

Incorporando uma Abordagem para Avaliação de Habilidades Cognitivas em um Sistema Tutor Inteligente

Arcanjo Miguel Mota Lopes, PPGI-IComp/UFAM, amml@icompuam.edu.br
<https://orcid.org/0000-0003-4017-9618>

José Francisco de Magalhães Netto, PPGI-IComp/UFAM, jnetto@icompuam.edu.br
<https://orcid.org/0000-0002-4772-2399>

Resumo: Os Sistemas Tutores Inteligentes são ferramentas que podem auxiliar os estudantes de forma personalizada e adaptativa. Esses sistemas utilizam modelos de avaliação que consideram os estados de conhecimento dos estudantes nas atividades propostas. No entanto, essa avaliação precisa ser realizada com um nível de detalhamento que permita identificar as habilidades envolvidas em cada ponto de conhecimento. Nesse sentido, este estudo apresenta uma abordagem baseada em avaliação cognitiva para desenvolver um módulo de avaliação em Sistema Tutor que apoie a aprendizagem focada no desenvolvimento de habilidades. A metodologia adotada foi a pesquisa qualitativa e exploratória. Os resultados alcançados são perfis de habilidades que mostram o estado de conhecimento dos estudantes e as habilidades que precisam ser aprimoradas.

Palavras-chave: Sistema Tutores Inteligentes, Avaliação Diagnóstica, Habilidades, Módulo Diagnóstico, Remediação Pedagógica.

Incorporating an approach to assessing cognitive skills in an Intelligent Tutor System

Abstract: Intelligent Tutoring Systems are tools that can assist students in a personalized and adaptive way. These systems use assessment models that consider the students' knowledge states in the proposed activities. However, this assessment needs to be detailed to identify the skills involved in each knowledge point. In this sense, this study presents a cognitive assessment-based approach to develop an assessment module in the Tutor System that supports learning focused on skill development. The methodology adopted was qualitative and exploratory research. The results achieved are skill profiles that show the student's knowledge state and the skills that need to be improved.

Keywords: Intelligent Tutoring Systems, Diagnostic Assessment, Skill based, Diagnosis Model, Pedagogical Remediation.

1. Introdução

Os Sistemas Tutores Inteligentes (STI) são ferramentas que apoiam os alunos e professores no processo de ensino e aprendizagem com o uso da tecnologia (Dermeval e Bittencourt, 2020). Desde a década de 70, esses sistemas têm evoluído em termos de inteligência computacional, especialmente nos métodos de avaliação do conhecimento (Zaffalon *et al.*, 2019). Esses métodos também contribuem para a automação de tarefas que facilitam o trabalho dos educadores.

Uma das principais funções dos STI é acompanhar e avaliar o progresso dos alunos em relação aos objetivos de aprendizagem. Para isso, eles utilizam técnicas de avaliação Diagnóstica Cognitiva (DC), que permite inferir o nível de conhecimento ou habilidades a partir das respostas de diferentes tipos de atividades (Gan; Sun e Sun, 2022). Essas informações são essenciais para a modelagem do usuário ao possibilitar adaptar o ensino às necessidades e preferências, oferecendo recursos educacionais adequados, voltado para currículos personalizados, *feedbacks* ou estratégias instrucionais.

Uma das principais questões nos sistemas educacionais online que utilizam o DC é saber como modelar e inferir as habilidades cognitivas dos estudantes. O desafio é que as habilidades cognitivas são construtos latentes, ou seja, não podem ser observados ou medidos diretamente (Pasquali, 2017; Ravand e Baghaei, 2020). Existem diversas técnicas e métodos para esse fim, baseados em diferentes paradigmas e pressupostos teóricos (Zapata-Rivera e Hu, 2023). Por outro lado, muitos STI não possuem estrutura para os professores poderem gerenciar as atividades ou os conteúdos utilizados para avaliar as habilidades cognitivas (Barbosa; Netto e Lopes, 2022; Dermeval e Bittencourt, 2020).

Neste trabalho, é apresentada uma estrutura que visa aprimorar o modelo de avaliação de um STI para atender a um conjunto de critérios cognitivos e psicométricos que podem ser fundamentais para tomada de decisão pedagógica. Para alcançar esse objetivo, primeiramente, foi definido o domínio do conhecimento e o contexto a ser avaliado. Em seguida, uma pesquisa exploratória qualitativa sobre as habilidades necessárias para resolver atividades de equações polinomiais de primeiro grau, isso por ser uma das temáticas com alto índice de reprovação e principal foco de estudos no campo dos STI (Santana; Silva e Aranha, 2023). Logo após, uma turma de Matemática do 9º ano do Ensino Fundamental da Escola Estadual Castelo Branco, localizada na cidade de Manacapuru — AM, foi selecionada. Além disso, foi desenvolvido um modelo de gerenciamento de atividades com inserção das habilidades a partir de alguns requisitos apontados por professores.

Para realizar a avaliação dos estudantes, o diferencial, é a incorporação de um Modelo de Diagnóstico Cognitivo (MDC) na arquitetura do STI chamado LEIA (Lopes *et al.*, 2019), uma vez que o MDC atende aos critérios de avaliação de habilidades cognitivas. Por fim, o STI recebe um *Dashboard* para facilitar a interpretação dos resultados produzidos pelo MDC.

2. Habilidades Cognitivas e o Diagnóstico Cognitivo

Uma forma de categorizar as habilidades cognitivas é de acordo com o seu nível de complexidade e especificidade, segundo Schunk (2012). As classificadas como **Habilidades Gerais** são aquelas que podem ser aplicadas em diferentes contextos e disciplinas, como o pensamento crítico e a resolução de problemas. As **Habilidades Específicas** são aquelas que se referem a um domínio particular, como a fatoração de polinômios ou a resolução de problemas de raiz quadrada.

O DC é uma técnica inovadora para avaliar as habilidades dos alunos de forma detalhada e precisa (Ravand e Baghaei, 2020). Essa técnica permite modelar os perfis dos alunos em ambientes de aprendizagem online, identificando seus pontos fortes e fracos, bem como estimar seu progresso individual. Assim, os sistemas podem adaptar as atividades conforme as necessidades e objetivos de cada aluno. Entre os modelos de DC mais utilizados, destaca-se a Teoria de Resposta ao Item (TRI) (Pasquali, 2017) e sua variante TriMelo (Ferreira *et al.*, 2020). Outras abordagens que também podem ser empregadas para esse fim são fundamentadas em técnicas de Aprendizagem de Máquina, como Redes Bayesianas Dinâmicas (Seffrin e Jaques, 2014) e Redes Neurais (Junior *et al.*, 2012).

De modo geral, o DC pode fornecer para os professores informações dos alunos sobre os pontos de conhecimento definidos como habilidades latentes, podendo levar ao aprimoramento do plano de ensino e assim realizar a transposição didática (Pires; Pires e Lopes, 2016). As ciências educacionais e psicológicas têm se debruçado na investigação de temas voltados à inteligência e a cognição. Com isso, tem surgido mecanismos mais

robustos com foco na avaliação de habilidades, tais como os Modelos de Diagnósticos Cognitivos (MDC).

Os MDC são modelos psicométricos com uma abordagem estatística bayesiana, que utiliza estimativas de variáveis latentes para definir habilidades cognitivas (Ravand e Baghaei, 2020). As avaliações baseadas em MDC possuem vantagens em relação ao TRI, por conseguirem especificar a pontuação do nível de proficiência latente do avaliado com uma indicação de suas estruturas de conhecimento subjacentes, ou seja, as especificações de habilidades permite realizar uma intervenção pontual e aprimorar a instrução visando o aprendizado e o progresso efetivos dos estudantes (Ma; Minchen e Torre, 2020).

Os MDC podem ser empregados de duas maneiras: (a) análise *post-hoc* (*retrofitting*) de testes não diagnósticos existentes para extrair informações mais detalhadas e para (b) projetar um conjunto de itens ou tarefas para fins de diagnóstico (Ravand e Baghaei, 2020). Entre os MDC, o G-DINA foi desenvolvido por (Torre e Minchen, 2014) e outros MDC como DINA, DINO, NC-RUM, C-RUM e A-CDM são derivados do G-DINA e atendem diferentes propósitos. Para implementar um MDC é necessário (I) especificar as habilidades necessárias para solucionar determinada questão, e (II) especificar quais habilidades serão estimadas. Geralmente, os atributos de habilidades precisam ser pré-definidas por especialistas e a sua interpretação é desenhada em uma estrutura chamada matriz Q. A Figura 1, ilustra o processo de criação e avaliação de habilidades.

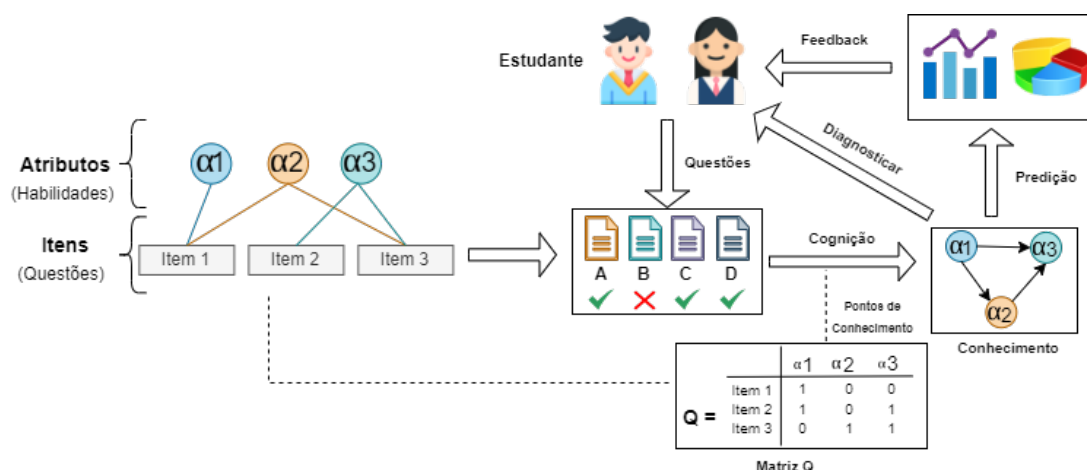


Figura 1. Diagrama do sistema de previsão cognitiva de conhecimento.

Conforme Figura 1, duas matrizes Q são necessárias para utilizar o MDC. Na primeira, contém a relação para cada item i (linhas) e atributo k (colunas) os elementos q_{ik} indicando se o item i requer o atributo k para solução, onde $q_{ik} = 1$ habilidade requerida ou $q_{ik} = 0$ para não. Na segunda matriz $I \times J$, são armazenadas as respostas dos estudantes, composta por respostas binárias para os itens de um teste, onde, o elemento x_{ij} indica que i está correto e, o item j ($x_{ij} = 1$) ou ($x_{ij} = 0$) para não correto.

3. Trabalhos Relacionados

É notório que as avaliações computadorizadas estão ganhando popularidade na forma de avaliar os alunos. Algumas pesquisas têm concentrado esforços visando otimizar a entrega de avaliações precisas no menor tempo possível, além disso, atendem a necessidade pela identificação e gerenciamento dos pontos fortes e fracos presente no nível de conhecimento.

Albano (2011) propôs uma arquitetura visando a aprendizagem adaptativa. O autor apresenta uma proposta para gerenciar o Modelo do Estudante no *Intelligent Web Teacher* (IWT), composto por três estados: Estado Cognitivo, Preferências de Aprendizagem e Regras de Evolução. O modelo de gerenciamento de aprendizagem é organizado em uma estrutura baseada em árvore, que define os objetivos de aprendizagem, sendo os conceitos principais localizados nos nós raiz; as tipologias ao nível de conhecimento; as tipologias ao nível de habilidades e; as tipologias ao nível de competências. Dessa forma, as informações são atualizadas conforme o Estado Cognitivo do aluno e em seguida são recomendados os Objetos de Aprendizagem.

Villanueva *et al.* (2018) propõem uma abordagem para integrar MDC em STI. O projeto Simplify ITS baseia-se no uso de MDC DINA para identificar as habilidades dos estudantes e, em seguida, os resultados são empregados para construir o modelo de inferência, que visa a recomendação de atividades. A plataforma possui alguns fluxos de trabalho, nos quais o professor administra as atividades e seleciona manualmente as que podem atender às demandas dos estudantes e, com o decorrer do tempo. No entanto, o MDC DINA, utilizado, tem algumas limitações em relação a outros MDC derivados. Além disso, o STI não tem uma proposta de gerenciamento de habilidades e apresentação do nível de conhecimento dos alunos, restringindo-se apenas as informações do modelo de inferência do STI, tornando o resultado da avaliação incompreensível para o educador.

Rahmouni *et al.* (2021) apresentam uma proposta baseada na Teoria de Crenças que permite identificar as lacunas no domínio de habilidades. O objetivo é realizar um DC dinâmico das habilidades e depois fazer uma previsão baseada em um modelo semântico (ontologia de domínio). O modelo gera uma saída linguística que expressa o estado de habilidade (adquirida, não adquirida, conflitante, provavelmente adquirido, provavelmente não adquirido) e em seguida aplica uma função *Fuzzy*. No entanto, a avaliação final e a atribuição das notas dos testes são realizadas por educadores, o que pode introduzir interpretações subjetivas.

4. Metodologia da Proposta de Gerenciamento e Diagnóstico de Habilidades

A partir das limitações dos trabalhos mencionados anteriormente, o modelo de gerenciamento e diagnóstico de habilidades a partir de um STI é proposto e ilustrado na Figura 2. O monitoramento de aprendizado utilizando um MDC foi estruturado com base na metodologia proposta por Ravand e Baghaei (2020).

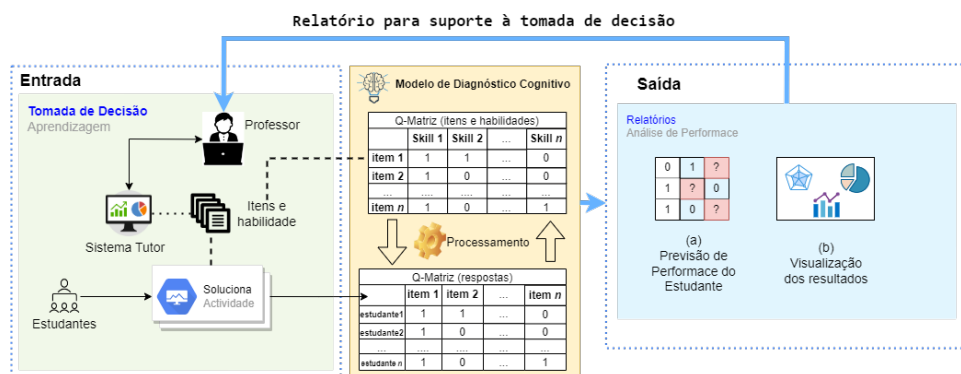


Figura 2. Modelo de gerenciamento de atividades e Diagnóstico Cognitivo para uso no Sistema Tutor Inteligente.

os itens de habilidades e as duas matrizes Q utilizadas como entrada para o MDC. (2) **Diagnóstico**: realiza o mapeamento dos itens de habilidades e análise das matrizes pelo MDC responsável por identificar os pontos fortes e fracos dos estudantes. Para isso, foi utilizado o MDC G-DINA* por apresentar melhor acurácia em relação aos demais modelos (Ma; Minchen e Torre, 2020). E por último, (3) **Saída** são exportado os valores quantificados pelo MDC para o *Dashboard* presente na interface do estudante e do professor.

Na primeira etapa, documentos da literatura e professores da disciplina de matemática foram consultados para elaboração qualitativa dos itens de habilidades de cada uma das questões proposta para resolução, o resultado foi publicado em Lopes e Netto (2021). O resultado desta primeira etapa pode ser constatado na Tabela 1.

Tabela 1. Definições dos atributos de habilidades relacionadas às operações de resolução de equação polinomial de primeiro grau.

Itens		Atributos de habilidades					Itens		Atributos de habilidades				
		$\alpha 1$	$\alpha 2$	$\alpha 3$	$\alpha 4$	$\alpha 5$			$\alpha 1$	$\alpha 2$	$\alpha 3$	$\alpha 4$	$\alpha 5$
e1	$2x = 8$	1	0	0	0	0	e6	$5x + 6 = 46$	1	1	1	0	0
e2	$3x = 99$	1	1	0	0	0	e7	$2x - 1 = 65 - 4x$	1	1	1	1	0
e3	$6x = 92$	1	1	0	0	0	e8	$6x + 7 = 21 - 4x$	1	1	1	1	0
e4	$7x = 55$	1	0	0	0	0	e9	$6(9x - 9) = 4(8x - 8)$	1	1	1	1	1
e5	$2x - 62 = 28$	1	1	1	0	0	e10	$7(8x - 6) = 8(8x - 5)$	1	1	1	1	1

* (1 – contém atributo de habilidade, 0 – não contém)

Na Tabela 1 está especificado o relacionamento entre cada item (e1,...,e10) com as respectivas habilidades. Foram definidos 5 (cinco) habilidades para operações de equações de 1º grau, sendo: ($\alpha 1$) Propriedades de divisão e multiplicação da igualdade, ($\alpha 2$) Simplificar fração ao menor termo, ($\alpha 3$) Solucionar uma equação com constantes em ambos os lados, ($\alpha 4$) Solucionar uma equação com variáveis e constantes em ambos os lados e ($\alpha 5$) Propriedade Distributiva.

Para atender a demanda por gerenciamento, foi desenvolvido uma interface (ver Figura 3) para os professores poderem criar e relacionar as habilidades com as respectivas atividades.



Figura 3. Cada professor insere as atividades no Sistema Tutor Inteligente e seleciona as habilidades que serão avaliadas pelo Modelo Diagnóstico Cognitivo.

Para criar a matriz com as respostas dos estudantes e realizar a avaliação do

*<https://cran.r-project.org/web/packages/GDINA/index.html>

modelo incorporado ao STI, foi proposto um estudo em um ambiente de sala de aula com uma amostra de 19 estudantes do 9º ano do Ensino Fundamental da disciplina de Matemática. Os estudantes foram convidados a utilizar o STI LEIA para solucionar as equações, no formato passo a passo, definidas na Tabela 1 visando identificar as habilidades faltantes e posterior informe para professor. Os dados foram tratados pelos módulos do STI e enviados para análise do MDC G-DINA que os retornam em formatos de porcentagem de domínio individual para cada habilidade.

Para verificar a acurácia dos dados MDC referente ao aprendizado dos alunos, na fase final, o professor foi orientado a realizar uma aula revisão do conteúdo de matemática com os alunos com baixo desempenho e as respectivas habilidades faltantes antes de aplicar a avaliação pós-teste.

5. Resultados e Discussão

Este trabalho apresenta uma proposta de um sistema de avaliação de aprendizagem integrado a um STI, que visa atender a uma série de requisitos cognitivos e psicométricos que podem favorecer o desempenho dos alunos. Para tal, foi desenvolvida uma interface, um conjunto de atributos de habilidades para serem mensurados por um MDC para avaliação cognitiva. Também foi realizado um estudo de caso para testar a proposta em uma situação de sala de aula com uma amostra de 19 alunos.

Primeiramente, foi aplicado uma avaliação pré-teste para fins de avaliação de conhecimento com questões semelhantes a apresentadas na Tabela 1. Posteriormente, o STI foi utilizado para realizar o processo de avaliação. Os resultados foram tratados, organizados e enviados para o painel do professor. A Tabela 2, apresenta o resultado de estimativa de habilidade do MDC para cada participante.

Tabela 2. Estimativas em percentil de habilidades individuais dos estudantes definidos pelo MDC G-DINA.

	Atributos de Habilidades				
	$\alpha 1$	$\alpha 2$	$\alpha 3$	$\alpha 4$	$\alpha 5$
Learner1	0.0	0.9999	0.4556	0.4999	0.4999
Learner2	1.0	1.0	1.0	0.0001	0.9999
Learner3	1.0	0.9999	1.0	0.0002	0.7476
Learner4	1.0	1.0	1.0	0.9999	1.0
Learner5	1.0	0.9999	1.0	0.0002	0.7476
Learner6	1.0	0.9998	1.0	0.0002	0.7475
Learner7	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
Learner8	1.0	0.0	0.9704	0.0691	0.0
Learner9	1.0	0.0001	0.9704	0.0691	0.0001
Learner10	1.0	0.0001	0.9704	0.0691	0.0001
Learner11	1.0	0.0	0.9704	0.0691	0.0
Learner12	1.0	0.9999	1.0	0.0016	0.7467
Learner13	0.0192	0.3227	0.4548	0.4904	0.4904
Learner14	1.0	0.9999	1.0	0.0002	0.7476
Learner15	1.0	0.0001	0.9704	0.0691	0.0001
Learner16	0.0192	0.0001	0.4548	0.4904	0.4904
Learner17	1.0	0.0	1.0	1.0	0.0
Learner18	1.0	0.0	0.0006	0.0	0.0
Learner19	1.0	0.0	0.9704	0.0691	0.0

Conforme a Tabela 2, aproximadamente 90% do grupo dominou o atributo de habilidade α_1 , e 47% deles dominaram α_2 . Além disso, 94% dominaram a habilidade α_3 , 36% dominaram α_4 e 57,89% o atributo de habilidade α_5 . Os resultados foram plotados no *Dashboard* no perfil individual. Como exemplo, alguns dos estudantes foram escolhidos e nomeados como Learner 3, Learner 7 e Learner 13. A Figura 4, mostra as informações sobre o perfil de habilidades dominadas pelo estudante Learner 7. Para apresentar de forma didática os resultados foram plotados usando Gráfico de Radar, conforme mostra o exemplo da Figura 5.

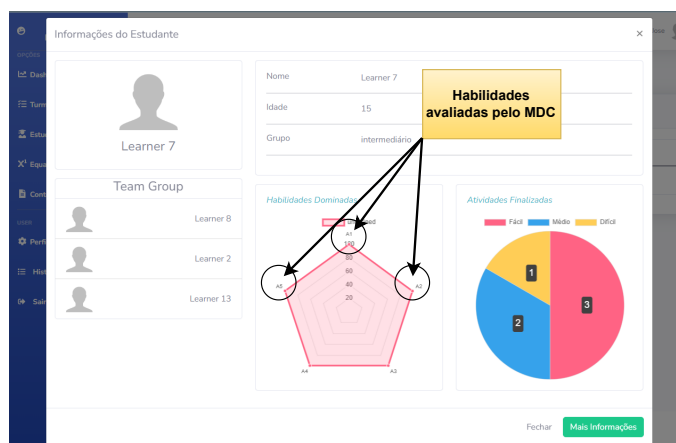


Figura 4. O professor pode visualizar o perfil de habilidades dominadas pelo estudante Learner 7 que foram avaliadas pelo MDC adaptado no STI LEIA.

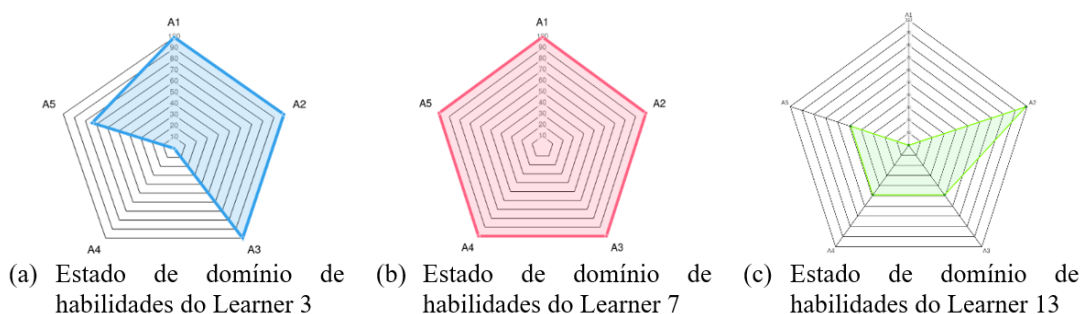


Figura 5. Situação de domínio de habilidade dos estudantes. (A) Learner 3 não possui domínio da habilidade α_4 . (B) Learner 7 classificado por dominar todas as habilidades requeridas. (C) Learner 13, domina parcialmente algumas habilidades do teste.

Conforme a Figura 5 e a Tabela 2, o Learner 3 obteve domínio de quase todas as habilidades, exceto para os atributos α_4 no valor 0% e para o item α_5 com valor de 74%. Já o Learner 7, não obteve êxito no item e7, contudo, a resolução dos demais itens seguintes (e8,e9,e10) que exigiam a mesma habilidade, fez com que o MDC G-DINA estimasse 99% de domínio. Além de reconhecer os estudantes que obtiveram bom desempenho, é preciso também dar atenção aos estudantes que mostraram baixo nível de domínio das habilidades avaliadas. Por exemplo, o Learner 13 que dominou somente o item α_2 e teve desempenho inferior a 50% nos outros itens (veja a Tabela 2).

Contudo, os valores obtidos pelo MDC G-DINA foram consistentes com o comportamento observado por Learner 13 ao utilizar o STI e pelas respostas da avaliação de pré-teste. Isso indica a acurácia do modelo em relação à realidade. Os estudantes com

V. 21 N° 2, dezembro, 2023

baixo rendimento foram devidamente identificados no painel do STI, então o professor utilizou as informações para elaborar um plano de aula centrado no ensino das habilidades com baixo valor de domínio pela maioria do grupo. Após a aula, foi aplicada uma atividade pós-teste, também seguindo o nível de questões aplicadas no pré-teste. As avaliações de pré-teste ($N=19$; média=3.10; $sd=3.05$) e pós-teste ($N=19$; média=5.47; $sd=3.57$) foram submetidas ao teste t-pareado ($\alpha = 0.05$) para comparar a pontuação de ganho após as avaliações. A Figura 6 mostra a diferença das notas entre pré- e pós-teste da turma.

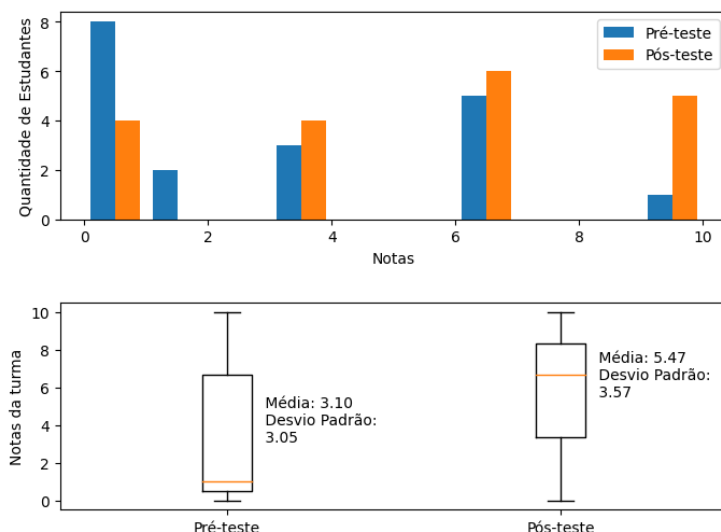


Figura 6. Teste t-pareado com o grupo de Estudantes Participantes.

O teste t-pareado mostrou que a média de nota da turma da avaliação pré-teste difere da média de notas da avaliação pós-teste ($t(19) = -3.41$; $p\text{-value} = 0.0031143$). Assim, a média do pós-teste foi superior à média do pré-teste, conforme visto no boxplot da Figura 6. Ao observar os resultados da Figura 6, é possível perceber que o uso do DC e a aula de reforço causaram grande impacto nas lacunas de conhecimento dos alunos. Com destaque para o gráfico de barras, na Figura 6, mostra que no pré-teste um quantitativo de 8 (oito) alunos ficaram com desempenho abaixo de um ponto. No entanto, após a avaliação do conhecimento, este número foi reduzido pela metade, mostrando a eficácia da aplicação do MDC incorporado ao STI auxiliando o processo de ensino e aprendizagem em sala de aula.

6. Conclusão

A análise de habilidades adquiriu um papel fundamental em muitos métodos atuais de ensino e formação. Esses modelos passaram a ser orientados para o desenvolvimento e gerenciamento de habilidades com modelos focados no aluno, no seu conhecimento e perfil cognitivo. Além disso, são direcionados a conceber para o professor a oportunidade de ser um facilitador no processo de aprendizagem e reduzir a subjetividade na hora de avaliar o conhecimento.

A incorporação de uma abordagem para aquisição de habilidades cognitivas em um Sistema Tutor Inteligente pode ajudar a melhorar o desempenho do aluno. Este artigo apresenta um modelo para avaliação de atividades baseadas em habilidades adaptado no Diagnóstico Cognitivo (DC).

Considerando as limitações encontradas na literatura, como solução, foram

V. 21 N° 2, dezembro, 2023 RENOTE

considerados qualitativamente alguns requisitos de domínio e técnicos. Além do painel de gerenciamento de atividades e habilidade, o diferencial, está no MDC G-DINA utilizado para mensurar o domínio de habilidades dos estudantes do 9º ano do Ensino Fundamental em relação ao conjunto de atividades práticas (Tabela 1). As métricas utilizadas por esse modelo serviu para nortear a construção de sistemas que podem oferecer para o educador uma forma simples e robusta visando obter uma avaliação de habilidades.

É importante destacar que a identificação dos estudantes com baixo domínio dos atributos de habilidades, pode significar que ele não possui domínio do conhecimento latente exigido para solução da atividade proposta e, conseqüentemente, pode levar mais tempo para resolver ou desenvolver conhecimento para uma atividade considerada fácil, ou então não consegue concluir por completo.

Por último, o MDC permite que os dados sejam adicionados ao painel do STI facilitando a visibilidade do desempenho dos estudantes pelos professores, assim, contribuindo efetivamente para avaliação individual e autorregulação da aprendizagem. Os resultados obtidos são um ponto de partida para a obtenção inicial de um diagnóstico preciso, embora, esta pesquisa tenha sido cuidadosamente projetada a partir de perspectivas teóricas e empíricas, havendo espaço para melhorias.

Para trabalhos futuros, é necessário investigar outros modelos MDC e novas abordagens baseadas em atividades orientadas a habilidades, dentre estes os modelos híbridos entre os estatísticos e de aprendizado de máquina, visando melhorar a acurácia. Além disso, analisar novos requisitos para desenvolver ferramentas que automatizem o processo de avaliação do STI visando aprimorar o modelo de inferência e a autonomia do sistema.

7. Limitações

Uma possível limitação, conforme a literatura, é que os MDC requerem um número maior de itens de atividades para melhor ajuste do modelo. Por conta de alguns obstáculos de tempo, recursos e disponibilidade de alguns estudantes, a pesquisa utilizou 10 (dez) itens de atividades (ver Tabela 1). Ainda assim, os resultados puderam refletir o desempenho real dos alunos durante a fase de aplicação do STI e ofereceram ao professor subsídios para melhorar o plano de aula com foco nas lacunas do conhecimento.

8. Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior — Brasil (CAPES-PROEX) — Código de Financiamento 001. Este trabalho foi parcialmente financiado pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Amazonas — FAPEAM — por meio do projeto POSGRAD 22 – 23. Ademais, agradecer à SEDUC Manacapuru e à Escola Estadual Castelo Branco por colaborar com a aplicação do projeto na escola.

Referências

- Albano, G. Knowledge, skills, competencies: A model for mathematics e-learning. In: Springer. **International Conference on ICT in Teaching and Learning**. [S.l.], 2011. p. 214–225.
- Barbosa, F. M.; Netto, J. F. de M.; Lopes, A. M. M. Uma arquitetura de STI baseada nas experiências de aprendizagem mediadas para o ensino de trigonometria. In: SBC. **XXXIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**. [S.l.], 2022. p. 1066–1076.
- Dermeval, D.; Bittencourt, I. I. Co-designing gamified intelligent tutoring systems with teachers. **Revista Brasileira de Informática na Educação – RBIE**, v. 28, n. 1, 2020.
- V. 21 N° 2, dezembro, 2023

- Ferreira, F. Z. *et al.* Trimelo: Uma proposta de modelo para avaliação multi-habilidades. In: SBC. **XXXI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**. [S.l.], 2020. p. 102–111.
- Gan, W.; Sun, Y.; Sun, Y. Knowledge interaction enhanced sequential modeling for interpretable learner knowledge diagnosis in intelligent tutoring systems. **Neurocomputing**, Elsevier, v. 488, p. 36–53, 2022.
- Junior, G. N. de S.; Monteiro, D. C.; Pereira, A. B. P. B.; Barros, E. S.; Marques, L. B. Máquina de aprendizagem como ferramenta de auxílio na análise comportamental no ensino da leitura. **Revista de Novas Tecnologias na Educação – RENOTE**, v. 10, n. 1, 2012.
- Lopes, A. M. M.; Netto, J. F. D. M. Designing pedagogical agents toward the recommendation and intervention based on students' actions in an ITS. In: IEEE. **IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)**. [S.l.], 2021. p. 1–8.
- Lopes, A. M. M. *et al.* Improving students skills to solve elementary equations in k-12 programs using an intelligent tutoring system. In: IEEE. **IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)**. [S.l.], 2019. p. 1–9.
- Ma, W.; Minchen, N.; Torre, J. de la. Choosing between cdm and unidimensional irt: The proportional reasoning test case. **Measurement: Interdisciplinary Research and Perspectives**, Taylor & Francis, v. 18, n. 2, p. 87–96, 2020.
- Pasquali, L. **Psicometria: teoria dos testes na psicologia e na Educação**. [S.l.]: Editora Vozes Limitada, 2017.
- Pires, D. G. F.; Pires, S. R.; Lopes, C. R. Análise comparativa entre o uso de ambientes tradicionais de EAD e de sistemas tutores inteligentes: preparação, elaboração, aplicação e resultados. **V Congresso Ibero-Americano em Investigação Qualitativa em Educação – ICIAIQ**, v. 1, 2016.
- Rahmouni, N.; Lourdeaux, D.; Benabbou, A.; Bensebaa, T. Diag-skills: A diagnosis system using belief functions and semantic models in ITS. **Applied Sciences**, MDPI, v. 11, n. 23, p. 11326, 2021.
- Ravand, H.; Baghaei, P. Diagnostic classification models: Recent developments, practical issues, and prospects. **International Journal of Testing**, Taylor & Francis, v. 20, n. 1, p. 24–56, 2020.
- Santana, A. de O.; Silva, T. R. da; Aranha, E. H. da S. Tutores Inteligentes voltados à matemática: um mapeamento do cenário nacional. **Revista Novas Tecnologias na Educação – RENOTE**, v. 21, n. 1, p. 190–199, 2023.
- Schunk, D. H. **Learning theories an educational perspective sixth edition**. [S.l.]: pearson, 2012.
- Seffrin, H. M.; Jaques, P. Modelando o conhecimento algébrico do estudante através de redes bayesianas dinâmicas. In: **Simpósio Brasileiro de Informática na Educação – SBIE**. [S.l.: s.n.], 2014. v. 25, n. 1, p. 782.
- Torre, J. D. L.; Minchen, N. Cognitively diagnostic assessments and the cognitive diagnosis model framework. **Psicología Educativa**, Elsevier, v. 20, n. 2, p. 89–97, 2014.
- Villanueva, N. M.; Costas, A. E.; Hermida, D. F.; Rodríguez, A. C. Simplify ITS: An intelligent tutoring system based on cognitive diagnosis models and spaced learning. In: IEEE. **IEEE global engineering education conference (EDUCON)**. [S.l.], 2018. p. 1703–1712.
- Zaffalon, F. *et al.* Elo e tri: estimando a habilidade dos estudantes em uma plataforma online de programação. **Revista Novas Tecnologias na Educação – RENOTE**, v. 17, n. 1, p. 11–20, 2019.
- Zapata-Rivera, D.; Hu, X. Assessment in intelligent tutoring systems swot analysis. **Design Recommendations for Intelligent Tutoring Systems**, p. 83, 2023.
- V. 21 N° 2, dezembro, 2023