



BRISKLY: UM MODELO PARA DIGITALIZAÇÃO DE FLASHCARDS UTILIZANDO INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Emilio Schaedler Heinzmann, Universidade do Vale do Rio dos Sinos,
emiliosheinz@gmail.com, <<https://orcid.org/0009-0006-8664-7295>>

Mateus Raeder, Universidade do Vale do Rio dos Sinos,
mraeder@unisinos.br, <<https://orcid.org/0009-0000-9713-4117>>

Resumo: Este estudo tem como objetivo avaliar a eficácia do uso de Inteligência Artificial (IA), aliada à metodologia de *flashcards* e à técnica de repetição espaçada, para promover maior autonomia nos estudos e simplificar o processo de criação e revisão de *decks*. Para isso, foi desenvolvido o *Briskly*, um modelo de digitalização de *flashcards* que incorpora mecanismos de controle de repetição espaçada e utiliza IA tanto para a validação automática das respostas dos usuários quanto para a geração automática de *flashcards* com base no contexto do *deck*. A pesquisa envolveu a implementação do modelo e a validação com usuários reais. Os resultados indicam que a geração automática de *flashcards* personalizados por meio de IA é eficaz, contribuindo para a redução das barreiras de uso do sistema e revelando-se uma ferramenta promissora no contexto educacional e nos processos de aprendizagem.

Palavras-chave: Flashcards, Inteligência Artificial, Processamento de Linguagem Natural, Metodologias de Ensino, Repetição Espaçada.

BRISKLY: A MODEL FOR FLASHCARD DIGITIZATION USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Abstract: This study explores the effectiveness of integrating Artificial Intelligence (AI) with the flashcard methodology and the spaced repetition technique to enhance learner autonomy and streamline the creation and review of decks. To achieve this, Briskly was developed as a flashcard digitization model that incorporates spaced repetition algorithms and leverages AI for both the automatic validation of user responses and the automatic generation of flashcards based on the context of the deck. The research involved developing the model and validating its performance with real users. Results indicate that AI-powered, personalized flashcard generation is effective in reducing barriers to system use and shows promise as a tool for education and learning processes.

Keywords: Flashcards, Artificial Intelligence, Natural Language Processing, Teaching Methodologies, Spaced Repetition.

1. INTRODUÇÃO

Em um mundo cada vez mais globalizado e em constante transformação, onde a quantidade de informações disponíveis para livre acesso está em contínuo crescimento, as metodologias de ensino assumem um papel fundamental no processo de incremento da autonomia da aprendizagem do aluno. Segundo Braathen (apud Teixeira (2022)), “as metodologias de ensino integram estratégias, técnicas e atividades voltadas a diferentes situações didáticas vividas em sala de aula, tendo como objetivo propiciar condições para que o aluno possa se apropriar dos conhecimentos propostos”. Nesse contexto, os *flashcards* têm se destacado como uma estratégia eficaz para promover a memorização de longo prazo, especialmente por se basearem na repetição espaçada e na recuperação ativa da informação (Wadsworth, 2022). Paralelamente, segundo Clicksign (2021), a tecnologia vem tendo fortes avanços nas mais diversas áreas de estudo. Dentre elas, pode-se citar: Biotecnologia, Internet das Coisas, Realidade Aumentada, Big Data e Inteligência Artificial (IA). Como subáreas da IA, tem-se o Processamento de

Linguagem Natural (PLN) e a Geração de Linguagem Natural (GLN), que podem ser aplicadas nos mais diversos contextos, dentre eles na simplificação da interação humano-computador.

Diante desse cenário, ao analisar os trabalhos relacionados, observou-se que, durante uma sessão de revisão, a maioria dos sistemas atribui ao usuário a responsabilidade de avaliar se respondeu corretamente um *flashcard* e o grau de dificuldade da recuperação daquela informação. Além disso, observou-se que usuários enfrentam dificuldades durante a realização da tarefa de criação de um *deck*, funcionalidade chave dos sistemas para estudo com *flashcards*.

Neste contexto, considerando as limitações observadas nos sistemas atuais, o presente trabalho se justifica pela necessidade de soluções mais inteligentes e automatizadas, capazes de tornar o processo de aprendizagem mais eficiente e menos dependente da intervenção direta do usuário. O objetivo desse estudo é a criação de um modelo de digitalização de *flashcards* utilizando técnicas de IA, de modo a combinar tecnologia e inovação em benefício da experiência do usuário final. Dentre as principais contribuições do estudo, destacam-se: validação automatizada das respostas dos usuários por meio de PLN; geração automática de *flashcards* por meio do uso de GLN; incremento da autonomia dos estudos dos usuários; redução do atrito e dos passos necessários para a realização de uma sessão de revisão e para a criação de um *deck*; e controle automático de periodização e priorização da revisão dos *flashcards*.

Dessa forma, este trabalho caracteriza-se como um estudo aplicado que combina análise qualitativa e quantitativa para avaliar a viabilidade e a eficácia do uso de IA na digitalização de *flashcards*. O seu desenvolvimento se deu em quatro etapas principais: (1) levantamento de trabalhos relacionados, com foco em sistemas de *flashcards*; (2) definição da arquitetura geral do modelo e de suas principais funcionalidades; (3) implementação do protótipo com recursos de geração automática de *flashcards*, validação automática das respostas dos usuários e controle de repetição espaçada; e (4) testes e validação do modelo e do protótipo desenvolvido. A última etapa incluiu testes funcionais automatizados e uma avaliação prática com 32 usuários reais, os quais interagiram com o sistema e responderam a um questionário. A análise dos dados coletados considerou tanto as médias das respostas em Escala Likert quanto a interpretação qualitativa das percepções dos participantes, aspectos que são melhor detalhados na Seção 6.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Segundo Teixeira (2022), as metodologias de ensino exercem um papel fundamental na promoção da autonomia e do engajamento dos alunos durante o processo de aprendizagem. A abordagem tradicional, atualmente a mais disseminada no país e no mundo, coloca o professor como centro da transmissão do conteúdo, enquanto o aluno assume um papel passivo (Vermelho, 2022). Em contraste, segundo Bacich e Moran (2018), as metodologias ativas colocam o foco da aprendizagem no estudante, que passa a ser protagonista do processo ao participar ativamente de práticas pedagógicas, como a resolução de problemas, projetos colaborativos e atividades que articulam o saber e a ação, promovendo maior engajamento e autonomia.

Dentre os recursos utilizados no ensino, os *flashcards* se destacam no processo de memorização e revisão por se basearem na repetição espaçada e na recuperação ativa da informação, que, segundo Roediger e Butler (2011), são princípios que favorecem a consolidação da memória de longo prazo. Organizados em pares de pergunta e resposta, quando agrupados por tema ou disciplina, os *flashcards* constituem os chamados *decks*, que facilitam a estruturação do conteúdo a ser estudado. Nesse sentido, o Sistema de Leitner, desenvolvido por Sebastian Leitner em 1972, classifica os *flashcards* conforme o nível de domínio do estudante, promovendo revisões mais frequentes para conteúdos de maior dificuldade e, assim, combatendo a curva do esquecimento proposta por Ebbinghaus (Figura 1), o que favorece a

retenção de informações ao longo do tempo (Wadsworth, 2021). Complementarmente, estudos apontam que algoritmos baseados em repetição espaçada, como o descrito por Tabibian *et al.* (2019), tendem a se tornar mais eficazes conforme o tempo de uso se prolonga.

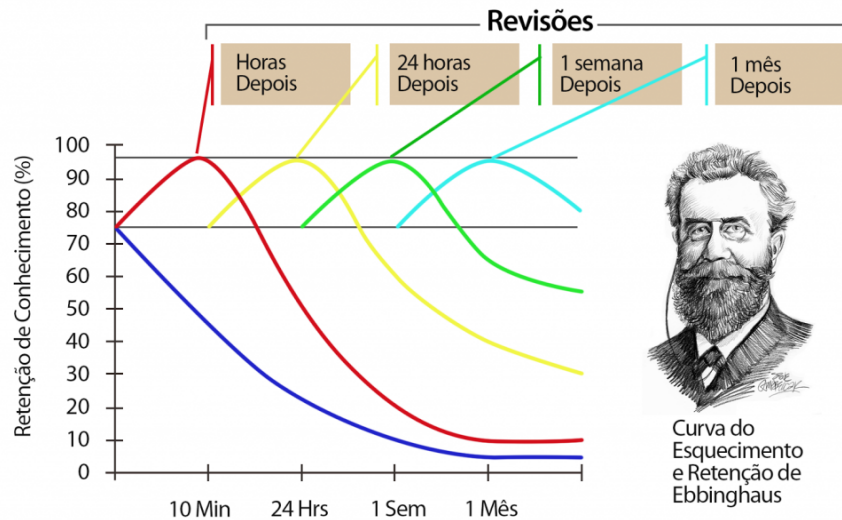


Figura 1. Curva do esquecimento e retenção de Ebbinghaus

Fonte: <https://blog.grancursosonline.com.br/desmontando-curva-do-esquecimento>

No contexto da IA, que permite a simulação de capacidades cognitivas humanas por sistemas computacionais (TOTVS, 2022), destacam-se tecnologias como o PLN e a GLN. O PLN, subárea da IA que utiliza técnicas de *Machine Learning**, busca compreender e reproduzir processos relacionados ao uso da linguagem humana, como o reconhecimento de contexto, a extração de informações e a elaboração de resumos (TOTVS, 2022). Já a GLN, situada entre a IA e a linguística computacional, foca no desenvolvimento de sistemas capazes de produzir textos compreensíveis em línguas humanas (Reiter e Dale, 2000). Ambas as tecnologias exercem um papel essencial no aprimoramento de sistemas educacionais inteligentes e das interfaces entre humanos e computadores, possibilitando interações com as máquinas muito mais ricas do que as que conhecemos atualmente.

3. TRABALHOS RELACIONADOS

Para levantamento dos trabalhos relacionados, foi feita uma pesquisa no *Google Scholar* utilizando termos relacionados ao presente trabalho, com filtro para artigos publicados a partir de 2015. Os termos empregados na busca foram: sistema digital de *flashcards*, sistema de *flashcards*, digitalização de *flashcards*, *flashcards digital system*, *Natural Language Processing for flashcards method validation* e *digitization of teaching methodologies*.

Diversos trabalhos exploram o uso da técnica de repetição espaçada por meio de *flashcards* para apoiar o processo de aprendizagem. Silva (2015) apresenta o sistema *Flashcard Helper*, que possibilita a criação e revisão de *flashcards* com ordenação por parâmetros e validação manual das respostas. Os resultados mostraram que, embora a maioria dos participantes não estivesse familiarizada com essa metodologia de estudo, eles reconheceram o potencial motivador do sistema. Já Sato e Carlesso (2017) desenvolveram uma solução voltada ao ensino infantil de vocabulário em inglês, com um aplicativo móvel e um portal *web* para professores, baseando-se no fenômeno da reminiscência. Os testes mostraram que o público-alvo teve uma boa adaptação à tecnologia, com sugestões de melhorias na interface. Azevedo (2017) apresentou um aplicativo multiplataforma com funcionalidades de compartilhamento

*Método computacional de avaliação que utiliza dados para identificar padrões, tomar decisões e se aprimorar automaticamente, com mínima intervenção humana TOTVS (2022)

e ranqueamento de *decks*, mas a avaliação revelou limitações quanto à usabilidade, ao passo que não foi possível validar sua eficácia no aprendizado. Ferreira (2022) desenvolveu um sistema para apoio no estudo de idiomas estrangeiros, com um mecanismo próprio de repetição espaçada e coleta automatizada de dados por meio de *web scraping*. Apesar da inovação, os testes mostraram limitações na usabilidade e ausência de evidências claras sobre a eficácia no processo de aprendizagem. Por fim, Jardim e Henrique (2021) focaram na modelagem e prototipação de um sistema para gerenciamento da revisão espaçada, destacando-se pela apresentação de diagramas UML e pela criação de um protótipo funcional. O trabalho atendeu seus objetivos, evidenciando a viabilidade da proposta na organização e visualização das funcionalidades de um sistema baseado em *flashcards*.

Em comparação aos trabalhos analisados, o modelo proposto compartilha a base comum da digitalização de *flashcards* e da automação da revisão espaçada, mas se diferencia por incorporar IA para validação automática das respostas dos usuários e geração de *flashcards* com base no contexto do *deck*. Essa abordagem proporciona maior automação e robustez nos fluxos principais da plataforma, além de permitir funcionalidades voltadas à gamificação e à redução do esforço do usuário. Portanto, o modelo apresentado avança em aspectos não abordados pelas demais propostas, como o uso de PLN e GLN para validação e geração automática de conteúdo. Neste contexto, a Tabela 1 apresenta um comparativo entre as principais funcionalidades de *Briskly* e dos trabalhos relacionados.

Tabela 1. Comparativo das principais funcionalidades *Briskly* com os trabalhos relacionados

Nome	Criação de decks customizados	Criação de flashcards customizados	Controle de repetição espaçada	Geração de flashcards baseada em contexto	Validação automática da resposta do usuário	Módulo próprio com recursos multimídia
Flashcards Digitais	Sim	Sim	Sim	Não	Não	Não
Vocabulário online	Sim	Sim	Sim	Não	Não	Não
My Flashcards	Sim	Sim	Sim	Não	Não	Não
INTLIN	Sim	Sim	Sim	Não	Não	Sim
Modelo de Jardim e Henrique	Sim	Sim	Sim	Não	Não	Não
Briskly	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Não

Fonte: Elaborado pelo autor

4. *BRISKLY*

Briskly, termo em inglês que significa de forma rápida, energética, ativa, é um modelo que aplica tecnologias e conceitos da computação para digitalização de *flashcards*. O usuário pode criar seus próprios *decks* de estudo ou iniciar sessões de estudo com *decks* públicos criados por outros usuários. Além disso, o modelo conta com um módulo de controle de repetição espaçada e, com o uso de IA, realiza a validação automática das respostas durante as sessões de revisão, além da geração automática de *flashcards* com base no contexto do *deck*. Também é possível solicitar a revisão de respostas classificadas incorretamente, promovendo o aperfeiçoamento contínuo do modelo por meio do *feedback* dos usuários. A Figura 2 apresenta uma visão geral dos componentes do modelo, que conta com uma camada de autenticação e autorização para acesso ao *Core*, o qual oferece as principais funcionalidades e realiza a comunicação com o

banco de dados e serviços externos de armazenamento de imagens.

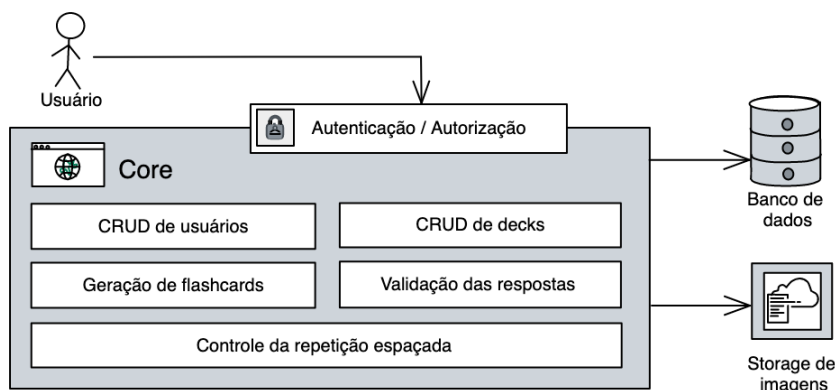


Figura 2. Visão geral dos componentes do modelo

Fonte: Elaborado pelo autor

4.1. Autenticação, autorização e armazenamento

Toda requisição passa por uma camada de autenticação e autorização, que valida se o usuário está autenticado e autorizado a acessar determinado conteúdo ou realizar determinada ação. No entanto, no caso de funcionalidades disponíveis publicamente, a camada apenas libera o acesso. Além disso, devido à complexidade e à forte relação entre as diferentes entidades do modelo, prevê-se o uso de um banco de dados relacional, onde são armazenadas informações cruciais para o funcionamento do modelo, incluindo dados dos usuários, *decks* criados por eles e suas respectivas sessões de estudo. Por fim, dados não estruturados, como as imagens dos *decks*, são armazenados em serviços de *Cloud Storage*, como o Amazon S3, que oferecem uma forma escalável, segura e acessível de armazenamento para dados dessa natureza.

4.2. Core

O modelo prevê que usuários tenham controle total sobre seus dados, podendo visualizá-los, editá-los e excluí-los conforme desejarem. Dessa forma, o CRUD[†] de usuários é essencial para o seu funcionamento, garantindo tanto a personalização quanto a integridade dos dados. Além disso, o modelo prevê que os usuários possam criar, excluir, editar e visualizar *decks*, que podem ser criados como públicos, privados ou privados com *link*. Durante a criação, os usuários devem preencher informações como imagem, título, descrição e tópicos — palavras-chave que definem os temas com os quais determinado *deck* está relacionado. Por questões de custo de processamento e armazenamento, além de favorecer o funcionamento do algoritmo de geração automática de *flashcards*, o usuário pode associar até cinco tópicos diferentes a cada *deck*. Além disso, durante a criação de um *deck*, o usuário deve cadastrar de um a N *flashcards*. Cada *flashcard* é composto por dois campos de texto: pergunta e resposta. A pergunta é o campo visualizado primariamente pelo usuário durante as sessões de revisão. Já a resposta é utilizada para validar, por meio da estratégia definida na Seção 4.2.3, as respostas fornecidas pelos usuários, o que atribui a esse campo um papel fundamental para o bom funcionamento do modelo.

4.2.1. Geração de *flashcards*

Além da criação manual de *flashcards*, o modelo proposto também permite a geração automática de perguntas e respostas com base no contexto do *deck*, utilizando um modelo de

[†]Sigla para *Create, Read, Update, Delete*, que representa as operações básicas de manipulação de dados em sistemas de armazenamento

GLN. Como mostra a Figura 3, instruções específicas são formuladas a partir do conteúdo do *deck*, orientando o modelo de GLN na elaboração das questões e respectivas respostas. A seguir, a saída gerada é analisada e convertida em uma lista estruturada, que serve como base para a criação dos *flashcards* vinculados ao *deck*. Isso configura um avanço significativo na otimização do processo de aprendizagem, ao reduzir o tempo e o esforço exigidos dos usuários durante a criação de novos *decks*. Ao invés de dedicarem-se à criação manual de conteúdos, os usuários podem recorrer a mecanismos automatizados capazes de gerar *flashcards* personalizados com rapidez e eficiência. Além disso, a geração automática de *flashcards* incorpora ao modelo elementos de aleatoriedade, o que contribui para mitigar vieses cognitivos, favorecendo uma experiência de estudo mais equilibrada, objetiva e eficaz.

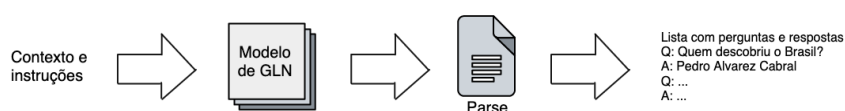


Figura 3. Fluxo de dados para geração de *flashcards*

Fonte: Elaborada pelo autor

4.2.2. Controle da repetição espaçada

Com base no Sistema de Leitner (Wadsworth, 2022), a lógica da repetição espaçada organiza os *flashcards* em cinco caixas: desconhecidos, pouco conhecidos, conhecidos, bem conhecidos e dominados. Cada caixa representa um grupo específico que deve ser revisado em intervalos de tempo diferentes, sendo que todos os *flashcards* começam na primeira caixa. Os *flashcards* alocados em caixas de numeração mais baixa são revisados com maior frequência, enquanto aqueles em caixas superiores passam por espaçamentos maiores: diariamente para desconhecidos, a cada três dias para pouco conhecidos, semanalmente para conhecidos, quinzenalmente para bem conhecidos e mensalmente para dominados. *Flashcards* respondidos corretamente avançam para a caixa seguinte, enquanto os respondidos incorretamente retornam à primeira, fazendo com que o usuário dedique mais atenção aos conteúdos em que apresenta maior dificuldade.

4.2.3. Validação das respostas

A validação automática das respostas dos usuários reduz os passos necessários durante uma sessão de revisão, pois elimina a necessidade do usuário informar manualmente se errou ou acertou determinada resposta. Essa validação é realizada por meio de técnicas de PLN, que comparam a resposta ideal, previamente cadastrada na criação do *flashcard*, com a resposta fornecida pelo usuário durante a sessão de revisão. Com base nos resultados obtidos por Peirsman (2018) em *Comparing Sentence Similarity Methods*, a validação das respostas é estruturada conforme apresentado na Figura 4. Nesse processo, as sentenças são convertidas em vetores e, em seguida, calcula-se a similaridade do cosseno entre elas, conforme a Equação 1, onde a similaridade do cosseno entre dois vetores, A e B , é definida como o produto escalar entre eles dividido pelo produto de suas magnitudes.

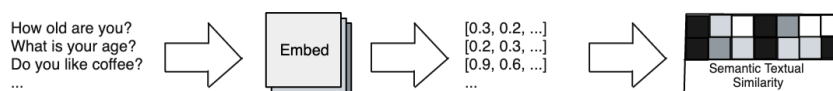


Figura 4. Fluxo de dados durante um cálculo de similaridade entre sentenças

Fonte: Adaptado de Peirsman (2018)

$$\text{similarity}(A, B) = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} \quad (1)$$

Por fim, considerando que o cálculo de similaridade pode não ser totalmente confiável, torna-se necessária a implementação de uma estratégia para mitigar falsos negativos. Se uma resposta correta for classificada como incorreta, o modelo permite que os usuários solicitem a revisão de suas respostas. Nesses casos, o autor do *deck* é notificado e pode aceitar ou recusar a solicitação. Caso aceite, reconhecendo a resposta como válida, futuras respostas semelhantes serão automaticamente consideradas corretas. Dessa forma, permitindo que o sistema evolua e se adapte com base nas interações dos usuários.

5. PROTÓTIPO DESENVOLVIDO

O protótipo foi desenvolvido com base na T3 Stack, que permite integrar de forma coesa o *front-end*, o *back-end* e o banco de dados em um único projeto monolítico. Essa *stack* combina o uso do Next.js para renderização híbrida, React para construção da interface, TailwindCSS para estilização utilitária, TypeScript para tipagem estática, tRPC para comunicação tipada entre cliente e servidor, Prisma como ORM e PostgreSQL como banco de dados. Para a geração automática de *flashcards*, foi desenvolvido um microserviço independente, implementado com Node.js e o *framework* Fastify. O sistema também fez uso de serviços em nuvem, como Amazon S3 para armazenamento de imagens e CloudFront para sua distribuição em baixa latência. A geração de conteúdo textual e a validação semântica das respostas dos usuários foram realizadas por meio da API da OpenAI. A Figura 5 ilustra a arquitetura geral do sistema, destacando os principais componentes e tecnologias utilizadas.

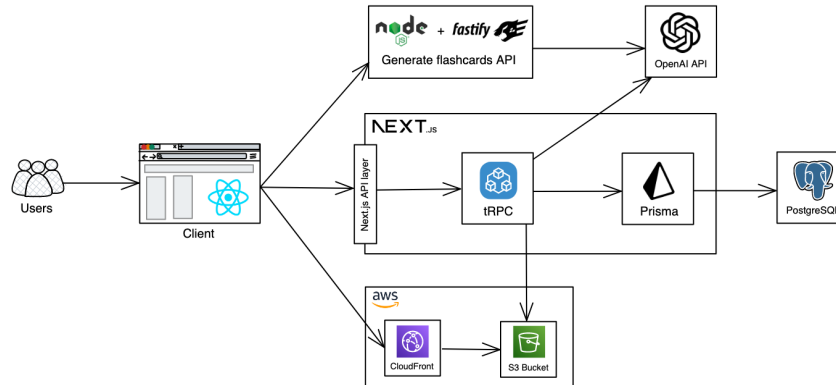


Figura 5. Visão geral da arquitetura do protótipo desenvolvido

Fonte: Elaborada pelo autor

Para a geração automatizada dos *flashcards*, foi utilizado o modelo gpt-3.5-turbo, que, no momento do desenvolvimento do protótipo, de acordo com OpenAI (2023), era o mesmo modelo de IA utilizado na versão gratuita do ChatGPT[‡], se destacando por oferecer um bom equilíbrio entre desempenho, qualidade de resposta e custo, sendo uma das opções mais acessíveis e versáteis disponíveis. Inicialmente, os *inputs* enviados ao modelo eram simplificados, o que resultava em saídas com problemas estruturais — como formatação inconsistente, respostas excessivamente longas e falta de aderência ao contexto do *deck*. Para mitigar essas limitações, o *input* foi gradualmente aprimorado, incluindo o título do *deck* como parte do contexto e restringindo o tamanho das respostas a no máximo 65 caracteres, o que contribuiu para maior concisão e relevância sem comprometer a clareza. Além disso, passou-se a instruir o modelo a gerar a saída em um formato JSON padronizado, o que facilitou

[‡]Modelo de IA treinado para seguir instruções fornecidas em um prompt e gerar respostas detalhadas (OpenAI, 2023, tradução nossa)

o processamento automático e a integração com o sistema. Por fim, foi incorporada uma camada de randomização na seleção dos tópicos abordados, a fim de aumentar a diversidade dos *flashcards* gerados.

Para controlar a repetição espaçada das sessões de estudo, sempre que uma nova sessão é criada, são gerados cinco registros correspondentes a caixas com diferentes intervalos de revisão, conforme descrito na Seção 4.2.2. Para cada *flashcard* do *deck*, é criado um registro o vinculado às respectivas caixas dessa sessão. Inicialmente, todos os *flashcards* são alocados na primeira caixa e, após cada sessão de revisão, são realocados conforme o desempenho do usuário. A seleção dos *flashcards* a serem revisados considera apenas aqueles cuja próxima revisão está agendada para antes ou exatamente o momento atual.

Por fim, durante a validação das respostas dos usuários em sessões de revisão, foi utilizado o modelo de *embeddings* “text-embedding-ada-002”, da OpenAI, para converter as respostas em vetores numéricos e calcular a similaridade do cosseno entre eles. Como discutido por Moreau (2020), o limite de similaridade pode ser considerado um hiperparâmetro, onde seu valor ótimo pode ser encontrado maximizando o desempenho da tarefa alvo em um conjunto de validação. Além disso, Evangelopoulos (2014) e Moreau (2022) destacam que não existe um valor padrão aplicável a todos os domínios, pois o limite ideal varia conforme a estrutura do *dataset* utilizado. Diante disso, após realização de testes com distintos valores de similaridade, definiu-se que respostas com índice igual ou superior a 0,9 são consideradas corretas. A escolha desse valor visa garantir uma alta correspondência sem comprometer a flexibilidade semântica da linguagem natural. Para mitigar possíveis falsos negativos, quando uma resposta é inicialmente marcada como incorreta, o usuário pode solicitar uma revisão ao autor do *deck*. Se a solicitação for aceita, a nova resposta é adicionada à lista de respostas válidas, aumentando a precisão das próximas validações.

A Figura 6 apresenta as principais etapas de uma sessão de revisão no protótipo desenvolvido. O fluxo inclui o acesso ao *deck*, o início da revisão, a resposta aos *flashcards*, a validação automática das respostas e, por fim, a exibição das informações sobre a próxima sessão de estudos.

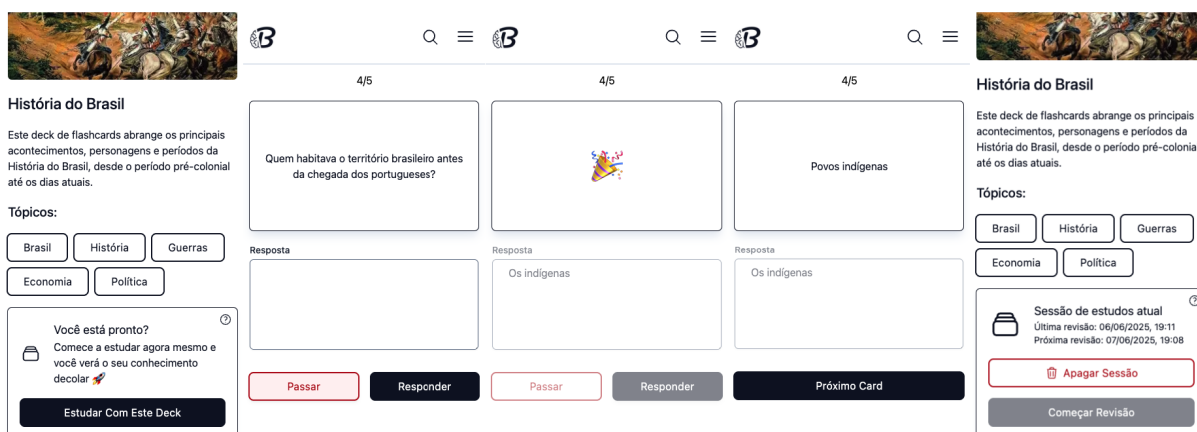


Figura 6. Principais etapas de revisão de um *deck*: antes, durante e depois

Fonte: Elaborado pelo autor

6. TESTES E RESULTADOS OBTIDOS

O processo de testes foi realizado em duas etapas principais: (1) testes funcionais automatizados e (2) testes com usuários reais. Por meio destas, buscou-se avaliar a viabilidade e eficácia do protótipo desenvolvido com base no modelo proposto. Sendo assim, nesta seção apresenta-se a metodologia adotada para a realização dos testes, detalhando as tarefas

executadas pelos participantes. Em seguida, são analisados os resultados obtidos a partir dessas avaliações.

Visando qualificar as principais funcionalidades implementadas, foram criados cinco cenários de teste: (1) o usuário consegue criar um *deck* utilizando IA para gerar os *flashcards* automaticamente; (2) o usuário consegue estudar com um *deck* enquanto tem suas respostas validadas por meio de IA; (3) o sistema realiza o controle da repetição espaçada dos *flashcards*; (4) o usuário consegue solicitar a revisão de uma resposta considerada incorreta; e (5) quando uma solicitação de revisão é aceita, a resposta é adicionada à lista de respostas válidas do *flashcard*. Antes de liberar o protótipo para os testes com usuários reais, para garantir que todos esses cenários estavam sendo plenamente atendidos, foi utilizado o *framework* Cypress para criar suítes de testes *ent-to-end* que simulam interações reais do usuário com a interface do sistema, dessa forma, validando o comportamento esperado em cada cenário.

Após a realização dos testes automatizados *end-to-end*, o protótipo foi disponibilizado para testes com usuários reais. Com o objetivo de garantir uma amostra diversa e com o mínimo de vieses, foi definido apenas um critério de seleção de participantes: o acesso à internet, uma vez que o protótipo funciona exclusivamente de forma online. A divulgação das instruções, da documentação do protótipo e do formulário a ser respondido após a execução das tarefas propostas foi realizada por meio do WhatsApp, do LinkedIn, do Microsoft Teams e do fórum da Universidade do Vale do Rio dos Sinos, totalizando 32 participantes. Ressalta-se que, durante o preenchimento do questionário, não foram coletadas informações pessoais, como nome, e-mail ou idade. Além disso, antes da realização dos testes, os participantes foram informados sobre os objetivos do estudo. Nesse contexto, eles foram convidados a executar uma série de tarefas específicas no protótipo implementado, como realizar o *login*, criar um *deck* de estudos utilizando as funcionalidades de geração automática e criação manual de *flashcards*, iniciar uma sessão de estudos e realizar uma sessão de revisão, nessa ordem. Com o intuito de simular um contexto o mais próximo possível da realidade, os testes foram realizados individualmente, em um ambiente escolhido pelo próprio participante.

Com o propósito de obter *insights* relacionados aos objetivos deste trabalho, o questionário aplicado durante os testes contemplou diferentes aspectos referentes aos usuários e ao protótipo desenvolvido: (1) familiaridade prévia com a metodologia de *flashcards*; (2) percepção sobre a utilidade e pertinência da geração automática de *flashcards*, incluindo a qualidade das perguntas e respostas geradas; (3) avaliação da funcionalidade de validação automática durante as sessões de revisão, considerando sua utilidade percebida e precisão; e (4) expectativas quanto ao impacto do uso contínuo da plataforma e à intenção de uso futuro. A maior parte das perguntas foi estruturada em formato de Escala Likert (Frankenthal, 2022), na qual os participantes indicaram seu nível de concordância em uma escala de 1 a 5, sendo 1 equivalente a “discordo totalmente” e 5 a “concordo totalmente”. Além disso, o questionário incluiu perguntas de escolha binária e campos de resposta livre, que permitiram captar percepções subjetivas, sugestões e críticas dos participantes, possibilitando uma análise quantitativa e qualitativa dos dados.

Ao analisar os dados obtidos por meio do questionário acima descrito, observou-se que 81,3% dos participantes já conheciam a metodologia de estudos por meio de *flashcards*. A funcionalidade de geração automática de *flashcards* com base no contexto do *deck* criado apresentou ótimo desempenho e alta aceitação. Quando questionados sobre a utilidade dessa funcionalidade e seu potencial para facilitar o processo de criação de *decks*, os participantes atribuíram uma nota média de 4,59. Além disso, a maioria concordou que as perguntas geradas automaticamente são pertinentes e condizentes com o conteúdo do *deck*, resultando em uma nota média de 4,63. Por fim, em relação às respostas geradas automaticamente para os *flashcards*, os participantes também demonstraram otimismo, com uma média de 4,56.

Por outro lado, embora os participantes considerem útil a funcionalidade de validação automática das respostas dos *flashcards* durante as sessões de revisão e reconheçam seu potencial para melhorar a experiência de estudo na plataforma, observaram-se níveis mais baixos de concordância quanto à precisão dessa validação. Especificamente, ao serem questionados se as respostas corretas foram devidamente reconhecidas como corretas e se as respostas incorretas foram classificadas como tal, obteve-se uma nota média de 3,53. Acredita-se, no entanto, que essa avaliação tende a melhorar a longo prazo, à medida que mais dados forem coletados e a funcionalidade de mitigação de falsos negativos, prevista no modelo e implementada no protótipo, for utilizada de forma adequada. Ainda assim, reconhece-se que há margem para aprimoramentos nesse aspecto do sistema.

Por fim, os participantes foram convidados a descrever, com apenas uma palavra, sua experiência ao utilizar o protótipo desenvolvido. Observou-se que a maioria — aproximadamente 80% — escolheu termos com classificação de sentimento positiva, como interessante, prática e inovadora. Ademais, os participantes demonstraram percepção favorável quanto ao impacto do uso frequente do *Briskly* em seus estudos a longo prazo. Quando questionados sobre a disposição em utilizar a plataforma em sua rotina, obteve-se uma nota média de 4,03 na Escala Likert, indicando receptividade positiva à adoção do sistema.

7. CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

Ao longo deste trabalho, foi apresentado um modelo para digitalização de *flashcards* com o uso de IA, detalhando as funcionalidades de geração automática de *flashcards*, validação automática das respostas dos usuários e controle de revisão com base na periodização e priorização dos conteúdos. Como diferencial em relação a estudos correlatos, destacou-se o uso integrado de IA tanto na criação quanto na validação dos *flashcards*, com o objetivo de aumentar a autonomia do usuário e reduzir o atrito na realização das sessões de revisão.

A análise dos resultados obtidos evidenciou a eficácia da geração automática de *flashcards* com o uso de IA baseada no contexto do *deck* criado. Constatou-se que essa funcionalidade é capaz de produzir *flashcards* relevantes e personalizados de acordo com as necessidades de cada usuário. Além disso, o processo de geração automática de *flashcards* demonstrou bom desempenho na seleção dos conteúdos das perguntas e respostas, a partir da análise contextual do *deck*, constituído por título e tópicos. Essa abordagem proporcionou maior autonomia ao usuário, ao mesmo tempo em que reduziu o atrito na utilização do sistema — diferentemente de soluções anteriores, nas quais era necessário criar manualmente cada *flashcard*. Esses resultados indicam que a estratégia representa uma solução eficiente e confiável para apoiar a criação de *flashcards*, configurando-se como uma ferramenta promissora no campo da educação e do aprendizado.

Por outro lado, identificaram-se aspectos que demandam melhorias, especialmente no que se refere à funcionalidade de validação automática de *flashcards* por meio de técnicas de PLN. A partir da análise dos resultados obtidos nos testes, observou-se que, embora tenha sido implementada uma estratégia para mitigar falsos negativos, a funcionalidade apresentou algumas limitações. Houve casos em que o sistema não foi capaz de compreender adequadamente o contexto e as nuances das respostas fornecidas pelos usuários, resultando em validações incorretas. Essas limitações indicam a necessidade de aprimoramento da capacidade do modelo de interpretar com maior precisão o conteúdo e a sutileza das respostas dos usuários. Para mitigar essas limitações, recomenda-se que trabalhos futuros investiguem possíveis melhorias na estratégia adotada para validação das respostas, utilizando modelos de IA com *fine-tuning* voltado para um contexto específico. Além disso, acredita-se que a inclusão de um módulo para a leitura de arquivos como base de conhecimento e contexto para a geração dos *flashcards* poderia aprimorar ainda mais sua eficácia e relevância. Por fim, buscando um

maior engajamento dos usuários no sistema, a adição de um módulo de gamificação também é vista com bons olhos para possíveis estudos e implementações em trabalhos futuros.

Conclui-se, portanto, que o modelo proposto apresenta contribuições relevantes para o campo da tecnologia educacional, ao oferecer uma abordagem inovadora e eficaz para a criação e revisão de *flashcards*. Ao mesmo tempo, abre caminho para novas investigações e aprimoramentos que podem potencializar ainda mais sua aplicação prática em ambientes de aprendizagem.

Referências

- Azevedo, L. W. B. **My flashcards: aplicativo multiplataforma para auxílio nos estudos utilizando flashcards**. 42 p. Dissertação (Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação em Sistemas de Informação do Campus de Quixadá da Universidade Federal do Ceará) — Universidade Federal do Ceará, Quixadá, 2017.
- Bacich, L.; Moran, J. **Metodologias ativas para uma educação inovadora: uma abordagem teórico-prática**. Porto Alegre: Penso, 2018.
- Clicksign, E. **Uma discussão sobre os avanços tecnológicos até aqui e sobre nosso futuro**. 2021. Disponível em: <https://www.clicksign.com/blog/avancos-tecnologicos-o-que-foi-e-como-sera-daqui-em-diante>. Acesso em: 10 out. 2022.
- Evangelopoulos, N. **Determination of threshold for cosine similarity score?** 2014. Disponível em: <https://www.researchgate.net/post/Determination-of-threshold-for-cosine-similarity-score>. Acesso em: 11 mai 2023.
- Ferreira, G. R. **INTLIN: um sistema para auxílio no estudo de línguas estrangeiras**. 124 p. Dissertação (Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação em Ciências da Computação do Centro de Informática e estatística da Universidade Federal de Santa Catarina) — Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2022.
- Frankenthal, R. **Entenda a escala Likert e saiba como aplicá-la em sua pesquisa**. 2022. Disponível em: <https://mindminers.com/blog/entenda-o-que-e-escala-likert>. Acesso em: 06 jun. 2023.
- Jardim, O. A.; Henrique, F. G. Modelagem e protoipação de um sistema de revisão espaçada com flashcards. **III Workshop de Tecnologia da Fatec Ribeirão Preto**, Ribeirão Preto, Brasil, v. 1, n. 3, 2021.
- Moreau, E. **Similarity Threshold Standards**. 2020. Disponível em: <https://datascience.stackexchange.com/questions/86560/similarity-threshold-standards>. Acesso em: 11 mai 2023.
- Moreau, E. **Threshold determination / prediction for cosine similarity scores**. 2022. Disponível em: <https://datascience.stackexchange.com/questions/114379/threshold-determination-prediction-for-cosine-similarity-scores>. Acesso em: 11 mai 2023.
- OpenAI. **OpenAI documentation website**. 2023. Disponível em: <https://platform.openai.com/docs>. Acesso em: 06 mai. 2023.
- Peirsman, Y. **Comparing sentence similarity methods**. 2018. Disponível em: <https://nlp.town/blog/sentence-similarity>. Acesso em: 12 out. 2022.
- Reiter, E.; Dale, R. **Building Natural Language Generation systems**. New York: Cambridge University Press, 2000.
- Roediger, H. L.; Butler, A. C. The critical role of retrieval practice in long-term retention. **Trends in Cognitive Sciences**, Elsevier, v. 15, n. 1, p. 20–27, 2011.
- Sato, D. A.; Carlesso, T. C. **Vocabulário online: app de atividades para fixação de vocabulário utilizando flashcards e o fenômeno da reminiscência**. 77 p. Dissertação (Trabalho de Conclusão de Curso de Tecnologia em Comunicação Institucional da Universidade Federal do Paraná) — Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2017.

- Silva, D. C. A. **Flashcards digitais - técnica de repetição espaçada aplicada ao apoio na memorização do conteúdo estudado.** 2015. Disponível em: <http://gestaouniversitaria.com.br/artigos/flashcards-digitais-tecnica-de-repeticao-espacada-aplicada-ao-apoio-na-memorizacao-do-conteudo-estudado>. Acesso em: 9 out 2022.
- Tabibian, B. *et al.* Enhancing human learning via spaced repetition optimization. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v. 116(10), n. 3988–3993, 2019.
- Teixeira, S. **Metodologias de ensino: importância no processo de aprendizagem.** 2022. Disponível em: <https://www.cpt.com.br/dicas-cursos-cpt/metodologias-de-ensino-importancia-no-processo-de-aprendizagem>. Acesso em: 10 out. 2022.
- TOTVS, E. **O que é inteligência artificial?** 2022. Disponível em: <https://www.totvs.com/blog/inovacoes/o-que-e-inteligencia-artificial>. Acesso em: 15 nov 2022.
- Vermelho, G. B. **Quais são as principais metodologias de ensino?** 2022. Disponível em: <https://www.grupobalaovermelho.com.br/blog/metodologias-de-ensino>. Acesso em: 14 nov. 2022.
- Wadsworth, W. **Spaced repetition secrets: using spaced learning to supercharge your grades.** 2021. Disponível em: <https://examstudyexpert.com/spaced-learning>. Acesso em: 15 nov 2022.
- Wadsworth, W. **The Leitner System for flashcards: how to elevate your memory and learning.** 2022. Disponível em: <https://examstudyexpert.com/leitner-system>. Acesso em: 12 out. 2022.