

Aplicação da Engenharia de Prompt na Elaboração de Atividades de Estimulação Cognitiva Baseadas em Pensamento Computacional para o Público Idoso

Cintia Reis de Oliveira¹, Isabel Dillmann Nunes²

¹Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará (IFCE) -
CEP: 60.040.531 - Fortaleza - CE - Brasil

²Instituto Metrópole Digital (IMD) - Universidade do Rio Grande do Norte Av. Salgado Filho, 3000 - Lagoa Nova, CEP: 59.078-970 - Natal - RN - Brasil

cintia@ifce.edu.br, bel@imd.ufrn.br

Abstract. *The present study aims to explore prompt engineering techniques for the generation of personalized cognitive stimulation exercises for older adults, based on the pillars of computational thinking. The initiative contributes to research in the field of education and artificial intelligence, assisting in the development of methods and solutions that promote active aging and digital inclusion at this stage of life. The results indicate that the integration of prompt engineering techniques proved to be effective, contributing to the improvement in the quality and accuracy of exercise generation. The identification of future studies highlights the potential of the field, in order to consolidate new approaches.*

Resumo. *O presente estudo tem como objetivo explorar as técnicas de engenharia de prompt para a geração de exercícios personalizados de estimulação cognitiva para a pessoa idosa, baseados nos pilares de pensamento computacional. A iniciativa contribui para as pesquisas na área de educação e inteligência artificial, auxiliando na construção de métodos e soluções que promovam o envelhecimento ativo e a inclusão digital nessa etapa da vida. Os resultados indicam que a integração das técnicas de engenharia de prompt mostrou-se eficaz, contribuindo para a melhoria na qualidade e precisão da geração dos exercícios. A identificação de estudos futuros evidencia o potencial da área, a fim de consolidar novas abordagens.*

1. Introdução

Os dados apresentados por IBGE (2022) mostram que o processo de envelhecimento no país ocorre de forma acelerada, trazendo uma mudança demográfica com diversos desafios para a sociedade, entre eles, a necessidade da realização de pesquisas que possam contribuir para a qualidade de vida e um envelhecimento ativo e sustentável da pessoa idosa. Nesse contexto, as pesquisas aplicadas à educação são extremamente relevantes, de acordo com a pesquisa de Tsai e Chen (2020), existe uma correlação direta entre a aprendizagem, envelhecimento ativo e o nível de satisfação dos idosos. De acordo com Bahia (2023) nessa fase da vida ocorrem alterações nas funções cognitivas como atenção, percepção e memória, o que pode gerar o comprometimento da capacidade funcional da pessoa idosa, gerando prejuízos no aprendizado, no planejamento de ações e na resolução de problemas do dia a dia.

Uma das abordagens pesquisadas atualmente é o uso de Pensamento Computacional (PC) como forma de estimulação cognitiva para idosos. Wing (2014) indica que a utilização dos pilares tem o intuito de auxiliar no entendimento sobre o comportamento humano e estimular o pensamento crítico. Os estudos de Pires (2022), Lucena (2019) e Oliveira Jr. *et al.* (2023) reforçam o estudo de Wing (2014), e evidenciam os benefícios e os resultados positivos de utilizar os pilares computacionais de decomposição, reconhecimento de padrões, abstração e algoritmos, para formulação e resolução de problemas para o público idoso.

Aliado ao Pensamento Computacional e a evolução das tecnologias, o uso da Inteligência Artificial (IA) vem sendo amplamente difundido na educação. As pesquisas de Mananay (2024) e Pérez Imaicela (2024) mostram como a IA pode ser aplicada na construção de plataformas que realizam o acompanhamento do estudante e fornecem feedbacks de aprendizagem. Nesse escopo, uma das tecnologias emergentes são as IAs generativas que representam a evolução das técnicas de IA, baseadas em Modelos de Linguagem de Larga Escala - LLM (*Large Language Model*), capaz de construir conteúdos sobre os mais variados temas, com base em fontes de diferentes áreas do conhecimento (YENDURI *et al.*, 2024) e com potencial aplicação na área da educação.

Assim, a presente proposta tem como objetivo realizar a avaliação de técnicas de engenharia de prompt, com a utilização de um modelo de linguagem, para a construção de exercícios personalizados de estimulação cognitiva para a pessoa idosa, com base nos quatro pilares de pensamento computacional - PC. O estudo faz parte de uma pesquisa mais abrangente que tem como intuito utilizar modelos de LLMs de forma integrada, em um sistema multiagente de estimulação cognitiva para a pessoa idosa, apoiado nos pilares de PC.

O estudo está organizado nas seguintes partes: na seção 2 apresenta-se os trabalhos relacionados ao tema de pesquisa. Na seção 3 são apresentados os parâmetros de implementação e o desenvolvimento da ferramenta de geração de exercícios de estimulação cognitiva. Já na seção 4 são discutidas as abordagens de engenharia de prompt avaliadas, os desafios e resultados alcançados. Por fim, a seção 5 traz as considerações finais do estudo e a indicação de pesquisas futuras.

2. Trabalhos relacionados

Com a crescente expansão dos *Large Language Models* (LLMs), observa-se um significativo aumento no número de pesquisas e aplicações relacionadas, especialmente no campo da educação.

O estudo realizado por Chu *et al.* (2025) oferece uma análise sistemática dos agentes LLM aplicados à educação, categorizando as soluções existentes em duas classes principais: os agentes pedagógicos capazes de automatizar tarefas para professores e alunos, como: geração de feedback (GUO *et al.*, 2024), recomendação de recursos de aprendizagem (MOON *et al.*, 2024), aprendizagem adaptativa (XU *et al.*, 2024) e detecção e correção de erros (YE *et al.*, 2022); Na segunda categoria estão os agentes educacionais de domínio específicos, projetados para abordar desafios especializados em diferentes áreas, como: matemática (LEI *et al.*, 2025), física (Wang *et al.*, 2023) e leitura (MO; HU, 2024). Essas pesquisas destacam o potencial dos

agentes LLM para transformar a educação, oferecendo suporte personalizado e escalável em diversas áreas do conhecimento.

No escopo da geração e recuperação de exercícios, é possível identificar pesquisas que utilizam LLMs para geração de questões de programação de computadores (RYTILAHTI; WEERAKOON; KAILA, 2024), recuperação de exercícios de idiomas (XU; MONROE; BICKNELL, 2024) e geração de atividades de matemática (LI *et al.*, 2024). Para o público idoso, as pesquisas que utilizam LLM se concentram, principalmente na promoção da saúde, como o estudo de Ray e Munshi (2025) que desenvolve um aplicativo visando combater a solidão e isolamento social, fornecendo uma ferramenta de apoio emocional que simula uma interação social para a população idosa. Já o estudo de Lima *et al.* (2025) utiliza LLMs em um robô de assistência social para promover e avaliar a saúde cognitiva em idosos, com o objetivo de monitorar e identificar o declínio cognitivo de forma precoce.

3. Gerador de Exercício de Estimulação Cognitiva

A ferramenta foi desenvolvida na versão web, com a utilização do streamlit¹, um framework de código aberto em python, que permite a criação de interfaces de forma rápida, sem necessidade de código front-end. O foco principal está nos profissionais atuantes no desenvolvimento cognitivo, mas as pessoas idosas também podem utilizá-la. A aplicação está conectada ao Modelo de Linguagem de Grande Escala (*Large Language Model - LLM*) *llama-3.3-70b-versatile*², por meio da plataforma Groq³ que atua como um provedor de LLMs.

A aplicação está estruturada em cinco páginas, a página home, apresentada, em parte, na Figura 1, exibe o formulário de preenchimento do perfil da pessoa idosa, para geração dos exercícios personalizados. Os dados informados se dividem em dados pessoais, escolaridade, uso de tecnologia e características pessoais, como atividades que gosta de realizar, preferências e objetivos. A interface possui um menu lateral com as opções de geração de exercícios de acordo com quatro técnicas de engenharia de prompt, com base no perfil preenchido na tela inicial, possibilitando a criação de exercícios personalizados. Cabe destacar a importância de levar em consideração as experiências prévias, a história de vida, preferências e objetivos da pessoa idosa na geração de intervenções cognitivas, como mostram os estudos de Catricala *et al.* (2025), Gaspari e Donnici (2019).

As páginas de geração dos exercícios seguem o padrão apresentado na Figura 2. Para todas as técnicas de prompt é possível escolher os pilares do pensamento computacional que serão abordados, sendo permitida a escolha de um ou mais pilares. Os exercícios gerados podem ser do tipo memória, associação, categorização, cálculo simples e sequência lógica, com base na identificação dos exercícios mais recorrentes em pesquisas dessa área de atuação, como os estudos de Kim *et al.* (2021), Yun *et al.* (2024), Eun, Kim e Kim (2022) e Catricala *et al.* (2025). Por fim, ainda é possível configurar a dificuldade do exercício (iniciante, intermediário ou avançado), o tamanho

¹ <https://streamlit.io/>

² <https://console.groq.com/docs/model/llama-3.3-70b-versatile>

³ <https://groq.com/>

(curto, médio ou longo), a quantidade de questões geradas (1-10), a opção de exibir exemplos de ajuda e resposta das questões, e, ao final, um espaço para a inclusão de orientações extras para o modelo de Inteligência Artificial.

The screenshot shows a user interface for generating student profiles. On the left, there's a sidebar with navigation links: Home, Zero shot, Chain of trough, One shot, and Few shot. The main area has a title 'Gerador de Exercícios de Estimulação Cognitiva' and a subtitle 'Preencha as informações abaixo para formar o perfil.' Below this, there are input fields for 'Nome completo' (Name complete) and 'Idade' (Age), both with placeholder values. A large button at the bottom right says 'Gerar perfil' (Generate profile).

Figura 1. Tela inicial de geração do perfil do aluno.

This screenshot shows the 'zero shot' exercise generation interface. It includes a header with the title 'Gerador de exercícios - zero shot'. Below the header, there's a section for selecting pillars: 'Quais pilares de PC você deseja trabalhar?' with options like 'Decomposição', 'Reconhecimento...', 'Abstração', and 'Algoritmos'. There are also dropdown menus for 'Tipo' (Type) set to 'Memória', 'Dificuldade' (Difficulty) set to 'Iniciante', and 'Tamanho' (Size) set to 'Curto'. A slider for 'Quantos exercícios você deseja gerar?' (How many exercises do you want to generate?) is set to 3. At the bottom, there are checkboxes for 'Incluir exemplo de ajuda?' (Include example of help?) and 'Incluir resposta?' (Include answer?). A text area for 'Orientações extras para a IA' (Extra instructions for the AI) contains the placeholder 'Ex: Use o tema bem-estar, não use termos de jardinagem...'. A large button at the bottom right says 'Gerar exercício(s)' (Generate exercise(s)).

Figura 2. Exemplo de tela de geração de exercícios.

4. Engenharia de Prompt e Resultados

De acordo com Chen *et al.* (2025) a engenharia de prompt é o processo de estruturação de entradas para guiar as respostas de grandes modelos de linguagem (LLMs). Dessa forma, técnicas variadas de engenharia de prompt foram testadas e combinadas para a geração do exercícios de estimulação cognitiva, sendo elas as abordagens *static role prompting*, *zero-shot*, *one-shot*, *few-shot* e *chain-of-trough prompting*, descritas a seguir.

4.1. Static Role Prompting

Inicialmente, foi gerado um *template* da mensagem que seria enviada ao modelo, seguindo a abordagem *static role prompting*. Para Chen *et al.* (2025) essa técnica permite que modelos de linguagem simulem papéis específicos, com uma atribuição fixa durante a geração de respostas, agindo como um especialista e garantindo respostas

contextualizadas e específicas para a tarefa. Assim, o texto desenvolvido foi refinado para que o modelo atue como um professor especializado para o ensino de pessoas idosas, visando a promoção da estimulação cognitiva por meio dos pilares do PC. Dessa forma, ao fornecer as respostas, o modelo levará em consideração a definição do papel inicial, enquadrando suas respostas dentro da perspectiva e dos conhecimentos esperados para essa função. Essa instrução inicial ao sistema foi utilizada combinada com as demais técnicas de engenharia de prompt testadas na solução. A imagem do prompt de template pode ser visualizada no link⁴.

4.2. Zero-shot

Para a integração com o prompt especialista e inserção no template da mensagem, a etapa inicial envolveu a elaboração de um prompt utilizando a técnica de *zero-shot prompting*. Essa abordagem, por ser a mais direta, exige apenas a descrição da tarefa e instruções para que o modelo possa iniciar a geração dos exercícios, sem a necessidade de exemplos prévios (BOONSTRA, 2024).

Durante a construção da versão final, foram realizados testes e análises iterativas na formulação do prompt. Na sua configuração inicial, o prompt era composto exclusivamente por orientações de perfil, diretrizes para a elaboração do exercício e regras, todas baseadas nas entradas do formulário da aplicação, conforme exemplificado na imagem no link⁵ (1ª versão do prompt executada). Nessa fase inicial, observou-se que o LLM apresentou algumas inconsistências, como: (i) geração de questões com termos etaristas, a exemplo da palavra “idoso”; (ii) proposição de exercícios que exigiam do aluno conhecimento prévio não contido no enunciado; (iii) uso de termos técnicos e linguagem rebuscada, inadequados para o público-alvo. Diante desses desafios, instruções obrigatórias foram incorporadas ao prompt. O objetivo foi mitigar a ocorrência dos problemas identificados e direcionar o modelo para a geração de exercícios adequados ao perfil da pessoa idosa. O texto é organizado em quatro partes: orientações para o perfil do aluno, a geração de exercícios com base nos pilares de PC, as regras definidas de acordo com as entradas do formulário e as instruções obrigatórias para o modelo, que garantem a coerência e adequação das respostas.

Os resultados iniciais, obtidos com a combinação das técnicas de *static role prompting* e *zero-shot prompting*, indicaram a eficácia do prompt desenvolvido, resultando-se na geração de exercícios variados, categorizados por tipo e contextualizados com as características inseridas. Para analisar a adequação dos exercícios gerados ao perfil da pessoa idosa, utilizou-se uma personalidade fictícia, cujas informações estão apresentadas no Quadro 1. Os exercícios foram elaborados a partir da integração dos quatro pilares do PC e, em sua maioria, atenderam aos critérios estabelecidos no texto do prompt.

No entanto, foi possível identificar a ocorrência de questões que não seguiam uma sequência lógica entre o enunciado e a resposta esperada, propondo soluções desconexas ou não dedutíveis a partir das informações fornecidas, como descrito no exercício do Quadro 2, que mostra a geração de uma questão do tipo memória com padrão de resposta incorreta. Essa limitação pode ser atribuída ao uso da abordagem

⁴ Imagem do template do prompt *static role*: <https://n9.cl/sxhzkn>

⁵ Imagem do prompt *zero-shot* utilizado: <https://n9.cl/mxsgbs>

zero-shot prompting. Conforme mencionado por Boonstra (2024), essa técnica pode resultar em respostas ambíguas ou imprecisas, sendo mais adequada para tarefas simples e diretas. O autor destaca que para o LLM, a complexidade pode ser alta, pois o modelo precisa inferir o comportamento desejado.

Quadro 1. Perfil fictício utilizado na geração de exercícios.

Perfil: Ana Maria, 65 anos

Localização: Natal - RN

Estado civil: Viúvo(a)

Escolaridade: Superior completo

Descrição pessoal: Sou calma e comunicativa

Hobbies: Ir à igreja, Escrever, Ler livros, Jardinagem

Tecnologia: Uso o celular e computador para entretenimento e para me manter atualizada.

Preferências: Gosto de músicas, de ler e de cozinhar

Objetivos pessoais: Gosto de aprender coisas novas e viajar

Quadro 2. Exercício de memória com resposta incorreta, com base na técnica zero-shot.

Exercício 2: Reconhecimento de Padrões

Memória: Livros na Estante

Olá, Ana Maria!

Imagine que você está em sua biblioteca, rodeada de livros. Você tem 5 livros em uma estante: 2 romances, 1 livro de poesia, 1 livro de culinária e 1 livro de jardinagem.

Tarefa: Encontre os livros que começam com a letra "L".

Ajuda: Você pode olhar para os títulos dos livros para encontrar a resposta.

Resposta: Livros que começam com a letra "L": Livro de poesia, Livro de jardinagem

Dessa forma, e tomando como base a versão final do prompt desenvolvido nessa etapa, foram realizadas novas combinações e análises com as técnicas de *one-shot prompting*, *few-shot prompting*, e *chain-of-thought (CoT) prompting*.

4.3. One-shot

Para Chen *et al.* (2025) a técnica *one-shot* consiste em fornecer ao modelo um único exemplo para que ele aprenda a partir dele, garantindo que o modelo produza uma resposta com precisão textual e específica para a tarefa, sendo uma abordagem eficiente para tarefas simples, que precisam de respostas precisas.

Assim, para a etapa de análise da técnica *one-shot*, selecionou-se um exercício representativo de cada tipo, gerado a partir da combinação das abordagens *static role* e *zero-shot prompting*, com a inclusão dos quatro pilares de PC na criação, e que estivessem adequados ao perfil do público idoso, com base nas instruções do prompt. Um exemplo de exercício utilizado, do tipo cálculo simples, é descrito no Quadro 3.

Todas as questões selecionadas nesta etapa foram construídas com grau de dificuldade iniciante, tamanho curto e com a inclusão de exemplos de ajuda e resposta. Para a inclusão de exemplos na aplicação, foram utilizadas variáveis que continham um exercício de exemplo para cada tipo solicitado. Em seguida, um texto de instrução foi adicionado ao prompt, com a finalidade de orientar o modelo a seguir o formato desse

exercício para gerar questões em contextos diferentes. O texto inserido pode ser visualizado na imagem do link⁶. Como resultado, foi possível perceber a adequação do modelo à instrução adicionada ao prompt inicial. Para todos os tipos de exercícios o modelo gerou exercícios com a mesma abordagem da questão de exemplo, passada para cada tipo, alterando o contexto de aplicação e/ou tema, de acordo com o perfil da pessoa idosa informado inicialmente.

Quadro 3. Exercício de cálculo simples usado como exemplo na técnica one-shot.

Exercício de Cálculo Simples 1: Planejamento de um Jardim

Objetivo: Decompor um problema em partes menores, reconhecer padrões e criar um algoritmo para resolver um desafio.

Instruções: Imagine que você gostaria de criar um jardim em sua casa em Natal. Você tem um espaço retangular de 6 metros de comprimento e 4 metros de largura. Você deseja plantar flores em fileiras retas, com 3 flores em cada fileira.

Desafio: Quantas fileiras de flores você pode plantar em seu jardim?

Passo a passo:

1. Decomponha o problema: Calcule a área do jardim (comprimento x largura).
2. Reconheça o padrão: Cada fileira tem 3 flores.
3. Crie um algoritmo: Divida a área do jardim pelo espaço necessário para cada fileira (3 flores).

Ajuda:

- Área do jardim = 6 metros x 4 metros = ?
- Espaço necessário para cada fileira = 3 flores x ? metros (considere 1 metro de espaço entre as fileiras)
- Quantas fileiras cabem na área do jardim?

Resposta:

Área do jardim = 24 metros quadrados

Espaço necessário para cada fileira = 3 flores x 1 metro = 3 metros Quantas fileiras cabem na área do jardim = 24 metros quadrados ÷ 3 metros = 8 fileiras

Você pode plantar 8 fileiras de flores em seu jardim!

Espero que você tenha se divertido e exercitado seu pensamento computacional!

4.4. Few-shot

Com o resultado favorável da técnica de *one-shot*, foi possível evoluir a implementação para a abordagem *few-shot*, que consiste no fornecimento de múltiplos exemplos ao modelo, para que ele aprenda a partir deles, servindo para ilustrar o formato de resposta esperado (BOONSTRA, 2024). Assim, para cada tipo de questão e de acordo com os quatro pilares de PC, foram gerados e selecionados com a técnica de *zero-shot* dois exercícios com abordagens diferentes, para serem incluídos como exemplos nessa etapa. Os exercícios selecionados, separados por tipo, podem ser consultados no link⁷. Já o texto inserido no prompt pode ser visualizado no link⁸. Os resultados demonstraram que o modelo de linguagem (LLM) foi capaz de gerar exercícios compatíveis com o tipo selecionado, mantendo a estrutura das questões anteriores, intercalando entre os exemplos e incorporando diferentes temas alinhados ao perfil da pessoa idosa.

⁶ Imagem do texto inserido na técnica *one-shot*: <https://n9.cl/cabfkl>

⁷ Lista de exercícios utilizados na técnica *few-shot*: <https://n9.cl/q9atd>

⁸ Texto inserido no prompt na técnica *few-shot*: <https://n9.cl/ab6f7a>

4.5. *Chain-of-thought* (Cot)

De acordo com Chen *et al.* (2025) a técnica *Chain-of-thought* (Cot) visa melhorar significativamente a precisão dos LLMs em tarefas de raciocínio lógico, levando o modelo a pensar nos passos de raciocínio intermediário para guiar suas respostas. Dessa forma, para mitigar os desafios observados na geração de exercícios, como a ocorrência de respostas desconexas, padrões incorretos ou informações de ajuda desalinhadas com o enunciado, conforme exemplificado no Quadro 1, foi incluída a seguinte instrução no prompt da técnica *zero-shot*: “*Vamos pensar passo a passo na resposta e no exemplo de ajuda do exercício.*” Com a adoção da técnica *Chain-of-thought* (CoT), observou-se uma melhora significativa na coerência dos exercícios gerados, especialmente no que se refere à consistência das respostas e à clareza das instruções de ajuda. Essa abordagem contribuiu para a redução de inconsistências, minimizando a ocorrência de respostas incorretas nos exercícios propostos.

5. Considerações Finais

A presente pesquisa teve como objetivo central construir e analisar a aplicação de técnicas de engenharia de prompt, incluindo *static role prompting*, *zero-shot*, *one-shot*, *few-shot* e *chain-of-thought*, na geração de exercícios personalizados de estimulação cognitiva, baseados nos pilares de pensamento computacional, voltados para o público idoso. Os principais resultados da pesquisa indicam que é válida a adoção de técnicas de engenharia de prompt de forma integrada. Com os melhores resultados sendo alcançados com a união da técnica de definição de especialista (*static role prompting*), com o prompt desenvolvido a partir das entradas do formulário de geração de exercícios (*zero-shot*) e a união da abordagem *chain-of-thought*, onde o modelo é levado a pensar no passo a passo para a resolução do exercício, diminuindo a ocorrência de respostas incorretas.

Também como resultado encontrado, ressalta-se a eficácia na aplicação das técnicas de prompt *one-shot* e *few-shot*, onde foram fornecidos exemplos de exercícios na geração e o modelo foi capaz de gerar novas questões seguindo os exemplos fornecidos, com a utilização de novos temas e contextos. Dessa forma, é possível concluir que é válida a geração de um conjunto estruturado e organizado de exercícios, separados por tipo e pilar de pensamento computacional trabalhado, gerados a partir de um LLM e selecionados com base na análise de um especialista humano.

Dessa forma, em estudos futuros objetiva-se definir esse conjunto estruturado de exercícios com variedades de modelos de questões, categorizados por tipo e pilar de PC, a fim de analisar os resultados da integração das técnicas *static role prompting*, *few-shot* e *chain-of-thought*, com um maior conjunto de exercícios representativos. Ainda nesse mesmo escopo, objetiva-se investigar a aplicabilidade da implementação multiagente de modelos de LLM, capazes de trabalhar de forma coordenada, atuando na geração e avaliação dos exercícios, possibilitando uma menor intervenção humana na análise. Destaca-se que a atual pesquisa tem o intuito de contribuir para a área de Inteligência Artificial (IA), com os modelos de LLM, no campo da educação voltada ao público idoso. O intuito é favorecer a investigação sobre os fatores que facilitam a aprendizagem e promovem a estimulação cognitiva, com o uso de um currículo adaptado às necessidades individuais do público idoso.

Referências

- BAHIA, Liege Mascarenhas; DA TRINDADE MASCARENHAS, Lívia Corrêa. 8. A promoção do envelhecimento cognitivo saudável. A COMPLEXIDADE DO ENVELHECIMENTO HUMANO: Para além da dimensão biológica, 2023.
- BOONSTRA, Lee. Prompt engineering. 2024. Disponível em: http://biblioteca.unisced.edu.mz/bitstream/123456789/3732/1/TechAI-Goolge-whitepaper_Prompt%20Engineering_v4.pdf. Acesso em: 22 jul. 2025.
- CATRICALÀ, Benedetta et al. Exploiting personal memories in humanoid robot serious games for mild cognitive impaired older adults. Behaviour & Information Technology, p. 1-26, 2025.
- CHEN, Banghao et al. Unleashing the potential of prompt engineering for large language models. Patterns, 2025.
- CHU, Z. et al. Llm agents for education: Advances and applications. arXiv 2025. arXiv preprint arXiv:2503.11733.
- EUN, Sung-Jong; KIM, Eun Joung; KIM, Jung Yoon. Development and evaluation of an artificial intelligence-based cognitive exercise game: A pilot study. Journal of environmental and public health, v. 2022, n. 1, p. 4403976, 2022.
- GASPARI, Mauro; DONNICI, Margherita. Weekend in Rome: A cognitive training exercise based on planning. Bologna: Department of Computer Science and Engineering, University of Bologna, 2019.
- GUO, Shuchen et al. Using generative AI and multi-agents to provide automatic feedback. arXiv preprint arXiv:2411.07407, 2024.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). Censo Demográfico 2022: Resultados da Amostra - Educação e Mobilidade. Rio de Janeiro: IBGE, 2023. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv102038.pdf>. Acesso em: 24 jul. 2025.
- KIM, Jeongsim et al. Efficacy of smart speaker-based metamemory training in older adults: Case-control cohort study. Journal of medical Internet research, v. 23, n. 2, p. e20177, 2021.
- LEI, Bin et al. Macm: Utilizing a multi-agent system for condition mining in solving complex mathematical problems. Advances in Neural Information Processing Systems, v. 37, p. 53418-53437, 2024.
- LI, Ruijia et al. A Large Language Model-Enabled Solution for the Automatic Generation of Situated Multiple-Choice Math Questions. In: Conference Proceedings of the 28th Global Chinese Conference on Computers in Education (GCCCE 2024). 2024. p. 130-136.
- LIMA, Maria R. et al. Promoting Cognitive Health in Elder Care with Large Language Model-Powered Socially Assistive Robots. In: Proceedings of the 2025 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. 2025. p. 1-22.

- LUCENA, Daniel; NUNES, Isabel. Pensamento Computacional como intervenção para desenvolvimento cognitivo em idosos. In: Anais dos Workshops do Congresso Brasileiro de Informática na Educação. 2019. p. 1447.
- MO, Kaijie; HU, Renfen. ExpertEase: A Multi-Agent Framework for Grade-Specific Document Simplification with Large Language Models. In: Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2024. 2024. p. 9080-9099.
- MOON, Hyeonseok et al. Generative interpretation: Toward human-like evaluation for educational question-answer pair generation. In: Findings of the Association for Computational Linguistics: EACL 2024. 2024. p. 2185-2196.
- OLIVEIRA JR, Emerson et al. Proposição de uma sequência didática baseada no pensamento computacional para idosos. In: Anais do Congresso Brasileiro de Informática na Educação-CBIE 2023–Sociedade Brasileira de Computação. CBIE 2023–Sociedade Brasileira de Computação, 2023. p. 1536-1545.
- PIRES, Andressa Kroeff. Pense mais: jogo digital com treino cognitivo baseado em pensamento computacional com conteúdo de letramento digital para a pessoa idosa. 2022. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Rio Grande do Norte.
- RAY, Arindam; MUNSHI, Archisman. Designing a Generative AI Companion for Seniors. 2025.
- RYTILAHTI, Juuso; WEERAKOON, Oshani; KAILA, Erkki. Exploring AI-driven programming exercise generation. 2024 20th International CDIO, 2024.
- TSAI, Yen-Ni; CHEN, Ming-Tsung. Research on Active Aging Learning and Satisfaction in the Elderly in the age of artificial intelligence. In: E3S Web of Conferences. EDP Sciences, 2020. p. 02007.
- WANG, Yi Ru et al. NEWTON: Are large language models capable of physical reasoning?. arXiv preprint arXiv:2310.07018, 2023.
- WING, Jeannette M. Computational thinking benefits society. 40th anniversary blog of social issues in computing, v. 2014, p. 26, 2014.
- XU, Austin; MONROE, Will; BICKNELL, Klinton. Large language model augmented exercise retrieval for personalized language learning. In: Proceedings of the 14th Learning Analytics and Knowledge Conference. 2024. p. 284-294.
- XU, Songlin; ZHANG, Xinyu; QIN, Lianhui. Eduagent: Generative student agents in learning. arXiv preprint arXiv:2404.07963, 2024.
- YE, Jingheng et al. Focus is what you need for chinese grammatical error correction. arXiv preprint arXiv:2210.12692, 2022.
- YENDURI, Gokul et al. Gpt (generative pre-trained transformer)—a comprehensive review on enabling technologies, potential applications, emerging challenges, and future directions. IEEE Access, 2024.
- YUN, Byung Hun et al. Development and Effectiveness of an AI Chatbot-Based Mobile Cognitive Screening and Customized Training Application for Preventing Dementia:

Older Adults Living in Rural Areas of South Korea. Archives of Design Research, v. 37, n. 5, p. 77-90, 2024.