

# Práticas e Recursos Educacionais em Computação no Ensino Fundamental Brasileiro: Um Mapeamento Sistemático com Avaliação Humana e Automatizada

*Educational Practices and Resources in Computing in Brazilian Elementary Education: A Systematic Mapping with Human and Automated Assessment*

*Prácticas y recursos educativos en informática en la educación primaria brasileña: un mapeo sistemático con evaluación humana y automatizada*

Leonardo Antônio Alves Pimenta  
Universidade Federal de Lavras  
(UFLA)  
ORCID: [0009-0006-8207-774X](https://orcid.org/0009-0006-8207-774X)  
leoapimenta@gmail.com

Heitor Augustus Xavier Costa  
Universidade Federal de Lavras  
(UFLA)  
ORCID: [0000-0002-9903-7414](https://orcid.org/0000-0002-9903-7414)  
heitor@ufla.br

Paulo Afonso Parreira Júnior  
Universidade Federal de Lavras  
(UFLA)  
ORCID: [0000-0002-8877-2931](https://orcid.org/0000-0002-8877-2931)  
pauloa.junior@ufla.br

## Resumo

Com a homologação das normas complementares à BNCC, que introduziram o ensino de computação na educação básica brasileira, as iniciativas que contribuem para a implementação dessas normas tornam-se extremamente relevantes. Neste contexto, este trabalho buscou caracterizar o estado da arte do ensino de computação no ensino fundamental (I e II) no Brasil, no que tange às práticas e recursos educacionais. Para isso, foi realizado um Mapeamento Sistemático da Literatura sobre o tema e desenvolvida uma plataforma online para divulgação dos resultados. Essa plataforma, contendo mais de 82 ferramentas/recursos e 13 práticas educacionais mapeadas, foi avaliada positivamente por 50 docentes da educação básica brasileira. Além disso, foi empregada uma estratégia de classificação automatizada com o uso do ChatGPT – Modelo 4o, visando identificar categorias como “Ano Escolar” e “Etapa de Ensino”. A avaliação dessa abordagem apontou desempenho satisfatório em algumas categorias, especialmente “Etapa de Ensino”, e revelou limitações em outras, como “Práticas de Ensino-Aprendizagem” e “Disciplina”.

**Palavras-chave:** Mapeamento Sistemático da Literatura; Normas sobre Computação na Educação Básica; Ensino Fundamental; Base Nacional Comum Curricular.

## Abstract

With the approval of the complementary standards to the BNCC, which introduced computer science education in Brazilian basic education, initiatives that contribute to the implementation of these standards become extremely relevant. In this context, this work sought to characterize the state of the art of computer science education in elementary education (I and II) in Brazil, with regard to educational practices and resources. To this end, a Systematic Mapping of the Literature on the subject was carried out and an online platform was developed to disseminate the results. This platform, containing more than 82 tools/resources and 13 mapped educational practices, was positively evaluated by 50 Brazilian basic education teachers. In addition, an automated classification strategy was employed using ChatGPT – Model 4o, aiming to identify categories such as “School Year” and “Teaching Stage”. The evaluation of this approach indicated satisfactory performance in some categories, especially “Teaching Stage”, and revealed limitations in others, such as “Teaching-Learning Practices” and “Subject”.

**Keywords:** Systematic Mapping of the Literature; Norms on Computing in K-12 Education; K-12 Education; Common National Curriculum Base.

**Cite as:** Pimenta, L. A. A., Costa, H. A. X., & Parreira Júnior, P. A. (2026). Práticas e Recursos Educacionais em Computação no Ensino Fundamental Brasileiro: Um Mapeamento Sistemático com Avaliação Humana e Automatizada. *Revista Brasileira de Informática na Educação*, vol. 34, pp. 38-58.  
<https://doi.org/10.5753/rbie.2026.6057>

## Resumen

Con la aprobación de las normas complementarias a la BNCC, que introdujeron la enseñanza de la informática en la educación básica brasileña, las iniciativas que contribuyan a la implementación de esas normas adquieren extrema relevancia. En este contexto, este trabajo buscó caracterizar el estado del arte de la enseñanza de la informática en la educación fundamental (I y II) en Brasil, en lo que respecta a las prácticas y recursos educativos. Para ello, se realizó un Mapeo Sistemático de la Literatura sobre el tema y se desarrolló una plataforma en línea para difundir los resultados. Esta plataforma, que contiene más de 82 herramientas/recursos y 13 prácticas educativas mapeadas, fue evaluada positivamente por 50 profesores de educación básica brasileños. Además, se empleó una estrategia de clasificación automatizada utilizando ChatGPT – Modelo 4, con el objetivo de identificar categorías como “Año Escolar” y “Etapa Educativa”. La evaluación de este enfoque indicó un desempeño satisfactorio en algunas categorías, especialmente “Etapa de enseñanza”, y reveló limitaciones en otras, como “Prácticas de enseñanza-aprendizaje” y “Disciplina”.

**Palabras clave:** Mapeo Sistemático de la Literatura; Normas sobre Computación en la Educación Básica; Enseñanza Fundamental; Base Curricular Nacional Común.

## 1 Introdução

Várias iniciativas públicas têm sido criadas no Brasil, com o intuito de incentivar a adoção e a implementação do ensino de computação no decurso das etapas que constituem a educação básica. O Programa Nacional de Tecnologia Educacional - ProInfo [Brasil 1997] e o Programa de Inovação Educação Conectada [Brasil 2021] são alguns exemplos dessas iniciativas.

Contudo, foi através da implantação da Base Nacional Comum Curricular (BNCC), no âmbito da educação básica [Brasil 2017], que iniciativas como essas começaram a ser plenamente incorporadas à legislação educacional brasileira. A BNCC definiu como competência do Conselho Nacional de Educação (CNE), órgão vinculado ao Ministério da Educação (MEC), a elaboração de normas complementares, contendo orientações específicas referentes ao ensino de computação na educação básica. Essa elaboração ocorreu no dia 17 de fevereiro de 2022, por meio da aprovação do parecer CNE/CEB nº 2/2022 - “Normas sobre Computação na Educação Básica – Complemento à BNCC”. Posteriormente, no dia 4 de outubro do mesmo ano, esse parecer foi homologado por meio da resolução CNE/CEB nº 1/2022 [Brasil 2022].

O documento contendo essas normas complementares à BNCC apresenta, entre outros pontos, o conjunto de habilidades específicas à computação a serem adquiridas e desenvolvidas pelos alunos no decorrer dos anos que fazem parte da educação básica brasileira. Além disso, em seu artigo 4º, o referido documento estabelece que o MEC deverá definir uma política nacional para apoiar três importantes pontos para viabilizar a implantação do ensino dessas habilidades, sendo elas [Brasil 2022]: (i) formação de docentes para o ensino de computação na educação básica brasileira; (ii) o auxílio para o desenvolvimento de currículos que contemplem as habilidades específicas; e (iii) o apoio à elaboração de recursos didáticos de acordo com as habilidades dispostas nas normas complementares.

Nessa perspectiva, são extremamente relevantes as iniciativas que visem levantar o estado da arte sobre o ensino de computação na educação básica brasileira. Além disso, é fundamental a divulgação dos resultados obtidos com os principais envolvidos, especialmente os docentes atuantes nessa etapa de ensino. Essas iniciativas contribuem para a implantação das normas complementares à BNCC e podem influenciar diretamente os pontos (i), (ii) e (iii) citados anteriormente. E é neste contexto que este trabalho se insere, buscando identificar possíveis tendências e lacunas de pesquisa sobre o tema do ensino de computação na educação básica brasileira. O objetivo é identificar as práticas de ensino aprendizagem e as ferramentas/recursos utilizadas nas atividades educacionais presentes na literatura sobre educação em computação no ensino fundamental brasileiro (etapas I e II), verificando a frequência com que cada uma delas ocorre, bem como divulgar e avaliar os resultados obtidos com docentes atuantes na educação básica brasileira. Para isso, foi realizado um Mapeamento Sistemático da Literatura (MSL) nacional. Embora existam estudos com propostas semelhantes [Santos, Pereira e França 2021]; [Grebogy, Santos e Castilho 2021]; [Souza, Falcão e Mello 2021], poucos consideraram as novas normas complementares à BNCC, aprovadas recentemente em 2022.

Além do MSL, foi empregada uma estratégia automatizada para classificar os artigos incluídos na análise com base em categorias como “Ano Escolar” e “Etapa de Ensino”, utilizando o ChatGPT – Modelo 4o. Em seguida, os dados obtidos por esse método foram comparados com aqueles coletados manualmente durante a execução do mapeamento, com o objetivo de avaliar a cobertura e a precisão das informações identificadas. De modo geral, os resultados apontaram um desempenho intermediário da estratégia de classificação automática, com variações significativas entre as categorias analisadas. A categoria “Etapa de Ensino” destacou-se positivamente, com índices elevados em todas as métricas avaliadas, enquanto “Ano Escolar” também apresentou bom alinhamento entre os métodos. Em contraste, categorias como “Práticas de Ensino-

Aprendizagem" e "Disciplina" revelaram maiores limitações, especialmente quanto à cobertura e à precisão dos dados classificados automaticamente.

Como forma de divulgar e avaliar os resultados do MSL, foi desenvolvida uma plataforma acessível via Internet contendo todos esses resultados. Denominada Explorador de Estudos sobre Educação em Computação (E3C), essa plataforma foi avaliada por docentes da educação básica. Os resultados obtidos no MSL permitiram catalogar 13 práticas de ensino aprendizagem e 82 ferramentas/recursos diferentes. Em relação à plataforma E3C, pouco mais de 90% dos 50 professores que participaram da sua avaliação a consideraram útil (Utilidade Percebida), cerca de 80% afirmaram que é fácil de usar (Facilidade de Uso) e 85% manifestaram a intenção de continuar utilizando-a no futuro (Intenção de Uso Futuro)<sup>1</sup>.

O restante do texto está estruturado da seguinte forma: na Seção 2, são apresentados os trabalhos relacionados a esta pesquisa. Na Seção 3, é descrito o protocolo adotado no MSL e são expostos seus principais resultados. Ainda nessa seção, são detalhados o processo de classificação automatizada dos dados dos artigos - realizado com o uso do ChatGPT - e a análise da precisão e da cobertura dessa classificação em comparação à coleta manual. Na Seção 4, são apresentados e avaliados a plataforma E3C e seus recursos. Por fim, na Seção 5, são reunidas as considerações finais deste trabalho.

## 2 Trabalhos Relacionados

O estudo de [Santos, Pereira e França 2021] teve como objetivo entender como diferentes táticas de implementação de atividades podem influenciar no processo de ensino-aprendizagem de computação em estudantes do ensino fundamental. Para isso, os autores realizaram uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL), analisando 94 estudos primários publicados entre 2009 e 2020 em bases de dados nacionais e internacionais. Os resultados obtidos indicaram que a maioria dos estudos primários incluídos utilizou a computação desplugada como material para as atividades de ensino aprendizagem de computação, seguida pela combinação de materiais plugados e desplugados. Os materiais plugados e híbridos tiveram menor frequência. O eixo Pensamento Computacional foi o mais explorado nos estudos, enquanto os eixos Cultura Digital e Mundo Digital foram pouco abordados.

O estudo de [Grebogy, Santos e Castilho 2021] buscou compreender como o pensamento computacional é abordado no ensino fundamental. Para isso, os autores desenvolveram um MSL. Foram selecionados 132 estudos de um total inicial de 2.355. Os resultados mostraram um equilíbrio na quantidade de pesquisas voltadas para o ensino fundamental I e II, com uma tendência de aumento no período analisado, mas também uma escassez de estudos nos anos iniciais do ensino fundamental I. Identificou-se ainda que as abordagens mais utilizadas foram os recursos digitais, como jogos digitais, linguagens de programação visuais e robótica pedagógica, seguidos pela computação desplugada e pelas abordagens mistas, que combinam atividades desplugadas com recursos digitais.

O estudo de [Souza, Falcão e Mello 2021] buscou identificar os objetivos, técnicas e ferramentas do ensino de programação na educação básica, empregando uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL) para isso. A pesquisa abrangeu publicações de 2016 a 2020, examinadas manualmente em eventos acadêmicos tanto nacionais quanto internacionais, resultando na seleção de 71 estudos primários. A distribuição anual desses estudos destacou 2019 como o ano com maior número de publicações (20 estudos), enquanto 2016 e 2018 tiveram uma produção mais

<sup>1</sup> Utilidade Percebida, Facilidade de Uso e Intenção de Uso Futuro são constructos do modelo de avaliação TAM, que será mais bem explicado na Seção 4 deste trabalho.

modesta, e 2020 apresentou apenas 5 estudos. Em relação às práticas pedagógicas, o desenvolvimento de jogos pelos alunos foi a mais frequente, seguida pelo uso do pensamento computacional, Storytelling e robótica educacional, além de oficinas práticas com conteúdo lúdico e ensino interdisciplinar. As ferramentas mais utilizadas incluíram Scratch, Arduino, Code.org e LightBot.

De forma complementar aos estudos anteriormente apresentados, estudos internacionais recentes têm examinado o uso de modelos de linguagem em revisões sistemáticas, destacando avanços importantes, mas também limitações significativas. A revisão apresentada em [Lieberum et al. 2025] indica que LLMs podem apoiar tarefas como triagem inicial e extração preliminar de informações, acelerando etapas repetitivas do processo. Contudo, os autores ressaltam problemas de consistência, transparência e precisão, que impedem seu uso autônomo em decisões metodológicas mais complexas. Nesse sentido, [Delgado-Chaves et al. 2025] apontam que, embora esses modelos tragam ganhos de escalabilidade e possam reduzir o esforço humano, ainda apresentam dificuldades na interpretação de nuances textuais, risco de vieses e desafios de reproduzibilidade. Esses achados convergem com os resultados deste trabalho, que evidenciaram bom desempenho da classificação automatizada apenas em categorias mais objetivas, enquanto tarefas que exigem maior sensibilidade contextual — como a identificação de práticas de ensino-aprendizagem — continuam demandando supervisão humana especializada, aspecto considerado no delineamento metodológico adotado neste estudo.

Esta pesquisa se diferencia dos trabalhos anteriores por considerar as Normas sobre Computação na Educação Básica Complementares à BNCC, além de divulgar e avaliar os resultados obtidos com docentes da educação básica brasileira por meio de uma plataforma disponível via Internet. Além disso, ela contribui para a ampliação do estado da arte sobre o tema, ao considerar um período de publicação mais extenso, abrangendo estudos publicados entre o ano 2000 e o início de 2022.

### **3 Práticas e Recursos Educacionais em Computação no Ensino Fundamental no Brasil**

Esta seção faz uma análise das práticas e recursos educacionais sobre a educação em computação no ensino fundamental brasileiro segundo a literatura disponível sobre o tema, começando com o protocolo usado no MSL (Subseção 3.1). Em seguida, apresenta os resultados da extração de dados dos estudos primários incluídos no MSL (Subseção 3.2).

#### **3.1 Protocolo do MSL**

Para desenvolver o MSL, foi adotado um protocolo, inspirado no trabalho de [Kitchenham e Charters 2007], que consistiu na definição dos seguintes elementos: questão de pesquisa, string de busca, bases de indexação de estudos utilizadas, critérios de inclusão e exclusão, e esquema de classificação dos dados extraídos desses estudos.

A definição de questões de pesquisa em um estudo de mapeamento orienta a investigação, especificando de forma clara e concisa as informações que se pretende obter. Neste trabalho, a questão de pesquisa (QP) elaborada foi: **“Quais práticas de ensino aprendizagem e quais ferramentas/recursos têm sido utilizadas nas atividades educacionais presentes na literatura sobre o ensino de computação na educação básica brasileira, mais especificamente nas etapas I e II do ensino fundamental, e a frequência com que cada uma delas tem ocorrido?”**. A escolha de realizar este trabalho com foco exclusivo no ensino fundamental (etapas I e II) deve-se, principalmente, ao fato de o primeiro autor da presente pesquisa atuar como docente efetivo nessa etapa de ensino, possuindo experiência na atuação e no ensino de computação.

Após definir a QP, foi elaborada a string de busca. Uma string de busca é composta pela combinação de termos relacionados ao tema de pesquisa. É por meio da aplicação dela nas bases selecionadas que são obtidos os estudos primários. A seguinte string de busca foi elaborada: (ensin\* OR aprend\* OR educa\*) AND (basic\* OR fundament\*) AND (programa\* OR computa\* OR pensamento). Bases de indexação de estudos são plataformas que disponibilizam informações sobre publicações acadêmicas e científicas, tais como anais de eventos, periódicos, entre outros. Neste trabalho, a string elaborada foi aplicada em duas bases: Biblioteca Digital da Sociedade Brasileira de Computação, também conhecida como SBC Open Lib, ou simplesmente SOL ([sol.sbc.org.br/busca](http://sol.sbc.org.br/busca)), e o Portal de Publicações da Comissão Especial de Informática na Educação – CEIE ([milanesa.ime.usp.br/rbie](http://milanesa.ime.usp.br/rbie)). Essas plataformas foram escolhidas, pois indexam estudos publicados em periódicos e anais de eventos sobre educação em computação. Os critérios de inclusão e exclusão especificam o que será considerado durante a análise de cada estudo, ao se decidir se este será ou não incluído no mapeamento. Neste trabalho, os seguintes critérios de inclusão (CI) e exclusão (CE) de estudos foram definidos: **CI1**: o estudo aborda o ensino da Computação na Educação Básica Brasileira, na etapa do Ensino Fundamental; **CE1**: o estudo foi escrito em um idioma que não fosse o português ou o inglês; **CE2**: o estudo é duplicado ou é uma versão mais antiga de outro estudo; **CE3**: o estudo pode ser considerado um resumo (até 4 páginas). Os esquemas de classificação são métodos para organizar e categorizar os dados extraídos dos estudos primários incluídos no mapeamento. Eles agrupam esses dados de acordo com critérios específicos, facilitando a análise subsequente. Os dados extraídos dos estudos primários incluídos no MSL foram classificados da seguinte forma: práticas de ensino aprendizagem identificadas, ferramentas/recursos utilizados nessas práticas e etapas de ensino em que a pesquisa foi conduzida.

### 3.2 Execução e Resultados do MSL

Como primeiro resultado da aplicação da string de busca nas plataformas definidas, obteve-se um total de 1.143 estudos primários, sendo 754 provenientes da SOL e 389 provenientes do Portal de Publicações da CEIE. Em seguida, com a leitura do título e do abstract de cada estudo primário, foram aplicados os critérios de inclusão (CI) e exclusão (CE) definidos no protocolo, para selecionar aqueles que tivessem como tema principal o ensino de computação na educação básica brasileira, na etapa do ensino fundamental.

Após a aplicação desses critérios, os seguintes resultados foram obtidos: do total inicial de 1.143 estudos primários, 924 (80,84%) foram excluídos, restando 219 (19,16%). Grande parte dos estudos primários excluídos foi em decorrência do não atendimento do CI1. Uma ocorrência comum foram os estudos primários que utilizaram as TICs para o ensino de outras disciplinas que não fosse a computação. Nesses casos, o foco do estudo primário estava voltado exclusivamente aos aspectos da disciplina em questão, com as TICs atuando apenas como uma mera ferramenta auxiliar, e não como parte integrante de um ensino direcionado ao desenvolvimento de habilidades relacionadas à computação.

Na etapa seguinte do MSL, esses 219 estudos primários resultantes da etapa anterior tiveram seu texto integralmente lido, aplicando-se novamente os critérios de inclusão e exclusão. Como resultado, 73 (um terço) foram excluídos por não atenderem a todos os critérios definidos e 146 (dois terços) estavam de acordo com todos esses critérios e foram incluídos, tendo seus dados extraídos para análise e utilizados para responder à questão de pesquisa. Para auxiliar na organização do MSL foram utilizadas planilhas eletrônicas. A planilha contendo os Ids, títulos e links de acesso, além dos dados extraídos dos 146 estudos primários mapeados, pode ser consultada em [bit.ly/3YHofZ0](http://bit.ly/3YHofZ0). A Figura 1 ilustra as etapas anteriormente descritas para se chegar aos 146 estudos primários analisados neste artigo.

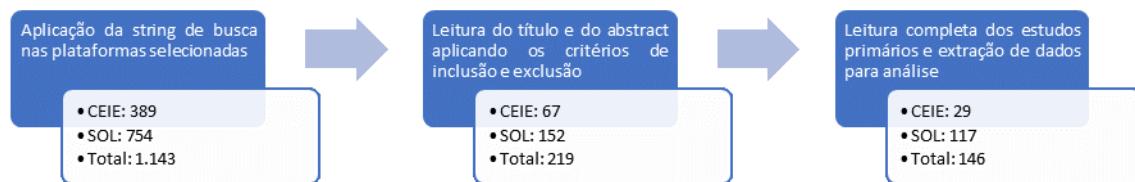


Figura 1 - Etapas do processo de execução do MSL

Considerando a etapa de ensino em que ocorreram as atividades educacionais relatadas nos estudos primários incluídos no mapeamento, é possível observar, conforme apresentado na Figura 2, que do total de 146 estudos, 56 (~38%) conduziram suas pesquisas apenas no EF I (Ensino Fundamental - Etapa I), 81 (~56%) apenas no EF II (Ensino Fundamental - Etapa II) e 9 (~6%) em ambas as etapas de ensino simultaneamente. Assim, nota-se que a maioria dos estudos primários focaram suas pesquisas no EF II apenas. Isso pode ser explicado pelo estágio cognitivo mais avançado dos alunos dessa etapa, o que facilita a utilização de algumas das práticas e ferramentas comuns no ensino de computação, as quais requerem maior esforço para serem aplicadas no EF I.



Figura 2 - Quantidade de estudos primários incluídos, organizados por etapa de ensino: (A) Valores totais. (B) Valores percentuais.

Considerando os anos escolares em que cada estudo primário realizou sua pesquisa, a análise dos dados extraídos mostra que a maioria desses estudos foi conduzida nos anos finais do ensino fundamental (Figura 3). Embora o 5º ano apresente número semelhante ao dos anos seguintes, os anos do 1º ao 4º, especialmente do 1º ao 3º, registraram menos pesquisas. Quanto mais inicial o ano no EF I, menor a quantidade de estudos identificados. Isso evidencia a necessidade de incentivar iniciativas que integrem, nas séries iniciais, o ensino de computação com temas como alfabetização e operações matemáticas básicas. Essa integração pode favorecer o desenvolvimento de habilidades como criatividade, pensamento crítico, análise, síntese e autonomia, em contraste com métodos centrados na memorização.

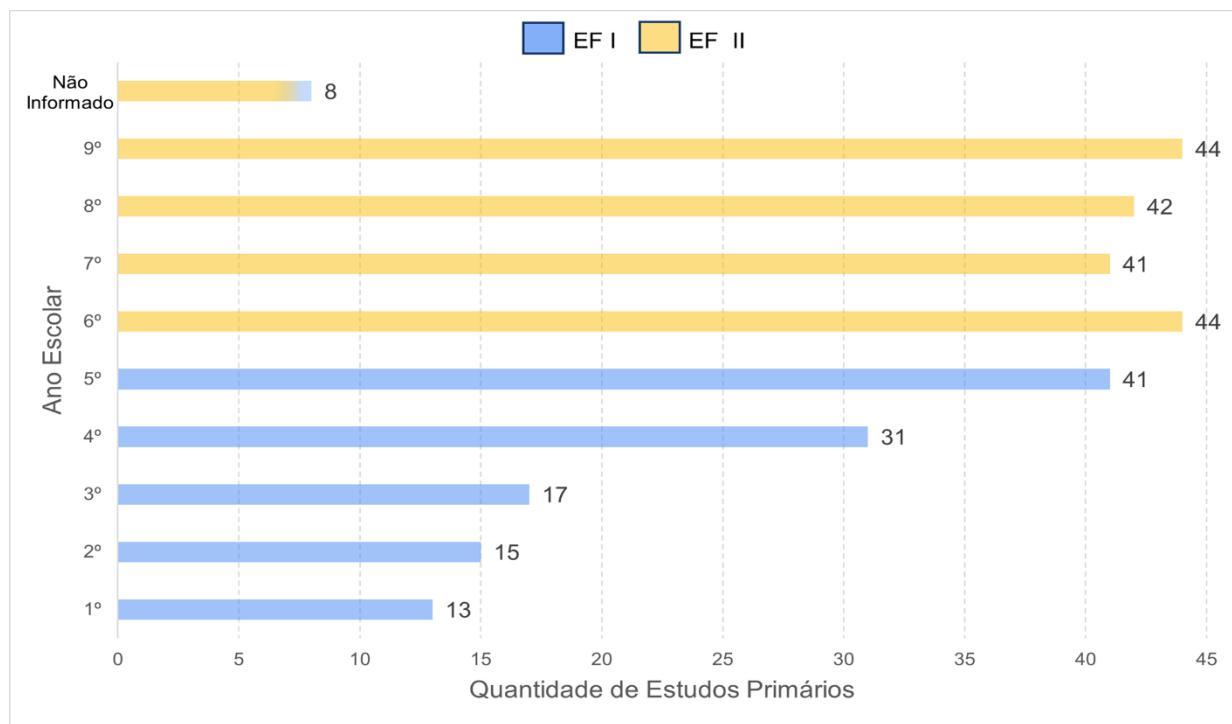


Figura 3 - Qtde. de estudos primários incluídos, após a aplicação dos critérios de inclusão e exclusão, listados por ano escolar.

Passando a análise para as práticas de ensino aprendizagem identificadas nos estudos primários incluídos no MSL, a Figura 4 exibe as 13 práticas identificadas, bem como a quantidade correspondente de estudos primários que as utilizaram. Importante notar que um mesmo estudo pode utilizar mais de uma prática simultaneamente. As atividades estão dispostas em ordem crescente de frequência de uso e organizadas de acordo com a etapa de ensino na qual foram aplicadas.

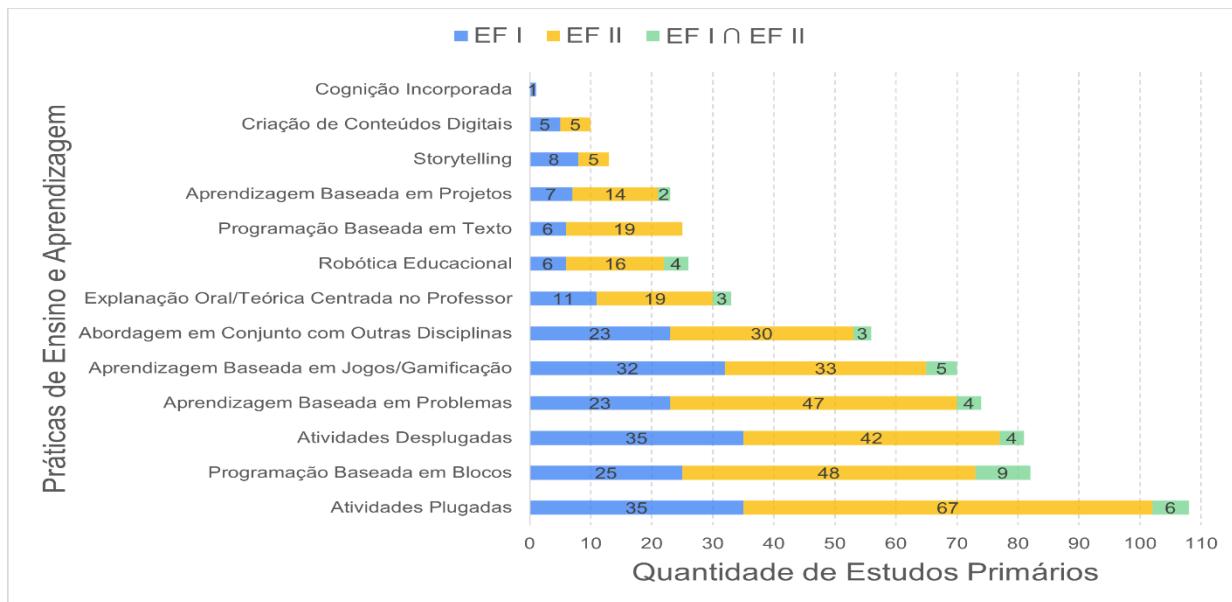


Figura 4 - Quantidade de estudos primários incluídos no MSL, ordenados por práticas de ensino aprendizagem e organizados por etapa de ensino.

Analizando os dados exibidos na Figura 4 é possível verificar que a maioria dos estudos primários (74%) utilizou Atividades Plugadas. A Programação Baseada em Blocos foi a segunda prática mais comum (56%), oferecendo aprendizagem lúdica e ativa. Em seguida, as Atividades Desplugadas (55,5%) foram frequentemente usadas em escolas sem infraestrutura tecnológica adequada. A Aprendizagem Baseada em Problemas (50,7%) e a Gamificação (48%) se destacaram

por promoverem metodologias ativas e motivação. A Abordagem Interdisciplinar (38,4%) mostrou-se relevante para a inclusão da computação na educação básica. A Explanação Oral/Teórica foi utilizada em 22,6% dos estudos, geralmente combinada com outras práticas. A Robótica Educacional (17,8%) e a Programação Baseada em Texto (17,1%) foram menos comuns, devido a custos e complexidade. A Aprendizagem Baseada em Projetos (15,8%) foi aplicada principalmente no Ensino Fundamental II. Storytelling (8,9%) e Criação de Conteúdos Digitais (6,9%) tiveram uso limitado, refletindo a necessidade de mais pesquisas nessas áreas. A Cognição Incorporada foi utilizada em apenas um estudo (0,7%), indicando um campo pouco explorado e necessitado de mais investigação.

Alguns estudos primários conduziram práticas de ensino-aprendizagem que integraram o ensino de computação com outras disciplinas do currículo escolar. Sobre essa perspectiva, a análise realizada revela que esse tipo de abordagem foi adotado em 38,4% dos 146 estudos primários analisados, enquanto 61,6% não realizaram essa integração. Entre os 56 estudos que abordaram o ensino de computação de forma conjunta com outra disciplina, 41% ocorreram exclusivamente no EF I, 53,6% exclusivamente no EF II e 5,4% em ambas as etapas de ensino simultaneamente. A Figura 5 apresenta as disciplinas envolvidas nessa abordagem interdisciplinar, sendo a matemática a mais recorrente, presente em 38 estudos — o que era esperado, dada sua afinidade com a computação no campo das ciências exatas (STEM). Também houve integração, embora em menor escala, com disciplinas das áreas de humanas, como Português, Ciências, História e Geografia. Cabe destacar que alguns estudos relacionaram a computação a mais de uma disciplina, elevando o total de ocorrências exibidas na figura.

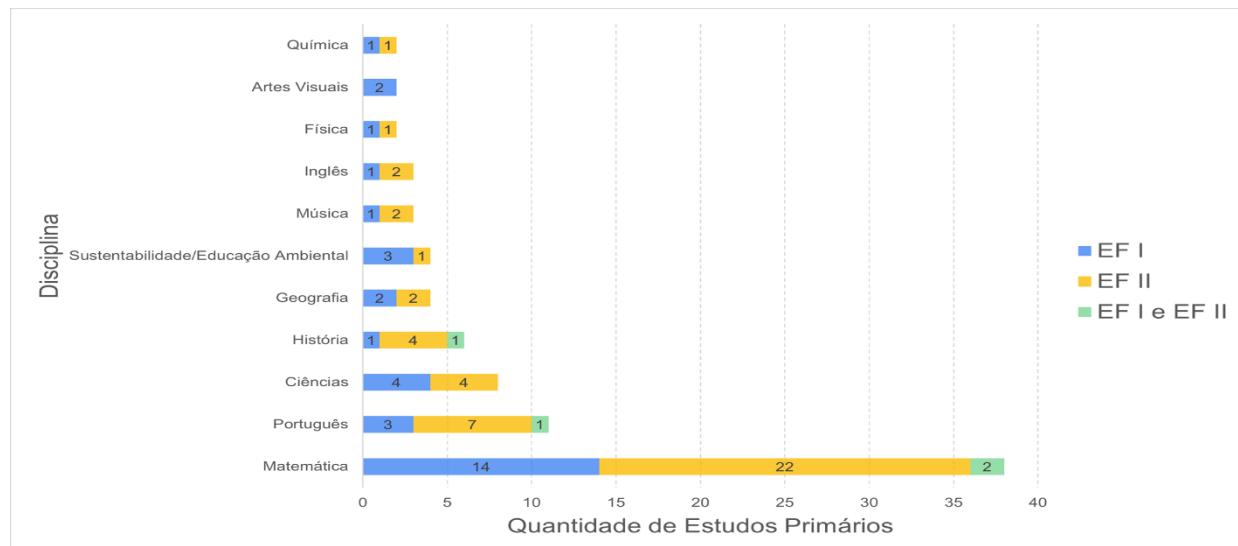


Figura 5 - Qtde. de estudos primários incluídos, após a aplicação dos critérios de inclusão e exclusão, listados em ordem crescente por disciplina e organizados por etapa de ensino.

Quanto às ferramentas/recursos, as Tabelas 1 e 2 apresentam, respectivamente, aquelas que foram utilizadas em mais de um e em apenas um único estudo primário. Esse tipo de ocorrência, onde uma ferramenta/recurso específico é utilizada em um único estudo primário, foi bastante comum. Das 82 ferramentas/recursos diferentes identificadas no processo de extração dos dados dos 146 estudos primários incluídos no mapeamento, 52 se enquadram nessa situação. Em contraste, 7 ferramentas/recursos mostraram-se particularmente populares, sendo utilizadas em dez ou mais estudos. As Tabelas 1 e 2 exibem esses resultados.

Tabela 1. Ferramentas/Recursos utilizados em mais de um estudo primário, listados em ordem decrescente de acordo com a quantidade de estudos primários em que foram utilizados e organizados por etapa de ensino.

Ferramenta/Recurso	Qtde. de Estudos Primários			
	EF I	EF II	EF I ∩ EF II	Total
Materiais Impressos e/ou Concretos/Manipulativos	36	40	6	82
Scratch	16	31	2	49
Atividades Desplugadas Adaptadas/Autorais	20	16	2	38
Atividades do site code.org	6	18	3	27
Livro Computer Science Unplugged	3	11	1	15
Arduino	1	10	2	13
kit Lego Mindstorms	4	4	2	10
AppInventor	0	6	1	7
LightBot	1	5	0	6
Linguagem de Programação Python	0	6	0	6
Linguagem de Programação C++	0	5	0	5
Slides	1	3	0	4
Atividades do site computacional.com.br	1	2	1	4
Atividades do Projeto Exp-PC - UFPel	3	0	0	3
Componentes de Hardware (HD, Processador, etc.)	1	2	0	3
Linguagem de Programação Logo	1	2	0	3
JED FurBOT	2	0	0	2
Atividades do site codeclubbrasil.org.br	1	1	0	2
Linguagem de Programação Portugol	1	1	0	2
RED SuperLogo	1	1	0	2
Kahoot!	0	2	0	2
Linguagem de Programação C	0	2	0	2
Livro Computação & Eu 6º Ano	0	2	0	2
RED KTurtle	0	2	0	2
RED mBlock	0	2	0	2
RED RoboMind	0	2	0	2
RED Visualg	0	2	0	2
Blockly Games	0	1	1	2
RED Ardublock	0	1	1	2
Scratch for Arduino (S4A)	0	1	1	2

Tabela 2. Ferramentas/Recursos utilizadas em um único estudo primário, organizados por etapa de ensino.

Etapa	Ferramenta/Recurso	Total
EF I	Animações Computacionais; Atividades do site programae.github.io; Editor de Texto; FranzMaKey; JED codeSpark; JED Crocro Adventure; JED Minecraft; JED NewProg; JED Robotizen; JED Run Marco; JED Super ThinkWash; JED Tabuleiro; JED Tynker; Livro Os Pequenos Inventores; Livro-Jogo sertão.bit; Portugol IDE; Recursos Multimídia (Texto, Vídeos e Imagens Online); RED ZerobotApp; Robô Zerobot	19
EF II	Arduino IDE; CodeCombat; CSS; Diorama; Ferramentas Google (Gmail, Drive, Documentos, Apresentações); HQs dos Almanaques para Popularização de Ciência da Computação; HTML; Impressora 3D; JED Interland; JED O sequestro de Magrafo; JED The Foos; JED ZoeAm Gamebot; Kit de robótica Hajime; Kit de robótica ROBOKIT; Linguagem de Programação Pascal; Livro Computação & Comunidade 7º Ano; Livro Computação & o Mundo 9º Ano; Livro Computação & Sociedade 8º Ano; Pythonanywhere; Questões da Olimpíada Brasileira de Informática (OBI); RED beecrowd; RED Construct 3; RED GameMaker; RED GP Blocks; RED HagáQuê; RED JES (Jython Environment for Students); RED Modelix System; Robô mBot; RPG Maker VX Ace; Stencyl; Thingiverse; Tinkercad	32
EF I ∩ EF II	Atividades do site rachacuca.com.br	1

Analizando os dados das Tabelas 1 e 2, é possível notar que houve uma variedade considerável de ferramentas/recursos diferentes nos estudos primários incluídos no mapeamento, sendo que uma pequena parcela foi muito mais recorrente do que a grande maioria delas, que foram utilizadas em um único estudo primário (não necessariamente o mesmo estudo). “Materiais Impressos e/ou Concretos/Manipulativos” foi a ferramenta/recurso mais utilizada, estando presente em 82 desses estudos. Em segundo lugar, aparece o “Scratch”, utilizado em 49 estudos; seguido por “Atividades Desplugadas Adaptadas/Autorais” em terceiro, com 38 estudos; “Atividades do site code.org” em quarto com 27 estudos; e “Livro Computer Science Unplugged” em quinto com 15 estudos primários. O uso de práticas de computação desplugada e do ensino de habilidades relacionadas ao eixo Pensamento Computacional podem explicar a maior recorrência dessas ferramentas/recursos.

### 3.3 Classificação Automatizada dos Artigos do MSL Utilizando ChatGPT

Após concluir o MSL, foi planejada e executada uma forma de identificar e classificar automaticamente os dados dos artigos incluídos na análise. Isso foi implementado por meio da utilização do Chatbot de Inteligência Artificial ChatGPT – Modelo 4o.

Um número crescente de pesquisas tem sido conduzido recentemente com o objetivo de investigar os impactos da utilização de *Large Language Models* (LLMs) — grandes modelos de linguagem — em múltiplas áreas do conhecimento. No campo da educação em computação, observa-se que uma parcela significativa das investigações tem se voltado à análise da adoção de LLMs no ensino de programação [Rosa et al. 2025; Trindade e Souza 2023; Silva et al. 2024]. No melhor do nosso conhecimento, não há registros de estudos que tenham empregado ferramentas de Inteligência Artificial (IA) para realizar, de forma automatizada, a identificação e classificação de informações em artigos científicos dessa área.

No contexto dessa etapa automatizada, este estudo foi conduzido com o uso do ChatGPT (Modelo 4o), empregado como ferramenta de apoio à identificação e classificação de informações em artigos científicos previamente selecionados no MSL. Os artigos analisados encontravam-se em formato PDF e foram fornecidos individualmente ao modelo, juntamente com um prompt cuidadosamente elaborado, contendo instruções detalhadas sobre o objetivo da tarefa, o escopo da análise e os critérios de classificação a serem aplicados. Esse prompt descrevia explicitamente as categorias de dados a serem identificadas — ano escolar, etapa de ensino, práticas de ensino-aprendizagem, disciplinas envolvidas e ferramentas/recursos — bem como definições

operacionais e orientações para lidar com informações implícitas ou ausentes. Os resultados gerados pelo modelo foram organizados em arquivos estruturados no formato CSV, possibilitando a comparação direta entre a classificação automatizada e os dados obtidos manualmente no MSL, bem como o cálculo das métricas de precisão e cobertura utilizadas na avaliação do desempenho da abordagem, conforme detalhado nas subseções a seguir.

### 3.3.1 Planejamento

Avaliar o desempenho do ChatGPT na identificação e classificação de informações em artigos científicos contribui para compreender seus limites e potencialidades em cenários acadêmicos reais. Caso os resultados se mostrem satisfatórios, a aplicação de modelos de linguagem como ferramenta de apoio à curadoria de conteúdo poderá ser incorporada a plataformas educacionais, beneficiando professores, pesquisadores e formuladores de políticas públicas por meio da sugestão automatizada de boas práticas, recursos e estratégias de ensino.

Para realizar essa classificação, foi elaborado um *prompt* que posteriormente foi inserido e executado no ChatGPT. Devido à extensão considerável do *prompt* (aproximadamente 1.215 palavras ou 8.244 caracteres), seu conteúdo completo não será apresentado neste texto<sup>2</sup>. Em vez disso, a seguir é fornecido um resumo com as principais orientações nele contidas.

A primeira parte do *prompt* apresenta orientações detalhadas para a classificação, de forma sistematizada, de informações a partir de artigos acadêmicos armazenados em arquivos em formato PDF, que abordam práticas de ensino-aprendizagem de computação no ensino fundamental brasileiro. Após isso, o texto do *prompt* informa que o objetivo é identificar, em cada artigo, cinco categorias de dados (os mesmos que foram analisados manualmente no MSL): (i) ano escolar, (ii) etapa de ensino, (iii) práticas de ensino-aprendizagem utilizadas, (iv) disciplinas envolvidas (em caso de abordagem interdisciplinar) e (v) ferramentas ou recursos empregados. Para cada uma dessas categorias, são apresentadas instruções específicas que definem seus significados e os valores possíveis a serem atribuídos, conforme apresentado a seguir.

- (i) O ano escolar deve ser identificado com base na estrutura do sistema educacional brasileiro, considerando os segmentos do Ensino Fundamental: Anos Iniciais (EF I – 1º ao 5º ano) e Anos Finais (EF II – 6º ao 9º ano). Essa identificação deve ser realizada a partir das informações disponíveis no artigo. Exemplos comuns incluem expressões como “3º ano” ou “do 6º ao 8º ano”. Quando não for possível localizar essa informação no texto, deve-se registrar como “Não identificado”.
- (ii) A etapa de ensino deve ser classificada como Ensino Fundamental – Anos Iniciais (EF I) ou Ensino Fundamental – Anos Finais (EF II). Caso a etapa não esteja explicitamente mencionada, ela pode ser inferida com base no ano escolar informado.
- (iii) As práticas de ensino-aprendizagem devem ser categorizadas de acordo com um conjunto pré-definido de estratégias, como aprendizagem baseada em projetos, programação com blocos, atividades plugadas ou desplugadas, robótica educacional, entre outras. É indicada uma planilha em anexo (Praticas-de-Ensino-e-Aprendizagem.xlsx) com a definição de cada uma das práticas de ensino-aprendizagem).
- (iv) A disciplina é registrada somente quando for identificada interdisciplinaridade entre a computação e outras áreas do conhecimento, como matemática, ciências ou português.
- (v) Os recursos e ferramentas devem ser descritos de maneira padronizada. Materiais como papel, impressos ou recicláveis, por exemplo, não precisam ser especificados individualmente, devendo ser registrados sob a categoria “Materiais Impressos e/ou

<sup>2</sup> O texto integral do *prompt*, bem como, os demais arquivos da pesquisa podem ser acessados em <https://zenodo.org/records/15460438>.

Concretos/Manipulativos”. Para esta categoria também é indicada uma planilha (Ferramentas-e-Recursos.xlsx) com a listagem dos nomes das ferramentas/recursos identificadas no MSL e sua respectiva definição.

Em seguida, o *prompt* reforça que os dados a serem identificados e classificados nos artigos podem estar apresentados de forma explícita ou implícita. Nos casos em que determinada informação não puder ser identificada, o campo correspondente deve ser preenchido com a expressão “Não identificado”. Além disso, o *prompt* orienta que os dados obtidos dos artigos analisados sejam organizados em um arquivo de texto no formato CSV (Comma-Separated Values – valores separados por vírgula). A seguir são apresentados os resultados obtidos por meio da execução deste *prompt* no ChatGPT.

### 3.3.2 Execução e Resultados

Para executar o *prompt* elaborado foram selecionados aleatoriamente um total de 52 artigos dentre os 146 incluídos no MSL. Os dados identificados foram organizados em uma tabela composta pelas seguintes colunas: “Id”, “Campo”, “Valores identificados apenas manualmente”, “Valores identificados apenas automaticamente” e “Valores identificados em ambas as formas”. O campo “Id” refere-se ao identificador numérico que distingue de forma única cada artigo analisado. Já o campo “Campo” corresponde às cinco categorias de dados examinadas: “Ano Escolar”, “Etapa de Ensino”, “Práticas de Ensino-Aprendizagem”, “Disciplina” e “Ferramentas/Recursos”. Em relação aos três últimos campos da tabela, como os próprios nomes sugerem, os “Valores identificados apenas manualmente – (VIAM)” são aqueles obtidos exclusivamente por meio da leitura e análise manual realizadas durante a condução do MSL. Os “Valores identificados apenas automaticamente – (VIAA)” referem-se aos dados obtidos unicamente pela execução do *prompt* no ChatGPT. Por fim, os “Valores identificados em ambas as formas – (VIAF)” correspondem àqueles identificados tanto pela análise manual no MSL quanto pelo processo automatizado conduzido com o uso do ChatGPT. Para avaliar esses resultados foram utilizados três métricas: Precisão, Cobertura (ou *Recall*) e *F-measure*.

No âmbito da avaliação de sistemas de recuperação de informação, Van Rijsbergen (1979) propôs inicialmente as métricas de Precisão, Cobertura (ou *Recall*) e *F-measure*, que ganharam popularidade em campos como mineração de dados, aprendizado de máquina e processamento de linguagem natural [Van Rijsbergen 1979].

A Precisão avalia a exatidão dos resultados, medindo a proporção de itens relevantes entre aqueles que o sistema recuperou. Adaptando para o contexto da presente pesquisa, o cálculo da precisão (P) pode ser representado pela seguinte expressão matemática:

$$P = \frac{VIAF}{(VIAF + VIAM)} * 100$$

A Cobertura (ou *Recall*) avalia a capacidade do sistema de encontrar todos os itens relevantes em um conjunto de dados, indicando a proporção de itens relevantes identificados corretamente em relação ao total existente. Adaptando para o contexto da presente pesquisa, o cálculo da cobertura (C) pode ser representado pela seguinte expressão matemática:

$$C = \frac{VIAF}{(VIAF + VIAM)} * 100$$

Por sua vez, a *F-measure* (ou F1-score) calcula a média harmônica entre Precisão e Cobertura, servindo como uma métrica equilibrada para avaliar o desempenho geral do sistema, considerando ambos os aspectos em conjunto. Adaptando para o contexto da presente pesquisa, o cálculo da *F-measure* (F<sup>1</sup>) pode ser representado pela seguinte expressão matemática:

$$F^1 = \frac{2 * P * C}{(P + C)}$$

Juntas, essas três métricas são importantes para avaliar classificadores e sistemas de classificação automática, possibilitando uma análise quantitativa da qualidade dos resultados gerados. A Tabela 3 apresenta a análise dos resultados obtidos para cada uma das cinco categorias de dados consideradas, além de uma coluna que consolida os totais. As três primeiras linhas da tabela exibem os resultados quantitativos obtidos pelos diferentes métodos de classificação: valores obtidos exclusivamente por meio da análise manual realizada no MSL (VIAM); valores obtidos exclusivamente por meio da análise automática, via execução do *prompt* no ChatGPT (VIAA); e valores obtidos por ambas as abordagens simultaneamente (VIAF). As três linhas subsequentes exibem os resultados das métricas utilizadas na avaliação: Cobertura, Precisão e *F-measure*, calculadas com base nos valores anteriormente mencionados.

Tabela 3. Resultados Quantitativos e Métricas de Avaliação por Categoria de Dados e Método de Classificação.

	Ano Escolar	Disciplina	Etapa de Ensino	Ferramentas/ Recursos	Práticas de Ensino-Aprendizagem	Total
VIAM	11	10	3	40	139	203
VIAA	12	23	3	79	38	155
VIAF	86	18	51	79	81	315
Cobertura	88,66%	64,29%	94,44%	66,39%	36,82%	60,81%
Precisão	87,76%	43,90%	94,44%	50,00%	68,07%	67,02%
<i>F-measure</i>	88,21%	52,17%	94,44%	57,04%	47,79%	63,77%

Analizando os resultados apresentados na Tabela 3, é possível observar que a categoria “Etapa de Ensino” obteve os melhores desempenhos nas três métricas de avaliação, com Cobertura, Precisão e *F-measure* atingindo 94,44%, evidenciando alta consistência entre os métodos de classificação. A categoria “Ano Escolar” também apresentou resultados expressivos, especialmente na *F-measure* (88,21%) e na Cobertura (88,66%), indicando bom alinhamento entre os dados obtidos manualmente e automaticamente. Por outro lado, a categoria “Práticas de Ensino--Aprendizagem” registrou o desempenho mais baixo, com Cobertura de apenas 36,82% e *F-measure* de 47,79%, sugerindo maior dificuldade na identificação automatizada desse tipo de informação. A categoria “Disciplina” também apresentou limitações, com destaque negativo para a Precisão (43,90%) e a *F-measure* (52,17%). No total consolidado, a análise geral revelou uma Cobertura de 60,81%, uma Precisão de 67,02% e uma *F-measure* de 63,77%, o que demonstra um desempenho intermediário do processo automático de classificação, com variações significativas entre as diferentes categorias analisadas. Esses resultados indicam que, embora a classificação automatizada via ChatGPT tenha se mostrado eficaz para algumas categorias específicas, como “Etapa de Ensino” e “Ano Escolar”, ainda há limitações relevantes a serem superadas em outras, especialmente na identificação de “Práticas de Ensino-Aprendizagem” e “Disciplinas”.

Complementarmente à análise quantitativa apresentada, a análise qualitativa das divergências entre a classificação humana e a automatizada evidenciou que os principais desacordos ocorreram em categorias que demandam maior interpretação contextual do conteúdo dos artigos. Em diversos casos, a classificação automatizada identificou corretamente informações explicitamente declaradas no texto, como a etapa de ensino ou o ano escolar, mas apresentou dificuldades quando as informações estavam descritas de forma implícita, distribuídas ao longo do texto ou dependentes de inferência pedagógica, como nas categorias “Práticas de Ensino-Aprendizagem” e “Disciplina”. Observou-se, por exemplo, que o modelo tende a generalizar práticas pedagógicas a partir de termos isolados, desconsiderando nuances metodológicas discutidas pelos autores, ou a inferir interdisciplinaridade sem evidências claras no estudo. Em contrapartida, a classificação humana mostrou-se mais consistente nesses cenários, ao considerar o contexto global do artigo e

o alinhamento entre objetivos, metodologia e resultados. Esses achados indicam que, embora a abordagem automatizada seja eficaz como apoio inicial à curadoria de grandes volumes de estudos, sua aplicação em tarefas que exigem julgamento interpretativo mais refinado ainda demanda validação e supervisão humana, especialmente em contextos de análise educacional.

#### **4 Desenvolvimento e Avaliação da Plataforma Explorador de Estudos sobre Educação em Computação (E3C)**

Após concluir o MSL, o próximo passo para alcançar o objetivo deste trabalho consistiu em planejar o desenvolvimento de um recurso que permitisse organizar e divulgar os resultados obtidos. Esse recurso foi desenvolvido no formato de uma plataforma online acessível via Internet, a qual foi nomeada como Explorador de Estudos sobre Educação em Computação (E3C). Os dados extraídos dos estudos primários incluídos no MSL foram inseridos nessa plataforma e disponibilizados para consulta por profissionais da educação e demais interessados. Um requisito considerado para a plataforma E3C incluiu a possibilidade de encontrar informações relevantes com base nos critérios de busca fornecidos. É possível, por exemplo, encontrar práticas de ensino-aprendizagem que empregam uma determinada ferramenta/recurso.

A plataforma E3C, acessível por meio do endereço [leonardopimenta.pro.br](http://leonardopimenta.pro.br), foi projetada para organizar e indexar os dados obtidos no MSL de maneira que possam ser facilmente acessados. Além de servir como um recurso para profissionais da educação com experiência no ensino de computação, a plataforma também visa auxiliar aqueles que, mesmo não sendo especialistas, buscam conhecer práticas de ensino-aprendizagem e ferramentas/recursos que possam ser aplicadas em suas práticas docentes para ensinar aos alunos habilidades definidas na resolução CNE/CEB nº 1/2022. Assim, a plataforma E3C não só visa facilitar o acesso a informações relevantes, mas também visa promover a disseminação de conhecimentos essenciais no campo da educação em computação. A Figura 6 apresenta a página de pesquisa da plataforma E3C.

Suas funcionalidades incluem a possibilidade de pesquisar os estudos incluídos no MSL utilizando palavras-chave presentes no seu título. Esta funcionalidade está disponível na barra de inserção de texto, situada na parte superior central da página (Figura 6 - A). Imediatamente abaixo dessa barra, é possível encontrar um seletor que facilita a organização dos resultados da pesquisa, oferecendo opções de ordenação alfabética ou por data (Figura 6 - B). Os resultados são apresentados de forma estruturada, dispostos em duas colunas e seis linhas (Figura 6 - C). Para facilitar a visualização, na parte inferior da página, existe um componente dedicado à paginação, permitindo aos usuários percorrerem entre os diferentes resultados disponíveis (Figura 6 - D). Na parte esquerda da página, é possível acessar diversas funcionalidades relacionadas aos filtros de pesquisa (Figura 6 - E). Estes filtros permitem refinar a busca por estudos, selecionando múltiplos itens dentro de uma mesma categoria ou em categorias diferentes. Algumas das categorias de filtros disponíveis incluem “Etapa de Ensino”, “Práticas de Ensino-Aprendizagem” e “Ferramentas/Recursos”.

Figura 6. Página de Pesquisa de Estudos da Plataforma E3C.

Como forma de avaliar a plataforma E3C, foi elaborado um questionário direcionado a docentes atuantes na educação básica brasileira, convidando-os a acessá-la e a utilizar seus recursos e funcionalidades. Este questionário foi desenvolvido por meio do Google Formulários e sua divulgação se deu através do compartilhamento do link em diferentes meios, incluindo grupos de profissionais da educação presentes em aplicativos de mensagens, listas de e-mails e redes sociais. Ele esteve aberto, aceitando o recebimento de respostas entre o dia primeiro de outubro de 2023 e o dia vinte de janeiro de 2024, totalizando um período de cento e onze dias. Como resultado, obteve-se um total de 50 respostas válidas. Suas perguntas consistiram, além de uma caracterização do perfil do respondente, em sentenças avaliativas (Tabela 4) que verificaram a percepção dos participantes quanto à utilidade, facilidade de uso e intenção de uso futuro dos recursos e funcionalidades presentes na plataforma E3C.

Tabela 4. Sentenças do questionário de avaliação da plataforma E3C.

Indicador	ID	Sentença
-----------	----	----------

Utilidade Percebida	UP1	Usar a plataforma E3C me possibilitou encontrar artigos sobre educação em computação rapidamente.
	UP2	Usar a plataforma E3C me permitiu encontrar artigos sobre educação em computação que fizessem interdisciplinaridade com uma disciplina específica de meu interesse.
	UP3	Usar a plataforma E3C me permitiu encontrar artigos sobre educação em computação que conduzissem atividades ideais para serem aplicadas em um ano escolar específico de meu interesse.
	UP4	Usar a plataforma E3C me permitiu encontrar artigos sobre educação em computação que trabalhassem o desenvolvimento de habilidades específicas de meu interesse.
	UP5	Usar a plataforma E3C me permitiu encontrar artigos sobre educação em computação que utilizassem ferramentas/recursos educacionais específicos de meu interesse.
	UP6	Usar a plataforma E3C me permitiu encontrar artigos sobre educação em computação que empregassem práticas de ensino e aprendizagem específicos de meu interesse.
	UP7	Eu considero a plataforma E3C útil para encontrar artigos sobre educação em computação.
Facilidade de Uso	FU1	Minha interação com a plataforma E3C é clara e compreensível.
	FU2	Acho fácil fazer com que a plataforma E3C faça o que eu quero.
	FU3	É fácil lembrar como executar pesquisas usando a plataforma E3C.
	FU4	Interagir com a plataforma E3C requer pouco esforço mental.
Intenção de Uso Futuro	UF1	Levando em conta que eu tenho acesso à plataforma E3C, pretendo continuar utilizando-a.
	UF2	Com base na minha interação com a plataforma E3C, eu a recomendaria para outras pessoas.

Conforme é possível verificar na Tabela 4, foram elaboradas treze sentenças avaliativas. Essas sentenças são baseadas no *Technology Acceptance Model* (TAM), conhecido como Modelo de Aceitação de Tecnologia [Davis 1989]. O TAM, fundamentado nas teorias da ação racional e do comportamento planejado, é amplamente utilizado para prever e explicar a aceitação e uso de tecnologias pelos usuários. O modelo se baseia em dois elementos fundamentais: indicadores e sentenças. Os indicadores são variáveis específicas utilizadas para avaliar cada construto do modelo, incluindo a **Utilidade Percebida** (UP), que mede o grau em que uma pessoa acredita que uma tecnologia aumentará seu desempenho no trabalho; a **Facilidade de Uso** (FU), que avalia a percepção de esforço para utilizar a tecnologia; e a **Intenção de Uso Futuro** (UF), que mede a disposição do indivíduo em continuar usando a tecnologia. As sentenças são declarações formuladas para capturar as opiniões ou percepções dos participantes em relação a cada indicador, sendo avaliadas por meio de escalas de *Likert* de cinco pontos [Likert 1932], que vão desde "Concordo totalmente" até "Discordo totalmente".

Dos participantes que responderam ao questionário, 39 são mulheres que atuam há mais de dez anos como docentes no ensino fundamental I, ministrando disciplinas como Português ou Matemática. A Figura 7 utiliza os IDs exibidos na Tabela 4 para apresentar as respostas obtidas dos participantes para cada uma das treze sentenças avaliativas.

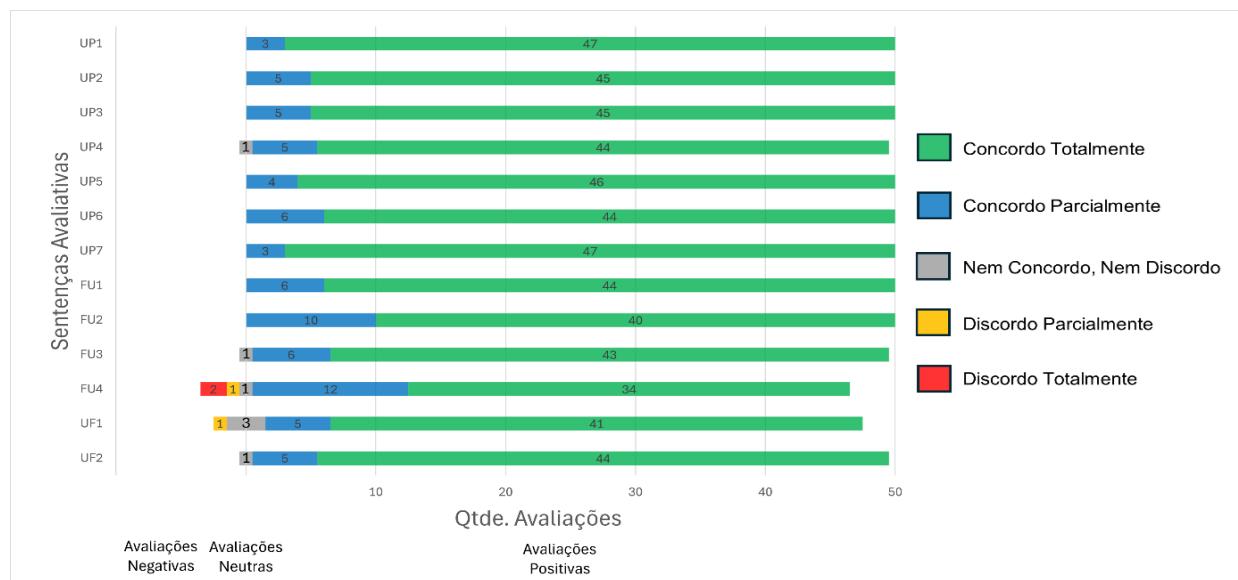


Figura 7. Respostas dos participantes para as treze sentenças avaliativas.

Analizando essas respostas é possível notar que a maioria dos respondentes do questionário avaliou de forma positiva a plataforma E3C em todas as treze sentenças. A sentença UF1 teve três avaliações neutras e uma única avaliação negativa discordando parcialmente de seu conteúdo. Uma possível explicação para esse resultado no indicador "Intenção de Uso Futuro" é que esses docentes lecionam disciplinas fora da área de Computação e, portanto, podem não ter uma compreensão clara da importância dessa área do conhecimento na sociedade contemporânea. Quanto à sentença FU4, ela apresentou uma avaliação neutra e três avaliações negativas, sendo uma discordando parcialmente e as outras duas discordando totalmente. Esses resultados indicam que, apesar de alguns terem tido alguma dificuldade, a maioria dos participantes considerou que a plataforma E3C é um recurso útil. Uma possível explicação para essas dificuldades é que esses participantes talvez não tenham visitado a seção "Saiba como usar" da plataforma, ou, caso tenham visitado, não visualizaram até o fim o vídeo explicativo contido nessa seção que detalha o funcionamento de cada recurso presente na plataforma, o que poderia ter facilitado sua experiência de uso.

## 5 Considerações Finais

Tendo em vista a relevância de iniciativas que visem contribuir com a implantação das normas sobre computação na educação básica complementares à BNCC, este trabalho buscou caracterizar o estado da arte sobre a educação em computação no ensino fundamental brasileiro, divulgando os resultados obtidos a docentes da educação básica. Para isso, foi realizado um Mapeamento Sistemático da Literatura, identificando as práticas de ensino-aprendizagem e as ferramentas/recursos utilizadas nas atividades educacionais descritas na literatura nacional sobre o tema, bem como a frequência de ocorrência de cada uma delas. Foram analisados 146 estudos primários. As cinco práticas de ensino-aprendizagem mais recorrentes identificadas foram, respectivamente, "Atividades Plugadas", "Programação Baseada em Blocos", "Atividades Desplugadas", "Aprendizagem Baseada em Problemas" e "Aprendizagem Baseada em Jogos/Gamificação". Quanto às ferramentas/recursos, foram identificadas 82 no total, sendo que 52 tiveram uma única ocorrência. Por outro lado, as cinco mais recorrentes foram, respectivamente, "Materiais Impressos e/ou Concretos/ Manipulativos", "Scratch", Atividades Desplugadas Adaptadas/Autorais", "Atividades do site code.org" e "Livro Computer Science Unplugged".

À luz dos resultados apresentados, o uso de ferramentas de Inteligência Artificial em pesquisas educacionais suscita reflexões importantes relacionadas à ética e à transparência dos

procedimentos adotados. No contexto deste estudo, a utilização de um modelo de linguagem ocorreu de forma controlada e complementar, sem substituir o julgamento humano nas etapas críticas do MSL. Ainda assim, reconhece-se que modelos de IA operam como sistemas de natureza opaca, cujos critérios internos de decisão não são totalmente acessíveis aos pesquisadores, o que pode dificultar a rastreabilidade dos resultados obtidos. Diante disso, torna-se fundamental explicitar de maneira clara os objetivos da automação, os dados de entrada fornecidos ao modelo, as instruções utilizadas e as estratégias de validação adotadas, de modo a garantir reproduzibilidade e confiabilidade científica. Além disso, a supervisão humana contínua e a validação cruzada com métodos tradicionais configuram-se como práticas essenciais para mitigar vieses, evitar interpretações indevidas e assegurar que o uso da IA esteja alinhado a princípios éticos e às boas práticas de pesquisa em educação, especialmente em estudos que envolvem automação de processos analíticos.

Quanto à análise dos resultados da classificação automatizada realizada com o ChatGPT – Modelo 4o, ela revelou um desempenho intermediário, com variações significativas entre as categorias analisadas. Enquanto “Etapa de Ensino” e “Ano Escolar” apresentaram alta consistência em relação à classificação manual, categorias como “Práticas de Ensino-Aprendizagem” e “Disciplina” evidenciaram limitações importantes, sobretudo em termos de cobertura e precisão. Esses achados indicam que, embora promissora, a aplicação de modelos de linguagem para apoio à análise automatizada de artigos ainda demanda ajustes para garantir maior confiabilidade em contextos mais complexos.

Após isso, foi desenvolvida uma plataforma acessível via Internet para divulgar os resultados obtidos. Denominada E3C, essa plataforma foi avaliada por 50 docentes da educação básica brasileira. A maioria dos participantes fez uma avaliação positiva dela. Por ora, foram incluídos estudos publicados entre 2000 e o início de 2022. Porém, cabe destacar que a plataforma E3C permite o cadastro de novos recursos por parte dos seus autores. Além disso, a plataforma E3C está sendo constantemente atualizada, com outros dados sendo mapeados e incluídos nela, como o “Ano Escolar” em que as práticas de ensino-aprendizagem foram aplicadas, “Disciplina” (para práticas interdisciplinares) e “Habilidades” ou “Eixos” da BNCC-Computação, além de novas ferramentas/recursos.

Recomendações para futuros trabalhos incluem: uma avaliação mais detalhada da plataforma E3C; a atualização do Mapeamento Sistemático da Literatura desta pesquisa; a automação da busca de estudos sobre educação em computação no Brasil, seja através de convites por e-mail para os autores inserirem dados na plataforma E3C, ou pela extração automatizada desses dados com IA; o desenvolvimento de uma IA generativa para auxiliar docentes no ensino de computação na educação básica, sugerindo práticas e recursos. Iniciativas como essas são cruciais, pois contribuem para a inclusão do ensino de computação na educação básica no Brasil, implementando o estabelecido nas normas complementares à BNCC.

## Referências

- Brasil. Ministério da Educação. (1997). *Portaria nº 522, de 9 de abril de 1997 – Institui o Programa Nacional de Informática na Educação – ProInfo*. Brasília. Disponível em: [\[link\]](#).
- Brasil. Conselho Nacional de Educação. (2017). *Resolução CNE/CP nº 2, de 22 de dezembro de 2017 – Institui e orienta a implantação da Base Nacional Comum Curricular, a ser respeitada obrigatoriamente ao longo das etapas e respectivas modalidades no âmbito da Educação Básica*. Brasília: CNE/CP. Disponível em: [\[link\]](#).
- Brasil. Ministério da Educação. (2021). *Programa de Inovação Educação Conectada – Sobre*. Disponível em: [\[link\]](#).
- Brasil. Conselho Nacional de Educação. (2022). *Parecer CNE/CEB nº 2, aprovado em 17 de fevereiro de 2022 – Normas sobre Computação na Educação Básica – Complemento à Base Nacional Comum Curricular (BNCC)*. Brasília: CNE/CEB. Disponível em: [\[link\]](#).
- Brasil. Conselho Nacional de Educação. (2022). *Resolução CNE/CEB nº 1, de 4 de outubro de 2022 – Normas sobre Computação na Educação Básica – Complemento à BNCC*. Brasília: CNE/CEB. Disponível em: [\[link\]](#).
- Davis, F. D. (1989). *Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology*. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008> [GS Search]
- Delgado-Chaves, F. M., Jennings, M. J., Atalaia, A. (2025). *Transforming literature screening: The emerging role of large language models in systematic reviews*. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, v. 122, n. 2, p. e2411962122. <https://doi.org/10.1073/pnas.2411962122> [GS Search]
- Grebogy, E., Santos, I., & Castilho, M. (2021). *Mapeamento das Iniciativas de Promoção do Pensamento Computacional no Ensino Fundamental*. In *Anais do XXXII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação* (pp. 965–975). Porto Alegre: SBC. <https://doi.org/10.5753/sbie.2021.217412> [GS Search]
- Kitchenham, B., & Charters, S. (2007). *Guidelines for performing systematic literature reviews in software engineering* (Technical Report EBSE-2007-01). [S.I.]: EBSE. Disponível em: [\[link\]](#) [GS Search]
- Lieberum, J-L., Toews, M., Metzendorf, M-I., Heilmeyer, F., Siemens, W., Haverkamp, C., Böhringer, D., Meerpohl, J. J., Eisele-Metzger, A. (2025). *Large language models for conducting systematic reviews: on the rise, but not yet ready for use - a scoping review*. *Journal of Clinical Epidemiology*, v. 181, p. 111746. <https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2025.111746> [GS Search]
- Likert, R. (1932). *A technique for the measurement of attitudes*. *Archives of Psychology*, 22(140), 55–55. Disponível em: [\[link\]](#) [GS Search]
- Rosa, Y. S., Garcia, P., Constantino, K., & Figueiredo, E. (2025). *Reflexões sobre o uso de LLMs no ensino de programação*. In *Anais do V Simpósio Brasileiro de Educação em Computação* (pp. 741–749). Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação. <https://doi.org/10.5753/educomp.2025.5366> [GS Search]
- Santos, A., Pereira, W., & França, R. (2021). *Como ensinar Ciência da Computação para crianças? Tendências e lacunas de pesquisa na área*. In *Anais do XXIX Workshop sobre Educação em Computação* (pp. 298–307). Porto Alegre: SBC. <https://doi.org/10.5753/wei.2021.15921> [GS Search]

- Silva, T. L. da, Vidotto, K. N. S., Tarouco, L. M. R., & Silva, P. F. da. (2024). *Potencialidades do uso de inteligência artificial generativa como apoio ao ensino de programação*. In *Anais do XXXV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação* (pp. 1942–1956). Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação. <https://doi.org/10.5753/sbie.2024.242711> [GS Search]
- Souza, F., Falcão, T., & Mello, R. (2021). *O ensino de programação na educação básica: uma revisão da literatura*. In *Anais do XXXII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação* (pp. 1265–1275). Porto Alegre: SBC. <https://doi.org/10.5753/sbie.2021.218461> [GS Search]
- Trindade, G. M., & Souza, D. R. (2023). *Inteligência artificial aplicada à educação: um relato de experiência docente na formação de acadêmicos de licenciatura em computação*. In *Anais do XXIX Workshop de Informática na Escola* (pp. 843–854). Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação. <https://doi.org/10.5753/wie.2023.234325> [GS Search]
- Van Rijsbergen, C. J. (1979). *Information Retrieval* (2<sup>a</sup> ed.). [S.l.]: Butterworth-Heinemann. Disponível em: [\[link\]](#).