

**ANÁLISE E PREDIÇÃO DA RELAÇÃO ENTRE AS  
INTELIGÊNCIAS MÚLTIPLAS EM DOIS PASSOS:  
UMA ABORDAGEM INICIAL UTILIZANDO  
REGRESSÃO MÚLTIPLA E MLP**

**ANALYSIS AND PREDICTION OF THE  
RELATIONSHIP BETWEEN MULTIPLE  
INTELLIGENCES IN TWO STEPS: AN INITIAL  
APPROACH USING MULTIPLE REGRESSION  
AND MLP**

Heitor Barros Chrisóstomo<sup>1</sup>

Ricardo Normando Ferreira de Paula<sup>2</sup>

Robson de Moraes Alves<sup>3</sup>

**Resumo:** A Teoria das Inteligências Múltiplas (TIM) aborda o conceito de inteligência, em que o trabalho em conjunto destas promove o desenvolvimento integral do indivíduo. Apesar de não ter sido desenvolvida para fins educacionais, a TIM passou a ser muito utilizada neste meio ajudando no processo de ensino

1 Mestrado em Ciências da Computação pela Universidade Estadual do Ceará, Brasil(2013). Professor do Secretaria da Educação do Estado do Ceará , Brasil

2 Mestrado Profissional em Mestrado Nacional em Ensino de Física pela Universidade Federal do Ceará, Brasil(2017). Professor Pleno I - Nível J do Secretaria de Educação do Estado do Ceará , Brasil

3 Especialização em Design Digital pela Faculdade Estácio do Ceará, Brasil(2020). Tradutor Intérprete de Ling. de Sinais da Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira , Brasil

e aprendizagem dos estudantes. A teoria abrange oito tipos de inteligências e possui um caráter qualitativo. Porém, estudos surgem com o intuito de quantificar a abordagem das Inteligências. A partir desta abordagem, este artigo tem como objetivo relacionar, quantitativamente, as inteligências entre si e verificar como um modelo de predição reage a este conjunto de dados. Para isto, foi utilizada, a regressão múltipla e uma rede neural artificial (*Multi-layer Perceptron* — MLP). Essa pesquisa, de natureza aplicada, foi realizada com estudantes das três séries do ensino médio de uma escola pública estadual em Fortaleza/CE. Estes responderam um questionário com 80 perguntas elaborado a partir do itinerário das Inteligências Múltiplas desenvolvido por Armstrong (2001). Um conjunto de oito regressões múltiplas foi criado e os

resultados apresentados mostram que houve pequenas distorções em alguns coeficientes quando comparados com os índices das correlações entre as variáveis. Uma das hipóteses plausíveis é o tamanho do conjunto de dados. Por outro lado, a predição conseguida com o MLP se mostrou promissora no sentido de analisar a situação de desenvolvimento de um aluno qualquer. Pretende-se, em estudos futuros, que os resultados possam ser implementados em um *chatbot* que ofereça, de maneira preditiva, prescrições para o desenvolvimento das inteligências em âmbito escolar.

**Palavras-Chave.** Inteligências Múltiplas. Aprendizagem de máquina. Educação.

**Abstract:** The Theory of Multiple Intelligences (TIM) addresses the concept of intelligence,

in which their work together promotes the integral development of the individual. Despite not having been developed for educational purposes, TIM started to be widely used in this environment, helping in the teaching and learning process of students. The theory covers eight types of intelligences and has a qualitative character. However, studies appear with the intention of quantifying the approach of the Intelligences. Based on this approach, this article aims to quantitatively relate the intelligences to each other and verify how a prediction model reacts to this data set. For this, multiple regression and an artificial neural network (Multilayer Perceptron — MLP) were used. This research, of an applied nature, was carried out with students from the three grades of high school in a state public school in Fortaleza/

CE. They answered a questionnaire with 80 questions based on the Multiple Intelligences itinerary developed by Armstrong (2001). A set of eight multiple regressions was created and the presented results show that there were small distortions in some coefficients when compared with the indices of the correlations between the variables. One of the plausible hypotheses is the size of the dataset. On the other hand, the prediction achieved with the MLP proved to be promising in terms of analyzing the development situation of any student. It is intended, in future studies, that the results can be implemented in a chatbot that offers, in a predictive way, prescriptions for the development of intelligences in the school environment.

**Keywords:** Multiple Intelligences. Machine learning. Educa-

tion.

## Introdução

A Teoria das Inteligências Múltiplas, desenvolvida por Gardner (1993), é resultado de pesquisas multidisciplinares e traz, em seu cerne, uma visão modificada do que se concebia como inteligência. De acordo com o pesquisador, oito inteligências relacionam-se entre si proporcionando um desenvolvimento integral do ser humano. Para que haja este desenvolvimento, cada inteligência é autônoma, mas interfere nas demais na medida em que é desenvolvida.

Segundo o criador da teoria, três aspectos são fundamentais:

- a. Todas as pessoas possuem as oito inteligências em maior ou menor quantidade;
- b. O desenvolvimento

de uma das inteligências permite o desenvolvimento de, pelo menos, mais uma, em maior ou menor quantidade;

- c. O desenvolvimento das inteligências é sempre crescente, isto é, não há retrocesso.

Diante do exposto, a partir dos aspectos supracitados, surgem dois questionamentos:

- a. É possível quantificar os aspectos anteriormente citados?
- b. Sendo possível quantificar, é possível verificar uma relação matemática entre as inteligências e, desta forma, prever resultados futuros?

O itinerário das inteligências desenvolvidos por ARMSTRONG (2001) traz uma luz ao primeiro questionamento.

Uma nuance característica desta teoria é seu aspecto



totalmente qualitativo, em essência. Contudo, alguns pesquisadores (como será discutido na seção 2.1) vêm trazendo estudos enfocando uma abordagem quantitativa da Teoria, o que pode contribuir para responder o segundo questionamento. Essas abordagens tendem a identificar e analisar as inteligências e, em alguns casos, fornecer orientações relativas a conteúdos educacionais a partir dos resultados encontrados.

Diante do anteriormente exposto, esse artigo busca fazer uma abordagem utilizando regressão múltipla e multilayer perceptron (uma rede neural artificial) com o intuito de atingir o seguinte objetivo geral: realizar previsões a respeito do desenvolvimento das inteligências partindo do ponto em que se conhece como elas se relacionam entre si.

Os objetivos específicos

são:

- a. analisar a inter-relação entre as inteligências a partir de uma regressão múltipla linear;
- b. utilizar uma rede neural para realizar previsões acerca do comportamento dessas inteligências no desenvolvimento humano;
- c. propor a utilização dos resultados no desenvolvimento de um chatbot que possa fornecer orientações para o desenvolvimento de um aluno ou grupo de alunos.

Estudos e análises sobre o comportamento futuro de variáveis é conhecida como Análise Preditiva. Nas palavras de Kelleher, Namee e D'Arcy (2015, p 41), essa análise consiste na “arte de construir e usar modelos que fazem previsões com base em padrões extraídos de dados históricos”. Várias são as aplicações e,

em todas elas, o modelo preditivo é utilizado para tomar decisões. O intuito é aplicar esse conhecimento à TIM.

Para a construção deste trabalho, cinco algoritmos de aprendizagem de máquina foram utilizados para analisar um conjunto de dados obtidos. Contudo, o algoritmo que se mostrou mais promissor foi o multilayer perceptron (MLP). Tanto os testes com os algoritmos, como os resultados apresentados na seção seguinte, foram construídos utilizando a versão 4.1.1 do software R Statistics©.

A base de dados foi construída a partir das respostas a um questionário com 80 perguntas de 256 estudantes de uma escola pública estadual situada no município de Fortaleza.

É necessário salientar que, para uma proposta futura na integração ao chatbot, buscar-se-

-á que as duas ferramentas trabalhem de forma integrada, onde os resultados gerados pela regressão múltipla alimentarão o MLP.

## FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Nesta seção será discutida a Teoria das Inteligências Múltiplas (TIM) assim como os conceitos matemáticos de Regressão Múltipla e Multiayer Perceptron. Os dois conceitos matemáticos são importantes para os processos de análise e predição de inteligências, que serão discutidos em seção específica.

### A Teoria das Inteligências Múltiplas (TIM)

Na década de 90, do século XX, uma nova teoria psicológica aborda o conceito de inteligência sob uma ótica diferente

das teorias que a precederam. A TIM concebe um padrão exclusivo em que cada Inteligência, dentro da sua especificidade, trabalha em conjunto com as demais fazendo com que o indivíduo se desenvolva de forma integral, o que não caracteriza uma simples soma das partes, mas atividades de cooperação entre as várias partes do cérebro.

Enquanto sistema complexo, a inteligência pode ser desenvolvida em todas as pessoas, fundamentalmente crianças e jovens, para que possam “resolver problemas ou criar produtos que possuem valor para uma cultura” (GARDNER, 1995, p 44).

É importante ressaltar que a TIM não foi criada direcionada para a área educacional, mas encontra ampla aplicação nesta. Assim, quando se especifica o âmbito educacional, o desenvolvimento da inteligência

enquanto solução de problemas e criação de produtos úteis em uma cultura (GARDNER, 1995), estará diretamente relacionada ao processo de aprendizagem buscando fazer com que o aluno possa ser autônomo e, além disso, possa ter sua criatividade desenvolvida para que a aprendizagem em qualquer área se torne mais efetiva.

Gardner(1993) trata, inicialmente, em sua teoria de sete inteligências. Avanços posteriores nas pesquisas, passam a destacar oito inteligências.

Segundo FERRÁNDIZ et al. (2006, p 50), o “[...] ponto crítico de sua teoria é reconhecer a existência de oito inteligências diferentes e independentes, que podem interagir e potencializar umas às outras”.

As oito inteligências são as seguintes:

a. Inteligência Linguís-

tica: habilidade de comunicação por meio da fala ou escrita, além da compreensão leitora e auditiva;

b. Inteligência Lógico Matemática: habilidade de relacionar números ou outros padrões lógicos, prioritariamente utilizando a racionalidade;

c. Inteligência Musical: habilidades relativas à música, em vários níveis;

d. Inteligência Corporal Cinestésica: capacidade de utilizar o corpo como forma de expressão;

e. Inteligência Espacial: capacidade de observação de determinado espaço e realizar mudanças nele;

f. Inteligência Interpessoal: capacidade de entender como o outro pensa ou pode reagir em determinada situação para que possam ser tomadas atitudes éticas e justas em relação àquela

pessoa com quem se está relacionando;

g. Inteligência Intrapessoal: capacidade de compreensão de si mesmo enquanto indivíduo observando qualidades, defeitos, competências, valores, etc.

h. Inteligência Naturalista: capacidade de aprender a compreender e interagir com o mundo natural e resolver os problemas relacionados à preservação e desenvolvimento do meio ambiente.

Sobre estas inteligências, Nascimento (2017, p 27) destaca um aspecto importante da teoria: “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”.

Por outro lado, RODRÍGUES, BARBOSA e ARGOTE (2020, pg.24) trazem outro viés a

respeito da mensuração:

As inteligências múltiplas são um tema que preocupa educadores, psicólogos educacionais, clínicos e cognitivos, e também interessa cada vez mais as ciências cognitivas e neurocognitivas, por isso é pertinente a validação de uma escala de habilidades de inteligências múltiplas.

Analisando os avanços no estudo da TIM, apesar do caráter qualitativo da teoria, com o passar dos anos começaram a surgir iniciativas com o intuito de fornecer um direcionamento quantitativo à teoria utilizando vários argumentos matemáticos diferentes. Alguns serão destacados em virtude de sua aproximação com os objetivos desta pesquisa.

O trabalho de Kose

(2013) é um dos trabalhos pioneiros sobre redes neurais artificiais para identificar inteligências múltiplas e direcionar estudos. Em seu trabalho, o autor desenvolveu uma rede neural cujas entradas são compostas, basicamente, por dois fatores:

a. respostas de perguntas sobre Inteligências Múltiplas e

b. notas ou pontos dados aos alunos em determinados conteúdos.

Diante das entradas, as saídas geradas configuram o conteúdo mais adequado para um determinado método de ensino.

Apesar do nível de controle do experimento, Nascimento (2017, p 26) destaca que

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.

Um avanço na utilização das redes neurais aparece no trabalho de Nascimento (2017), que utiliza redes neurais para a classificação das inteligências, contudo, sob a ótica de Chislett e Chapman (2005). Em sua pesquisa, o autor aponta que os resultados são satisfatórios e que as redes neurais se apresentam como uma ferramenta poderosa para análise e tomada de decisões sobre as inteligências múltiplas. Mesmo assim, ele destaca um ponto importante para resultados mais expressivos:

[...]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. (NASCIMENTO, 2017, p 45)

Outro trabalho importante é o de Polli et al. (2008), que utiliza teoria de análise de correlação e regressão linear para analisar a relação entre as inteligências de estudantes de nível superior. Para este trabalho, foi utilizado o inventário das Inteligências Múltiplas desenvolvido e sistematizado por Armstrong (2001). Na execução da pesquisa, os autores classificam um conjunto de estudantes quanto às inteligências que possuem e estão desenvolvendo. O trabalho apresenta resultados importantes no que se refere ao estudo e compreensão das inteligências.

Contudo, a análise de correlação e regressão, da forma como foi utilizada, restringe a análise das inteligências aos pares. Como estruturação de uma visão de conjunto da ação das inteligências, torna a análise mais complexa e menos eficaz.

Um dos trabalhos mais recentes é o de RODRÍGUES, BARBOSA e ARGOTE (2020) que visa criar uma gradação para as inteligências utilizando uma escala Likert em conjunto com uma prova psicométrica e, apesar do caráter quantitativo apresenta uma perspectiva comportamental qualitativa expressiva. Os resultados foram analisados a partir de correlação bivariada que foi realizada previamente com o coeficiente de correlação de Pearson.

O estudo apresentou resultados consistentes e, na visão dos pesquisadores,

demonstrou diferentes aspectos da validade de construto para a Youth Multiple Intelligence Abilities Scale a partir de diferentes fontes de evidência. A escala apresentou índices de consistência interna adequados e foram feitos contrastes com construtos estruturais da personalidade e da dimensão cognitiva da aprendizagem objetivada no desempenho acadêmico.(RODRÍGUES, BARBOSA e ARGOTE, 2020, p 36)

Em todas as pesquisas anteriormente citadas, avanços significativos foram apresentados. No entanto, uma abordagem que destaque as relações entre as oito inteligências e, quantitativamente, como se relacionam entre si permanece (até o momento em

que este trabalho está sendo escrito) inexplorada.

Com o intuito de discutir esse aspecto, este trabalho se utilizou da análise da relação entre as inteligências, da regressão múltipla e uma rede neural artificial (Multilayer Perceptron).

### **Regressão Múltipla**

A regressão linear simples é uma abordagem útil para prever uma resposta com base em uma única variável preditora. Porém, no problema da análise das inteligências, temos oito fatores que interagem. Desta forma a regressão linear simples não consegue fornecer uma resposta mais efetiva quando há a necessidade de analisar a relação conjunta entre todas as inteligências.

Uma forma de abordagem é a Regressão múltipla, uma forma de aprendizagem

supervisionada em que é possível ter mais de um preditor. Por este motivo, em comparação com pesquisas anteriores (ver seção 2.1), a regressão linear múltipla está sendo utilizada para análise de relação entre as inteligências, uma vez que “a abordagem de ajustar um modelo de regressão linear simples separado para cada preditor não é totalmente satisfatória” (JAMES et al., 2013, p 71).

Este algoritmo estende o processo de regressão linear onde uma variável dependente possui mais de dois preditores fazendo com que para cada preditor seja ajustado por um coeficiente de inclinação separado em um único modelo. Matematicamente, considerando  $p$  preditores distintos, um modelo de regressão múltipla pode assumir a seguinte forma geral:

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + \epsilon, \quad (1)$$

onde:

$X_j$  representa o  $j$ -ésimo preditor (variável independente);

$y$  = variável de saída (variável dependente);

$\epsilon$  = coeficiente de erro;

$\beta_j$  = quantifica a associação entre essa variável e a resposta, isto é, o incremento médio em  $y$  a partir do aumento de uma unidade em  $X_j$ , mantendo todos os outros preditores fixos.

A obtenção dos valores de cada  $\beta_j$ , ao contrário das estimativas de regressão linear simples, têm formas mais complicadas que envolvem álgebra matricial. Por esta complexida-

de envolvida, não será feita esta abordagem. No entanto, vários softwares de análise matemática e estatística, como o R Statistics©, realizam essa operação com poucas linhas de comando.

James et al. (2013, p 75)

destaca quatro aspectos que norteiam o trabalho com a regressão múltipla.

Quando realizamos a regressão linear múltipla, geralmente estamos interessados em responder a algumas perguntas importantes.

1. É pelo menos um dos preditores  $X_1, X_2, \dots, X_p$  útil na previsão da resposta?
2. Todos os preditores ajudam a explicar  $y$  ou apenas um subconjunto dos preditores é útil?
3. Quão bem o modelo se ajusta aos dados?
4. Dado um conjunto de valores preditores, qual valor de respos-

ta devemos prever e quanto precisa é nossa previsão?

Todas as respostas a estas questões, para o problema das inteligências, serão respondidas na seção seguinte.

No que diz respeito ao ajustamento do modelo, duas das medidas numéricas mais comuns de ajuste de modelo são o RSE e  $R^2$ . Contudo dois pontos são importantes na consideração destes dois modelos:

O RSE fornece uma medida absoluta da falta de ajuste do modelo [...] aos dados. Mas como é medido nas unidades de  $y$ , nem sempre fica claro o que constitui um bom RSE. A estatística  $R^2$  fornece uma medida alternativa de ajuste. Ele assume a forma de uma proporção - a proporção de variância explica-

da - e, portanto, sempre assume um valor entre 0 e 1 e é independente da escala de  $y$ . (JAMES et al, 2013, p 75)

Para este trabalho foi utilizado o fator  $R^2$ , já que o termo é independente das dimensões de  $y$ , o que torna a análise mais efetiva.

### **Multilayer Perceptron (MLP)**

Multilayer Perceptron é uma rede neural artificial e, como tal, uma forma de aprendizagem supervisionada.

Para uma compreensão adequada do que seja MLP, é necessário introduzir o conceito de rede neural artificial (RNA). Braga, Ludemir e Carvalho (2007, p 10) fazem todo o resgate histórico acerca do assunto e destacam o seguinte:

O final da década de 80 marcou o ressurgimento da área de Redes Neurais Artificiais (RNAs), também conhecida como connexionismo ou sistemas de processamento paralelo e distribuído. Esta forma de computação não-logarítmica é caracterizada por sistemas que, em algum nível, relembram a estrutura do cérebro humano. Por não ser baseada em regras ou programas, a computação neural se constitui como uma alternativa à computação algorítmica convencional.

Analogamente aos neurônios humanos, o neurônio (ou redes neurais) artificial pode aprender desde que um conjunto de métodos e regras matemáticas sejam utilizadas.

Uma RNA importante

no desenvolvimento tecnológico desta ferramenta é o Perceptron, um tipo de neurônio artificial mais simples. De acordo com Theobald (2017, p 92)

O perceptron foi projetado como uma função de decisão para receber entradas para produzir uma saída binária. Sua estrutura consiste em uma ou mais entradas, um processador e uma única saída. As entradas são alimentadas no processador (neurônio), processadas e uma saída é então gerada.

Como um modelo de previsão, o perceptron trabalha, basicamente, a partir de cinco etapas:

- a. As entradas são alimentadas no processador.
- b. São aplicados pesos para estimar o valor dessas entradas.



c. São calculados os erros entre a estimativa e o valor real.

d. É feito o ajustamento dos seus pesos de acordo com o erro.

e. As quatro etapas anteriores são repetidas até que você esteja satisfeito com a precisão do modelo.

A partir do momento em que as etapas são vencidas, o modelo de treinamento pode então ser aplicado aos dados de teste.

Alguns detalhes mais específicos, incluindo uma discussão matemática, sobre o perceptron são discutidos, por exemplo, nas obras de Theobald (2017) e Braga, Ludemir e Carvalho (2007).

O MLP se constitui como um avanço do Perceptron, uma rede neural mais complexa

e robusta.

Este tipo de rede neural conecta muitos modelos simples do tipo perceptron em uma estrutura hierárquica. Isso pode representar limites de decisão não lineares. Desta forma o MLP constitui-se com uma poderosa ferramenta de predição porque agrega vários modelos em um modelo de previsão unificado (THEOBALD, 2017)

Para pacotes de dados mais complexos, principalmente aqueles com muitas entradas, a utilização de uma rede neural é mais indicada, uma vez que é possível interpretar muitos recursos de entrada e quebrar padrões complexos em padrões mais simples.

Os MLPs treinam em um conjunto de pares entrada – saída e aprendem a modelar a correlação (ou dependências) entre essas entradas e saídas, onde

esta modelagem envolve o ajuste dos parâmetros do modelo para minimizar o erro.

Ainda de acordo com Theobald (2017, p 96)

Em geral, perceptrons multicamadas são ideais para interpretar conjuntos de dados grandes e complexos sem restrições de tempo ou computacionais. Algoritmos menos intensivos em computação, como árvores de decisão e regressão logística, por exemplo, são mais eficientes para trabalhar com conjuntos de dados menores.

Apesar de, nesta pesquisa, ser utilizado um conjunto de dados relativamente pequeno, o MLP foi escolhido como ferramenta dada a possibilidade de aumento significativo deste conjunto de dados em um momento

futuro.

## Materials e métodos

A pesquisa conduzida para a identificação e análise de relação das inteligências múltiplas, se caracteriza, quanto à natureza, em uma Pesquisa Aplicada, já que busca conhecimentos e uma posterior aplicação prática dirigida à minimização de um problema específico (FREITAS e PRODANOV, 2013). Quanto à abordagem do problema esta pesquisa pode ser considerada Quantitativa, uma vez que utiliza procedimentos estatísticos para análise dos dados obtidos.

Foi feito um levantamento de dados em que houve a interrogação direta das pessoas, no caso, os alunos de uma escola pública estadual localizada na cidade de Fortaleza – Ceará com 721 alunos regularmente matri-



culados.

Com o intuito de saber a situação dos estudantes da escola em relação ao desenvolvimento de suas inteligências – múltiplas – foi coletada amostra, de modo aleatória. Todos os alunos foram convidados a participar da pesquisa, mas apenas participaram aqueles que, voluntariamente, se dirigiram para preenchimento do instrumento de coleta de dados.

A amostra foi composta da seguinte forma:

- 133 alunos da primeira série do ensino médio;
- 48 alunos da segunda série do ensino médio;
- 45 alunos da terceira série do ensino médio.

No total, participaram da pesquisa 226 alunos, o que corresponde, aproximadamente, a 31,4% do total de alunos regularmente matriculados na escola. Desta maneira, este contingente

permitiu um nível de confiança de 95% e uma margem de erro de  $\pm 5\%$ . Isto significa que, em 95% das vezes, o dado real da pesquisa estará na faixa de  $\pm 5\%$  a respeito dos dados que são mostrados ao longo da pesquisa.

Figura 1. Cabeçalho do instrumento de coleta de dados da pesquisa.

Prezado(a) Aluno(a);

Leia cada afirmação rapidamente e coloque um "S" na coluna em branco se essa afirmação definitivamente se aplica a você, e colocar um "N" na coluna em branco se você não concordar com a declaração ou se a instrução não é totalmente verdade para você. Lembre-se: o teste só será preciso se você for honesto consigo mesmo ao completá-lo com base no que você realmente pensa e sente, não em como você acha que deve ou quer sentir.

Certifique-se de que você está sendo completamente honesto e apenas responda "S" para as declarações que descrevem como DEFINITIVAMENTE você se sente / pensa. Se alguma declaração for 'duvidosa', responda "N". **NÃO É NECESSÁRIO IDENTIFICAR - SE A MENOS QUE QUEIRA SABER O RESULTADO DO SEU TESTE POSTERIORMENTE. PARA ISSO, BASTA INSERIR SEU E - MAIL NA PARTE INFERIOR DO FORMULÁRIO.**

Afirmação	Você concorda com Esta afirmação?									
<b>Exemplo</b>	<b>Exemplo</b>									
Gosto muito de realizar atividades físicas						S				
Eu sempre sonhei em ser músico ou cantor				N						
Estou profundamente triste com o estado das mudanças climáticas e animal extinção / crueldade										N
Eu prefiro ver desenhos e diagramas de como as coisas funcionam						S				

[Iniciando teste Howard Gardner das Inteligências Múltiplas](#)

Fonte: Autores.

Cada alunos preencheu um conjunto de oitenta perguntas cujas respostas eram, apenas, SIM ou NÃO. O instrumento foi elaborado com base no itinerário das inteligências múltiplas desenvolvido por Armstrong (2001). O cabeçalho com as orientações de respostas ao questionário pode ser visto na Figura 1.

Considerando que a TIM se constitui de oito inteligências e foram feitas 10 questionamentos direcionadas a cada inteligência, o questionário se constitui de 80 questões. De

acordo com cada inteligência, as perguntas estão aleatoriamente distribuídas no decorrer do documento. Para quantificar as inteligências, é calculado um índice (i), dado pela seguinte expressão:

$$i = \text{NÚMERO DE "SIM"} - \text{NÚMERO DE "NÃO"} \quad (2)$$

Este índice, calculado para os 226 alunos e suas oito inteligências, formaram o conjunto de dados utilizado para esta pesquisa.

Quando se menciona

situação do estudante, espera-se que sua situação permaneça constante ou haja avanço no que diz respeito ao desenvolvimento das inteligências.

Com o intuito de analisar a relação entre as inteligências e o grau desta relação, calculou-se o coeficiente de correlação entre elas.

Em um segundo momento, com o intuito de verificar como uma inteligência interfere nas outras (em acordo com o Teoria das Inteligências Múltiplas), foi feita uma regressão múltipla. Neste caso, a regressão teve que ser repetida oito vezes onde, a cada vez, uma inteligência era colocada como variável dependente das demais.

Por último, o MLP foi utilizado para analisar a situação em que o aluno se mostrou estático ou mostrou avanço em seu desenvolvimento. Para isto,

foi criada uma coluna adicional no conjunto de dados iniciais, chamada “SITUAÇÃO”. Nesta coluna, dois valores são aceitos: AVANÇO ou ANÁLISE. No segundo caso, refere-se à situação em que o aluno, supostamente, permanece estático em termos de desenvolvimento uma vez que não é possível, segundo a TIM, haver regressão. Após o modelo criado, um conjunto de dados aleatório de treinamento e de teste foram criados com o intuito de analisar a resposta que a rede neural oferece.

Para toda a análise de dados, foi utilizada a versão 4.1.1 do software R Statistics©.

## Resultados e discussão

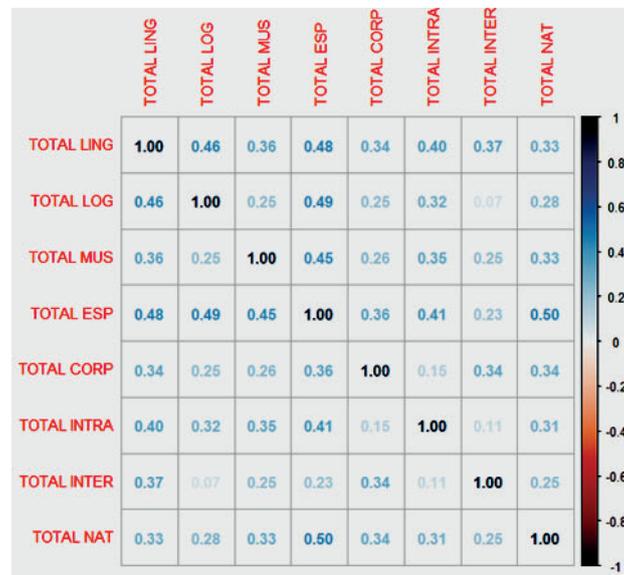
Tomando por base o conjunto de dados oriundos do preenchimento do instrumento de pesquisa, o primeiro passo foi

calcular a correlação entre as inteligências. O Gráfico 1 mostra que, de acordo com o que diz a Teoria, todas as inteligências se relacionam positivamente em maior ou menor grau. O fato de não haver nenhuma correlação negativa também destaca que de-

envolver uma das inteligências proporciona o desenvolvimento das outras, também em maior ou menor grau.

Após esta confirmação, uma regressão múltipla foi gerada entre as inteligências.

Gráfico 1. Correlação entre as inteligências



Fonte: Autores.

Foram criados oito modelos de regressão em que, em cada um deles, uma das inteligências é colocada como função das outras sete. A tabela 1 mostra

os valores do intercepto e dos coeficientes  $\beta_j$  (ver seção 2.2) para cada variável preditora quando a variável dependente é determinada.

Tabela 1. Valores encontrados nos modelos de regressão múltipla.

Variável Dependente	Intercept	Linguística	Lógico-Matemática	Musical	Espacial	Cinestésico-Corporal	Interpessoal	Intrapessoal	Naturalista
Linguística	-1,80	-	0,24	0,07	0,13	0,08	0,22	0,20	0,006
Lógico-Matemática	-0,87	0,36	-	-0,02	0,34	0,07	-0,15	0,09	0,01
Musical	-2,94	0,11	-0,03	-	0,29	0,06	0,09	0,20	0,07
Espacial	0,30	0,14	0,24	0,18	-	0,11	0,003	0,14	0,22
Cinestésico-Corporal	2,48	0,11	0,06	0,05	0,15	-	0,19	-0,08	0,13
Interpessoal	3,77	0,38	-0,17	0,10	0,005	0,24	-	-0,08	0,10
Intrapessoal	4,59	0,21	0,06	0,13	0,14	-0,06	-0,05	-	0,08
Naturalista	-0,41	0,10	0,02	0,08	0,37	0,16	0,10	0,13	-

Fonte: Autores.

Valores mais altos do coeficiente  $\beta_j$  indicam uma maior contribuição da variável preditora na variável de resposta. Contudo, aparecem valores que, a priori, contrariam a TIM, já que são negativos, indicando que uma das variáveis dependentes gera um déficit na variável dependente. No entanto, é possível perceber que este valor negativo ocorre sempre entre o mesmo par de inteligências na linha e na coluna. Por exemplo, -0,03 aparece

na coluna Lógico Matemática e linha Musical, enquanto que na coluna Musical e linha Lógico Matemática surge -0,02. Em outros pares da tabela ocorre o mesmo efeito.

Com o intuito de obter uma melhor análise destes modelos de regressão, calculou-se o coeficiente de determinação ( $R^2$ ) em cada caso. Os resultados estão disponíveis na Tabela 2.

Tabela 2. Coeficientes de determinação dos modelos de regressão

Variável dependente	Coeficiente de Determinação ( $R^2$ )
Linguística	40,18%
Lógico-Matemática	30,74%
Musical	24,93%
Espacial	46,63%
Cinestésico-Corporal	21,60%
Interpessoal	20,57%
Intrapessoal	23,71%
Naturalista	27,98%

Fonte: Autores

A análise mostra que, por exemplo, 40,18% da Inteligência Linguística consegue ser explicada pelas outras inteligências presentes modelo. Quanto mais próximo de 100% estiver o coeficiente de determinação, melhor será o grau de explicação de uma variável em função das demais. Assim, o melhor resultado obtido está relacionado à inteligência espacial (46,63%), enquanto o menos expressivo está relacionado à inteligência interpessoal (20,57%). Contudo, como os valores referem-se a tentativa de previsão do comportamento humano, é frequente encontrar valores inferiores a 50%, uma vez que seres humanos são mais difíceis de prever quando comparados com outros sistemas, como por exemplo, fenômenos físicos.

Tanto para o caso dos fatores negativos como para os valores dos coeficientes de de-

terminação, uma explicação que pode ser considerada é o fato de que a base é pequena e estão restritas a um cenário específico (os dados foram coletados em apenas uma escola). Diante do aumento da base de dados, espera-se que os resultados se ajustem ao que é exposto na teoria.

Do anteriormente exposto, é possível inferir que os três primeiros aspectos mencionados por James *et al* (2013) – ver seção 2.2 - são respondidos a contento.

Já sobre o quarto aspecto, não foram encontradas referências na literatura acerca do assunto que forneça um índice de respostas esperadas, de forma específica. O que se espera é que todos os coeficientes  $\beta_j$  seja positivos. Esta é a única característica esperada acerca das previsões.

Em seguida foi construído o modelo de previsão uti-

lizando o MLP. Tal modelo visa prever qual a situação de determinado aluno a partir dos dados de entrada nos índices de suas inteligências gerados a partir do itinerário das inteligências múltiplas. Esta rede neural foi escolhida pelo fato de poder representar limites de decisão não lineares, o que poderia se constituir como uma explicação plausível para os valores negativos citados anteriormente. Além disso, o fato de trabalhar, de forma mais eficaz, com grandes conjuntos de dados. Neste caso, na possibilidade do aumento da base de dados utilizada neste estudo, o MLP pode dar respostas ainda mais eficazes.

Após a criação do modelo, foi criado um conjunto aleatório de dados para treino e outro para teste obedecendo à proporção de 7:3, respectivamente.

Foram testadas várias entradas, saídas e camadas ocul-

tas. Em todos os casos, os valores foram satisfatórios. No entanto, o melhor resultado ocorreu quando foram testadas oito camadas de entrada (uma para cada inteligência) e duas de saída (uma para cada situação – Avanço ou Observar) acrescidas de duas camadas ocultas. O resultado é mostrado na figura 2.

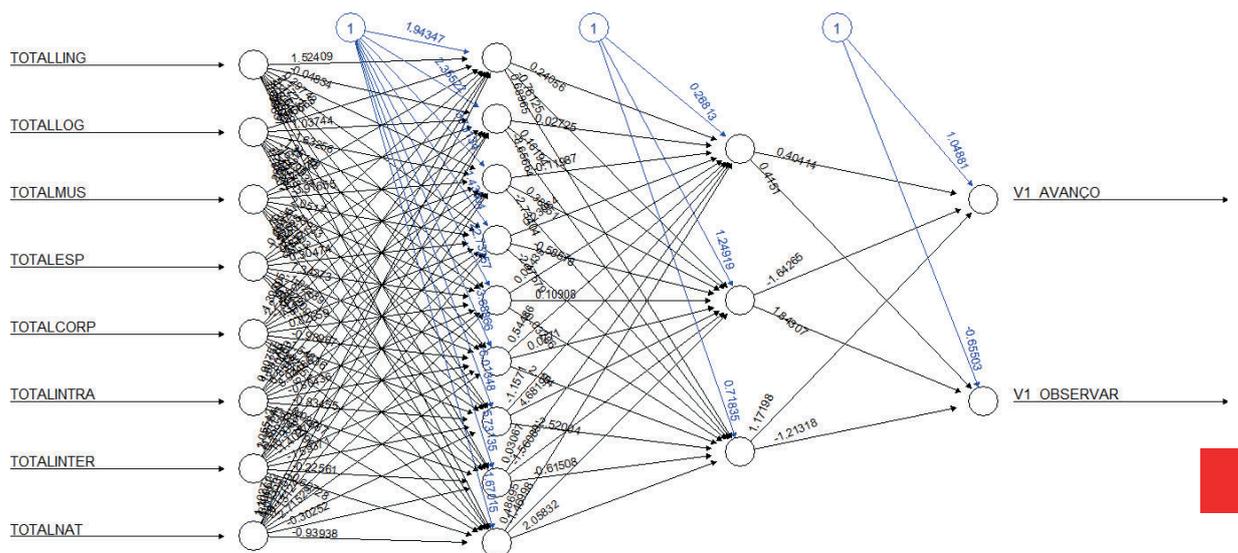
Considera-se avanço o fato de aluno ter evoluído no que diz respeito à aquisição de habilidades relacionadas a determinado tipo de inteligência. Sendo assim, quando o modelo indicar esta situação, significa que o aluno terá mostrado naquele tipo de inteligência ele tem adquirido mais habilidades e, de acordo com a teoria, outras inteligências também avançaram. Em contrapartida, a situação Observar indica que o aluno precisa de ajustes em seu processo de aprendizagem para que obtenha aquisição

de novas habilidades.

Com uma taxa de erros de 1,7%, este modelo de predição mostra-se eficaz. O intuito da predição é poder compreender, a partir de dados de entrada de um novo aluno, como este novo aluno tem suas inteligências de-

envolvidas e, em um segundo momento, como direcionar este desenvolvimento a depender dos objetivos. O mesmo pode ser afirmado em relação a um novo aluno que, após uma ou mais intervenções, a partir de um resultado inicial, possa avaliar seu avanço.

Figura 2. MLP



Fonte: Autores

Ratificando o anteriormente exposto, é possível inferir que os resultados encontrados deve-se a uma base de dados muito pequena e restrita. Espera-se, à medida que haja um aumento de indivíduos com variabilidades maiores, o modelo vai ser tornar mais complexo e as análises de tornem mais precisas.

## **CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS**

A TIM vem sendo analisada sob a perspectiva quantitativa e, sendo uma teoria que prevê uma influência significativa de aspectos cognitivos e emocionais, não se constitui como uma das mais simples de ser modelada matematicamente.

Vários trabalhos vêm buscando alcançar resultados significativos no que diz respeito à análise destas inteligências e sua

relação entre si. Em vários destes trabalhos (alguns citados ao longo deste artigo), a correlação linear simples vem sendo amplamente utilizada e gerando resultados satisfatórios. No entanto, apoiado na própria teoria, uma análise a partir de uma regressão múltipla de se faz necessária, já que todas as inteligências estão inter-relacionadas.

No artigo ora apresentado, a regressão múltipla explícita que, em boa medida, os dados corroboram a teoria, apesar das restrições na quantidade e variabilidade destes dados. Os resultados apresentados mostram algumas distorções quando comparada com as correlações entre as variáveis. No entanto, uma das hipóteses plausíveis é o tamanho do conjunto de dados, pequeno e restrito a um ambiente. Desta forma, espera-se, sendo o conjunto de dados maior, que os resultados

sejam mais consistentes. Por outro lado, os valores negativos não geram um resultado expressivo no resultado líquido. No entanto, é um elemento que precisa ser analisado em estudos futuros. Quanto à MLP, infere-se que a predição funciona com eficácia.

A TIM defende a ideia de que tem uma combinação única de inteligências, o que torna o processo educacional mais desafiador (GARDNER, 1995) para sistemas de ensino, escolas e professores. Neste cenário, a intenção da predição é a de que, em estudos futuros, seja possível tornar o processo de ensino e aprendizagem mais autônomo e individualizado, do ponto de vista de aluno, de acordo com as características de cada um.

Para proporcionar esta individualidade e autonomia do aluno, é necessário que o professor possa ter uma ferramenta

computacional que o auxilie no planejamento de atividades. A proposta é que, após uma melhor estruturação dos modelos trabalhados neste artigo, possa ser estruturado um *chatbot* que auxilie o professor na etapa de planejamento estruturação de atividades para os alunos, respeitando, ao máximo, sua individualidade.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ARMSTRONG, T. **Inteligências múltiplas na sala de aula**. 2. ed. Porto Alegre. Artmed, 2001.

BRAGA, Antonio de P. LUDEMIR, Teresa B. CARVALHO, André Carlos P. **Redes neurais artificiais: teoria e aplicações**. Rio de Janeiro. LTC. 2007.

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\\_young\\_people.pdf](http://www.businessballs.com/freepdfmaterials/free_multiple_intelligences_test_young_people.pdf)>. Acesso em: 18 jan 2022.

FERRÁNDIZ, Carmen. PRIETO, María Dolore. BERMEJO, María Rosario.FERRANDO, Mercedes. **Fundamentos psicopedagógicos de las inteligencias múltiples.** Revista española de pedagogía. Año LXIV. n.º 233, enero -abril 2006, pg. 5-20.

FREITAS, E.; PRODANOV, C. **Metodologia do Trabalho Científico: Métodos e técnicas da pesquisa e do trabalho acadêmico.** Ed. 2. FEEVALE. Novo Hamburgo. 2013.

GARDNER, H. **Estructuras de la Mente: La Teoría de Las In-**

teligencias Múltiples. Fondo de Cultura Económica LTDA. Bogotá. 1993

GARDNER, H. **Inteligências Múltiplas: A teoria na Prática.** Porto Alegre. 1995. ArtMed

JAMES, Gareth. WITTEN, Daniela. HASTIE, Trevor. TIBSHIRANI, Robert. **An Introduction to Statistical Learning with Applications in R.** New York. 2013. Ed. Springer.

KELLEHER, John D. NAMEE, Brian Mac. D'ARCY, Aoife. **Fundamentals of machine learning for predictive data analytics: algorithms, worked examples, and case studies.**The MIT Press. Cambridge, Massachusetts. 2015.

KOSE, U. **An Artificial Neural Network Based Software Sys-**



**tem for Improved Learning Experience.** Machine Learning and Applications (ICMLA), 2013 12th International Conference on IEEE, 2013. p. 549-554.

NASCIMENTO, Eduardo de P. L. **A utilização de redes neurais artificiais e teoria das inteligências múltiplas no apoio ao ensino.** 2017. Dissertação (Mestrado em Ciências da Computação). Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, do Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, São José do Rio Preto, 2017. Disponível em <http://hdl.handle.net/11449/150537>. Acesso em 05 janeiro 2022.

POLLI, M.; SEVEGNANI, J. A.; DOMINGUES, M. J. C. S.; HEIN, N. **Análise das inteligências múltiplas dos graduandos**

**do Curso de Administração da Universidade Regional de Blumenau.** Revista Eletrônica de Ciência Administrativa, v. 7, n. 1, p. 1-13, 2008.

RODRÍGUES, Ubaldo C. BARBOSA, Carmelina P. ARGOTE, Zuany. P. **Escala de habilidades de múltiplas inteligências: normatización y evidencias de validez.** Psicología desde el Caribe, 37(1), 18-39. Disponível em <http://dx.doi.org/10.14482/psdc.37.1.155.7>. Acesso em 25 jul 2020.

THEOBRALD, Oliver. **Machine Learning for Absolute Beginners: A Plain English Introduction.** 2nd ed. Scatterplot Press. 2017.