

Adaptação automática de conteúdo aplicada em ambiente interativo de aprendizagem individualizada

Title: *Automatic content adaptation in interactive environment for individualized learning*

Fernanda F. Peronaglio
UNESP
ORCID: [0009-0000-4218-2090](https://orcid.org/0009-0000-4218-2090)
fernanda.peronaglio@unesp.br

Alexandro J. Baldassin
UNESP
ORCID: [0000-0001-8824-3055](https://orcid.org/0000-0001-8824-3055)
alexandro.baldassin@unesp.br

Renata S. Lobato
UNESP
ORCID: [0000-0001-8248-0826](https://orcid.org/0000-0001-8248-0826)
renata.lobato@unesp.br

Marcos A. Cavenaghi
Humber Inst. Tec and Adv. Lear, Canada
ORCID: [0000-0002-5653-9959](https://orcid.org/0000-0002-5653-9959)
marcos.cavenaghi@humber.ca

Aleardo Manacero
UNESP
ORCID: [0000-0002-4581-7482](https://orcid.org/0000-0002-4581-7482)
aleardo.manacero@unesp.br

Matheus S. Dos Santos
UNESP
ORCID: [0000-0003-4849-1649](https://orcid.org/0000-0003-4849-1649)
matheus.santi@unesp.br

Roberta Spolon
UNESP
ORCID: [0000-0003-3164-2658](https://orcid.org/0000-0003-3164-2658)
roberta.spolon@unesp.br

Resumo

Sistemas Tutores Inteligentes têm se destacado como ferramenta de apoio ao ensino, principalmente pela sua adaptação às condições do usuário e cenário de aplicação. Diante da situação pandêmica, as ferramentas de apoio ao ensino, como os tutores, devido a sua viabilidade de utilização remota, mostram-se como uma possibilidade de suporte aos professores e alunos. Este trabalho aborda uma proposta de adaptação de conteúdo para ensino, aplicando técnicas de inteligência artificial para geração de texto e processamento de linguagem natural. Além disso, este trabalho considerou a existência de diferentes estilos de aprendizagem, variáveis conforme a personalidade do estudante e seu modo de captar informação, capaz de influenciar no nível de aprendizado. Esta variação de estilos, seguindo um modelo definido na literatura, direciona o modo de adaptação do conteúdo a ser realizado, gerando um resultado adaptado a cada estilo de aprendizagem. O processo de geração de conteúdo personalizado permite um avanço na forma de uso de sistemas tutores no ensino, criando um formato de entrega direcionada de conteúdo com ganhos para o usuário do ambiente, gerando um resultado personalizado e conduzindo a uma aprendizagem mais efetiva. Como resultado se espera obter uma metodologia para geração de conteúdo baseados em estilos de aprendizagem pré-definidos, por meio de processamento automatizado de adaptação do conteúdo a partir de entrada inicial em formato único.

Palavras-Chave: *Sistemas Tutores Inteligentes; Estilos de Aprendizagem; Processamento de Linguagem Natural; Adaptação de Conteúdo; Ensino*

Abstract

Intelligent tutoring systems have been highlighted as a tool for learning support, mainly because its adaptation to user's condition and application scenario. In the face of this pandemic situation, learning supporting tools, as tutoring systems, because of their viability for application in remote environment, showed as an alternative for professors and students support. This paper addresses a proposal for content adaptation to learning, applying artificial intelligence techniques to text Generation and natural language processing. Furthermore, this paper considered existence for different learning styles, varying according to student personality and his way to collect

Cite as: Peronaglio, F. F., Manacero, A., Baldassin, A. J., Santos, M. S., Lobato, R. S., Spolon, R. & Cavenaghi, M. A. (2023). Adaptação automática de conteúdo aplicada em ambiente interativo de aprendizagem individualizada. *Revista Brasileira de Informática na Educação*, 31, 255-270.
<https://doi.org/10.5753/rbie.2023.2906>

information, capable to influence in learning level. This style variation, accordingly, to a model defined in literature, directs content adaptation model to be done, generating an adapted result to each learning style. Personalized content generation process allows an advance in way to use tutoring systems in learning, creating a format for directed content delivery with gains for environment's user, generating a personalized results and conducting to a more effective learning. As a result, expect to obtain a methodology to content generation based on pre-defined learning styles, by mean an automatized process to content adaptation from an initial entry in unique format.

Keywords: *Intelligent tutoring systems; Learning Styles; Natural Language Processing; Content Adaptation. Learning.*

1 Introdução

A pandemia e suas implicações forçaram uma mudança no cenário educacional, impondo a implantação emergencial de ensino remoto por questões sanitárias. Essa mudança trouxe desafios para os professores, que buscaram reinventar e adaptar suas metodologias padrão de ensino para o ambiente remoto, buscando suporte em tecnologias digitais (Rondini, Pedro, dos Santos Duarte, et al., 2020).

Os sistemas tutores são recursos aplicáveis para o ensino à distância, servindo como suporte a aprendizagem e complementação ao conteúdo. Com base neste funcionamento e com a possibilidade de aplicação no cenário remoto, este trabalho propõe uma evolução na capacidade dos tutores, buscando ampliar a sua adaptabilidade nos diferentes ambientes de ensino.

Com o avanço das técnicas de aprendizagem de máquina, tem crescido o número de aplicações de sistemas tutores inteligentes, tornando-os cada vez mais específicos em suas tarefas de suporte ao ensino. Tal especificidade cria problemas relacionados à variedade de dados que devem ser manipulados e ao nível esperado de aprendizagem gerado. Com isso, é possível encontrar um número alto de trabalhos dedicados a desenvolver estas aplicações (Hämäläinen & Vinni, 2006).

O uso de ferramentas computacionais aplicadas ao ensino já ocorre há muitos anos. Sistemas tutores inteligentes são diferenciados pelo uso de inteligência artificial, sendo capazes de realizar inferências sobre os dados manipulados, controlando o domínio da sua aplicação (VanLehn, 2011).

Corbett, Koedinger e Anderson (Corbett, Koedinger, & Anderson, 1997) consideram que a arquitetura de um sistema tutor pode se dividir em quatro módulos de funcionamento:

- Ambiente de resolução do problema - a interface de interação em que o usuário pode receber e fornecer informações ao sistema;
- Modelo de estudante/usuário - informações de desempenho e características do usuário;
- Domínio de conhecimento;
- Módulo pedagógico - estrutura responsável por sequenciar as ações que serão apresentadas.

A proposta deste trabalho atuará diretamente nas funções do “Domínio do conhecimento”, área central da arquitetura dos sistemas tutores e que é a responsável direta pela produção e manipulação de informações.

2 Justificativa da proposta e cenário atual

O conceito de ensino remoto no contexto de pandemia é diferente de ensino à distância (EAD). O modelo EAD já tem sido aplicado há muito tempo e segue uma padronização em seu processo de ensino. O modelo remoto foi imposto de forma repentina, sendo que o processo adotado pelos professores pode variar em seu formato, adotando as ferramentas que são preferíveis para a utilização no ensino (Furtado, Schwengber, da Rosa, & da Silva, 2021).

Com a necessidade do modelo remoto, as ferramentas e características normalmente aplicadas ao ensino à distância passaram a ser consideradas para a aplicação e suporte ao novo modelo

de ensino. Neste sentido, melhorias nestas ferramentas e processos podem gerar novas aplicações no cenário atual.

Como pode ser observado no trabalho de James e Gartner (James & Gardner, 1995), desde o começo das discussões sobre o ensino à distância, já era considerada a necessidade de respeitar os estilos de aprendizagem. A passagem para um novo ambiente de ensino deve considerar os problemas existentes no cenário presencial de uma sala de aula, devendo ser tratados e melhorados para o processo de aprendizagem em um novo ambiente.

Muitos sistemas tutores inteligentes têm sido propostos como ferramenta de apoio ao ensino. A abordagem diferenciada por estilos, como aquela que é proposta como parte da adaptação de conteúdo deste trabalho, permite alcançar maiores níveis de interesse no conteúdo e de capacidade de ensino, sendo aplicável também ao novo modelo remoto.

Como será exemplificado nas próximas seções, as propostas possuem capacidades e propósitos variados de execução. Porém, é possível perceber que a maioria apresenta problemas quando se trata da geração do conteúdo que será abordado em cada sistema.

O conteúdo presente em um tutor é a parte principal para o alcance de seus objetivos de ensino, devendo ser apresentado de modo a facilitar sua compreensão. Contudo, a produção destas informações é uma tarefa difícil de ser automatizada. Durante a revisão da literatura observou-se que maioria dos sistemas trabalha apenas com “recomendação de conteúdo” já existente, não realizando automaticamente nenhuma adaptação de informações novas que possam ser inseridas, ou criação em novos formatos apresentados ao usuário.

No cenário atual informações ou são adicionadas por tutores humanos ou extraídas de bases de dados já existentes e analisadas. Isso limita a escalabilidade das soluções e representa um problema a ser resolvido na área.

Com isto, fica claro que a adaptação automatizada de conteúdo, adaptado a preferências individuais de cada aprendiz, é importante para o desenvolvimento de tutores inteligentes mais flexíveis e eficientes. Neste trabalho esse problema é tratado com a aplicação de técnicas de Inteligência Artificial, como um meio de se obter adaptação de conteúdo para a aplicação no ensino, atendendo ao problema existente nos sistemas tutores.

3 Objetivos

O objetivo central deste trabalho é a proposta de um modelo, usando métodos de inteligência artificial e processamento de linguagem natural, que tenha a capacidade de adaptação no conteúdo original e geração direcionada de texto para características específicas de alunos. Por meio dos métodos de aprendizagem e a partir de um texto inicial de entrada, o projeto identificará os meios para produzir como resultado um texto novo, sendo este uma adaptação automática da entrada inicial, porém com abordagem voltada para diferentes preferências pessoais (estilos de aprendizagem).

O diferencial desta proposta é gerar variantes do texto de entrada, adaptando de diversas formas a entrada recebida e principalmente produzindo novas versões sem intervenção humana. As versões variantes, é gerada com base no texto original e considera os estilos de aprendizagem para direcionar a sua aplicação. Desta forma, é possível, criar novas apresentações de conteúdo com capacidade de ensino, direcionado pelas técnicas e estilos de aprendizagem estudadas, para que seja aplicado nos tutores inteligentes e apoio ao ensino.

Observa-se que a proposta investiga um meio para gerar conteúdo sem a interferência humana, sem a necessidade de inserção manual de novos conteúdos ou sua reescrita.

Em um panorama geral, o projeto atende a necessidade de métodos para geração de conteúdo para tutores inteligentes, trazendo um conteúdo direcionado ao assunto desejado e aos estilos de aprendizagem.

4 Trabalhos Relacionados

Para propor este trabalho, foram investigados os sistemas tutores inteligentes descritos na literatura e seu modo de funcionamento. Desta forma, tornou-se possível fundamentar esta proposta em um objetivo necessário para a área de aplicação.

Entre os trabalhos levantados na área de sistemas tutores inteligentes, o modelo mais frequente são os que trabalham com recomendação de conteúdo direcionado as características do usuário, podendo ser citados os seguintes trabalhos para exemplificação:

- Recomendação por extração de características (Educação) (Zhiping, Yu, & Tianwei, 2011) - Recomendação de conteúdo direcionado aos dados e informações extraídas individualmente dos usuários. Construída por meio de criação de modelo de usuário, *queries* e domínio de conhecimento / Conhecimento sobre a utilização e preferências do sistema.
- Método de recomendação com redes Bayesianas (Educação) (Kozierkiewicz-Hetmanska, 2011) - Modificação de cenários de aprendizagem com Redes Bayesianas aplicadas as características coletadas em outros módulos. Permite a construção de um cenário de aprendizagem recomendado de forma personalizada, realizando a geração de ambiente com base em informações já coletadas pelo sistema, seguindo protocolo da arquitetura.

Com construção de prova formal do teorema que afirma sobre a melhora no aprendizado com cenários adequados, a arquitetura do sistema proposto é completa e permite a aplicação da personalização neste modelo de ensino, com divisão em módulos e interpretação de características por redes neurais.

- Recomendação de conteúdo a partir de dados da técnica K-means (Educação / Matemática) (Troussas, Krouska, & Virvou, 2019) - Recomendação de conteúdo personalizado a partir de características coletadas e aplicação da técnica K-means no agrupamento e indicação de conteúdo a partir dos grupos. Além da aplicação do algoritmo há uma interação dinâmica com o usuário, visando melhorar a adaptação do sistema.

Avaliação de utilização por público-alvo, e geração de software visual e bem aceito nos testes, alcançando o objetivo de adaptação automática e recomendação.

- Sistema tutor com análise de sentimentos e recomendação (Educação) [(Meenakshi, Sunder, Kumar, & Sharma, 2017)] - Aplicação de técnica de regressão logística e API de recomendação, permitindo a produção de instruções recomendadas com base na avaliação do modelo e extração de conteúdo do YouTube. A integração proposta permite reduzir a introdução manual de conteúdo na ferramenta, permitindo a ligação com a API.

Com a avaliação da arquitetura proposta ao sistema, o trabalho alcança um aumento da personalização neste tipo de sistema, colaborando para o aperfeiçoamento.

Os trabalhos anteriormente citados têm fim exclusivo de exemplificação, ilustrando os diferentes modelos e técnicas adotadas para construir uma recomendação de conteúdo. É possível observar que são feitas adaptações de cenários por meio de características do usuário, com bases em conteúdos já existentes.

Além destes métodos, os sistemas tutores também utilizam a geração automatizada de questões, sendo esta a técnica que mais se aproxima da proposta de geração de novos conteúdos deste trabalho. Podem ser citados como exemplo os trabalhos:

- Geração de questões de múltipla escolha (Educação) (Shah, Shah, & Kurup, 2017) - Aplicação de gerador de questões em base de dados Wikipédia. Para o processo, é feita uma filtragem de informações da base e seleção de conteúdo adequado para montagem de perguntas. A proposta permite gerar questões sem a interferência humana, o que apoia os cursos produzidos em grandes volumes. A avaliação da acurácia do conteúdo verifica a possibilidade de geração de questões com boa acurácia a partir de dados textuais.
- Geração de questões e guias com base na análise de expressões faciais (Educação / Programação) (Tiam-Lee & Sumi, 2018) - Detecção facial de expressão de confusão. Com base na detecção facial de confusão, o gerador de questões oferece guias e apoio para resolução de exercícios. O uso de reconhecimento facial permite um comportamento ativo do sistema a partir desta identificação, o que melhora a experiência do usuário. Realizada a avaliação da ferramenta, a proposta permite construir os exercícios de diferentes modos e fornecer o apoio ao usuário na realização, o que é um panorama completo para aplicação nos sistemas tutores.
- Geração de questões com análise de cenário (Educação) (Singhal, Goyal, & Henz, 2016) - Análise de valores de entrada e fatores definidos sobre o nível de dificuldade para produzir a questão automaticamente. A possibilidade de gerar questões de forma automática é uma grande vantagem e pode ser aplicada dentro das atividades de um sistema tutor, apoiando a geração de conteúdo. A avaliação da ferramenta mostrou a capacidade de gerar questões niveladas pela dificuldade e guiadas por assunto, alcançando bons resultados.
- Geração adaptada de questões com Redes Bayesianas (Educação) (Khodeir, Wanas, Darwish, & Hegazy, 2014) - As redes permitem a geração de questões e respostas para construir um modelo de conhecimento do estudante. Com isso, é possível a automatização das tarefas de identificação em domínios probabilísticos. Com a avaliação da técnica, observou-se que os resultados indicaram vantagens na aplicação do método em relação a identificação das características dos usuários.

A produção de questões é um modelo de adaptação do conteúdo que gera novas informações para o usuário, e isto demonstra ganhos no aprendizado fornecido pela ferramenta, criando automaticamente novas formas a transmitir conteúdo.

Diante do cenário, a proposta busca trazer vantagens aos sistemas tutores, propondo um modelo que produza novas informações de acordo com os estilos de aprendizagem, sendo capaz de entregar um texto diferente da entrada recebida, mais direcionado e refinado no tema principal.

5 Metodologia e Desenvolvimento

Para este trabalho foi proposta uma metodologia em fases de desenvolvimento, sendo as primeiras relacionadas a proposta efetiva do novo modelo de adaptação, e as seguintes marcadas por etapas de implementação de técnicas.

As fases de desenvolvimento podem ser definidas em:

- Levantamento das necessidades da área em sistemas tutores inteligentes e levantamento das técnicas de inteligência artificial que podem ser aplicadas.
Para esta etapa foi realizada uma revisão sistemática da literatura, criando fundamentação para a proposta e identificando o cenário atual para os tutores e as técnicas existentes de inteligência artificial e processamento de linguagem natural que podem ser aplicadas.
- Definição do modelo de estilos de aprendizagem para aplicação dos métodos e produção do conteúdo direcionado.
Para escolha do modelo, foram observadas na literatura as propostas de estilos de aprendizagem e suas características, adotando-se um modelo para a predefinição de estilos deste trabalho.
- Estabelecimento/Proposta das relações entre os estilos de aprendizagem e a forma de abordagem funcional para cada tipo.
Esta etapa é marcada pela efetiva proposta do modelo, sendo definido qual tipo de adaptação de conteúdo deve ser feita para cada estilo, e como será feito o formato de exibição do novo conteúdo, marcando as etapas necessárias para a adaptação.
- Estabelecimento/Proposta das técnicas de inteligência artificial e processamento para texto que serão aplicadas para produzir a adaptação em cada estilo.
Após a definição do modelo, esta etapa define a escolha das técnicas para ser aplicada na produção dos novos tipos de texto.
- Implementação da adaptação proposta para processamento e verificação.
- Esta etapa produz as implementações necessárias para testes práticos com produção efetiva dos novos conteúdos.

O método desenvolvido permitirá aplicação prática para ensino, melhorando a capacidade de geração de conteúdo e contribuindo para a evolução do cenário atual.

O objetivo é que os textos adaptados sejam gerados a partir de uma outra entrada de texto. Este texto deve ser entendido como contendo informação suficiente para aprendizado, como por exemplo trechos de artigo ou notas de aula sobre determinado assunto.

6 Modelo de Estilos de Aprendizagem

A pesquisa em estilos de aprendizagem destaca que a personalidade e características particulares de cada indivíduo é capaz de influenciar em sua capacidade de aprender e reter informação, considerando que as pessoas aprendem de forma diferente e têm um melhor desempenho quando o conteúdo é direcionado para estas preferências (Cassidy*, 2004).

Para este trabalho foi definida a aplicação do modelo de aprendizagem proposto por Kolb

(Kolb, 1976). O modelo, dividido em quatro estilos de aprendizagem, já é conhecido e estudado em várias áreas do conhecimento, obtendo resultados satisfatórios para direcionamento do ensino.

A base do modelo de Kolb é dividida em quatro estágios de aprendizagem, como pode ser visto na Figura 1, adaptada de (Idkhan & Idris, 2021).

Para o modelo, o processo de aprendizagem passa por estes estágios para a aquisição do conhecimento, entendendo que alguns indivíduos terão preferência ou se adaptarão melhor a alguns estágios específicos de acordo com suas características individuais. O processo é visto como interativo e contínuo, e os estágios são definidos como:

- Experiência Concreta (EC) - Estágio em que é favorecido a aprendizagem experimental;
- Conceitualização Abstrata (CA) - Esta fase marca preferência pelo pensamento analítico de conceitos para compreensão do tema;
- Experimentação Ativa (EA)- Fase marcada por processos do tipo tentativa e erro;
- Observação Reflexiva (OR) - Esta etapa é marcada pelo processo de reflexão e pensamento sobre o tema, sem ações ativas;

Entre os quadrantes há a formação de orientações bipolares, sendo a orientação vertical (eixo EC - CA) a dimensão relacionada a compreensão de conteúdo, e o eixo horizontal (EA - OR) o processo de armazenar informações.

É possível observar que cada quadrante exibido na Figura 1, e formado pelos estágios, são marcados por orientações para estudo direcionado.

Entre os eixos exibidos anteriormente, o modelo define os estilos de aprendizagem personalizados e que melhor se adaptam as características. Estes formam o conjunto de quatro estilos que fundamentaram a proposta deste trabalho, sendo eles:

- Assimilador - Este tipo é marcado pela preferência por receber o conteúdo e internalizado por meio de observações e reflexões, sem desenvolver atividades ou ações;
- Convergente - O estilo convergente utiliza a conceitualização abstrata, realizando análise do conteúdo, associado a experimentação ativa, utilizando o conteúdo absorvido para realizar tarefas;
- Acomodador - Este estilo prefere realizar ações e ter uma postura mais ativa no aprendizado;
- Divergente - O estilo divergente busca associar os eixos de experiência concreta e observação reflexiva para construção de soluções criativas, adotando múltiplas estratégias e considerando mais de uma solução

Cada estilo de aprendizagem fica em um quadrante e é cercado por dois itens do estágio de aprendizagem, este posicionamento indica a relação entre os modelos e o aproveitamento de características em cada estilo.

Este compartilhamento de características colabora para a formação do modelo de adaptação de conteúdo, pois é possível aplicar combinações de técnicas para produzir os resultados seguindo a definição de cada item.

Desta forma, este trabalho escolheu os quatro estilos de aprendizagem definidos por Kolb

para desenvolver o modelo de adaptação do conteúdo, de forma que a saída atenda as especificidades de cada tipo.



Figura 1: Ciclo de aprendizagem e estilos de Kolb (Idkhan & Idris,2021, Tradução nossa).

Nas próximas seções serão detalhadas as características definidas para o modelo de adaptação.

7 Proposta do modelo de adaptação de conteúdo

Esta seção se dedica a detalhar a proposta e seu funcionamento, abordando como é determinado o planejamento de processamento da entrada e quais os resultados esperados como saída.

Para determinar o modelo de funcionamento da proposta, foram definidos alguns parâmetros de acordo com a metodologia adotada e objetivos do projeto, sendo:

- Entrada a ser fornecida pelo usuário.

Para determinação da entrada que o modelo deve receber foram consideradas as necessidades dos sistemas tutores investigados. Devido a necessidade de diminuir a intervenção humana e aumentar a escalabilidade dos projetos, buscou-se reduzir ao máximo as entradas fornecidas pelo tutor/usuário do modelo.

Diante disso, o modelo foi proposto para receber apenas uma única entrada em texto, sendo este o conteúdo completo sobre o tema que será processado pelo modelo. Para a

proposta, não há necessidade de formatação especial do texto ou de marcações específicas do tutor, sendo inserido, por exemplo, um capítulo de livro completo.

- Definição dos estilos de aprendizagem.

Para este modelo não é considerado como parte da proposta a determinação de qual grupo de estilos de aprendizagem o usuário pertence, sendo este um processo separado ao modelo que pode ser feito por avaliação em questionários.

Desta forma, o modelo produzirá o formato adequado para cada um dos quatro estilos, e estes serão disponibilizados para escolha do melhor formato.

- Processamento interno do modelo.

O processamento interno é a fase em que as técnicas serão aplicadas e os novos modelos adaptados serão produzidos. Para esta etapa, não deve ser necessária a participação do usuário para escolha de técnicas ou indicação de trechos.

Para a proposta, todo o processamento será feito sem o controle do usuário, o que torna a ferramenta altamente escalável e independente para funcionamento.

- Entrega dos novos modelos / Saídas.

A saída será produzida e identificada separadamente para cada estilo de aprendizagem. Para isto, cada estilo deve possuir uma proposta de apresentação individualizada de acordo com as necessidades.

Por exemplo, estilos mais adeptos a leitura e recepção de conteúdo devem receber mais textos e em formato diferenciado dos alunos mais ativos, que preferem experimentar. Desta forma, o modelo produzirá uma definição de estrutura para cada tipo de estilo, e esta será seguida para processamento e entrega do novo conteúdo.

As fases descritas anteriormente, podem ser exemplificadas pelo diagrama de caso de uso apresentada na Figura 2. O objetivo é ilustrar o processo com a mínima participação do usuário, tornando a ferramenta independente nas transformações.

Para a fase de processamento da entrada serão aplicadas as técnicas de processamento de linguagem natural, promovendo inferência e modificações no texto para a produção de versões. As técnicas devem ser capazes de sintetizar o texto, encontrar os termos chaves, o tema central, entre outras ações.

A fase de produção de saída por Estilo é a efetiva etapa de separação e produção da versão adaptada, incluindo produção disponibilização de questões e geração de texto.

8 Resultados Parciais e Definições para tratamento dos estilos de aprendizagem

Esta seção aborda os detalhes que foram considerados sobre cada estilo para desenvolver a versão adaptada e para escolha de quais técnicas devem ser implementadas para construir o resultado.

A proposta avaliou as características de cada tipo do modelo de Kolb, propondo o melhor cenário para adaptação.

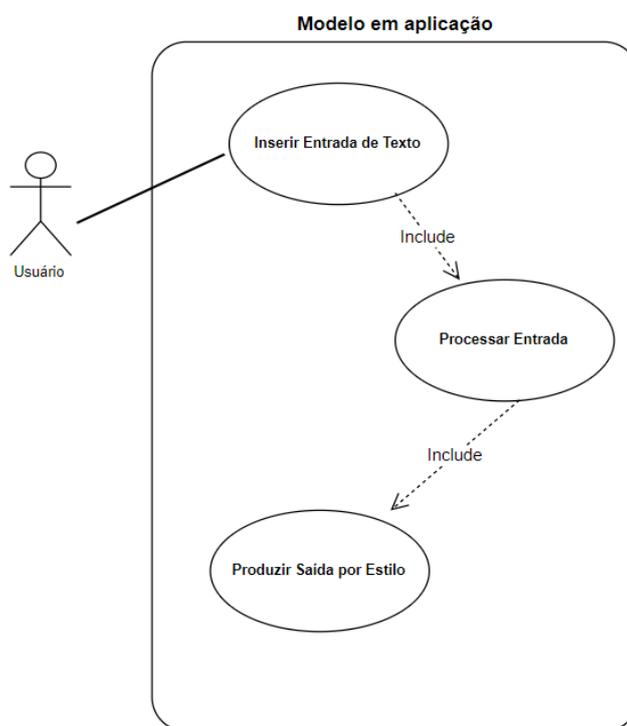


Figura 2: Caso de uso do modelo (Gerada pelo autor).

8.1 Versão escolhida do Modelo de Estilos de Aprendizagem

O modelo de estilos utilizado para este trabalho foi revisado ao longo dos anos, originando novos estudos e mais divisões entre os estilos definidos (Kolb, 2007).

No entanto, este trabalho se concentrou na versão original com quatro determinações de estilo, tendo como motivação para escolha o fato da proposta ser mais simples para as delimitações da adaptação, tornando o processo mais claro e separável entre os estilos.

Por ser uma proposta inicial de adaptação, as versões evolutivas podem acrescentar alterações no modelo, sendo que a versão atualmente escolhida é suficiente para atender a proposta.

A Figura 3 ilustra este modelo de divisão em estágios no ciclo, e apoia a compreensão de como a interação pode ser considerada entre os elementos e o fluxo do aprendizado.

8.2 Modelo Assimilador

Este estilo está situado entre as dimensões de Observação Reflexiva e Conceitualização Abstrato, sendo um tipo mais adepto a teoria e ao modelo lógico.

Assimiladores têm pouco interesse em pessoas, e preferem realizar uma abstração da teoria, de forma lógica e analítica. É o estilo menos interessado em realizar atividades práticas no aprendizado dos conceitos.

Para os tutores, o ensino para este estilo deve ser administrado com oferecimento de conteúdo teórico de forma lógica e clara, de forma que o estudante consiga realizar inferências e reflexões do assunto a partir da exposição.

Com a avaliação do estilo e preparação para apresentar o conteúdo, este trabalho delimita como ponto de concentração para produzir conteúdo aos assimiladores como:

- Produção de textos teóricos mais direcionados ao assunto, fornecendo a teoria necessária ao estilo;
- Utilização de questões apenas como ferramenta de apoio ao ensino, não sendo o foco principal;
- Destaque de temas chave para assimilação.

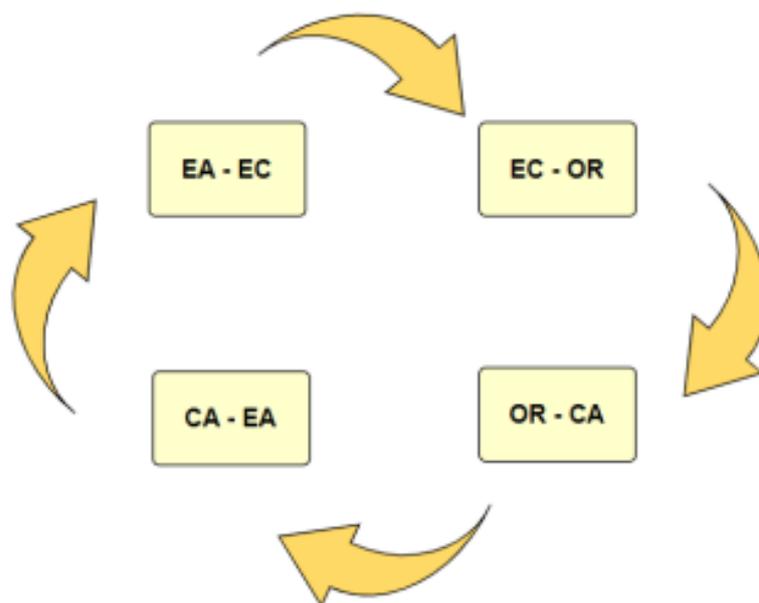


Figura 3: Ciclo de estágios (Gerada pelo autor).

8.3 Modelo Convergente

Estilo situado entre as dimensões de Conceitualização Abstrata e Experimentação Ativa, e assim como o modelo assimilador não é interessado em pessoas, possuindo um direcionamento mais prático.

Este modelo consegue encontrar soluções para questões e problemas práticos, e prefere aplicar a teoria para aprendizagem, de forma a testar os conhecimentos e validar o conteúdo.

Para os tutores, o ensinamento deste estilo deve ser feito de forma que permita simulações e trabalho com aplicações práticas, normalmente relacionado a tarefas técnicas.

Diante desta avaliação e para adaptação de estilos, este trabalho delimita como ponto de concentração para produzir conteúdo aos convergentes como:

- Produção de textos teóricos reduzidos, com informação concentrada no essencial para teoria;
- Destaque de temas chave para apoio a organização do conteúdo;
- Produção de questões como ferramenta chave para atividades práticas.

8.4 Modelo Acomodador

Estilo entre as dimensões de Experimentação Ativa e Experiência Concreta, se desenvolve melhor quando realiza atividades e se envolve em novas experiências. É, dos quatro estilos, aquele que mais assume risco, sendo também interessado em pessoas.

Para os tutores, é um estilo que prefere o aprendizado de forma ativa, sendo apenas guiado para a experimentação, sendo considerados como adaptáveis as situações.

Para a adaptação do estilo e considerando as características levantadas, este trabalho delimita como ponto de concentração para produzir conteúdo aos convergentes como:

- Produção de questões como ferramenta chave para atividades práticas;
- Redução do texto para versão concentrada de informações;
- Separação de termos para pesquisa;
- Disponibilização de técnica geradora para interação.

8.5 Modelo Divergente

O estilo divergente está entre as dimensões de Experiência concreta e Observação reflexiva, e tem um comportamento bem particular em comparação aos outros.

Os adeptos deste estilo são mais imaginativos e emocionais, preferindo ver os problemas concretos em mais de uma perspectiva. São interessados em aspectos culturais, e lidam bem com pessoas, sendo também criativos.

Para a adaptação do estilo e considerando as características levantadas, este trabalho delimita como ponto de concentração para produzir conteúdo aos convergentes como:

- Identificação prévia dos tópicos do texto para escolha por interesse;
- Sumarização por tópico;
- Disponibilização de técnica geradora para interação;
- Produção de questões.

8.6 Síntese dos métodos e formas de tratamento

Esta seção busca ilustrar o modelo esperado de comportamento para as adaptações propostas anteriormente. Desta forma, cada item representa, de forma ordenada por exibição do elemento, os resultados esperados para a visualização de cada estilo a partir das definições resultantes do modelo definido neste trabalho.

A listagem a seguir ilustra o modelo de exibição que o estilo assimilador terá após processamento do sistema.

- Texto teórico - Para atender as características de preferência por teoria e pensamento analítico, espera-se receber primeiramente um texto abordando o assunto. Este texto será uma versão minimamente resumida do padrão original, mantendo apenas a concentração nos temas principais, porém sem deixar de fornecer a temática esperada pelo estilo.
- Destaques - Para a função de destacar o tema, serão selecionadas frases chave do texto para apresentação. Para o estilo, é um direcionamento dos pontos para valorizar na reflexão sobre a teoria.
- Questões - As questões serão apresentadas sempre ao final, para que sejam executadas apenas como apoio e após toda a observação da teoria.

Para os convergentes, a listagem ilustra o modelo de exibição que o estilo terá após processamento do sistema.

- Destaques - Este estilo é adepto a receber menos teoria, neste caso os destaques são uma importante forma de síntese da temática do texto, permitindo que o usuário possa revisar a leitura se identificar alguma necessidade. Para isto, é extraído um tópico chave para apoio ao tema e frases chave para ilustrar a temática.
- Questões - As questões serão apresentadas após os tópicos, para que possa ser testado o conhecimento em um estilo de tentativa e erro.
- Texto teórico - Este estilo receberá apresentação de texto teórico, porém esta deve ser abordada em uma versão mais resumida que a anterior, refinando a temática. A presença deste estilo nas dimensões de realização de atividades, reduz a necessidade de uma abordagem fortemente teórica, permitindo uma redução do texto inicial e sua apresentação apenas ao final, como suporte.

O estilo Acomodador receberá um modelo de saída como pode ser visto na listagem a seguir.

- Texto teórico - O texto teórico deste estilo é apresentado em uma versão bem resumida neste ponto do modelo, sendo reduzido a um tamanho de tópico, apenas para introduzir a ideia geral.
- Questões - Este estilo receberá as questões ao início, de forma que já possa exercitar o assunto e se orientar identificando as suas próprias necessidades de conhecimento.
- Destaques - Para os acomodadores o destaque é feito por meio de indicações de Tag de Pesquisa. Dessa forma, o produto do sistema atua apenas como um direcionador, deixando o livre para buscar o conteúdo centrado no tema.

Por fim, o estilo Divergente receberá o modelo produzido conforme a listagem.

- Destaques - Para este estilo, que busca interesse pessoal na temática, os destaques aparecem como uma seleção de palavras-chave que demarcam cada trecho de temática abordado no conteúdo. Assim, o estilo divergente pode buscar entre os temas o seu interesse.
- Texto teórico - O texto é apresentado em uma versão resumida e demarcada por cada palavra-chave que foi apresentada na seção anterior. Desta forma, o conteúdo trará uma síntese por tópicos.
- Texto teórico Complementar - Como complemento, são propostas conexões com técnicas generativas, para que estas possam retornar uma nova versão em texto de acordo com a temática de interesse identificada.
- Questões - Este estilo receberá as questões ao final, para que possa fundamentar o que foi aprendido.

8.7 Discussão dos resultados parciais e próximas etapas

Como resultado deste trabalho, foi obtido a partir das observações e características do modelo de Kolb, uma proposta de apresentação de conteúdo para cada tipo de aprendizagem. As propostas de apresentações de conteúdo foram desenvolvidas a partir das preferências de cada estilos, e foram pensadas para ser reproduzidas e aplicadas em sistemas tutores.

As seções anteriores abordaram brevemente cada estilo de aprendizagem e em cada item levantou-se os pontos de aplicação de técnicas para atender as necessidades do estilo durante a adaptação do conteúdo.

A seção de síntese destaca o modelo de apresentação já definido para cada estilo, cada modelo é resultado da avaliação do modelo de Kolb e faz parte da proposta deste trabalho para a adaptação de conteúdo. A partir de cada modelo, serão aplicadas as técnicas de processamento para automatização do processo, respeitando a definição já construída.

Próximas etapas deste trabalho serão responsáveis por aplicar as técnicas de processamento de linguagem natural e produzir a adaptação conforme o formato previamente definido. Seguindo para realização de testes comparativos dos modelos em questão.

8.8 Aspectos gerais do tratamento

Nas seções anteriores foram apresentadas as adaptações propostas, construídas com base nas observações das características de cada estilo. Cada proposta será decomposta em técnicas para criação automatizada de cada item.

As técnicas permitirão que o conteúdo adaptado seja automaticamente produzido, sem a necessidade de interferência humana no processo.

Serão aplicadas técnicas de processamento de linguagem natural e métodos de inteligência artificial para a produção, sendo que cada técnica escolhida será determinada para produção de um dos resultados esperados da adaptação.

9 Conclusões

Este trabalho apresenta uma proposta para atender as necessidades identificadas em sistemas tutores inteligentes, melhorando a escalabilidade e a capacidade de atendimento da solução.

A criação do modelo proposto se diferencia pela automatização do processo, de forma a garantir a produção de conteúdo adaptado, em um formato novo, a partir de uma única entrada.

Além disso, o atendimento formatado por estilo atende uma necessidade do usuário, que recebe a informação no formato que é conveniente para a utilização.

Considerando o atual cenário de pandemia e a necessidade apresentada de novos métodos para aplicação no ensino remoto, este trabalho propõe uma melhora no atual funcionamento dos sistemas tutores e aumenta as opções de ferramentas que podem ser aplicadas para adaptar o ensino neste cenário.

Diante disso, a proposta se destaca por atender uma demanda existente da área e propor a solução em um formato novo. O trabalho atual está em fase de separação e delimitação de técnicas, e produzirá uma versão implementada que possibilitará a execução de testes e a verificação do conteúdo.

Edição Especial: Metodologias de ensino e ferramentas tecnológicas de suporte para o ensino remoto no Pós-Pandemia

Esta publicação compõe a edição especial “Metodologias de ensino e ferramentas tecnológicas de suporte para o ensino remoto no Pós-Pandemia”, conduzida pelo Editor convidado Prof. Dr. Marciel Aparecido Consani (Universidade de São Paulo).

Referências

- Cassidy*, S. (2004). Learning styles: An overview of theories, models, and measures. *Educational psychology*, 24(4), 419–444. [[GS Search](#)]
- Corbett, A. T., Koedinger, K. R., & Anderson, J. R. (1997). Intelligent tutoring systems. In *Handbook of human-computer interaction* (pp. 849–874). Elsevier. [[GS Search](#)]
- Furtado, M. D., Schwengber, H. T., da Rosa, W. L. d. O., & da Silva, A. F. (2021). Um guia para ensino remoto: do conceito às dicas técnicas. *SCIAS-Educação, Comunicação e Tecnologia*, 3(2), 6–27. [[GS Search](#)]
- Hämäläinen, W., & Vinni, M. (2006). Comparison of machine learning methods for intelligent tutoring systems. In *International conference on intelligent tutoring systems* (pp. 525–534). [[GS Search](#)]
- Idkhan, A. M., & Idris, M. M. (2021). Dimensions of students learning styles at the university with the kolb learning model. *International Journal of Environment, Engineering & Education*, 3(2), 75–82. [[GS Search](#)]
- James, W. B., & Gardner, D. L. (1995). Learning styles: Implications for distance learning. *New directions for adult and continuing education*, 1995(67), 19–31. [[GS Search](#)]
- Khodeir, N., Wanas, N., Darwish, N., & Hegazy, N. (2014). Bayesian based adaptive question generation technique. *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, 1(1), 10–16. [[GS Search](#)]
- Kolb, D. A. (1976). Management and the learning process. *California management review*, 18(3), 21–31. [[GS Search](#)]
- Kolb, D. A. (2007). *The kolb learning style inventory*. Hay Resources Direct Boston, MA. [[GS Search](#)]
- Koziarkiewicz-Hetmanska, A. (2011). A method for scenario recommendation in intelligent e- learning systems. *Cybernetics and Systems: An International Journal*, 42(2), 82–99. [[GS Search](#)]
- Meenakshi, K., Sunder, R., Kumar, A., & Sharma, N. (2017). An intelligent smart tutor system based on emotion analysis and recommendation engine. In *2017 international conference on iot and application (iciot)* (pp. 1–4). [[GS Search](#)]
- Rondini, C. A., Pedro, K. M., dos Santos Duarte, C., et al. (2020). Pandemia do covid-19 e o ensino remoto emergencial: mudanças na práxis docente. *Educação*, 10(1), 41–57. [[GS Search](#)]
- Shah, R., Shah, D., & Kurup, L. (2017). Automatic question generation for intelligent tutoring systems. In *2017 2nd international conference on communication systems, computing and it applications (cscita)* (pp. 127–132). [[GS Search](#)]
- Singhal, R., Goyal, S., & Henz, M. (2016). User-defined difficulty levels for automated question generation. In *2016 IEEE 28th international conference on tools with artificial intelligence (ictai)* (pp. 828–835). [[GS Search](#)]
- Tiam-Lee, T. J., & Sumi, K. (2018). Procedural generation of programming exercises with guides based on the student's emotion. In *2018 IEEE international conference on systems, man, and cybernetics (smc)* (pp. 1465–1470). [[GS Search](#)]
- Troussas, C., Krouska, A., & Virvou, M. (2019). Adaptive e-learning interactions using dynamic clustering of learners' characteristics. In *2019 10th international conference on information, intelligence, systems and applications (iisa)* (pp. 1–7). [[GS Search](#)]
- VanLehn, K. (2011). The relative effectiveness of human tutoring, intelligent tutoring systems, and other tutoring systems. *Educational Psychologist*, 46(4), 197–221. [[GS Search](#)]
- Zhiping, L., Yu, S., & Tianwei, X. (2011). A formal model of personalized recommendation systems in intelligent tutoring systems. In *2011 6th international conference on computer science & education (icse)* (pp. 1006–1009). [[GS Search](#)]