em que consiste a inteligência

A definição de inteligência, segundo o dicionário Aurélio é (Ferreira, 1994):

Do lat. *intelligentia*. Substantivo feminino.

1. Faculdade de aprender, apreender ou compreender; percepção, apreensão, intelecto, intelectualidade;

2. Qualidade ou capacidade de compreender e adaptar-se facilmente; capacidade, penetração, agudeza, perspicácia;

3. Maneira de entender ou interpretar; interpretação.

Para Gardner a inteligência é a combinação entre herança genética e as influências do ambiente, sendo ela a habilidade para resolver problemas ou criar produtos que sejam significativos em um ou mais ambientes culturais.

A inteligência, desse ponto de vista, é uma habilidade geral que se encontra em diferentes graus em todos os indivíduos. Como em um sistema computacional, baseado na Inteligência Artificial, cada inteligência é ativada ou disparada a partir de informações apresentadas de forma interna ou externa ao ambiente.

Gardner defende que a inteligência é algo superior e que não pode ser medida apenas com o uso de papel e lápis, tão pouco mensurada por valores. Para o psicólogo, o teste de QI não atende a muitos aspectos em relação a inteligência porque avalia apenas um parâmetro, o raciocínio lógico.

2.2.2 Definição

A Teoria das Inteligências Múltiplas foi inicialmente formulada com base em sete inteligências identificadas por Gardner (1997) e (1998). Para identificar os diferentes tipos de inteligências trabalhados, foram realizadas pesquisas com pessoas que apresentavam diferentes características.

Gardner observou pessoas com desenvolvimento normal e indivíduos talentosos, indivíduos prodígio e “*idiot savant*” ou “*savant*”, que são definidas como pessoas afetadas com deficiências mentais tais como o autismo ou retardo mental, mas que exibem habilidade excepcional ou brilho em algum campo limitado (como a matemática ou música) (Britanian, 2013).

Além de indivíduos, também foram analisados dados sobre a evolução da cognição com base em considerações culturais, estudos psicométricos, estudos de treinamentos psicológicos e principalmente análise de perda das capacidades cognitivas nas condições de lesões cerebrais. Esta última, oriunda em grande parte do trabalho desenvolvido por Gardner com pacientes do Centro Médico da Administração de Veteranos de Boston.

Gardner acredita que cada inteligência possui seus próprios mecanismos de ordenação e a maneira como a inteligência desempenha a sua ordenação reflete seus próprios princípios e meios referidos e que para ser considerada em sua teoria, a inteligência deveria fazer parte de um núcleo e também possuir um conjunto de operações identificáveis capazes de serem codificadas em um sistema de símbolos (Gardner, 1997). Todas as análises feitas foram realizadas de maneira empírica pois, a Teoria das Inteligências Múltiplas, segundo Gardner, não deve ser medida, mas sim observada.

Esse empirismo atribuído à Teoria das Inteligências Múltiplas se deve em grande parte aos estudos do pesquisador suíço Jean Piaget que estudou durante anos, de maneira empírica, o desenvolvimento educacional de crianças, tendo como foco principal a aprendizagem lógica e motora de seus observados. Piaget afirmava que todos os aspectos da simbolização, ou seja, do aprendizado baseado em símbolos, partem de uma mesma função semiótica. As pesquisas de Piaget são a base para a definição das inteligências múltiplas, em especial a lógico-matemática e a espacial.

Inicialmente Gardner identificou oito critérios, os quais chamou de "sinais de Inteligência" que são os seguintes:

1. Isolamento potencial por dano cerebral;
2. A existência de *Idiots Savants*, prodígios e outros indivíduos excepcionais;
3. Uma operação central ou conjunto de operações identificáveis;
4. Uma história de desenvolvimento distinta, aliada a um conjunto definível de desempenhos proficiente de *experts* "Estado Final";
5. Uma história evolutiva e a plausibilidade evolutiva;
6. Apoio de tarefas psicológicas experimentais;
7. Apoio de achados psicométricos;
8. Suscetibilidade à codificação de um sistema simbólico.

A partir dessas definições, Gardner afirmou que as inteligências múltiplas existentes, naquele momento seriam sete, sendo elas:

1. A Inteligência Linguística;
2. A Inteligência Musical;
3. A Inteligência Lógico-matemática;
4. A Inteligência Espacial;
5. A Inteligência Corporal-cinestésica;
6. A Inteligência Intrapessoal;
7. A Inteligência Interpessoal.

Mais tarde outras duas inteligências foram acrescentadas em 1999 com a publicação da obra, *Inteligências Múltiplas: Um conceito reformulado* (Gardner, 1999), são elas:

8. A Inteligência Naturalista;
9. A Inteligência Existencial.

A Inteligência Naturalista descreve a inteligência focada na natureza, nos seres biológicos, e não possuindo aspectos tecnológicos, fugindo do escopo desta pesquisa. A Inteligência Existencial também não fará parte do projeto, por se tratar mais de um tema religioso, mostrando a inteligência que faz referência a Deus e outros seres superiores, fugindo novamente do escopo do trabalho. Descreveremos cada uma das outras inteligências no decorrer deste capítulo.

Vale ressaltar que alguns autores, dentre eles, Antunes (Antunes, 1998), defende a existência de uma inteligência denominada pictórica que é definida como a capacidade de reproduzir ou criar imagens por meio de traços ou cores, porém o próprio Gardner não reconhece essa inteligência e acredita que ela não atenderia aos oito critérios básicos utilizados para definir as outras inteligências.

2.2.3 Inteligência Linguística

Na inteligência linguística os componentes principais são uma sensibilidade para os sons, ritmos e significados das palavras, além de uma especial percepção das diferentes funções da linguagem. É a capacidade de usar a linguagem para convencer, agradar, estimular ou transmitir ideias seja de forma falada, escrita ou gestual.

A linguagem é uma das capacidades que podem se desenvolver em outras regiões do cérebro em caso de lesões que ocasionem a perda total do hemisfério responsável pela fala. O desenvolvimento da linguagem ocorre mesmo que isso implique em prejuízo a outras atividades como visão e espaço.

A inteligência linguística não é simplesmente uma forma de inteligência auditiva, uma vez que surdos podem adquirir uma linguagem natural e escrita mesmo sem nunca ter ouvido nenhuma palavra.

Grande parte da base para esta inteligência advém das pesquisas desenvolvidas por Noan Chomsky, que realizou estudos sobre as propriedades matemáticas das linguagens formais, que deu origem à gramática transformacional ou também denominada gramática de Chomsky (Partee, 2011).

2.2.4 Inteligência Musical

Inteligência Musical é a capacidade de perceber, discriminar, transformar e expressar formas musicais. Inclui sensibilidade ao ritmo, tom ou melodia e timbre de uma peça musical. É a habilidade para perceber temas musicais, sensibilidade para ritmos, bem como para produzir e ou reproduzir música.

Gardner afirma que os mecanismos que sevem a música e a linguagem são distintos pois mesmo em pessoas que sofreram danos cerebrais que

afetaram a fala, a sensibilidade para música não foi alterada. Essa distinção é reforçada pelo fato de que mesmo pessoas surdas conseguem perceber sons através de outros sentidos como o tato.

Um exemplo de associação dessa inteligência musical a inteligência lógico-matemática, também abordada neste capítulo, é o recurso que muitos professores usam de ensinar fórmulas matemáticas com o auxílio de músicas, o que facilita a memorização por parte dos alunos.

2.2.5 Inteligência Lógico-Matemática

Inteligência Lógico-Matemática é a capacidade de usar os números e estruturas lógicas de forma efetiva. Os tipos de processos usados a serviço da inteligência lógico-matemática incluem a categorização, classificação, inferência, generalização, cálculo e teste de hipóteses.

Os elementos que compõem essa inteligência são uma sensibilidade para padrões, ordem, combinação, cálculos, mecânica e sistematização. É a habilidade para explorar relações, categorias e padrões, através da manipulação de objetos ou símbolos.

Essa inteligência baseia-se quase em sua totalidade em estudos realizados por Piaget que retratou o desenvolvimento em um domínio lógico-matemático, mas que de maneira equivocada supôs que essa inteligência se baseia em outras áreas variando da inteligência musical ao domínio interpessoal (Gardner, 1997). Em resumo, Piaget afirmava que a capacidade de aprendizagem da criança estava diretamente relacionada ao esforço depreendido pela criança para assimilar a situação apresentada (Macleod, 2013).

2.2.6 Inteligência Espacial

Inteligência Espacial é a inteligência associada a capacidade de perceber com precisão o mundo visual-espacial e de realizar transformações sobre essas percepções. Envolve sensibilidade à cor, linha, forma, configuração e espaço, e às relações existentes entre esses elementos.

Um dos seus aspectos é a habilidade de visualizar, de representar graficamente ideias e de orientar-se apropriadamente em uma matriz espacial. Em crianças pequenas o potencial espacial nessa inteligência é percebido por meio da habilidade para quebra-cabeças e outros jogos espaciais, a capacidade de orientação espacial onde, mesmo com os olhos fechados, a criança é capaz de locomover-se por pequenos trajetos, além da atenção a detalhes visuais.

A inteligência espacial encontra-se intimamente ligada à parte da observação que o indivíduo faz do mundo visual, porém, assim como a inteligência linguística não está diretamente ligada a fala nem a inteligência musical está ligada a audição, a inteligência espacial não está ligada a visão uma vez que indivíduos cegos podem desenvolver inteligência espacial.

A definição dessa inteligência também se fundamenta em pesquisas de Piaget, que realizou estudos sobre o desenvolvimento da noção de espaço em crianças, afirmando que a inteligência espacial era parte integrante da formação da criança, e que essa compreensão sensório-motora emerge nos primeiros anos da infância.

2.2.7 Inteligência Corporal-Cinestésica

Essa inteligência está diretamente relacionada com o controle dos movimentos do próprio corpo de maneiras altamente diferenciadas e hábeis para propósitos expressivos. É a inteligência relacionada ao uso do corpo todo, de maneira harmônica para expressar ideias e sentimentos. Está também relacionada a facilidade no uso das mãos para produzir ou transformar coisas.

Esse uso do corpo é demonstrado em habilidades físicas específicas, como a coordenação, equilíbrio, destreza, força, flexibilidade e velocidade. Essas habilidades são quase sempre empregadas em atividades que envolvem o esportes, artes cênicas ou plásticas e dança, pelo controle dos movimentos do corpo, na manipulação de objetos com destreza e na movimentação corporal ou cinestésica de um outro indivíduo.

A criança especialmente dotada de inteligência corporal-cinestésica é capaz de se mover com destreza e expressão a partir de estímulos musicais ou linguísticos, tendo seus movimentos muito bem coordenados demonstrando assim uma grande habilidade atlética ou uma coordenação fina apurada e diretamente relacionadas.

Em resumo, a Inteligência Corporal-Cinestésica está relacionada à capacidade de controlar o próprio corpo, como dançarinos, atletas e atores, bem como manusear objetos com habilidade, como artesões, pintores e escultores. Para Gardner, a inteligência corporal, juntamente com a lógico-matemática e a espacial completa o trio de inteligências relacionadas a objetos.

A inteligência corporal talvez seja, quando nos referimos à dança e às artes cênicas, a que mais trabalha de forma associada às lógico-matemática, espacial, musical, linguística, intrapessoal e interpessoal. O dançarino deve sentir a música, ter domínio do corpo (assim como o ator), do espaço, deve saber interpretar gestos e sentimentos, ter conhecimento de si e dos seus demais parceiros afim de poder realizar movimentos e/ou interpretações com perfeição.

2.2.8 Inteligência Interpessoal

Inteligência Interpessoal é a capacidade de perceber e fazer distinções no humor, intenções, motivações e sentimentos das outras pessoas. Esta inteligência está relacionada à sensibilidade e expressões faciais, voz e gestos. Pode ser descrita como uma habilidade para entender e responder adequadamente a humores, temperamentos, motivações, crenças, necessidades, expectativas e desejos de outras pessoas.

Na sua forma mais primitiva, a inteligência interpessoal se manifesta em crianças pequenas como sendo a habilidade para distinguir pessoas, e em adultos na sua forma mais avançada, como a habilidade para perceber intenções e desejos de outras pessoas e para reagir apropriadamente a partir dessa percepção.

Essa inteligência leva o indivíduo a olhar para fora de si em direção ao comportamento, ao sentimento e as motivações dos outros. Essa inteligência está diretamente ligada à relação de trabalhos em grupo.

2.2.9 Inteligência Intrapessoal

A Inteligência Intrapessoal está relacionada ao autoconhecimento e à capacidade de agir adaptativamente com base nesse conhecimento. Inclui possuir uma imagem precisa de si mesmo, consciência dos estados de humor, intenções, motivações, temperamento e desejos. É a capacidade de autodisciplina, auto entendimento e autoestima.

É o correlativo interno da inteligência interpessoal, ou seja, a habilidade de se ter acesso aos próprios sentimentos, sonhos e ideias, para discriminá-los e lançar mão deles na solução de problemas tanto internos quanto externos. É o reconhecimento de habilidades, necessidades, desejos e inteligências próprias.

A inteligência intrapessoal está envolvida principalmente no conhecimento que o indivíduo faz dos seus próprios sentimentos. É a mais pessoal de todas, a Inteligência Intrapessoal só é observável através dos sistemas simbólicos das outras inteligências, ou seja, através de manifestações linguísticas, musicais ou cinestésicas (Gama, 2009).

Em relação a estas duas últimas inteligências, Gardner, afirma que nenhuma das duas formas se desenvolve sem a outra. O indivíduo precisa antes de tudo conhecer seus próprios sentimentos antes de buscar conhecer o sentimento dos outros.

Essas duas inteligências definidas por Gardner são citadas por Goleman (Goleman; Santarrita, 1995) que afirma que tais inteligências são na verdade inteligências emocionais e que estariam relacionadas com as emoções vivenciadas por cada indivíduo.

2.2.10 Inteligências Múltiplas e a Tecnologia

Gardner et al (Gardner; Chen; Moran, 2009), aconselham os professores a pensarem na tecnologia como uma ferramenta, que pode ser usada para educar, mas que não deve ditar metas educacionais. A tecnologia deve ser vista como o meio para atingir os objetivos propostos.

A tecnologia é uma ferramenta valiosa que tem poder para apoiar os alunos e professores na coleta, organização, manipulação e apresentação de

informações. Quando os professores e os alunos são desafiados a pôr em prática seus conhecimentos de forma criativa, os computadores podem ampliar e melhorar o que os indivíduos são capazes de produzir.

Vialle (Vialle, 2009) em sua pesquisa com alunos portadores de necessidades especiais na Austrália, aplicando uma técnica desenvolvida em sua pesquisa, denominada *Brainwork*, estimulava os alunos a pensar em seus cérebros como sendo computadores onde estão instalados programas integrados. Vialle dá o seguinte exemplo para associar as inteligências a *software*: a inteligência linguística é um processador de textos, a inteligência lógico-matemática uma planilha eletrônica, a inteligência musical um sintetizador, a inteligência espacial é um programa de desenho, inteligência a corporal-cinestésica um programa de digitação, a inteligência interpessoal é a rede de computadores, a inteligência intrapessoal é um computador pessoal e a inteligência naturalista representa os elementos de um desenho gráfico.

Um dos benefícios mais importantes do uso do computador é permitir que os alunos trabalhem em seu próprio ritmo. Gardner, Veenema e Blanchettescience, descrevem como utilizar o computador para estimular cada inteligência da seguinte forma (Gardner; Chen; Moran, 2009):

- Inteligência linguística: os alunos podem utilizar *software* de processamento de texto, uma vez que esses programas podem ajudar a ensinar a língua, a escrever, editar e reescrever os textos. Os professores poderão preparar atividades que envolvam a elaboração de poemas, jornais e textos que envolvam o uso de outras línguas;
- Inteligência lógico-matemática: os alunos podem utilizar *software* gerenciador de banco de dados, planilhas eletrônicas, linguagens de programação. Os alunos devem ser desafiados a encontrar, com o uso da tecnologia, soluções para os problemas apresentados;
- Inteligência interpessoal: os alunos podem ser estimulados a utilizar o computador para realizar tarefas em grupo o que reforça habilidades como cooperação e comunicação, que são a base dessa inteligência. Os alunos devem ser desafiados a criar produtos e apresentá-los utilizando *software* de apresentação, processadores de texto, internet e vídeo conferência como forma de representação visual do resultado;
- Inteligência intrapessoal: os alunos podem ser estimulados a desenvolver diários baseados em computador, mapas conceituais, e a utilização da Internet para criação de *blogs* sobre temas de seu interesse;
- Inteligência visual espacial: os alunos podem ser estimulados a capturar imagens com o uso de câmeras digitais e tratar essas imagens utilizando *software* de edição. Utilizar *software* que propiciem a criação de desenhos envolvendo a manipulação de cores;

- Inteligência musical: os alunos podem ser estimulados a utilizar *software* sintetizador de voz, editores de áudio, criação de música, e a utilização de áudio-*books* para a aquisição de conhecimento;
- Inteligência corporal-cinestésica: os alunos podem ser incentivados a expressar suas ideias através do movimento e registrar essas atividades em vídeo que poderão ser editados com *software* de edição e posteriormente apresentá-los. O professor pode utilizar jogos associados ao uso de *joystick* e outros acessórios como forma de estimular essa inteligência.

Estes são apenas alguns exemplos de como a tecnologia, associada à Teoria das Inteligências Múltiplas, poderia ser utilizada para estimular os alunos. As possibilidades são muito grandes, uma vez que a tecnologia avança cotidianamente e estes avanços tecnológicos trazem aos educadores novas formas de diversificar os métodos de aprendizagem.

2.3 Ferramenta de Apoio ao Ensino

Objetos de aprendizagem são caracterizados como quaisquer recursos digitais como, por exemplo: textos, animação, vídeos, imagens, aplicações, páginas Web em combinação que tem por objetivo, apoiar o aluno no processo de aprendizagem. São recursos digitais modulares, usados para apoiar a aprendizagem presencial e à distância (Amorim et al, 2014).

Os objetos podem ser integrados a laboratórios virtuais, que por sua vez são ambientes de simulação que proporcionam ao aluno executar experimentos em condições preestabelecidas. Os laboratórios podem ser acessados em uma rede local ou pela rede mundial de computadores.

O desenvolvimento de laboratórios virtuais e de objetos de aprendizagem que podem ser utilizados nestes ambientes caracterizam-se como uma alternativa viável no processo de formação e aperfeiçoamento de profissionais em várias áreas. Dentre as tecnologias que podem ser utilizadas para o desenvolvimento desses objetos e laboratórios encontram-se os ambientes virtuais 3D, também conhecidos como mundos 3D (MV3D).

2.3.1 Laboratórios Virtuais

Os laboratórios virtuais são ambientes que se baseiam na simulação por computador, sendo um ambiente de desenvolvimento interativo para criar e conduzir experimentos simulados e controlados cujos resultados dependem dos dados de entrada definidos pelo usuário (Gomes e Bogosyan, 2009).

Esses ambientes de simulação remotos propiciam um espaço de experimentação no qual não há preocupações de segurança relacionadas a equipamentos reais, podendo este ser acessado via *web* ou por estações locais.

A funcionalidade de laboratórios virtuais é frequentemente reforçada por cursos on-line e instruções passo-a-passo para acompanhar os trabalhos laboratoriais (Gomes e Bogosyan, 2009).

O desenvolvimento de ambientes virtuais de ensino utilizando ambientes 3D é objeto de pesquisa nas mais diferentes áreas. A aplicação dessa tecnologia permite criar ambientes como laboratórios virtuais restritos a um único prédio virtual até campi inteiros.

2.3.2 LabVirSD

No desenvolvimento do ambiente virtual 3D associam-se tecnologias de informação e comunicação (TICs) com a Teoria das Inteligências Múltiplas, vista no capítulo anterior.

A proposta didática deste laboratório envolve o ensino de conteúdos de uma disciplina de sistemas digitais, através da execução de atividades, dentro do ambiente virtual, que são desenvolvidas com base nas sete inteligências definidas por Gardner.

Os conteúdos a serem abordados na disciplina são: Mapa de karnaugh, Introdução aos sistemas discretos e contínuos, Definição de sistemas binários e digitais, Representações de sinais binários, Diagrama de estados, Operações lógicas, Portas lógicas básicas (E, OU e NÃO), Conexão de portas; Tabela verdade.

Cada inteligência está associada à execução de uma ou mais atividades, assim a inteligência linguística é estimulada através da participação do aluno em fóruns, *chats* e pela leitura e interpretação das avaliações a serem realizadas por meio de atividades relacionadas a perguntas de múltipla escolha.

A inteligência lógico-matemática é estimulada através da construção de circuitos representados dentro do ambiente virtual. A construção desses objetos visa também propiciar o uso de sua inteligência corporal cinestésica uma vez que exige do acadêmico habilidade quanto ao uso do *mouse*.

As inteligências visual espacial e a corporal-cinestésica são estimuladas também através da realização de atividades que envolvam a criação de objetos no ambiente virtual, uma vez que para a execução dessas atividades o aluno deve ter uma percepção visual para dimensionar e posicionar os objetos.

Outro fator que auxilia na estimulação dessa inteligência é o fato do usuário ter que se locomover dentro do ambiente, o que pode ser feito de três formas: andando, correndo ou voando. A entrada do laboratório pode ser vista na Figura 6.

Figura 6 - Entrada do LabVirSD.



Fonte: (Amorim et al, 2014)

O laboratório possui três ambientes, sendo eles, uma sala onde serão ministrados conteúdos teóricos via chat, texto e uso de objetos 3D; e mais duas salas para a realização de testes elaborados com base nos conteúdos apresentados aos alunos. Todos os ambientes podem ser configurados de acordo com o perfil da atividade a ser realizada.

A sala de conteúdo pode ser vista na Figura 7.

Figura 7 - Sala da Conteúdo do LabVirSD.



Fonte: (Amorim et al, 2014).

As atividades disponibilizadas inicialmente nesse ambiente são acionadas pelo toque do avatar do aluno no objeto virtual de reconhecimento de inteligências múltiplas. As atividades habilitadas na primeira fase foram o *chat*, o glossário de termos que pode ser consultado pelo aluno e o painel de reconhecimento de inteligências, onde o aluno responde perguntas de múltipla escolha.

E posteriormente foram inclusas atividades referentes a máquina de estados de Mealy e máquina de estados de Moore, portas lógicas, Tabela verdade, mapa de Karnaugh e *scoreboard*. Essa atividade foi desenvolvida para estimular 3 inteligências, sendo elas, a linguística, sendo estimulada uma vez que o aluno deve ler o texto formulado para questão, bem como o texto referente às repostas para posteriormente escolher a resposta correta.

A inteligência lógico-matemática é estimulada uma vez que o aluno deve executar algumas operações lógicas características do conteúdo abordado, e posteriormente escolher a resposta correta. Já a inteligência interpessoal é estimulada uma vez que os alunos criam uma competição entre eles em busca de uma maior pontuação no *score board*.

O *score board* permite apresentar pontos para os alunos em um curso e caso o professor queira zerar a pontuação, pode fazê-lo através da criação de um novo processo denominado rodada.

Uma sala de testes pode ser vista na Figura 8.

Figura 8 - Sala de testes do LabVirSD.



Fonte: (Amorim et al, 2014).

O objetivo de desenvolver duas salas para a realização das avaliações foi o de diminuir o tempo gasto na realização das mesmas e para que todo o conjunto de atividades pudesse ser executado em no máximo 1 hora, que é o tempo médio de duração de uma aula.

Dentro das salas de avaliações, que possuem a mesma estrutura e atividades, encontram-se dez objetos 3D e um painel de perguntas e respostas, o objetivo é que todos os alunos façam todas as atividades nos objetos e respondam as perguntas do painel. Os objetos possuem um botão que fornece informações do exercício proposto.

2.3.3 Testes realizados na fase de desenvolvimento do LabVirSD

Os testes foram realizados com alunos dos cursos de Ciência da Computação da Unesp/Ibilce de São José do Rio Preto e da Unemat, campus regional de Alto Araguaia na cidade de Alto Araguaia.

A população avaliada era constituída de um total de 90 acadêmicos matriculados no 1º e 2º semestres do curso de Ciência da Computação e do 7º semestre do curso de licenciatura em computação.

Os testes tiveram a duração de média de 1 hora e 30 minutos e durante a realização dos mesmos os acadêmicos puderam realizar atividades que envolviam o uso do ambiente 3D.

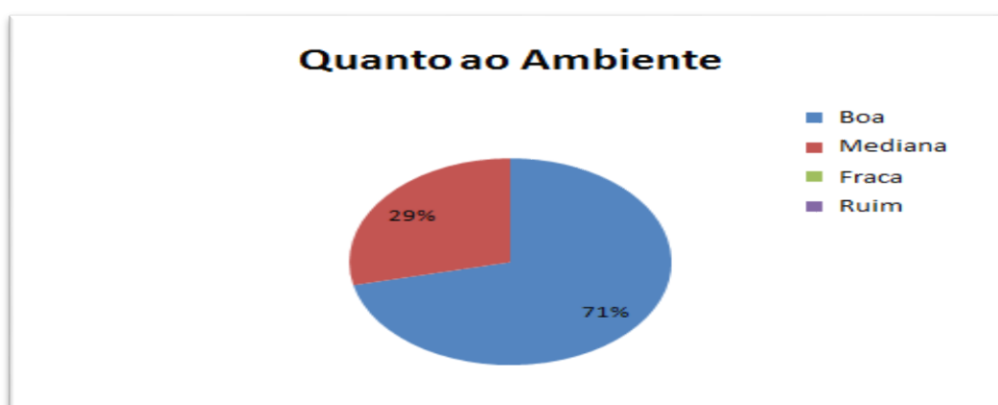
Os conteúdos abordados durante os testes compõem a ementa das disciplinas de Circuitos Lógicos, nos cursos de bacharelado e de arquitetura de computadores no curso de licenciatura. Foi realizada uma introdução aos conteúdos abordados, disponibilizada por meio de slides.

Foi solicitado ainda aos participantes que respondessem a um questionário contendo seis questões divididas em dois grupos, que abordavam o uso do ambiente e o método de aprendizagem.

Os resultados apresentados por meio da Figura 9 demonstra que a aceitação dos alunos em relação ao uso do laboratório, em sua grande maioria foi boa, o que nos leva a concluir que em se tratando da parte estrutural do ambiente, da locomoção e realização das atividades são de modo geral satisfatórios.

Em relação às demais respostas, mediana, fraca e ruim as quais estas duas últimas não foram selecionadas pelos alunos, deve-se a alguns ajustes e melhorias que ainda não haviam sido realizados no ambiente.

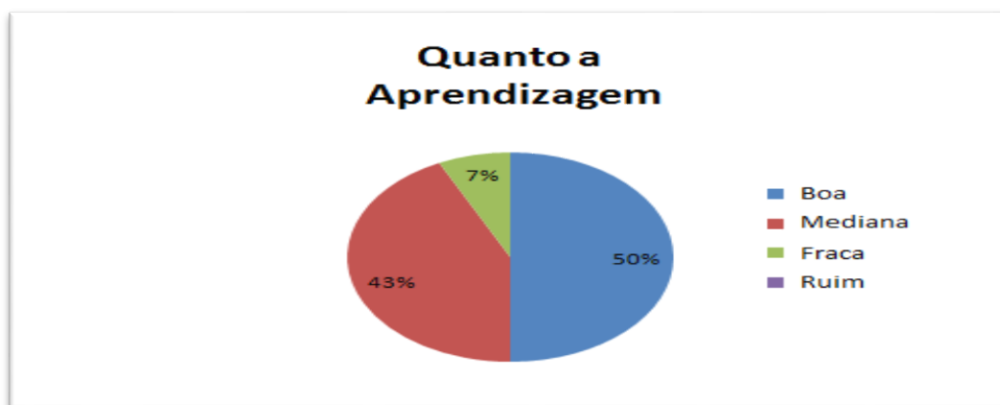
Figura 9 - Resultado do primeiro teste realizado no desenvolvimento do LabVirSD.



Fonte: (Amorim et al, 2014).

Na Figura 10 pode-se ver os resultados obtidos quanto à aprendizagem utilizado ambiente 3D. De modo geral os alunos estão divididos em relação ao uso do ambiente 3D para ensino, isso talvez se deva a fase inicial da pesquisa onde nem todas as ferramentas pedagógicas foram implementadas no ambiente.

Figura 10 - Resultado do segundo teste realizado no desenvolvimento do LabVirSD.



Fonte: (Amorim et al, 2014).

2.4 Integração dos Conceitos

Muito é discutido sobre a classificação de inteligências múltiplas. Não existe consenso na literatura de um modo eficiente que consiga definir quais inteligências são mais desenvolvidas em determinados indivíduos.

Um método plausível é o de perguntas cotidianas, onde são feitas séries de perguntas do dia a dia do indivíduo e de acordo com as respostas, é classificada a sua inteligência.

2.4.1 Questionário utilizado para os testes

Um modelo de classificação dos alunos, com base na Teoria das Inteligências Múltiplas, foi desenvolvido por Chislett e Chapman (2005) e é composto por um conjunto de 70 questões de múltipla escolha, disponíveis no apêndice C.

Uma das características do método de classificação utilizado neste trabalho é de que não há respostas certas ou erradas. Para toda resposta é atribuído um valor variável conforme a Tabela 1:

Tabela 1 - Respostas para as perguntas de classificação.

Resposta	Valor
Nunca	1
Muito pouco	2

Um pouco	3
Sempre	4

Fonte: Adaptado de (Chislett; Chapman, 2005).

Ao término das respostas é realizado o somatório dos valores atribuídos, classificando o aluno de acordo com a inteligência que obteve maior pontuação. Cada pergunta está relacionada a uma inteligência de acordo com a Tabela 2:

Tabela 2 - Relação das Inteligências Múltiplas com as perguntas.

Inteligência	Pergunta
Linguística	6, 8, 9, 14, 23, 31, 33, 50, 52, 60
Lógico-matemática	5, 10, 11, 17, 20, 29, 32, 40, 49, 54
Musical	2, 4, 13, 18, 25, 30, 39, 51, 64, 66
Corporal-Cinestésica	3, 7, 15, 22, 34, 38, 42, 45, 47, 53
Visual-Espacial	21, 24, 26, 37, 44, 48, 59, 61, 67, 68
Interpessoal	19, 27, 36, 43, 46, 58, 62, 63, 65, 70
Intrapessoal	1, 12, 16, 28, 35, 41, 55, 56, 57, 69

Fonte: Adaptado de (Chislett; Chapman, 2005).

Segundo Chislett e Chapman (2005), estes conceitos de classificação e a ferramenta são meios de ajuda para a compreensão da personalidade global, preferências e pontos fortes de cada indivíduo. Este é um instrumento de avaliação diretamente reflexivo simples que funciona em uma única dimensão. Ou seja, os resultados são produzidos diretamente a partir dos dados de entrada.

Portanto, como com qualquer metodologia ou ferramenta que os conceitos da Teoria das Inteligências Múltiplas ou outras metodologias que levem em conta estilos de aprendizagem, a interpretação deve ser realizada de acordo com as necessidades da situação onde esses conceitos estão sendo aplicados (Chislett; Chapman, 2005).

Esse método funciona, porém apenas quando existe bastante discrepância das respostas, por exemplo, o resultado da soma das perguntas da

Inteligência Musical é extremamente maior que os outros, assim fica simples classificar a inteligência de um indivíduo, mas quando os somatórios são parecidos, fica difícil avaliar as inteligências. Neste momento é inserida a Rede Neural Artificial.

2.4.2 Considerações Finais Sobre Integração dos Conceitos

Como é muito abrangente a Teoria das Inteligências Múltiplas, não há um consenso em como classificar cada inteligência, então foi proposto usar um método descrito por Chislett e Chapman (2005), que de acordo com respostas de perguntas cotidianas é possível apontar qual inteligência é mais perceptível em um indivíduo, porém esse método possui algumas falhas quando os resultados dos testes são parecidos para dois ou mais tipos de inteligência.

Levando isso em consideração, foi utilizada uma Rede Neural Artificial para a classificação de inteligências múltiplas, para que quando os resultados das inteligências forem parecidos, optar por aquele que historicamente é mais apropriado.

2.5 Matriz de Confusão

Para Miller e Nicely (1955), “A maior ou menor inteligibilidade de fala por meio de qualquer sistema de amplificação pode ser relacionada à medida das regiões de frequência de fala audíveis para o sujeito”. Os autores estudaram um conjunto de fonemas visando explorar esta hipótese. Já que as consoantes são mais passíveis de confusão e são muito importantes para a inteligibilidade, os autores começaram com a comparação de 16 consoantes.

Foi então elaborado um quadro que trazia cada sílaba apresentada aos ouvintes, indicada pelas consoantes listadas verticalmente no lado esquerdo da primeira coluna e cada sílaba que havia sido repetida, pelos mesmos, como resposta indicada horizontalmente de um lado a outro no alto do quadro. Este quadro, posteriormente, foi chamado de “matriz de confusão”.

A matriz de confusão em sua essência possui no eixo vertical os dados corretos antes de serem testados, e no eixo horizontal os dados resultantes dos testes desenvolvidos, como se pode ver na Tabela 3.

Tabela 3 - Representação da matriz de confusão para várias classes

Classes reais	Classes resultantes dos testes			
	Classe 1	Classe 2	...	Classe n
Classe 1	x_{11}	x_{12}	...	x_{1n}
Classe 2	x_{21}	x_{22}	...	x_{2n}
...
Classe n	x_{n1}	x_{n2}	...	x_{nn}

Fonte: Elaborada pelo autor.

Resumidamente, um dado, onde é conhecida sua classe, é escolhido para teste, depois de testado, há um incremento na posição do valor da classe resultante na matriz. Por exemplo, se fosse testado o dado da classe '1', e o resultado do teste fosse que o dado pertencesse à classe '2', haveria um incremento na posição da junção das classes '1' e '2', como pode ser visto na Tabela 4.

Tabela 4 - Exemplo de uma matriz de confusão.

Classes reais	Classes resultantes dos testes			
	Classe 1	Classe 2	...	Classe n
Classe 1	0	1	...	0
Classe 2	0	0	...	0
...
Classe n	0	0	...	0

Fonte: Elaborada pelo autor.

O número de acertos, para cada classe, se localiza na diagonal principal da matriz de confusão, os demais elementos representam os erros resultantes dos testes. Uma matriz de confusão ideal é aquela que possui os elementos da diagonal principal diferentes de zero, e os demais iguais à zero.

CAPÍTULO 3 – DESENVOLVIMENTO

Neste capítulo é abordado o desenvolvimento da Rede Neural Artificial que é usada para a classificação das inteligências múltiplas.

3.1 Introdução

Para a primeira fase da dissertação, foram desenvolvidas duas redes neurais. Cada Rede Neural Artificial foi usada para classificar quatro tipos de inteligência: Lógico-Matemática, Linguística, Corporal-Cinestésica e Visual-Espacial. As outras inteligências não foram classificadas primeiramente, pela limitação da ferramenta de apoio ao ensino que foi utilizada para complementar os resultados das redes.

Foram escolhidas doze perguntas para essa fase, nas quais cada uma se relaciona a uma inteligência, totalizando três perguntas para cada inteligência.

A primeira Rede Neural Artificial conta com quatro entradas, relacionadas à soma das respostas de cada inteligência e quatro saídas, relacionadas às inteligências.

A segunda Rede Neural possui doze entradas, sendo cada entrada uma pergunta, assim a rede neural pode determinar qual inteligência está relacionada àquela pergunta, e quatro saídas, relacionadas às inteligências.

Depois de desenvolvidas e testadas as duas redes, foi desenvolvida uma terceira Rede Neural Artificial com doze entradas e uma camada oculta, para que os dados passem a ser não lineares, e assim apresentar resultados mais seguros.

3.2 Rede Neural Artificial com Quatro Entradas

Como o objetivo da pesquisa foi desenvolver uma ferramenta capaz de se reprogramar de acordo com os resultados obtidos em testes, a Rede Neural Artificial primeiramente foi desenvolvida com a soma das respostas pertencentes a uma classe de Inteligência, por exemplo, o teste é feito com doze perguntas, sendo três perguntas de cada Inteligência, a soma dessas três perguntas é uma entrada da Rede Neural Artificial.

Desse modo a rede poderia interpretar uma inteligência com a maior soma, porém algumas pessoas respondem às perguntas de forma equivalente, resultando em somas parecidas, dificultando a classificação de sua inteligência, desse modo a rede poderia aprender de acordo com várias respostas dadas pelos usuários, resultando em uma saída mais concisa e de forte confiabilidade.

Portanto a rede desenvolvida possui quatro entradas (soma das respostas) e quatro saídas, as inteligências aqui estudadas. A entrada da rede necessita de um sistema anterior para calcular as somas das respostas. A saída é calculada fazendo a soma de todas as entradas, multiplicando-a pelos pesos correspondentes a saída e logo após é aplicada a função sinal, resultando em uma saída zero, caso o valor fosse negativo, ou um, caso o valor fosse positivo.

A arquitetura utilizada para o desenvolvimento desta rede, foi baseado nas arquiteturas mais simples citadas no capítulo 2. Utilizando uma camada de entrada diretamente associada aos neurônios da camada de saída. O fluxo de dados sempre segue sempre em direção à camada de saída. Uma ilustração da rede pode ser vista na Figura 11.

3.3 Rede Neural Artificial com Doze Entradas

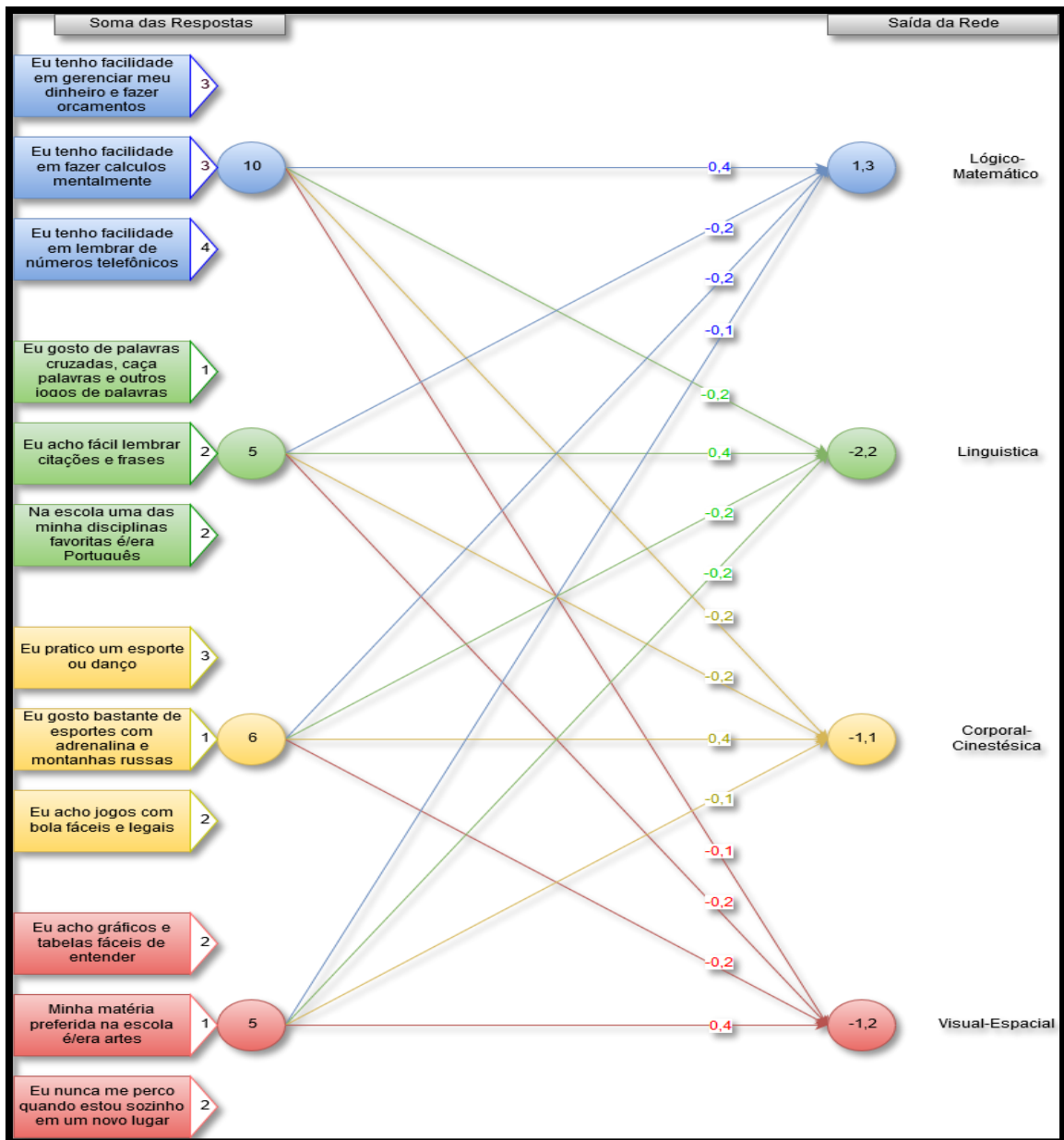
Logo após ser desenvolvida a rede com as quatro entradas, sendo cada uma respectiva a soma das respostas de cada inteligência, propôs-se criar uma rede com doze entradas, pois algumas perguntas podem ser referências para dois ou mais tipos de inteligências, por exemplo a pergunta: “Eu gosto de esportes coletivos”, que está ligada com as inteligências Corporal-Cinética e Interpessoal.

O objetivo da rede era, depois de vários testes, conseguir referenciar as perguntas com as inteligências, sozinha. Nesse momento da pesquisa, esperava-se que essa rede conseguisse resultados mais adequados que a rede construída anteriormente.

A rede, portanto, possui doze entradas, sendo cada entrada uma pergunta feita para o usuário, e quatro saídas, correspondendo as inteligências estudadas na pesquisa. Do mesmo modo da rede anterior a saída é resultado da soma de todas as entradas, multiplicando-a pelos pesos correspondentes a saída e logo após é aplicada a função sigmoide, resultando em uma saída entre zero e um.

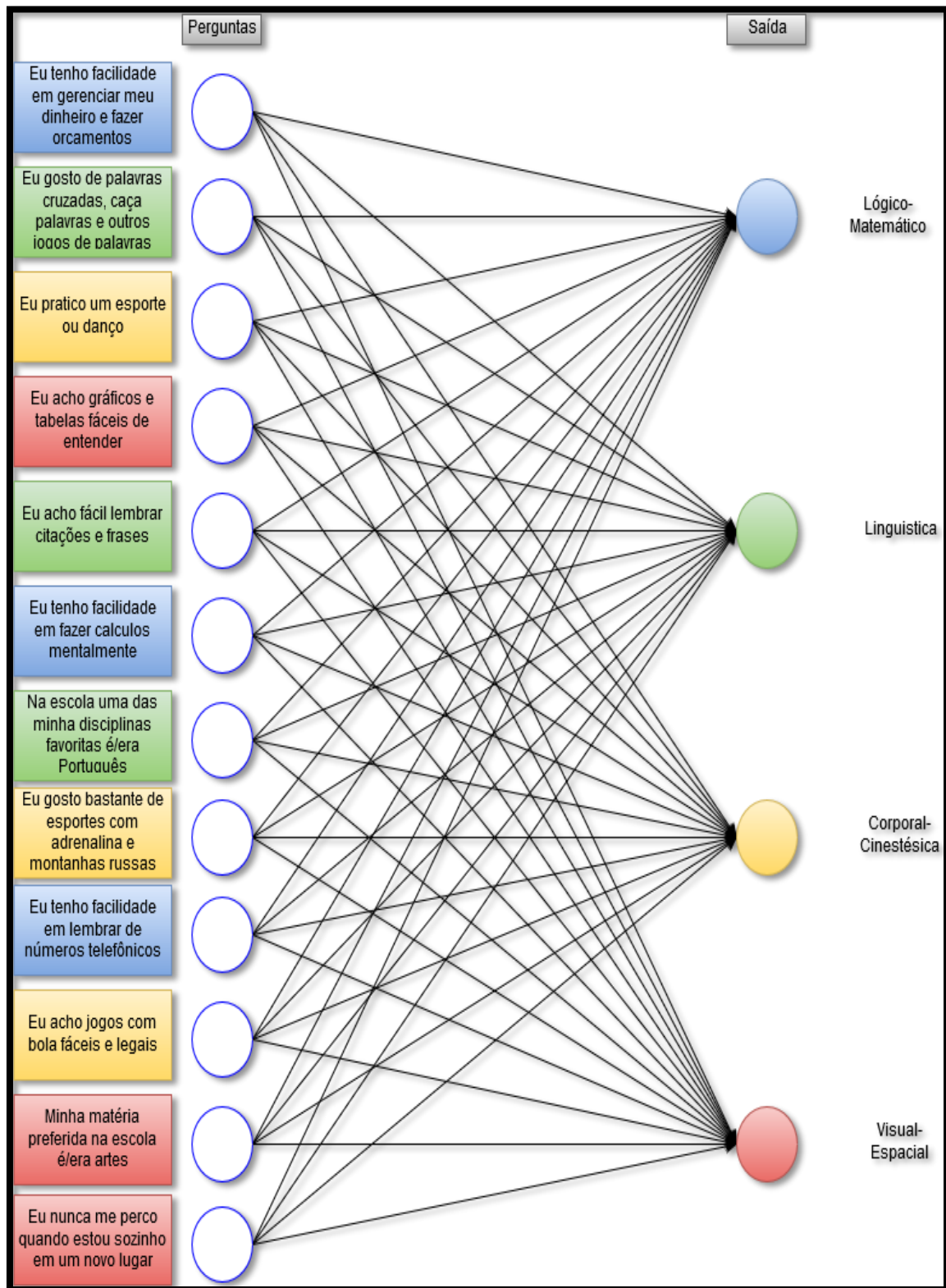
A arquitetura desta rede é a mesma que a anterior, possuindo uma camada de entrada conectada somente à camada de saída e o fluxo de dados é sempre em direção aos neurônios de saída. Uma ilustração da rede pode ser vista na Figura 12.

Figura 11 - Ilustração da Rede Neural Artificial com quatro entradas.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 12 - Ilustração da Rede Neural Artificial com doze entradas.



Fonte: Elaborada pelo autor.

3.4 Rede Neural Artificial com Doze Entradas e uma Camada Oculta

Nessa fase da pesquisa, propôs-se alterar a RNA e adicionar uma camada oculta para que a classificação não seja mais linear, fato justificável se considerarmos que as inteligências não são lineares e possuem divergências significativas. Além de adicionar uma camada oculta à rede, também foi inserido um valor à função *Sigmoide*, para que o treinamento apresentasse um melhor aproveitamento. A função agora presente na rede pode ser vista na equação 3, sendo que o 'x' representa a soma das entradas multiplicados pelos pesos correspondentes.

$$S = \frac{1}{1 + e^{-0,5x}} \quad (3)$$

A Rede Neural Artificial desenvolvida agora possui doze entradas, quatro neurônios na camada oculta, e quatro neurônios na camada de saída, que são as quatro inteligências classificadas.

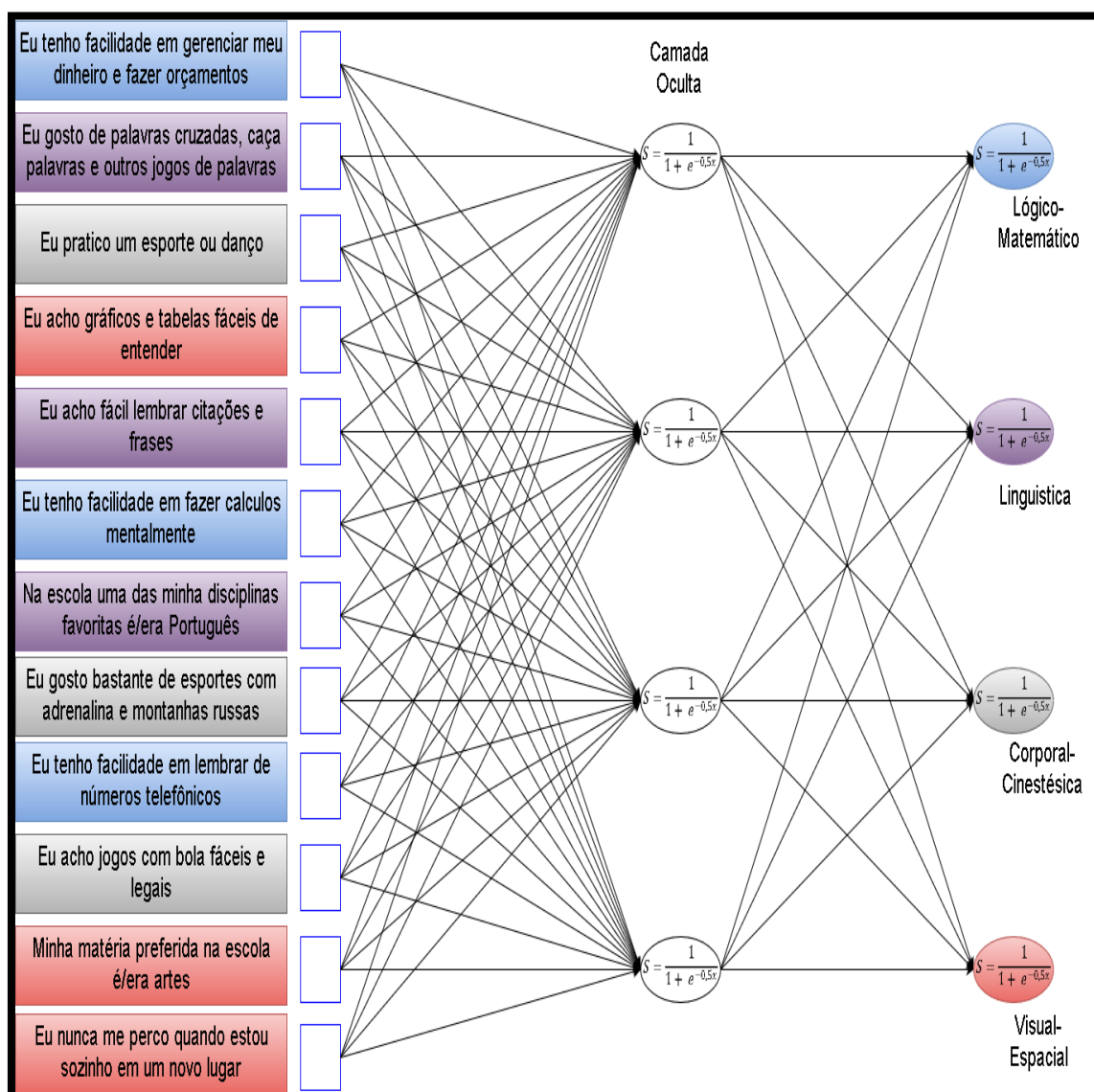
Diferente das outras redes desenvolvidas, esta possui uma arquitetura um pouco mais complexa, com a camada de entrada conectada a uma camada oculta e esta por sua vez conectada a uma camada de saída. O fluxo de dados continua o mesmo, a direção segue para os neurônios de saída, uma ilustração da nova RNA pode ser vista na Figura 13.

Optou-se por quatro neurônios na camada oculta por não se tratar de um problema muito complexo, e depois de alguns testes com outras quantidades de neurônios nessa camada, notou-se que quatro neurônios seriam suficientes para a camada oculta.

Depois de adicionados esses itens, foi iniciado o treinamento da nova RNA. Os dados usados para o treinamento da rede primeiramente foram os resultados coletados nos testes anteriores. No primeiro treinamento, obteve-se resultados muito bons, com apenas 15% de erro, mas depois de alguns experimentos antes de testar a rede, foi constatada uma inconsistência da rede para classificar a inteligência Visual-Espacial.

Para conseguir melhores resultados pela rede, foi feito mais um treinamento, dessa vez além dos dados coletados nos testes, também foram usados os dados utilizados para treinar as primeiras redes desenvolvidas neste trabalho. Dessa vez com resultados ainda melhores, nesse novo treinamento obteve-se uma RNA com menos de 5% de erro, e depois de vários experimentos, observou-se que testes poderiam ser feitos com a nova RNA.

Figura 13 - RNA com camada oculta



Fonte: Elaborada pelo autor.

3.5 Treinamento Inicial

Como a ferramenta desenvolvida consegue se reprogramar por meio de aprendizado com resultados colhidos, a fase de treinamento inicial foi simples nas redes desenvolvidas.

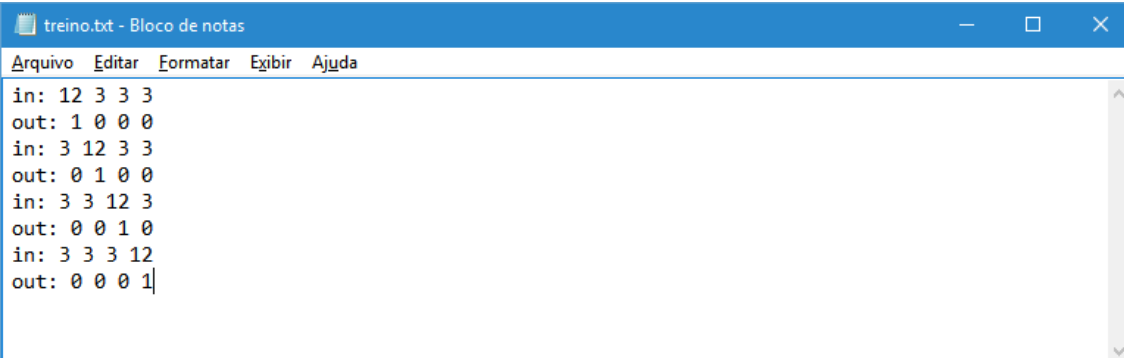
A primeira rede possui quatro entradas relacionadas a soma das respostas das perguntas de cada inteligência, portanto pode-se assumir que inicialmente a entrada com maior valor terá uma saída também com maior valor, mostrando como o usuário tem mais probabilidade de possuir aquela

inteligência. Porém com somas parecidas, um método clássico não conseguiria distinguir precisamente qual é a inteligência mais identificada no usuário, por isso existe o aprendizado da rede.

Como são doze perguntas com resultados de 1 a 4, sendo três perguntas de cada inteligência, o menor resultado de uma entrada possível é 3, não classificando o usuário para esse tipo de inteligência, portanto o resultado é 0. O maior resultado obtido seria 12, se o usuário respondesse todas as perguntas de determinada inteligência com o maior valor possível (4), desse modo o usuário seria, com certeza, classificado com esse tipo de inteligência, com o resultado final 1, como pode ser visto na figura 14.

Esses foram os dados utilizados como treinamento inicial da Rede Neural Artificial de quatro entradas, e posteriormente, passará a possuir valores diferentes para o treinamento, fazendo com que o resultado seja o mais conciso possível.

Figura 14 - Arquivo inicial de treinamento da RNA de quatro entradas.



```
treino.txt - Bloco de notas
Arquivo Editar Formatar Exibir Ajuda
in: 12 3 3 3
out: 1 0 0 0
in: 3 12 3 3
out: 0 1 0 0
in: 3 3 12 3
out: 0 0 1 0
in: 3 3 3 12
out: 0 0 0 1
```

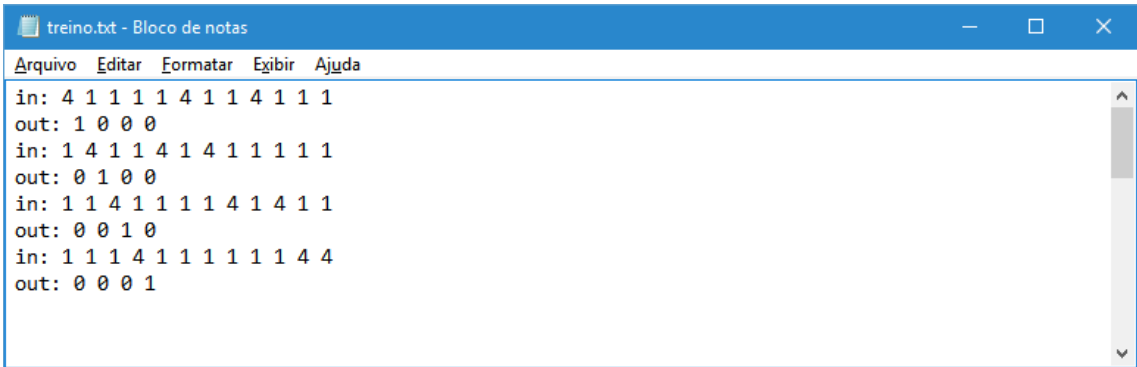
Fonte: Elaborada pelo autor.

Para a Rede Neural Artificial de doze entradas o treinamento foi um pouco diferente, já que não tem relação direta com a inteligência como a rede anterior. Ela possui doze entradas correspondentes às doze perguntas selecionadas para essa fase, cada pergunta, como dito anteriormente, relaciona-se com uma inteligência, e cada pergunta possui um valor de 1 a 4 em sua resposta.

O menor valor obtido em uma resposta, portanto, será 1, e o maior, 4. Se for colocado o valor máximo nas respostas correspondentes à uma inteligência, essa inteligência terá incidência de cem por cento (1), seguindo a lógica das perguntas. E colocando o valor mínimo sobre as respostas correspondentes à uma inteligência, essa inteligência terá incidência de zero por cento (0).

Portanto esses foram os dados utilizados no processo de treinamento inicial da Rede Neural Artificial de doze entradas, e como dito anteriormente, serão inseridos outros dados de acordo com os testes realizados. O arquivo de treinamento inicial da rede pode ser visto na Figura 15.

Figura 15 - Arquivo inicial de treinamento da RNA de doze entradas.



```
Arquivo Editar Formatar Exibir Ajuda
in: 4 1 1 1 1 4 1 1 4 1 1 1
out: 1 0 0 0
in: 1 4 1 1 4 1 4 1 1 1 1 1
out: 0 1 0 0
in: 1 1 4 1 1 1 1 4 1 4 1 1
out: 0 0 1 0
in: 1 1 1 4 1 1 1 1 1 1 4 4
out: 0 0 0 1
```

Fonte: Elaborada pelo autor.

A terceira rede foi treinada igualmente à segunda, com cem por cento de incidência quando o resultado inserido pelo usuário é máximo e zero por cento quando o usuário insere o valor mínimo de resposta.

3.6 Considerações Finais

Nesta pesquisa foram desenvolvidas três Redes Neurais Artificiais para classificar, de modo mais conciso possível, Inteligências Múltiplas em um indivíduo.

A primeira rede desenvolvida possui quatro entradas, correspondendo à soma das perguntas de cada inteligência, e quatro saídas, correspondendo às inteligências múltiplas. A forma de treinamento inicial dessa rede foi simples, usando dados máximos e mínimos de somas de valores das perguntas para determinar qual inteligência está mais ligada ao usuário.

A segunda rede desenvolvida possui doze entradas, correspondendo às doze perguntas feitas aos usuários, e quatro saídas, correspondendo às inteligências múltiplas. A maior motivação para o desenvolvimento dessa rede é a ferramenta conseguir relacionar, automaticamente, as perguntas às inteligências múltiplas.

A última rede desenvolvida possui além das doze entradas da rede desenvolvida anteriormente, uma camada oculta. Essa camada oculta foi adicionada para que a classificação se torne não linear e assim conseguir resultados mais seguros.

CAPÍTULO 4 – TESTES E RESULTADOS PRELIMINARES

Neste capítulo são abordados os testes realizados durante a primeira fase desta pesquisa. Os testes foram realizados em universidades na cidade de São José do Rio Preto, e seus resultados são apresentados e discutidos nas seções seguintes.

4.1 Introdução

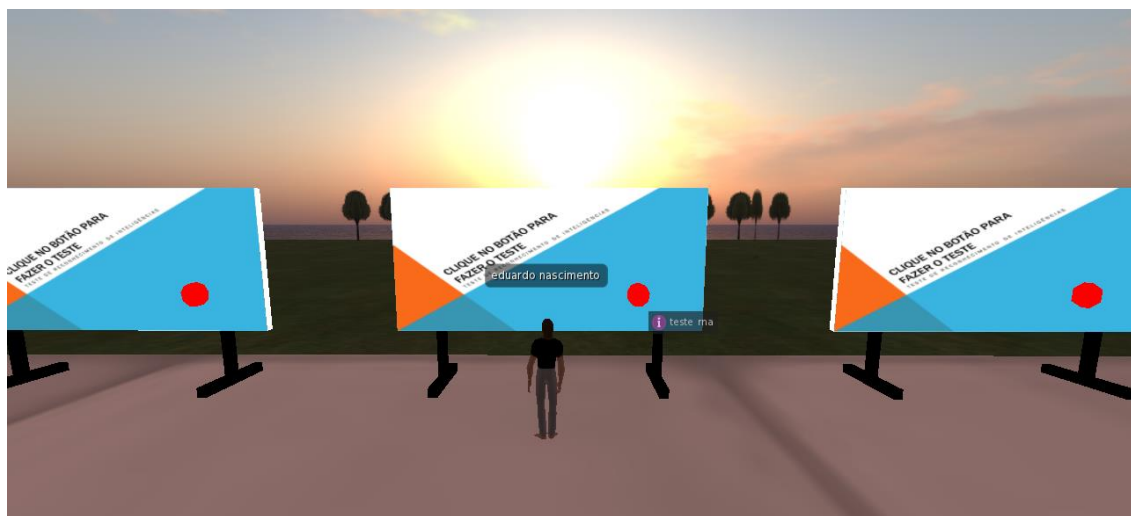
Para essa etapa da pesquisa foi usado o laboratório virtual descrito no segundo capítulo como ferramenta de apoio ao ensino. As Redes Neurais Artificiais desenvolvidas serviram como entrada para o laboratório, classificando as inteligências dos alunos para que os mesmos tivessem conteúdos específicos dentro do LabVirSD.

O laboratório virtual LabVirSD foi escolhido para a realização dos testes por alguns motivos, um deles é o melhor aproveitamento dos conteúdos, por exemplo, um indivíduo com a inteligência linguística pouco desenvolvida teria seu tempo pouco aproveitado se precisasse revisar conteúdos teóricos dentro do laboratório, podendo até não conseguir desenvolver nenhum conhecimento do conteúdo apresentado, assim é justificável direcioná-lo para conteúdos onde possua melhor aproveitamento.

Outro motivo, é a elevada demanda de usuários que laboratórios virtuais possuem, podendo haver superlotação dentro de uma sala com conteúdos variados, assim faz-se o direcionamento dos usuários para que o tempo seja melhor remanejado durante a experiência do aluno dentro do laboratório.

Antes de entrar no laboratório o usuário responde a um questionário presente em um painel na entrada do laboratório, depois de respondido, as respostas serão enviadas pelo sistema do LabVirSD para a Rede Neural Artificial desenvolvida na pesquisa, que por fim retornará o resultado para o laboratório que direcionará o aluno para atividades referentes à inteligência apresentada. Pode-se ver o painel do questionário na Figura 16.

Figura 16 - Painel de questionário do LabVirSD.



Fonte: (Amorim et al, 2014).

As primeiras classificações da Rede Neural Artificial não foram muito precisas, essa foi uma grande motivação no desenvolvimento dessa ferramenta para esse propósito, como já foi discutido nos capítulos anteriores, pelo fato de conseguir-se reprogramar a rede para que os próximos resultados tenham um aproveitamento melhor.

Isso é feito de acordo com o desempenho dos usuários nas avaliações feitas nas salas de testes no final do experimento no laboratório virtual, com base no desempenho e nas respostas os dados colhidos no teste são adicionados no arquivo de treinamento da rede. Desse modo consegue-se cada vez resultados mais concisos e seguros para a classificação de inteligências múltiplas.

4.2 Rede Neural Artificial com Quatro Entradas

O primeiro teste foi realizado com quarenta e sete alunos dos cursos de Engenharia da Computação e Engenharia Elétrica do Centro Universitário de Rio Preto. Nele os alunos responderam ao questionário e fizeram os testes presentes no laboratório virtual.

Nesta primeira fase, era classificada apenas a inteligência mais desenvolvida no usuário. Portanto, mesmo se o aluno possuir múltiplas inteligências aguçadas, a rede retornaria apenas a de maior valor.

As avaliações no LabVirSD se resumem em duas partes, as perguntas tipo questionário, esperando que alunos com as Inteligências Linguística e

Lógica-Matemática tenham alto desempenho, e a outra parte são objetos, onde espera-se que desta vez alunos com as Inteligências Corporal-Cinestésica e Visual-Espacial tenham um melhor desempenho. Nesta segunda parte, pode-se esperar, também, um bom desempenho dos alunos com Inteligência Lógico-Matemática, por possuir muitos objetos com equações e expressões aritméticas.

Os primeiros testes não foram satisfatórios, tendo como bom resultado apenas a classificação da Inteligência Visual-Espacial, fazendo com que o treinamento fosse refeito de acordo com os novos experimentos.

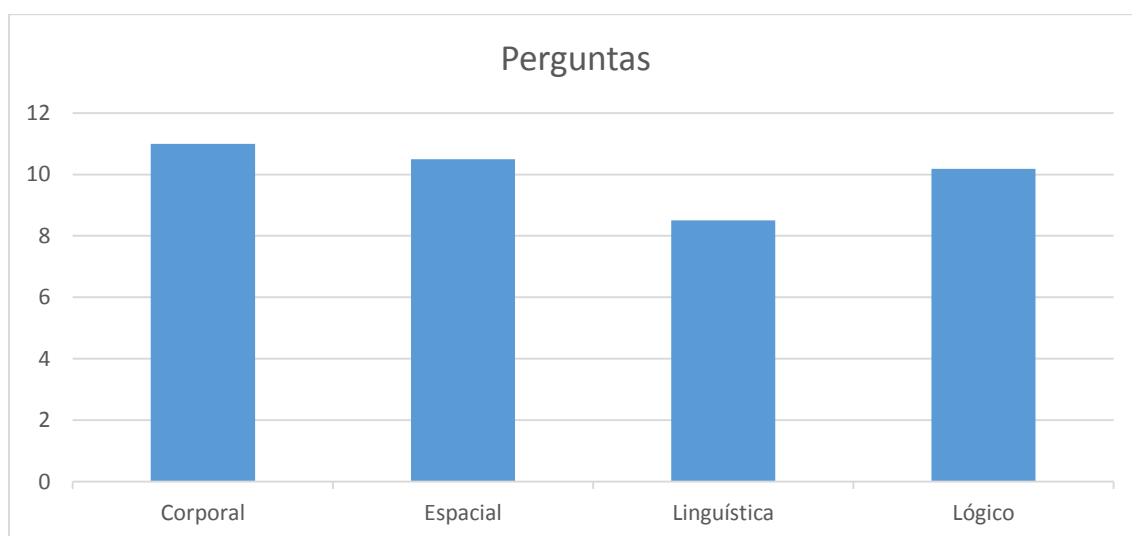
Os alunos com a Inteligência Linguística tiveram o pior desempenho na parte das perguntas, como pode ser observado na Figura 17, e o segundo melhor desempenho na parte dos objetos, como pode ser observado na Figura 18, mostrando claramente que a classificação desta inteligência possui erros.

Os alunos Corporais-Cinestésicos tiveram o melhor desempenho nas perguntas, Figura 17, e o pior desempenho na parte dos objetos, Figura 18, mostrando também que existiam erros na classificação dessa inteligência.

Os alunos com a Inteligência Lógico-Matemática tiveram o segundo pior desempenho na parte das perguntas, Figura 17, e o segundo pior desempenho nos objetos, Figura 18, pode-se concluir também que essa inteligência não foi classificada corretamente.

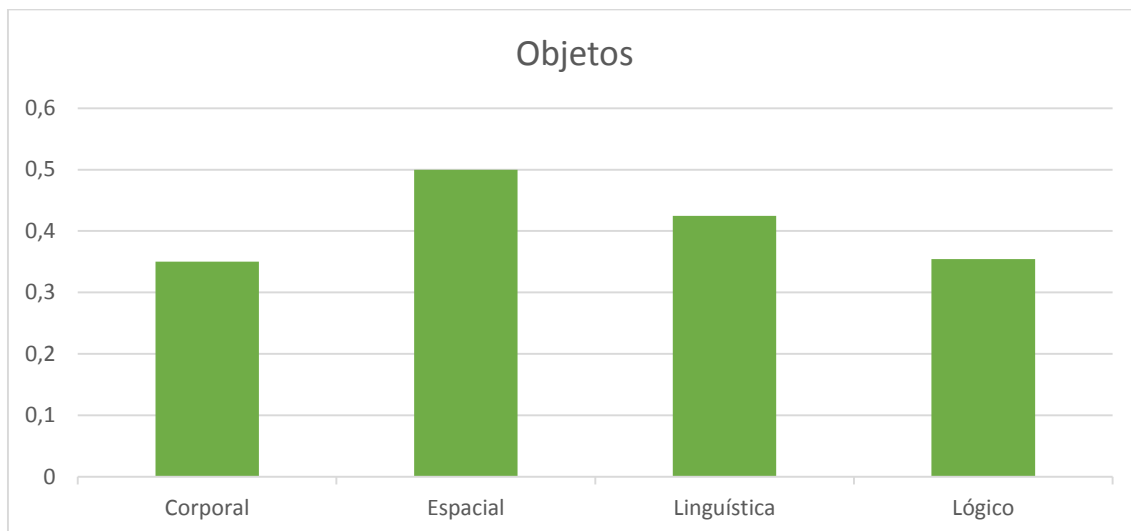
Já os alunos Visuais-Espaciais, por sua vez, tiveram o segundo melhor desempenho na parte das perguntas, Figura 17, e o melhor desempenho na parte dos objetos, Figura 18, isso mostra que essa inteligência foi classificada satisfatoriamente.

Figura 17 - Desempenho na parte das perguntas no teste realizado no Centro Universitário de Rio Preto.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 18 - Desempenho na parte dos objetos no teste realizado no Centro Universitário de Rio Preto.



Fonte: Elaborada pelo autor.

O segundo teste realizado foi com alunos do curso de Ciência da Computação da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, depois de reconfigurada a rede com os resultados do primeiro teste. Nele os alunos também responderam ao questionário e fizeram os testes presentes no laboratório virtual, do mesmo modo que no primeiro teste.

Esse teste foi mais satisfatório que o primeiro, porém não conseguindo ter a confiabilidade esperada, tendo em vista que a ferramenta não conseguiu classificar a Inteligência Linguística.

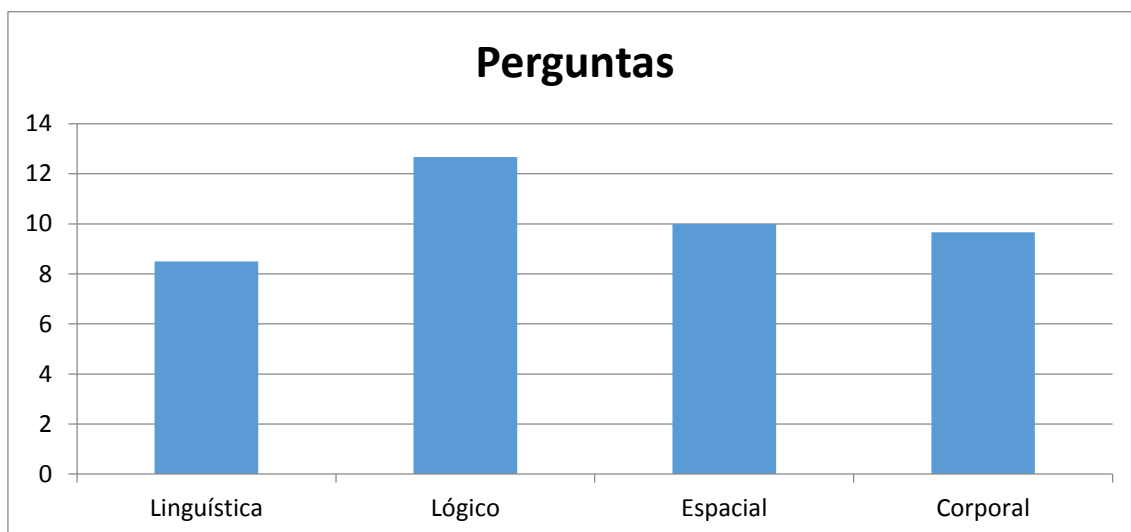
No teste nota-se que os alunos com Inteligência Linguística não tiveram um bom desempenho na parte das perguntas, sendo o pior desempenho de todas as inteligências, mostrando que provavelmente a classificação não estava correta para esse tipo de inteligência, apesar de baixo desempenho na parte dos objetos.

Os alunos com Inteligência Visual-Espacial, por sua vez, tiveram o segundo melhor desempenho na parte das perguntas, como pode ser visto na Figura 19, porém um desempenho mediano na parte dos objetos, como pode ser visto na Figura 20, sendo o terceiro melhor.

Os alunos com a Inteligência Corporal-Cinestésica tiveram resultados bastante satisfatórios, sendo o segundo pior desempenho na parte das perguntas, Figura 19, e o segundo melhor desempenho nos objetos, Figura 20, mostrando que a classificação dessa inteligência foi a esperada.

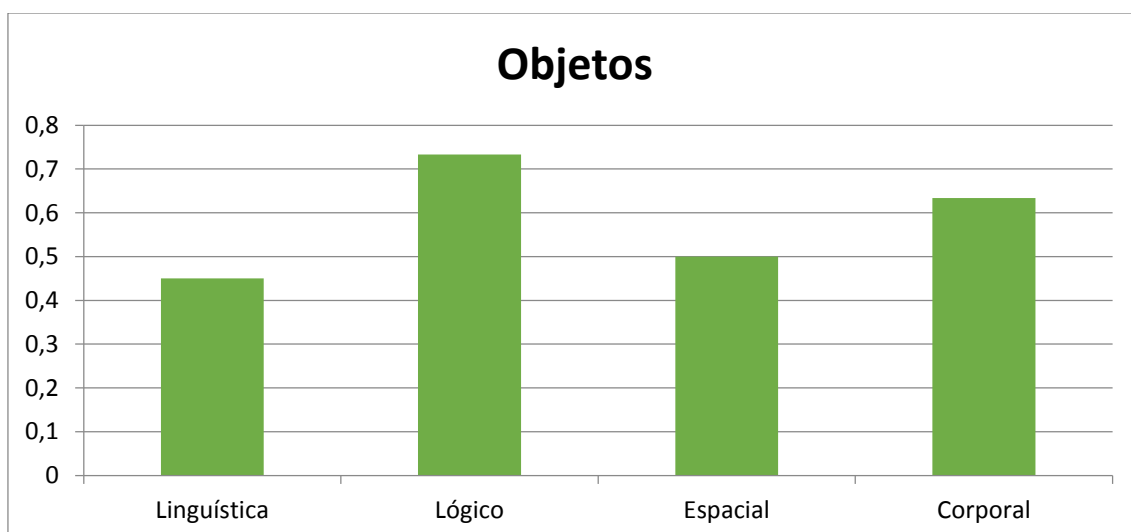
Já os alunos Lógico-Matemáticos, tiveram os melhores desempenhos em ambas as partes da avaliação, Figuras 19 e 20, mostrando que essa inteligência também foi classificada satisfatoriamente.

Figura 19 - Desempenho na parte das perguntas no teste realizado na Unesp.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 20 - Desempenho na parte dos objetos no teste realizado na Unesp.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Com esses testes aplicados pode-se concluir que a rede consegue uma melhora efetiva com o auto aprendizado, mostrando como essa ferramenta pode ser muito poderosa para esse tipo de classificação. Porém os resultados nessa fase ainda não foram suficientes para uma classificação efetiva de múltiplas inteligências, mostrando que a classificação de inteligências múltiplas é ineficiente em relação a classificação da inteligência Linguística até o momento, esse foi o motivo para o desenvolvimento de outra Rede Neural Artificial com

mais entradas e com saídas diferentes, os testes com essa nova RNA são mostrados na próxima seção.

4.3 Rede Neural Artificial com Doze Entradas

Igualmente à rede neural de quatro entradas, os testes foram realizados pelos alunos do curso de Ciência da Computação da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” e alunos dos cursos de Engenharia da Computação e Engenharia Elétrica do Centro Universitário de Rio Preto.

Os testes foram feitos em sua maioria por alunos de exatas, pelo fato do laboratório virtual utilizado nesta pesquisa ter foco em disciplinas de circuitos digitais, presentes na carga horário de cursos de engenharia e informática.

Além das doze entradas, essa rede difere da anterior por resultar as inteligências com mais de 50% de incidência, portanto é considerado que o usuário possua mais de uma inteligência, e são classificadas caso o resultado possua um valor maior que 0,5.

Da mesma forma que anteriormente, os primeiros testes foram aplicados aos alunos dos cursos de Engenharia da Computação e Engenharia Elétrica do Centro Universitário de Rio Preto, e também não foram satisfatórios, possuindo bons resultados apenas nas inteligências Lógico-Matemática e Visual-Espacial.

Analisando os dados da classificação, os quais podem ser vistos na Tabela 3, pode-se perceber que os testes foram aplicados em turmas da área de exatas, contendo 90,5% dos alunos classificados na inteligência Lógico-Matemática, 70,5% classificados na inteligência Visual-Espacial, 47,5% classificados na inteligência Corporal-Cinestésica e apenas 28,5% dos alunos foram classificados na inteligência Linguística. Até o momento a classificação teria dado um bom resultado devido ao fato dos testes realmente terem sido feitos por alunos de curso de exatas, porém a avaliação na área de testes no laboratório virtual não obteve resultados esperados, que serão mostrados a seguir.

Os alunos classificados na inteligência Corporal-Cinestésica tiveram o segundo pior desempenho nas perguntas, como pode-se ver na Figura 21, porém tiveram também o segundo pior desempenho nos objetos, como pode ser visto na Figura 22, mostrando que a classificação pode não ter sido eficiente para esse tipo de inteligência.

O mesmo acontece com os alunos classificados na inteligência Linguística, que tiveram o pior desempenho tanto nas perguntas quanto nos objetos, Figuras 21 e 22.

Tabela 5 - Dados da classificação do primeiro teste.

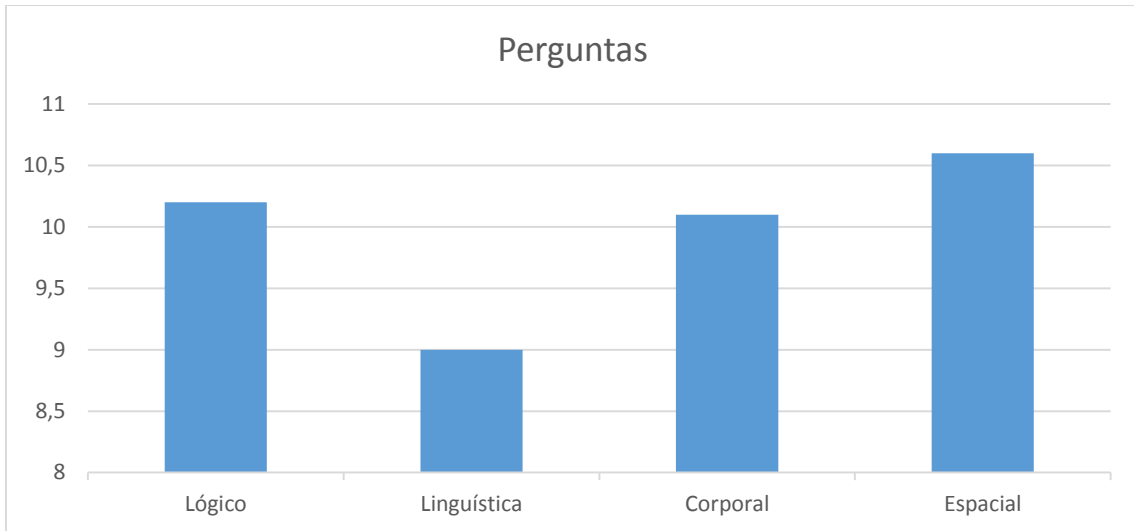
Alunos	Lógico	Linguística	Corporal	Espacial	Resultado 1	Resultado 2	Resultado 3	Resultado 4
unirp3	0.993956	0.53776	0.0111276	0.588736	lógico	espacial	linguística	
unirp13	0.836443	0.452202	0.494785	0.510692	lógico	espacial		
unirp4	0.983095	0.0705335	0.083652	0.92276	lógico	espacial	corporal	linguística
unirp14	0.974247	0.203532	0.877057	0.0601932	lógico	corporal		
unirp15	0.693978	0.0679004	0.319163	0.983364	espacial	lógico		
unirp19	0.836072	0.144116	0.49821	0.840065	espacial	lógico		
unirp41	0.982855	0.978455	0.00367143	0.328188	lógico	linguística		
unirp27	0.319287	0.978677	0.310686	0.324059	linguística			
unirp33	0.991634	0.0067474	0.825261	0.500199	lógico	corporal		
unirp22	0.299486	0.634962	0.676107	0.6863	espacial	corporal	linguística	
unirp31	0.502169	0.144668	0.960129	0.513762	corporal	espacial		
unirp62	0.783653	0.932801	0.772984	0.030318	linguística	lógico	corporal	
unirp61	0.999478	0.00444479	0.0244806	0.939801	lógico	espacial		
unirp60	0.700904	0.270743	0.692412	0.705875	espacial	lógico	espacial	
unirp51	0.975174	0.0492462	0.881419	0.25118	lógico	corporal		
unirp78	0.833978	0.0329308	0.831685	0.840905	espacial	lógico	corporal	
unirp82	0.756161	0.00444014	0.938716	0.940542	espacial	corporal	lógico	
unirp90	0.94108	0.0982268	0.109587	0.942295	espacial	lógico		
unirp80	0.93741	0.0208785	0.377874	0.939388	espacial	lógico		
unirp72	0.962297	0.032554	0.500146	0.843203	lógico	espacial		
unirp74	0.681705	0.0685977	0.676731	0.916725	espacial	lógico	corporal	
unirp73	0.88209	0.0475005	0.973022	0.243254	corporal	lógico		

Os alunos Visuais-Espaciais tiveram o melhor desempenho em ambas as partes da avaliação, Figuras 21 e 22, mesmo não sendo ideal esse tipo de inteligência possuir bons resultados na parte das perguntas, o desempenho na parte dos objetos mostra que a classificação foi eficiente.

Por fim, os alunos Lógico-Matemáticos tiveram o segundo melhor desempenho em ambas as partes, Figuras 21 e 22, e esse resultado é o

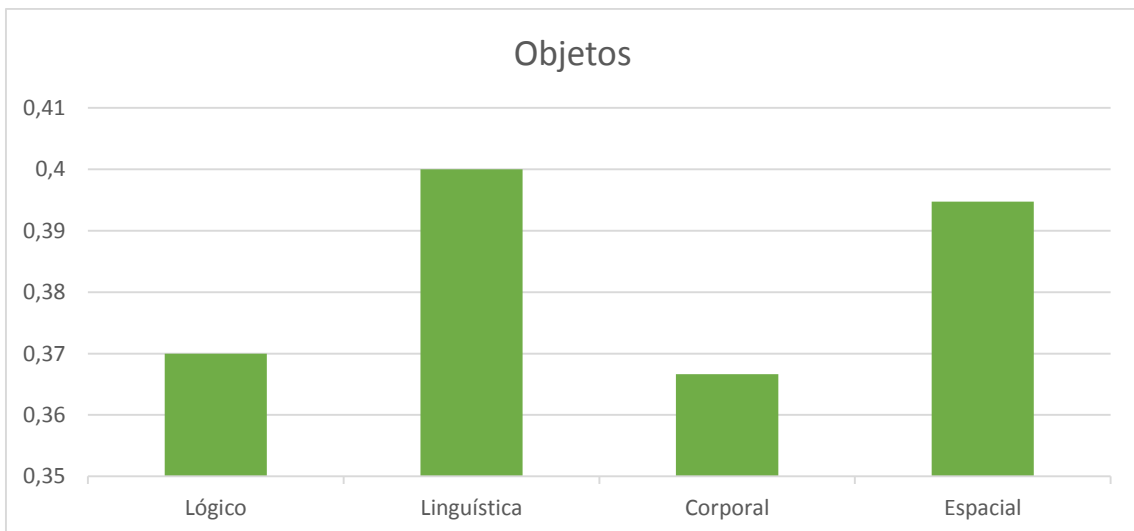
esperado, podendo concluir que a rede pode classificar satisfatoriamente essa inteligência.

Figura 21 - Desempenho na parte das perguntas no segundo teste realizado no Centro Universitário de Rio Preto.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 22 - Desempenho na parte dos objetos no segundo teste realizado no Centro Universitário de Rio Preto.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Logo após analisados os dados, as respostas das inteligências foram adicionadas no treinamento da rede, para que a mesma consiga emitir melhores resultados.

O segundo teste foi realizado pelos alunos do curso de Ciência da Computação da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, e obteve resultados bastante satisfatórios, conseguindo classificar eficientemente todas as inteligências.

Igualmente no primeiro teste, diante dos resultados que podem ser vistos na Tabela 6, pode-se perceber que a turma também era da área de exatas, 91% dos alunos foram classificados na inteligência Lógico-Matemática, 82% foram classificados na inteligência Corporal-Cinestésica, 54,5% foram classificados na inteligência Visual-Espacial e apenas 27% foram classificados na inteligência Linguística.

Tabela 6 - Dados da classificação do segundo teste.

Alunos	Lógico	Linguística	Corporal	Espacial	Resultado 1	Resultado 2	Resultado 3	Resultado 4
Unesp1	0.996201	0.0029734	0.676698	0.687976	lógico	espacial	corporal	
Unesp2	0.91792	0.652485	0.681091	0.0866632	lógico	corporal	linguística	
Unesp3	0.37021	0.0909199	0.0232429	0.999448	espacial			
Unesp4	0.630101	0.564891	0.62386	0.640659	espacial	lógico	corporal	linguística
Unesp5	0.974017	0.0102153	0.994315	0.0605433	corporal	lógico		
Unesp6	0.996215	0.27278	0.667713	0.0177333	lógico	corporal		
Unesp7	0.603646	0.197032	0.598651	0.888709	espacial	lógico	corporal	
Unesp8	0.84527	0.0335815	0.843947	0.848602	espacial	lógico	corporal	
Unesp9	0.315381	0.978309	0.693805	0.0895595	linguística	corporal		
Unesp10	0.846292	0.147715	0.519785	0.849112	espacial	lógico	corporal	
Unesp11	0.920646	0.0711239	0.982313	0.0913409	corporal	lógico		

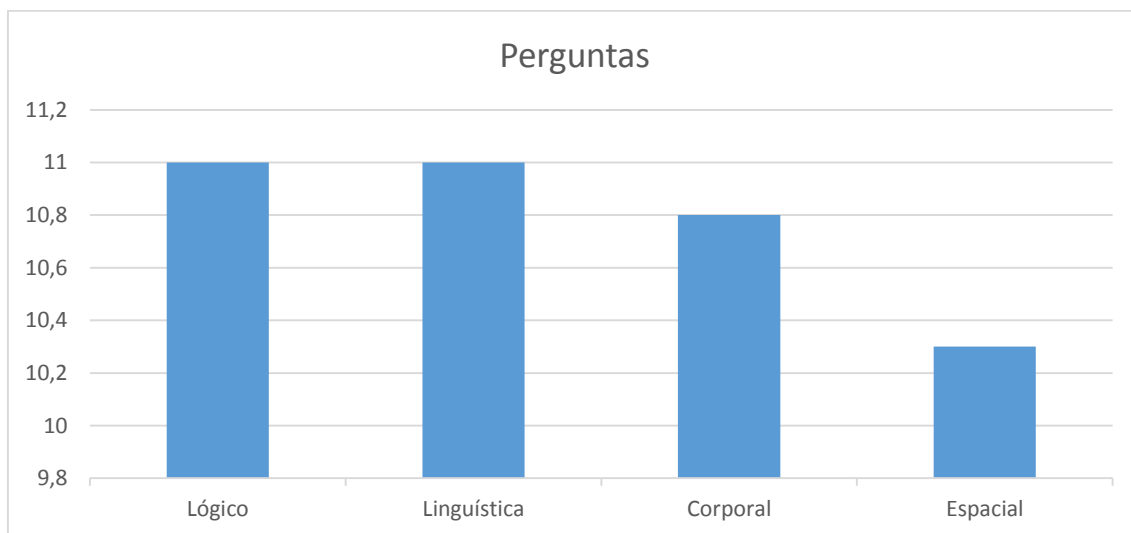
Os alunos classificados com a inteligência Linguística tiveram o melhor desempenho nas perguntas, junto com os alunos com a inteligência Lógico-Matemática, e o pior resultado na parte dos objetos, mostrando que a rede consegue obter uma classificação eficiente para esse tipo de inteligência.

Os alunos classificados na inteligência Lógico-Matemática também tiveram o melhor desempenho nas perguntas e o melhor desempenho nos objetos, junto com os alunos com a inteligência Corporal-Cinestésica, mostrando que a classificação foi satisfatória.

Os alunos com a inteligência Corporal-Cinestésica tiveram o segundo pior desempenho nas perguntas e o melhor desempenho nos objetos, concluindo que essa inteligência também é classificada eficientemente.

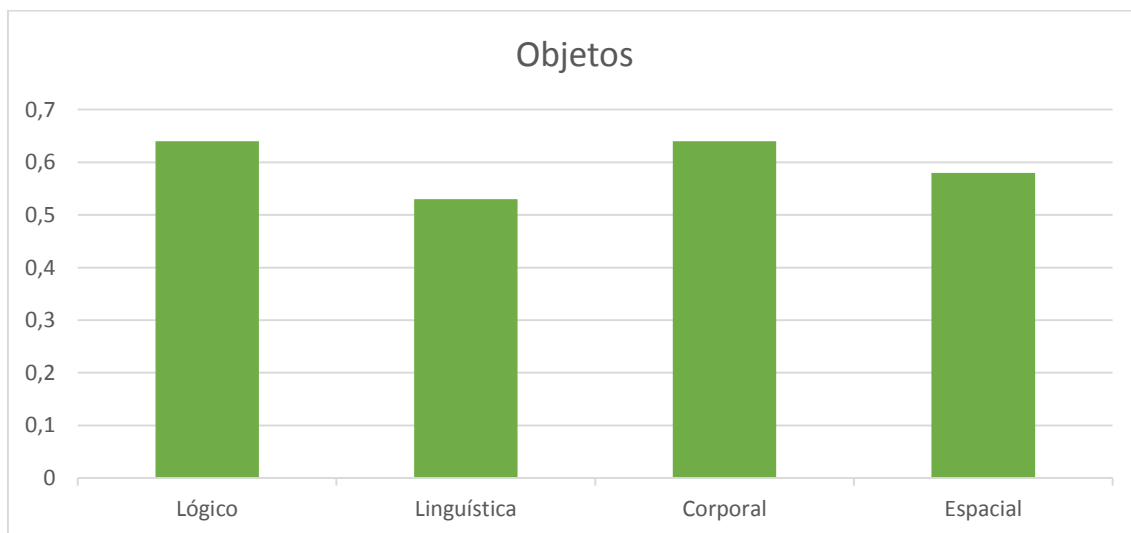
Por último, os alunos com a inteligência Visual-Espacial tiveram o pior resultado nas perguntas e o segundo melhor desempenho na parte dos objetos. Os resultados podem ser vistos nas Figuras 23 e 24.

Figura 23 - Desempenho na parte das perguntas no segundo teste realizado na Unesp.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 24 - Desempenho na parte dos objetos no segundo teste realizado na Unesp.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Essa segunda parte de testes mostra que a Rede Neural Artificial com doze entradas foi mais eficiente que a rede com quatro entradas. Os primeiros

testes não possuíram resultados satisfatórios e seguros para a classificação de inteligências múltiplas, já os outros testes tiveram um resultado melhor, mostrando que é possível classificar as inteligências com uma Rede Neural Artificial.

4.5 Considerações Finais

Analisando os resultados obtidos nessa fase inicial de testes pôde-se ver como as Redes Neurais Artificiais foram melhorando de acordo com novos resultados, mostrando como são ferramentas bastante eficientes para esse tipo de classificação pelo fato de serem reprogramáveis. Uma ferramenta de classificação simples e linear poderia conter erros que faria com que o desenvolvedor tivesse bastante trabalho para conseguir adequá-la.

A primeira Rede Neural Artificial desenvolvida nessa fase possuía apenas quatro entradas, essas contendo as somas das respostas de cada inteligência. A rede não possuiu grandes resultados, porém notou-se melhora depois que foi reprogramada e pode-se esperar que consiga resultados melhores depois de mais testes e dados de treinamento.

A segunda rede, por sua vez, mostrou-se falha no primeiro teste, por não possuir dados de treinamento suficientes, entretanto, quando foram adicionados dados obtidos no primeiro teste, pôde-se obter uma Rede Neural Artificial com bastante eficiência na classificação de inteligências múltiplas no segundo teste, e assim como a primeira rede, pode-se prever uma melhora ainda maior com mais testes e dados de treinamento, levando em consideração que o segundo teste para a rede obteve bons resultados.

Para um melhor aproveitamento dos dados processados, e para o desenvolvimento de uma Rede Neural Artificial ainda mais segura, optou-se pela adição de uma camada oculta à rede aqui testada e utilizar um fator multiplicador para a função *Sigmoide*.

CAPÍTULO 5 – TESTES E RESULTADOS FINAIS

Neste capítulo são abordados os testes realizados durante a última fase da pesquisa, que foram realizados em universidades na cidade de São José do Rio Preto, e seus resultados, que são discutidos aqui.

5.1 Teste com Rede Neural Artificial com Doze Entradas e uma Camada Oculta – FATEC RP

Os testes descritos neste capítulo foram realizados com os alunos da área do curso de Informática para Negócios da Faculdade de Tecnologia de São José do Rio Preto, alunos do curso de Ciência da Computação da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” e alunos do curso de Ciência da Computação do Centro Universitário do Norte Paulista.

Do mesmo modo que a RNA anterior, os resultados são apresentados entre zero e um, representado a porcentagem de incidência da inteligência no aluno. Nesta fase de testes o aluno é classificado quando a incidência de uma inteligência atinge 70%.

Os primeiros testes foram aplicados aos alunos do curso de Informática para Negócios da Faculdade de Tecnologia de São José do Rio Preto, e já foram considerados satisfatórios, possuindo resultados esperados em todas as inteligências classificadas.

Os alunos classificados na inteligência Corporal-Cinestésica tiveram o segundo pior desempenho em questões relacionadas a perguntas. Tais resultados são apresentados por meio da Figura 25. Esses mesmos alunos obtiveram o segundo melhor desempenho em atividades que envolviam a manipulação de objetos, conforme apresentado na Figura 26, sendo um resultado esperado para a inteligência.

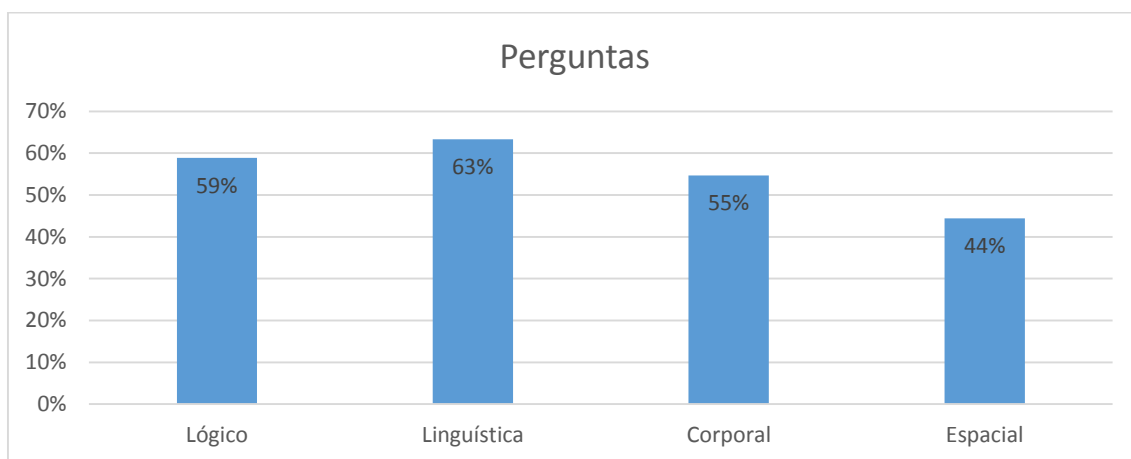
O mesmo acontece com os alunos classificados na inteligência Visual-Espacial, que obtiveram o pior desempenho nas atividades relacionadas a perguntas e também obtiveram o terceiro melhor desempenho em atividades

relacionadas a objetos, muito próximo aos melhores resultados, conforme apresentado nas Figuras 25 e 26.

Os alunos que foram classificados com a inteligência Linguística obtiveram o melhor desempenho na parte das perguntas e o pior desempenho na parte dos objetos, Figuras 25 e 26, mais um resultado esperado na classificação.

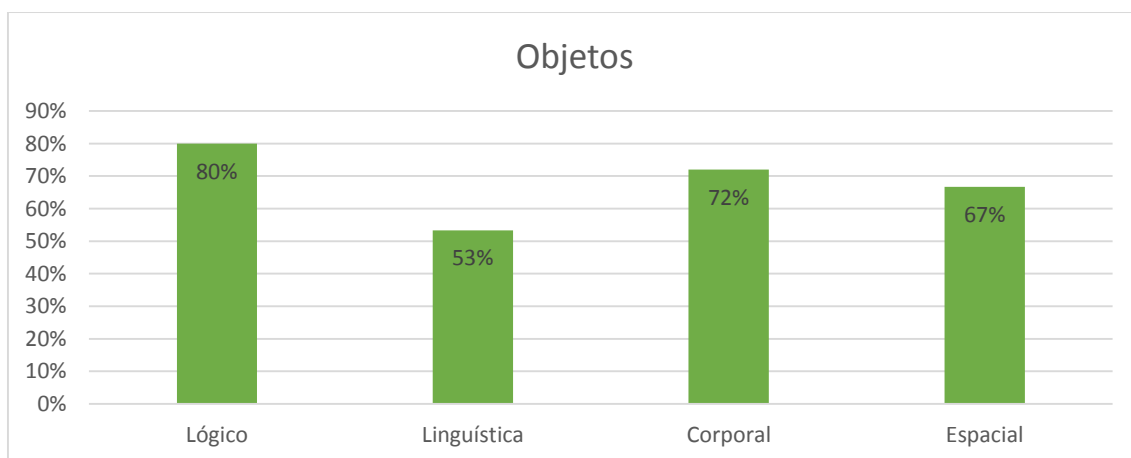
Por fim, os alunos com a inteligência Lógico-Matemática obtiveram o segundo melhor desempenho em atividades relacionadas a perguntas e o melhor desempenho em atividades relacionadas a objetos. Esses resultados também são apresentados por meio das Figuras 25 e 26, sendo esses os resultados esperados.

Figura 25 - Desempenho em atividades relacionadas a perguntas no teste realizado na Faculdade de Tecnologia de São José do Rio Preto.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 26 - Desempenho em atividades relacionadas a objetos no teste realizado na Faculdade de Tecnologia de São José do Rio Preto.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Além de analisar os dados da forma apresentada anteriormente, um sistema foi integrado ao teste para classificar os alunos de acordo com o desempenho na avaliação do LabVirSD. O sistema classifica os alunos de acordo com dois critérios, o desempenho nas atividades relacionadas a perguntas e o desempenho nas atividades relacionadas aos objetos. A classificação segue esse método:

- Se o desempenho nas atividades relacionadas a perguntas for menor que 30% e o desempenho nas atividades relacionadas a objetos for maior que 70% então o aluno é classificado com a inteligência Corporal-Cinestésica.
- Se o desempenho nas atividades relacionadas a perguntas for menor que 50% e o desempenho nas atividades relacionadas a objetos for maior que 50% então o aluno é classificado com a inteligência Visual-Espacial.
- Se o desempenho nas atividades relacionadas a perguntas for maior que 50% e o desempenho nas atividades relacionadas a objetos for maior que 50% então o aluno é classificado com a inteligência Lógico-Matemática.
- Se o desempenho nas atividades relacionadas a perguntas for maior que 50% e o desempenho nas atividades relacionadas a objetos for menor que 50% então o aluno é classificado com a inteligência Linguística.

Desse modo, se algum aluno não conseguir atingir nenhum resultado acima de 50% em alguma das partes, ele não é classificado em nenhuma inteligência.

Para que o desempenho dos alunos fosse avaliado entre zero e cem por cento foi feita a normalização das notas de cada parte.

Depois que o sistema classifica os alunos de acordo com o desempenho no laboratório virtual, o mesmo compara os resultados com os fornecidos pela nova RNA e assim foi construída uma matriz de confusão com os resultados, que pode ser vista na tabela 5.

Analisando os resultados pode-se perceber que um bom resultado foi obtido pela nova RNA, conseguindo classificar corretamente sete de oito alunos, possuindo um resultado falso apenas na classificação de um aluno com a inteligência Corporal-Cinestésica, mas de acordo com seu desempenho na avaliação do LabVirSD, sua inteligência deveria ser classificada como Linguística.

Tabela 7 - Matriz de confusão do teste da FATEC-RP.

	Lógico-Matemática	Linguística	Corporal-Cinestésica	Visual-Espacial
Lógico-Matemática	4	0	0	0
Linguística	0	2	1	0
Corporal-Cinestésica	0	0	0	0
Visual-Espacial	0	0	0	1

O teste contou com dez alunos, sendo oito classificados pelo sistema, os outros dois alunos restantes não foram classificados pelo baixo desempenho em ambas as avaliações do laboratório virtual. Desse modo foi alcançado um desempenho de 87,5%. Um resultado bastante satisfatório se for levado em consideração os erros encontrados nas RNAs desenvolvidas anteriormente, e sem nenhum dado recuperado de testes feitos com uma RNA com camada oculta.

Após analisados os dados, as respostas das inteligências foram adicionadas ao treinamento da rede, para que a mesma conseguisse emitir melhores resultados.

5.2 Teste com Rede Neural Artificial com Doze Entradas e uma Camada Oculta – UNORP/UNESP

Os testes foram aplicados juntamente para os alunos de Ciência da Computação da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” e do Centro Universitário do Norte Paulista depois da RNA com camada oculta ser treinada com os dados do teste anterior.

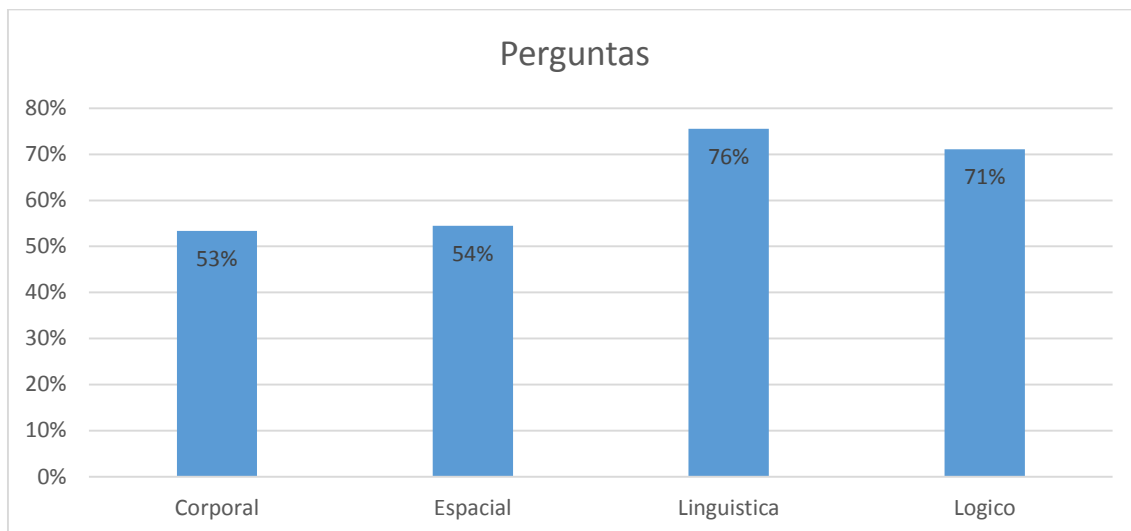
Os alunos classificados na inteligência Corporal-Cinestésica tiveram o pior desempenho em questões relacionadas a perguntas. Tais resultados são apresentados por meio da Figura 27. Esses mesmos alunos obtiveram o melhor desempenho em atividades que envolviam a manipulação de objetos, conforme apresentado na Figura 28, sendo um resultado esperado para a inteligência.

O mesmo acontece com os alunos classificados na inteligência Visual-Espacial, que obtiveram o segundo pior desempenho nas atividades relacionadas a perguntas e também obtiveram o segundo melhor desempenho em atividades relacionadas a objetos, muito próximo aos melhores resultados, conforme apresentado nas Figuras 27 e 28.

Os alunos com grande incidência da inteligência Linguística obtiveram o melhor desempenho na parte das perguntas e o pior desempenho na parte dos objetos, Figuras 27 e 28, mais um resultado esperado na classificação.

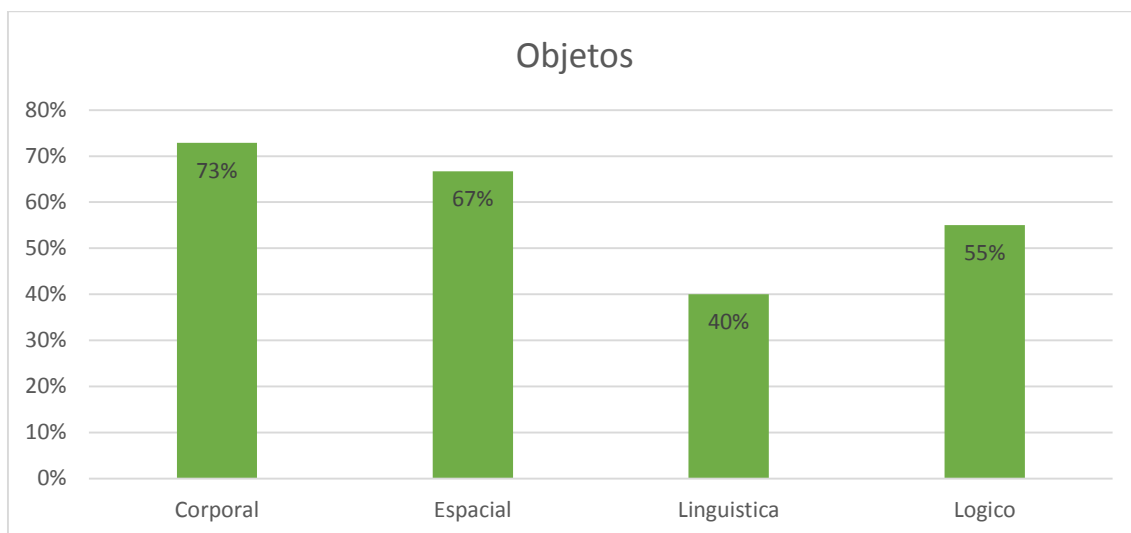
Por fim, os alunos Lógico-Matemáticos obtiveram o segundo melhor desempenho em atividades relacionadas a perguntas e o terceiro melhor desempenho em atividades relacionadas a objetos. Esses resultados também são apresentados por meio das Figuras 27 e 28, sendo esses os resultados esperados.

Figura 27 - Desempenho em atividades relacionadas a perguntas no teste realizado na UNESP e UNORP.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 28 - Desempenho em atividades relacionadas a objetos no teste realizado na UNESP e UNORP.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Utilizando o sistema abordado anteriormente para classificar o aluno de acordo com seu desempenho no laboratório, também foi construída uma matriz de confusão também para esse teste.

Analisando os resultados, a RNA desenvolvida conseguiu classificar corretamente quinze de dezesseis alunos, possuindo um resultado falso apenas na classificação de um aluno com a inteligência Lógico-Matemática, mas de acordo com seu desempenho na avaliação do LabVirSD, sua inteligência deveria ser classificada como Visual-Espacial, como pode ser visto na tabela 6.

Tabela 8 - Matriz de confusão do teste da UNORP/UNESP

	Lógico-Matemática	Linguística	Corporal-Cinestésica	Visual-Espacial
Lógico-Matemática	5	0	0	1
Linguística	0	4	0	0
Corporal-Cinestésica	0	0	3	0
Visual-Espacial	0	0	0	3

O teste contou com dezoito alunos, sendo dezesseis classificados pelo sistema, os outros dois alunos restantes não foram classificados pelo baixo desempenho em ambas as avaliações do laboratório virtual. Desse modo foi alcançado um desempenho de 94%.

5.3 Considerações Finais

Com os testes realizados nessa última fase do projeto, pode-se conseguir resultados bastante confiáveis e seguros de acordo com as expectativas criadas com demais testes anteriores.

Os dois testes obtiveram os resultados esperados na fase de avaliação do laboratório virtual, conseguindo classificar os usuários de acordo com a incidência de certas Inteligências Múltiplas. Os resultados do sistema criado para reconhecer o número de acertos nas classificações também se mostraram bastante satisfatórios, conseguindo uma porcentagem de acerto de 87,5% no primeiro teste dessa fase e 94% no teste final.

CAPÍTULO 6 – CONCLUSÃO

O principal objetivo da pesquisa era desenvolver uma Rede Neural Artificial capaz de classificar inteligências múltiplas para que possa servir como entrada para ferramentas de apoio ao ensino que trabalham com métodos de ensino diferentes do tradicional, usando inteligências múltiplas para um melhor e mais justo aproveitamento do ensino pelos alunos, sabendo que existem diferentes alunos com diferentes inteligências. Foram desenvolvidas na pesquisa três Redes Neurais Artificiais com diferentes entradas, funções de saída e número de camadas.

A primeira RNA desenvolvida possui quatro entradas e quatro saídas. As entradas correspondem a soma das respostas dos alunos diante de um questionário, que foi escolhido com perguntas cotidianas que se relacionam a cada inteligência, e as saídas são correspondentes às inteligências múltiplas, sendo escolhida depois a inteligência com maior incidência nas saídas da rede, portanto mesmo se o aluno possuir todos os tipos de inteligências evidentes, a rede só responderá à inteligência com maior valor no aluno.

A segunda RNA foi desenvolvida para suprir as falhas encontradas na primeira rede, ela possui doze entradas correspondentes a cada pergunta do questionário, assim é atribuída maior responsabilidade à rede para referenciar cada pergunta à uma inteligência, e quatro saídas, que, como na primeira rede, correspondem às inteligências múltiplas, porém agora classificando o aluno nas inteligências com mais de cinquenta por cento de incidência. Portanto o aluno pode possuir mais de uma inteligência múltipla e isso fará com que a rede o classifique nessas inteligências se a saída da inteligência for maior que 0,5.

A terceira RNA foi desenvolvida a partir da segunda rede com duas alterações: a adição de uma camada oculta para que a classificação não seja mais linear, considerando que inteligências não são valores lineares; e a inserção de um valor à função Sigmoide, para que o treinamento tivesse melhor aproveitamento. Do mesmo modo que a RNA anterior, os resultados obtidos são de zero a cem por cento, sendo uma inteligência classificada com mais de cinquenta por cento de incidência.

Foram realizados alguns testes para descobrir quão seguras e confiáveis eram as redes desenvolvidas, o primeiro teste foi feito com a primeira RNA desenvolvida, possuindo resultados não satisfatórios, fazendo com que a rede fosse reconfigurada com os novos dados do teste realizado, desse modo o segundo teste, feito com a mesma rede, obteve melhores resultados, porém não podendo concluir que a rede fosse precisa e confiável, fazendo com que fosse desenvolvida outra Rede Neural Artificial.

Os próximos testes foram feitos com a segunda rede desenvolvida, no primeiro teste com a nova rede, os resultados também não foram satisfatórios, sendo necessário a reconfiguração da rede com os dados colhidos no teste, e no último teste realizado após a reconfiguração da rede, pôde-se notar uma melhora significativa na classificação das inteligências, possuindo resultados muito satisfatórios.

Por fim, foram realizados testes com a última RNA desenvolvida, utilizando os dados colhidos nos testes realizados com a segunda RNA desenvolvida, os resultados obtidos no primeiro teste já foram satisfatórios. No segundo testes, os resultados colhidos também foram satisfatórios, conseguindo um aproveitamento de 94%.

Depois dos testes pôde-se concluir que Redes Neurais Artificiais são ferramentas adequadas para o reconhecimento de aspectos associados a Inteligências Múltiplas pelo fato de conseguir ser reconfigurada, fazendo com que a rede possua uma melhor classificação quando encontrar algum erro.

Portanto, conclui-se, ao fim dessa monografia, que Redes Neurais Artificiais são adequadas para a classificação de Inteligências Múltiplas, isso se explica principalmente pelo fato de conseguirem se adaptar pelo histórico de dados coletados em testes.

A rede desenvolvida nesta pesquisa pode conseguir um melhor desempenho se forem adicionadas mais perguntas cotidianas na camada de entrada, como também pode aumentar sua precisão com mais dados de teste coletados.

Por fim, para um melhor reconhecimento de aspectos de Inteligências Múltiplas, propõe-se a utilização de métodos interativos, como jogos e atividades que proporcionariam dados de entrada em uma Rede Neural Artificial.

REFERÊNCIAS

AGUIAR, F. G. **Utilização de Redes Neurais Artificiais para detecção de padrões de vazamento em dutos**. 2010. 93 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Mecânica, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2010.

AMORIM, T. et al. A Multiple Intelligences Theory-based 3D Virtual Lab Environment for Digital Systems Teaching. **Procedia Computer Science**, v. 29, p. 1413-1422, 2014.

ANTUNES, C. **Inteligências Múltiplas E Seus Estímulos (as)**. Campinas: Papirus Editora, 1998. 147 p.

BABINI, M.; MARRANGHELLO, N. **Introdução às Redes Neurais Artificiais**. São Paulo: Cultura Acadêmica, 2007. 61 p.

BRAGA, A.; CARVALHO, A. P. L. F.; LUDEMIR, Teresa Bernarda. **Fundamentos de redes neurais artificiais**. Rio de Janeiro: 11ª Escola de Computação, 1998.

BRITANIAN, E. **Síndrome de Savant**. Britannica.com, 2013. Disponível em: <<http://www.britannica.com/EBchecked/topic/282018/savant-syndrome>>. Acesso em: 28 de outubro de 2015.

BRUNI, A. C. **Redes neurais: uma nova perspectiva na interpretação de informações ambientais**. 2000. 115 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Saúde Pública, Departamento de Saúde Ambiental, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2000.

CHANG, C. H. Deep and shallow architecture of multilayer neural networks. **IEEE transactions on neural networks and learning systems**, v. 26, n. 10, p. 2477-2486, 2015.

CHISLETT, V.; CHAPMAN, A. **Multiple intelligences test-based on Howard Gardner's MI model**. Businessballs.com, 2005. Disponível em: <http://www.businessballs.com/freepdfmaterials/free_multiple_intelligences_test_youn-g_people.pdf>. Acesso em: 20 mar. 2016.

FERREIRA, A. B. d. H. **Dicionário aurélio eletrônico**. v. 1.4. Rio de Janeiro. Nova Fronteira, 1994.

GAMA, M. C. S. S. **A teoria das inteligências múltiplas e suas implicações para educação**. Homdemello.com.br, 1998. Disponível em: <www.homdemello.com.br/psicologia/intemult.html>. Acesso em: 22 de outubro de 2015.

GAMBOGI, J. A. **Aplicação de redes neurais na tomada de decisão no mercado de ações**. 2013. 66 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2013.

GARDNER, H. **A Inteligência, Um Conceito Reformulado**. São Paulo: Editora Objetiva, 1999.

GARDNER, H. A multiplicity of intelligences. **Scientific American**, v. 9, n. 4, p. 19–23, 1998.

GARDNER, H. **Estruturas da mente: A teoria das inteligências múltiplas**. Porto Alegre: Editora Artmed, 1997.

GARDNER H.; CHEN J.; MORAN, S. **Inteligências múltiplas ao redor do mundo**. Porto Alegre: Editora Artmed, 2009.

GOLEMAN, D.; SANTARRITA, M. **Inteligência emocional: a teoria revolucionária que redefine o que é ser**. São Paulo: Ed. Objetiva, 1995.

GOMES, L.; BOGOSYAN, S. Current trends in remote laboratories. **IEEE Transactions on industrial electronics**, v. 56, n. 12, p. 4744-4756, 2009.

HAYKIN, S. **Redes neurais: Princípios e prática**. São Paulo: Bookman, 2ª ed, 2001.

KOSE, U. An Artificial Neural Network Based Software System for Improved Learning Experience. **Machine Learning and Applications (ICMLA), 2013 12th International Conference on IEEE**, 2013. p. 549-554.

KOVACS, Z. L. **Redes Neurais Artificiais**. São Paulo: Editora Livraria da Física, 2002. 177 p.

LASTIRI, C. P.; PAULETTI, R. M. O. Aplicação de Redes Neurais Artificiais à Engenharia de Estruturas. **XXXI Jornadas Sud-Americanas de Ingenieria Estructural**, Mendoza, Argentina, 2004.

MACLEOD, S. A. **Jean Piaget - Cognitive Theory**. 2013. Disponível em: <<http://www.simplypsychology.org/piaget.html>>. Acesso em: 22 de outubro de 2015.

MILLER, G. A.; NICELY, P. E. An analysis of perceptual confusions among some English consonants. **The Journal of the Acoustical Society of America**, v. 27, n. 2, p. 338-352, 1955.

OVIEDO, D. et al. Multiple intelligences in a MultiAgent System applied to telecontrol. **Expert Systems with Applications**, v. 41, n. 15, p. 6688-6700, 2014.

PARTEE, B. H. Formal semantics: Origins, issues, early impact. **The Baltic International Yearbook of Cognition, Logic and Communication**, v. 6, 2011.

SILVA, R. M.; ALMEIDA, T. A.; YAMAKAMI, A. Análise de desempenho de Redes Neurais Artificiais para classificação automática de web spam. **Revista Brasileira de Computação Aplicada**, v. 4, n. 2, p. 42-57, 2012.

SPÖRL, C.; CASTRO, E.; LUCHIARI, A. Aplicação de redes neurais artificiais na construção de modelos de fragilidade ambiental. **Revista do Departamento de Geografia**, v. 21, p. 113-135, 2011.

VIALLE, W. **Dinossauros e táxis. Inteligências Múltiplas Ao Redor do Mundo**. Porto Alegre: Editora Artmed, p. 146–157, 2009.

APÊNDICE A – ARTIGOS PUBLICADOS E SUBMETIDOS

Parte dos resultados aqui apresentados, além de trabalhos desenvolvidos até o momento foram publicados em congressos e revistas. A produção bibliográfica pode ser vista abaixo:

A.1 – Artigos Publicados em Anais

AMORIM, T.; NASCIMENTO, E. P. L.; MARRANGHELLO, N.; SILVA, A. C. R., PEREIRA, A. S. Desenvolvimento de um laboratório em ambiente virtual com base na teoria das inteligências múltiplas. In: XII Workshop de Realidade Virtual e Aumentada (WRVA), 12., 2015, Presidente Prudente. *Anais...* Presidente Prudente: Cultura Acadêmica, 2015.

A.2 – Capítulos de Livro

AMORIM, T.; NASCIMENTO, E. P. L.; MARRANGHELLO, N.; SILVA, A. C. R., PEREIRA, A. S. Handbook of Research on 3-D Virtual Environments and Hypermedia for Ubiquitous Learning Virtual Laboratories Development using 3D.

APÊNDICE B – QUESTIONÁRIO APLICADO SOBRE A EXPERIÊNCIA NO LabVirSD

1. Sobre a Interface com o usuário, o que você achou do modo de organização e navegação no ambiente e no sistema Virtualab?

- Boa
- Mediana
- Fraca
- Ruim

2. Facilidade de adaptação. Para você, houve problemas em se adaptar para estudar utilizando o sistema on-line?

- Sim
- Não

3. Acesso ao conteúdo didático. Como você avalia o modo de acesso aos materiais disponibilizados no curso de Sistemas Digitais presente no sistema Virtualab?

- Bom
- Mediano
- Fraco
- Ruim

4. Colaboração dos elementos multimídia. Os elementos multimídia, como vídeos, sons e diagramas interativos facilitaram o seu entendimento do conteúdo didático?

- Sim
- Não

5. Como você avaliaria, de maneira geral, a ferramenta Virtualab. Ela auxiliou você no processo de aprendizagem dos conteúdos abordados em sala de aula?

- Sim
- Não

APÊNDICE C – PERGUNTAS RELACIONADAS ÀS INTELIGÊNCIAS MÚLTIPLAS

1	Eu gosto de aprender mais sobre mim?
2	Eu consigo tocar um instrumento musical?
3	Eu tenho facilidade em resolver problemas quando estou fazendo atividade física?
4	Eu geralmente tenho um som ou uma música na minha cabeça?
5	Eu tenho facilidade em gerenciar meu dinheiro e fazer orçamentos?
6	Eu tenho facilidade em inventar histórias?
7	Eu sempre fui bem coordenado?
8	Quando converso com alguém, presto mais atenção nas palavras que usam não somente o que elas significam?
9	Eu gosto de palavras cruzadas, caça palavras e outros jogos de palavras?
10	Eu não gosto de ambiguidades, gosto das coisas claras?
11	Eu gosto de jogos de lógica, como o 'sudoku'?
12	Eu gosto de meditar?
13	Musica é muito importante pra mim?
14	Eu sou um mentiroso convincente?
15	Eu pratico um esporte ou danço?
16	Eu me interesso muito em teste de personalidade e testes de QI?
17	Pessoas que se comportam irracionalmente me irritam?

18	Eu vejo que as músicas que eu gosto refletem como eu sinto emocionalmente?
19	Eu sou uma pessoa social e gosto de ficar entre outras pessoas?
20	Eu gosto de ser sistemático e minucioso?
21	Eu acho gráficos e Tabelas fáceis de entender?
22	Eu consigo arremessar coisas bem, como dardos, frisbees, etc.?
23	Eu acho fácil lembrar citações e frases?
24	Eu sempre consigo reconhecer lugares que já estive, mesmo quando eu era bem mais jovem?
25	Eu gosto de muitos estilos musicais?
26	Quando estou concentrado eu geralmente rabisco?
27	Eu poderia manipular pessoas se eu quisesse?
28	Eu consigo prever meus sentimentos e atitudes em certas situações com boa precisão?
29	Eu tenho facilidade em fazer cálculos mentalmente?
30	Eu consigo identificar a maioria dos sons sem ver o que os causa?
31	Na escola uma das minhas disciplinas favoritas é/era Português?
32	Eu gosto de pensar cuidadosamente em um problema, considerando todas as consequências?
33	Eu gosto de discussões e debates?
34	Eu gosto bastante de esportes com adrenalina e montanhas russas?
35	Eu gosto mais de esportes individuais?
36	Eu me preocupo com o sentimento das pessoas ao meu redor?
37	Minha casa é cheia de pinturas e fotografias?
38	Eu gosto e sou bom em fazer coisa, 'sou bom com as minhas mãos'?
39	Eu gosto de ter uma música de fundo?
40	Eu tenho facilidade em lembrar-se de números telefônicos?
41	Eu planejo metas e planos para o meu futuro?

42	Eu sou uma pessoa bem tátil?
43	Eu posso facilmente saber se uma pessoa gosta ou não gosta de mim?
44	Eu posso facilmente imaginar como um objeto seria de outra perspectiva?
45	Eu nunca uso instruções para montar os móveis que compro?
46	Eu acho fácil conversar com novas pessoas?
47	Para aprender algo novo, eu preciso pegar e testar?
48	Eu geralmente vejo imagens claras quando fecho meus olhos?
49	Eu não uso meus dedos quando eu conto?
50	Eu geralmente converso comigo mesmo, em voz alta ou mentalmente?
51	Na escola eu gosto/gostava muito das aulas de música?
52	Quando estou fora do meu país, eu acho fácil aprender os básicos de outra língua?
53	Eu acho jogos com bola fáceis e legais?
54	Minha matéria preferida na faculdade é matemática?
55	Eu sempre sei como estou me sentindo?
56	Eu sou realista sobre minhas qualidades e meus defeitos?
57	Eu tenho um diário?
58	Eu sou bem atento a linguagem corporal de outras pessoas?
59	Minha matéria preferida na faculdade é aquela que envolve artes?
60	Eu sinto prazer em ler?
61	Eu consigo ler facilmente um mapa?
62	Me chateia ver uma pessoa chorando e não conseguir ajudar?
63	Eu sou bom em resolver disputas entre outras pessoas?
64	Eu sempre quis em ser um músico ou um cantor?
65	Eu prefiro esportes coletivos?
66	Cantar me deixa feliz?

67	Eu nunca me perco quando estou sozinho em um novo lugar?
68	Se estou aprendendo algo, gosto de ver desenhos e diagramas de como funciona?
69	Eu fico feliz de passar tempo sozinho?
70	Meus amigos sempre me procuram para suporte emocional e conselhos?

TERMO DE REPRODUÇÃO XEROGRÁFICA

Autorizo a reprodução xerográfica do presente Trabalho de Conclusão, na íntegra ou em partes, para fins de pesquisa.

São José do Rio Preto, ____/____/____

Assinatura do autor