

● CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS NO ESTUDO DE EVASÃO DO CURSO TÉCNICO EM ELETROTÉCNICA NO IFTM – CAMPUS ITUIUTABA

Jacson Hudson Inácio Ferreira*¹, Dayane Helena Batista Silva², Ilma Aparecida Martins Silva³

RESUMO: A evasão escolar está presente nos diversos níveis e modalidades de ensino e proporciona a todos os envolvidos no processo educacional prejuízos sociais, econômicos, políticos e acadêmicos. Logo, o desenvolvimento de métodos de previsão, identificação e avaliação de estudantes com risco de evasão torna-se essencial para reduzir os altos índices de abandono. Nesse contexto, este trabalho objetiva apresentar as técnicas de Redes Neurais Artificiais (RNA) como ferramenta para identificar os padrões e os estudantes em um processo de evasão. O sistema foi desenvolvido utilizando uma RNA Multicamadas *Perceptron* (MLP) e o algoritmo *Levenberg-Marquardt* utilizando o processo de aprendizagem através de uma base de dados. Foi aplicado esse sistema no curso Técnico em Eletrotécnica do Instituto Federal do Triângulo Mineiro – *Campus* Ituiutaba. Após a criação do banco de dados por meio de um questionário aplicado aos ex-alunos do curso entre 2011 e 2015, foram realizadas simulações e os resultados mostraram que a RNA implantada obteve 94% de acertos para a fase de treinamento e 100% de acertos para a fase de teste, evidenciando a efetividade do sistema. Foi possível também aplicar a técnica para os alunos ingressantes em 2018 e identificar alunos propensos à evasão escolar.

Palavras-chave: Educação. Evasão escolar. Redes Neurais Artificiais.

ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS APPLICATION IN EVASION STUDY OF THE ELECTROTECHNICAL COURSE AT IFTM – CAMPUS ITUIUTABA

ABSTRACT: School evasion is present in various levels and modality of the education and provides to all involved in the educational process social, economic, political and academic losses. Therefore, the development of methods for prediction, identification and evolution of the students at risk is essential to reduce the high evasion rates. In this context, this article aims to present the techniques of Artificial Neural Networks (ANN) as a tool to identify patterns and students in an evasion process. The system was developed using a Multilayer Perceptron (MLP) and the Levenberg-Marquardt algorithm with the learning process through a database. It was applied in the electrotechnical course of the Federal Institute of the Triângulo Mineiro - *Campus* Ituiutaba. After the creation of the database through a questionnaire applied to the students that enrolled in the course between 2011 and 2015, simulations were performed and the results showed that the implanted ANN obtained 94% accuracy for the training phase and 100% accuracy for testing, demonstrating the effectiveness of the system. It was also possible to apply the technique to incoming students in 2018 and identify students who are prone to school evasion.

Keywords: Education, School evasion, Artificial Neural Networks.

* Autor correspondente - jacson@iftm.edu.br

1 Mestre em Engenharia Elétrica. Professor do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Triângulo Mineiro (IFTM), Ituiutaba - MG. Brasil. E-mail: jacson@iftm.edu.br

2 Estudante do Curso Técnico em Eletrotécnica. Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Triângulo Mineiro (IFTM), Ituiutaba - MG. Brasil. E-mail: day.silva.eleto@gmail.com

3 Mestre em Educação. Professora do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Triângulo Mineiro (IFTM), Ituiutaba - MG. Brasil. E-mail: ilmamartins@iftm.edu.br

INTRODUÇÃO

Ao longo da história da Educação, o fenômeno da evasão escolar permeia entre os vários níveis e modalidades de ensino e tem gerado prejuízos sociais, econômicos, políticos, acadêmicos e financeiros a todos os envolvidos no processo educacional. É um problema complexo e crucial, segundo Martinho (2014), advindo da superposição de fatores endógenos e exógenos da instituição de ensino, além de variáveis demográficas e atributos individuais que influenciam na decisão do estudante de permanecer ou abandonar o curso.

Nesse contexto, diante da complexidade do fenômeno e da necessidade de encontrar soluções, é imprescindível realizar estudos sistemáticos, observar os sinais de evasão iminente e desenvolver estratégias para identificar previamente os estudantes propensos à evasão, com o intuito de possibilitar a articulação de um conjunto de medidas e ações proativas destinadas a manter o estudante na instituição (MARTINHO et al., 2013).

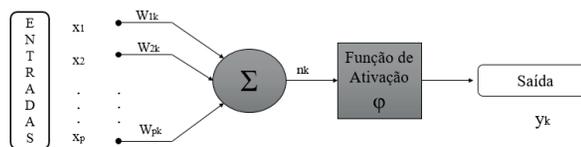
Segundo Barroso e Falcão (2004), as condições que motivam a evasão escolar são classificadas sob três agrupamentos: i) econômica - impossibilidade de permanecer no curso por questões socioeconômicas; ii) vocacional – o aluno não se identifica com o curso; iii) institucional – abandono por fracasso nas disciplinas iniciais, deficiências prévias de conteúdos anteriores, inadequação aos métodos de estudo, dificuldades de relacionamento com colegas ou com membros da instituição.

As variáveis envolvidas no processo da evasão guardam em si uma gama de especificidades inerentes aos diferentes níveis de ensino, cursos e instituições que se possa analisar, são complexas, subjetivas, não-lineares e inter-relacionadas. Uma possibilidade factível para representar situações de complexidade, não-linearidade e subjetividade, como o caso da evasão escolar, é a utilização de Redes Neurais Artificiais (RNAs) (MARTINHO et al., 2013).

Redes Neurais Artificiais vem sendo empregadas em um grande número de aplicações comerciais e científicas. Sua utilização mostrou-se viável para resolver diversos problemas relacionados à investigação de informações úteis em bases de dados (MANHÃES et al., 2012).

O elemento básico para processar uma rede neural artificial é o neurônio artificial. A Figura 1 apresenta um modelo do neurônio artificial. O recurso característico dessas redes é que elas consideram os conhecimentos acumulados adquiridos durante o treinamento e respondem aos novos eventos e testes da forma mais apropriada, dando a experiência adquirida durante o processo de treinamento (EKONOMOU, 2010).

Figura 1. Modelo de um neurônio artificial



Fonte: Adaptado (GUTIÉRREZ e ROMANEL, 2003).

As redes neurais artificiais têm sido desenvolvidas como generalizações de modelos matemáticos da cognição humana ou biologia neural (HAYKIN, 1994), assumindo que:

- 1) o processamento da informação ocorre em vários elementos chamados *neurônios*;
- 2) os sinais são propagados de um elemento a outro através de *conexões*;
- 3) cada conexão possui um *peso* (w) associado, que, em uma rede neural típica, pondera o sinal transmitido; e
- 4) cada neurônio (ou unidade) aplica uma função de ativação ϕ (geralmente não-linear) à sua entrada de rede (Σ soma ponderada dos sinais de entrada x) para determinar sua saída y .

O curso Técnico em Eletrotécnica no Instituto Federal Triângulo Mineiro – Campus Ituiutaba iniciou em 2011 e o número de alunos que evadiram é alto. A Tabela 1 apresenta o número de alunos que ingressaram e o número de alunos que evadiram.

Tabela 1. Relação de alunos matriculados e evadidos do Curso Técnico em Eletrotécnica no IFTM – Campus Ituiutaba

	Ingressantes	Evadidos
2011	35	22
2012	35	26
2013	35	22
2014	35	25
2015	35	14
Total	175	109

Fonte: Sistema Acadêmico da Instituição

Assim, o objetivo, neste estudo, foi utilizar as técnicas de Redes Neurais Artificiais como ferramenta a fim de identificar a influência dos motivos pessoais/profissionais e institucionais em um processo de evasão, e a verificação da possibilidade de evasão de um aluno ingressante no curso Técnico em Eletrotécnica do IFTM – Campus Ituiutaba.

MATERIAL E MÉTODOS

Para o desenvolvimento deste artigo, foi necessária a criação de um banco de dados com os ex-alunos do Técnico em Eletrotécnica. Desenvolveu-se um questionário com 31 perguntas no *Google Forms* e

encaminhado via e-mail para os alunos que ingressaram no Técnico em Eletrotécnica entre os anos de 2011 e 2015. As perguntas englobavam variáveis pessoais, profissionais e institucionais, criadas de forma simples, objetiva e que fosse de fácil compreensão e resposta dos alunos (Tabela 2). As respostas dos alunos baseavam-se com a situação deles na época em que cursavam Eletrotécnica (Tabela 3).

Tabela 2. Questões do formulário utilizadas para a construção do banco de dados

1.	Conclusão do curso.
2.	Período do abandono.
3.	Sexo.
4.	Idade.
5.	Renda.
6.	Principal fonte de renda.
7.	Veículo próprio.
8.	Filhos (as).
9.	Residente em Ituiutaba.
10.	Curso em conjunto à Eletrotécnica.
11.	Trabalhava.
12.	Ausentar das aulas.
13.	Incentivo/apoio da empresa.
14.	Anos fora da escola.
15.	Boa base escolar.
16.	Conhecimentos prévios da área.
17.	Identificação com o curso.
18.	Número de reprovação em disciplinas.
19.	Dificuldades no curso.
20.	Dificuldade aulas práticas.
21.	Dificuldade aulas teóricas.
22.	Dificuldade para entrar em estágio.
23.	Dificuldade na execução do estágio.
24.	Dificuldade na escrita do relatório de estágio.
25.	Bom relacionamento com os docentes.
26.	Bom relacionamento com os alunos.
27.	Estrutura dos laboratórios influenciam na conclusão do curso.
28.	Aulas teóricas influenciam na conclusão do curso.
29.	Aulas práticas influenciam na conclusão do curso.
30.	Conclusão do curso depende de ações da Instituição.
31.	Conclusão do curso depende do aluno.

Tabela 3. Respostas possíveis do formulário utilizadas para a construção do banco de dados

1.	() Sim () Não. () 1º Per. () 2º Per.
2.	() 3º Per. () 4º Per. () Eu conclui
3.	() Masculino () Feminino
4.	() 16 - 22 () 23 - 29 () 30 - 40 () acima de 40 () Sem renda () Menos de 1 salário
5.	() Um salário () Um salário e meio () Dois salários () Mais de dois
6.	() Sim () Não.
7.	() Sim () Não.
8.	() Sim () Não.
9.	() Sim () Não.
10.	() Sim () Não.
11.	() Sim () Não.
12.	() Sim () Não. () Não trabalhei
13.	() Pouco apoio () Total apoio () 0 - 1 () 2 - 4
14.	() 5 - 9 () acima de 10 () Fraco () Regular
15.	() Boa () Ótima
16.	() Sim () Não.
17.	() Sim () Não.
18.	() 0 () 1 - 3 () 4 - 7
19.	() Sim () Não.
20.	() Sim () Não.
21.	() Sim () Não.
22.	() Sim () Não.
23.	() Sim () Não.
24.	() Sim () Não.
25.	() Sim () Não.
26.	() Sim () Não.
27.	() Sim () Não.
28.	() Sim () Não.
29.	() Sim () Não.
30.	() Sim () Não.
31.	() Sim () Não.

Após a criação do banco de dados, iniciou-se a configuração da Rede Neural Artificial para o estudo da evasão do curso em Eletrotécnica. As técnicas, algoritmo e padrões de entrada da RNA estão descritas na Tabela 4. O modelo RNA foi treinado sob a caixa de ferramentas de rede neural do Scilab (Neural Network).

Tabela 4. Configuração da RNA utilizada para o estudo da evasão

Arquitetura	Feedforward
Treinamento	Supervisionado - MPL
Algoritmo	Levenberg-Marquardt
Dados de entrada	Respostas das questões 2 a 31
Dados de saída	Resposta da questão 1
Neurônios da Camada Oculta	5, 10 e 20 neurônios
Pesos iniciais	Randômicos
Funções de Ativação	Sigmoide
Divisão dos dados	Treinamento: 70%, Validação: 15% e Teste: 15%
Normalização dos dados	[0,1]

As simulações foram divididas e analisadas em 3 partes:

- Simulação 1: utilizando todas as variáveis como entrada, foi observado o erro da saída da RNA na fase de treinamento e teste;
- Simulação 2: utilizando as variáveis pessoais/profissionais como entrada, foi observado o erro da saída da RNA na fase de treinamento e teste;
- Simulação 3: utilizando as variáveis institucionais como entrada, foi observado o erro da saída da RNA na fase de treinamento e teste.

O questionário também foi aplicado para os alunos ingressantes no curso em Eletrotécnica, em 2018, a fim de que, após a identificação da melhor matriz de pesos, a RNA possa identificar se um novo aluno concluirá ou não concluirá o curso.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta seção, serão apresentados os resultados obtidos das simulações utilizando a RNA para o estudo da evasão após a criação do banco de dados com as respostas dos ex-alunos do Técnico em Eletrotécnica. Também serão apresentados os resultados da RNA para os alunos ingressantes do curso em 2018, definindo se eles concluirão ou não o curso.

Foi possível criar um banco de dados com base na resposta de 50 alunos, em que desses 33 evadiram e 17 concluíram o curso. O número do conjunto de dados não descarta a eficácia e aplicação da RNA.

Os parâmetros do modelo de RNA são dados como segue:

- (a) número de neurônios de entrada: 30 (todas variáveis), 15 (variáveis pessoais/profissionais) e 15 (variáveis institucionais);
- (b) número de camadas de saída: 1;
- (c) número de neurônios médios é estimado em alguns métodos empíricos.

O número de neurônios na camada oculta utilizada neste trabalho foi de 5, 10 ou 20. Os pesos foram determinados aleatoriamente. Nesse sentido, o desempenho de cada modelo é avaliado várias vezes (15) para diferentes treinamentos e conjuntos de testes. A escolha dos melhores resultados baseou-se na menor porcentagem de erros da fase de treinamento e de teste.

A Tabela 5 apresenta os resultados obtidos na simulação 1, em que todas as variáveis eram utilizadas para treinamento e teste da rede.

Tabela 5. Resultados da Simulação 1

Configuração	Erros Treinamento (Total)	Erros Treinamento (%)	Erros Teste (Total)	Erros Teste (%)
30,5,1	10	27,8	1	14,3
30,10,1	5	13,9	0	0
30,20,1	2	5,6	0	0

Os resultados da Tabela 5 apresentam os melhores resultados para a RNA com o número de neurônios na camada oculta igual a 20, com 94,4% de acertos na fase de treinamento e 100% na fase de teste.

Conforme a divisão dos dados apresentada na Tabela 4 (70%, 15% e 15%) e do conjunto de dados (50 ex-alunos), o número de dados para a fase de treinamento foi 36 e de teste 7. Isso significa que a rede acertou 34 resultados na fase de treinamento e todos os 7 na fase de teste, demonstrando bom desempenho pela rede.

As Tabelas 6 e 7 apresentam os resultados obtidos na simulação 2 e 3, respectivamente, onde as variáveis pessoal/profissional e institucional foram avaliadas separadamente.

Tabela 6. Resultados da Simulação 2

Configuração	Erros Treinamento (Total)	Erros Treinamento (%)	Erros Teste (Total)	Erros Teste (%)
15,5,1	5	13,9	1	14,3
15,10,1	0	0	1	14,3
15,20,1	4	11,11	1	14,3

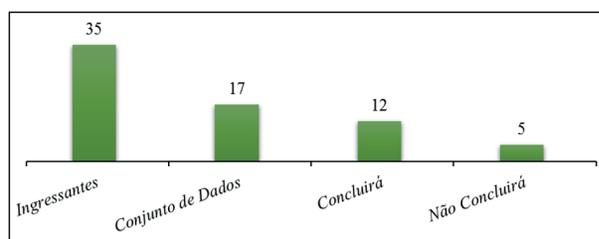
Tabela 7. Resultados da Simulação 3

Configuração	Erros Treinamento (Total)	Erros Treinamento (%)	Erros Teste (Total)	Erros Teste (%)
15,5,1	10	27,8	1	14,3
15,10,1	4	11,11	0	0
15,20,1	4	11,11	0	0

Analisando os resultados das Tabelas 6 e 7, nota-se que os resultados são equivalentes aos da Tabela 5 quanto a fase de teste, em que todas as variáveis eram utilizadas para treinamento da rede. Esses resultados podem demonstrar que não há um peso específico para as variáveis quando analisamos as causas da evasão. Tanto as causas pessoais/profissionais quanto as variáveis institucionais contribuem para a evasão escolar e que, em seu processo, é necessário analisá-las de forma conjunta.

Com o conjunto de novos dados formado a partir das respostas do questionário pelos alunos ingressantes no curso em Eletrotécnica em 2018 e com a matriz de peso da melhor configuração de RNA para todos as variáveis (30,20,1), foi possível identificar através da RNA qual(is) aluno(s) irá(ão) concluir o curso e qual(is) aluno(s) irá(ão) evadir, aumentando mais o índice apresentado na Tabela 1. A Figura 2 representa o gráfico dos resultados para os alunos ingressantes.

Figura 2. Gráfico dos alunos ingressantes em 2018



Dos 35 alunos ingressantes, 17 responderam ao questionário. Desses 17, foi identificado através da RNA que 5 poderão não concluir o curso, restando 12 que poderão concluir. Esse número representa 30% de evasão para o curso.

A Secretaria de Educação Profissional e Tecnológica (SETEC) elaborou um documento orientador para a superação da evasão e retenção na rede federal de educação profissional, científica e tecnológica no qual era necessário a identificação dos cursos com taxa de evasão ou taxa de retenção superior a 15% (SETEC, 2014).

Dessa forma, para o ano de 2018, o curso Técnico em Eletrotécnica poderá superar esse índice. A utilização das técnicas de RNA para identificar alunos que são predispostos a evadir o curso poderá servir como uma ferramenta útil no combate ao abandono escolar.

CONCLUSÕES

O problema da evasão escolar tem se tornado um dos grandes desafios enfrentados pelas instituições de ensino público, pois as causas e consequências se deparam com fatores pessoais, profissionais e institucionais. Para diminuir os altos índices de evasão e aumentar o número de alunos e alunas que persistem e concluem os cursos com uma boa aprendizagem é necessário que a gestão escolar tenha algum tipo de mecanismo capaz de planejar e interferir em um processo de evasão.

A identificação dos alunos que apresentam risco de evasão por meio do uso técnicas de rede neurais artificiais mostrou-se viável como ferramenta que possa interferir positivamente no processo. Este trabalho avaliou as técnicas de RNA através de simulações nas quais foram aplicadas sobre uma base de dados dos ex-alunos do curso Técnico em Eletrotécnica do IFTM – Campus Ituiutaba. Os experimentos retornaram dados entre 86% e 94% de eficiência na avaliação dos padrões existentes que contribuem para a evasão escolar do Técnico em Eletrotécnica do IFTM – Campus Ituiutaba. Com isso, foi possível aplicar a matriz de pesos para os alunos ingressantes no curso em 2018 e identificar alunos predispostos a evadir.

Como trabalhos futuros, sugere-se aplicar procedimentos semelhantes para outros cursos da instituição, verificando se os resultados até agora encontrados se repetem para outros alunos de cursos técnicos e graduação.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo suporte financeiro e fornecimento de bolsas.

REFERÊNCIAS

- BARROSO, M. F.; FALCÃO, E. B. M. Evasão universitária: o caso do Instituto de Física da UFRJ. In: ENCONTRO NACIONAL DE PESQUISA EM ENSINO DA FÍSICA, 9., 2004, Jaboticatubas. **Anais...** Jaboticatubas: Sociedade Brasileira de Física, 2004. p. 1- 14. Disponível em: <http://www.cienciamao.usp.br/dados/epef/_evasaouniversitariaocaso.trabalho.pdf>. Acesso em: 10 out. 2017.
- BRASIL. Ministério da Educação. **Documento orientador para a superação da evasão e retenção na rede federal de educação profissional, científica e tecnológica**. [S.l.: s.n.], 2014, 52 p. Disponível em: <<http://r1.ufrj.br/ctur/wp-content/uploads/2017/03/Documento-Orientador-SETEC.pdf>>. Acesso em: 24 maio 2018.
- EKONOMOU, L. Greek long-term energy consumption prediction using artificial neural networks. **Energy**, v. 35, p. 512-517, 2010.
- GUTIÉRREZ, J.L.C.; ROMANEL, C. Aplicação de redes neurais na previsão de vazão através da fundação da ombreira esquerda da barragem de Corumbá-I. In: SEMINÁRIO NACIONAL DE GRANDES BARRAGENS, 25., 2003 Salvador. **Anais...**, Salvador: 2003. p. 1- 14.
- HAYKIN S. **Neural networks: a comprehensive foundation**. 2 ed. New York: Macmilan College, 1994, 696p.

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman Companhia, 2001. 900 p.

MANHÃES, L. M. B.; CRUZ, S. M. S. da; COSTA, R. J. M.; ZAVALETA, J.; ZIMBÃO, G. Identificação dos fatores que influenciam a evasão em cursos de graduação através de sistemas baseados em mineração de dados: uma abordagem quantitativa. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SISTEMA DE INFORMAÇÃO, 8., 2012, São Paulo. **Anais...** São Paulo: USP, 2012. p. 468- 479 Disponível em:<<http://www.lbd.dcc.ufmg.br/colecoes/sbsi/2012/0046.pdf>> . Acesso em: 10 out. 2017.

MARTINHO, V. R. C. **Sistema inteligente para predição do grupo de risco de evasão discente**. 2014. 145 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, 2014.

MARTINHO, V. R. C.; NUNES, C.; MINUSSI, C. R. **Predição do grupo de risco de evasão discente em cursos superiores presenciais utilizando uma rede neural Artmap-Fuzzy**. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE EDUCAÇÃO EM ENGENHARIA, 41., 2013, Gramado. **Anais...** Gramado: FADEP, 2013. p. 1-12 Disponível em: <http://www.fadep.br/engenharia-eletrica/congresso/pdf/118051_1.pdf>. Acesso: 10 out. 2017.