

# StudyPlan: um software para recomendação personalizada de planos de estudo

Andressa Rodrigues<sup>1</sup>, Bruna Dias<sup>1</sup>, Samuel Forrati<sup>1</sup>,  
Miguel Ecar<sup>1</sup>, Alice Finger<sup>1</sup>, João Pablo Silva<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Laboratory of Intelligent Software Engineering (LabISE)  
Universidade Federal do Pampa (UNIPAMPA) - *Campus* Alegrete  
Av. Tiarajú, 810, Ibirapuitã – Alegrete, RS – Brasil

{andressaalmeida, brunadias, samuelforrati}.aluno@unipampa.edu.br

{miguelecar, alicefinger, joaosilva}@unipampa.edu.br

**Abstract.** *In higher education in Computer Science, students face challenges, such as overloading extracurricular activities and damaging their academic performance. We propose StudyPlan, a software that recommends personalized study plans, considering the student's profile, aiming for academic success. To evaluate the software, we carried out an empirical study, comparing the recommendation generated by experts with that generated by StudyPlan. As a result, the median accuracy of the five scenarios was 0.7 and the median precision was 0.9. Thus, there is evidence that StudyPlan is capable of correctly recommending subjects, even if it does not recommend all possible subjects.*

**Resumo.** *No cenário da educação superior em Ciência da Computação, os discentes enfrentam desafios, como a sobrecarga de atividades extracurriculares, que podem prejudicar o desempenho acadêmico. Este trabalho propõe o StudyPlan, um software que recomenda planos de estudo personalizados, considerando o perfil do estudante, visando o sucesso acadêmico. Para avaliar o software, foi realizado um estudo empírico, comparando a recomendação gerada por especialistas com a gerada pelo StudyPlan. Como resultado, a mediana das acurácias dos cinco cenários foi de 0,7 e a mediana das precisões 0,9. Assim, há evidências de que o StudyPlan é capaz de recomendar corretamente disciplinas, mesmo que não recomende todas as possíveis.*

## 1. Introdução

A Computação é uma área com grande oferta de vagas em cursos de graduação e alta demanda no mercado de trabalho [Inep 2023] [Brasscom 2021]. No entanto, os índices de estudantes que concluem esses cursos têm se mantido baixos em comparação com o número de ingressantes [SBC 2021], principalmente devido a questões como retenção e evasão universitária. Diversos fatores contribuem para esses eventos, incluindo problemas de aprendizagem, insatisfação com o curso ou instituição, reprovações em disciplinas e desafios de conciliação entre trabalho e estudo [Paz and Cazella 2017] [Érica Carmo 2022] [Coutinho et al. 2018]. Diante desse cenário, torna-se necessário criar um plano de estudos que sirva como um guia para a trajetória acadêmica, auxiliando os estudantes na organização de seus estudos.

Nesse contexto, o StudyPlan é apresentado como uma ferramenta desenvolvida para auxiliar estudantes e gestores de cursos de graduação, sugerindo planos de estudo de acordo com as características de cada estudante. Para entender essas características, foi conduzido um questionário com graduandos do curso de Ciência da Computação da UNIPAMPA. A partir dos dados obtidos, identificou-se que fatores socioeconômicos, profissionais e de saúde exercem influência significativa no desempenho acadêmico. O desenvolvimento do StudyPlan envolveu a utilização do Problema da Mochila 0/1, resolvido por meio da Programação Dinâmica, para determinar quais disciplinas são mais relevantes para cada estudante. Além disso, o sistema incorpora conceitos da Ciência de Contexto para realizar recomendações precisas. Após avaliação com especialistas, constatou-se que o StudyPlan se destaca como uma solução inovadora, oferecendo suporte tanto aos estudantes na elaboração de seus planos de estudo quanto à gestão durante o processo de matrícula.

O StudyPlan foi proposto com base na teoria da atividade [Engeström et al. 1999]. Segundo a taxonomia definida por Prodanov e De Freitas [Prodanov 2013], esta pesquisa se caracteriza como aplicada, exploratória e experimental. Dividida em três estágios, a abordagem metodológica incluiu a identificação de características influentes, o desenvolvimento do sistema e a avaliação do mesmo. O trabalho está organizado da seguinte forma: na Seção 2 apresentamos uma revisão da literatura; na Seção 3 descrevemos as características que compõem o perfil dos estudantes; na Seção 4 apresentamos a construção do sistema; já na Seção 5 evidenciamos a avaliação com os especialistas; por fim, Seção 6 as considerações finais, além de próximas etapas a serem desenvolvidas.

## 2. Trabalhos Relacionados

No trabalho de Morrow *et al.* (2017), foi apresentada uma metodologia que inclui um sistema de recomendação sensível ao contexto, destinado a auxiliar estudantes na escolha de disciplinas para uma educação personalizada. O algoritmo proposto leva em consideração requisitos curriculares, pré-requisitos, habilidades, interesses pessoais e busca otimizar custos e tempo para a obtenção do diploma. Através da utilização de programação linear baseada em grafos, os resultados indicaram melhorias no desempenho dos alunos, respeito às regras institucionais e redução do tempo necessário para a conclusão do curso.

O estudo de Seabra e Mattedi (2017) utilizou um questionário abrangente para analisar aspectos pessoais, educacionais, interesses culturais, conhecimento em tecnologia e expectativas profissionais dos alunos ingressantes nos cursos de Ciência da Computação, Engenharia da Computação e Sistemas de Informação. Os resultados revelaram diferenças significativas entre os cursos, identificando três perfis distintos de estudantes: os de Engenharia da Computação, que apresentaram um nível socioeconômico mais alto e foco na qualidade do ensino; os de Ciência da Computação, que eram mais jovens, introvertidos e já interessados na área antes de ingressar na universidade; e os de Sistemas de Informação, que se mostraram os mais extrovertidos.

Hamim (2021) conduziu uma pesquisa sobre a modelagem do perfil do estudante, utilizando técnicas de aprendizado de máquina. O objetivo do estudo foi identificar as técnicas mais eficazes e as características predominantes do perfil do estudante em diversos contextos educacionais. O estudo destacou o algoritmo de Árvore de Decisão como o mais utilizado e eficiente entre os estudos analisados, abordando características como

informações acadêmicas, identidade pessoal e comportamento online. Um experimento realizado demonstrou o bom desempenho do algoritmo de Árvore de Decisão.

Este trabalho expande as abordagens de estudos anteriores, como o de Morrow et al. (2017), que se concentrou na otimização do tempo dos alunos; o de Hamim (2021), que analisou características acadêmicas e comportamentais online; e o de Seabra e Mattedi (2017), que examinou o perfil socioeconômico e cultural de estudantes ingressantes em cursos de tecnologia. Em contraste, pesquisa atual incorpora requisitos curriculares, desempenho acadêmico e uma gama de características individuais, como aspectos socioeconômicos, educacionais, profissionais e saúde física e mental, enquanto propõe uma ferramenta para auxiliar os alunos.

### 3. Mapeamento do perfil dos estudantes

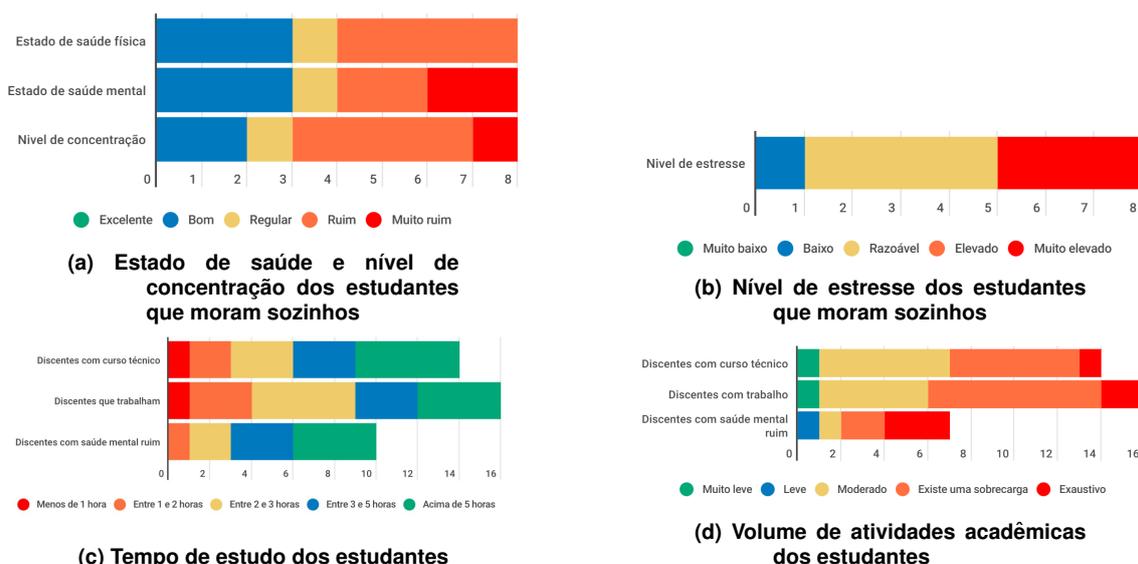
Foi conduzido um questionário<sup>1</sup> para identificar as características que exercem influência no desempenho dos alunos. O questionário online foi enviado em maio de 2023, garantindo anonimato e confidencialidade, e obteve 40 respostas de estudantes de diferentes semestres. É possível que associações preliminares sejam identificadas com uma amostra de 40 pessoas, mas a validade estatística e a relevância prática dessas associações são limitadas. O ideal, seria aumentar a amostra para garantir maior relevância nas conclusões. Os resultados revelaram uma associação entre morar sozinho e problemas de saúde física e mental, evidenciados pela predominância de estados de saúde regulares a ruins e níveis significativos de estresse, conforme os gráficos da Figura 1a e Figura 1b. A experiência prévia em cursos técnicos se mostrou benéfica para o desempenho acadêmico, enquanto o emprego comprometeu o tempo de estudo e a participação em atividades extracurriculares, como pode ser visualizado nos dados da Figura 1c e Figura 1d. Além disso, a saúde mental debilitada impactou negativamente a concentração e o sono dos estudantes, influenciando seu desempenho acadêmico e bem-estar. Essas descobertas ressaltam a importância de considerar moradia, experiência prévia, emprego e saúde mental no contexto estudantil.

### 4. StudyPlan

O principal objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de um sistema de recomendação de planos de estudos que utiliza o Problema da Mochila 0/1, a Programação Dinâmica e a Ciência de Contexto. O sistema tem como finalidade auxiliar os estudantes de Ciência da Computação a fazer escolhas mais adequadas para seus planos de estudo, levando em consideração as exigências do curso, o contexto individual de cada aluno e a carga de disciplinas que eles são capazes de suportar. A intenção é que essas escolhas contribuam para que os estudantes concluam a graduação no tempo apropriado, evitando casos de evasão e retenção.

O Problema da Mochila 0/1 é uma questão de otimização combinatória em que cada item possui valores e pesos diferentes. O objetivo é selecionar os itens de maior valor, respeitando a capacidade máxima da mochila [Skiena 2008]. No sistema desenvolvido, os itens correspondem às disciplinas a serem cursadas durante a graduação, e a mochila representa o plano de estudos, no qual é feito o planejamento do percurso formativo do estudante. O desafio é determinar quantas disciplinas podem ser incluídas

<sup>1</sup><https://figshare.com/s/e39b67e5a5d9e1c76f44>



**Figura 1. Estado geral de saúde dos estudantes, tempo de estudo e volume de atividades**

no plano de estudos, considerando o valor de cada disciplina e a capacidade individual de cada aluno. O conjunto de disciplinas utilizado como entrada para o problema é obtido do currículo do curso de Ciência da Computação da UNIPAMPA e é o mesmo para todos os alunos. No entanto, a capacidade de carga é individual e pode variar conforme o contexto de cada discente. Para a definição do contexto, foram selecionadas características relevantes para o desempenho acadêmico identificadas no questionário. Cada característica recebeu valores específicos, levando em consideração sua importância para a dedicação à graduação.

#### 4.1. Análise dos Requisitos

Uma vez que o contexto dos alunos foi compreendido, iniciou-se a identificação e classificação dos requisitos. Os *stakeholders* envolvidos nesse processo incluem os próprios estudantes de Ciência da Computação, juntamente com os membros da equipe de desenvolvimento. Para identificar os requisitos do sistema, foram realizadas reuniões com os *stakeholders* e análises de documentos relevantes. Os dois principais tipos são Requisitos Funcionais (RF) e Requisitos Não Funcionais (RNF) [Valente 2020]. Com base nisso, e com foco nos aspectos essenciais para a implementação inicial, utilizamos os requisitos descritos a seguir. RF1: O sistema deve autenticar o usuário via login institucional; RF2: O sistema deve gerar uma recomendação de plano de estudos personalizada; RF3: O sistema deve permitir aos usuários cadastrar e atualizar suas informações de contexto; RF4: O sistema deve permitir que o usuário, seja capaz de efetuar *logout* do sistema; RNF1: O sistema deve ser projetado para *web* mas deve permitir que um usuário possa acessar utilizando dispositivos móveis. Esses requisitos servem como base para o desenvolvimento iterativo, podendo ser ajustados conforme a evolução do projeto e as interações com os usuários sugiram novas necessidades.

#### 4.2. Desenvolvimento do StudyPlan

Após a conclusão das etapas de levantamento de requisitos, foi dado início ao desenvolvimento de uma versão de protótipo do sistema com média fidelidade, utilizando a

ferramenta Figma <sup>2</sup>. O protótipo se concentra na relação entre os elementos e na navegabilidade entre as seções, como destacado por [Walker et al. 2002] [Henderson 2002]. O estudo avançou para a implementação do StudyPlan, utilizando *JavaScript* e a biblioteca *React* para criar uma interface de usuário interativa e responsiva. Além disso, foi desenvolvido um algoritmo especializado baseado em Programação Dinâmica, inspirado no Problema da Mochila 0/1, para otimizar quais disciplinas devem ser ofertadas e criar planos de estudo personalizados. O armazenamento de dados foi facilitado pelo *Firebase*, abrangendo gerenciamento, autenticação e hospedagem do sistema.

O Pseudocódigo 1 contém uma representação do algoritmo desenvolvido, o qual foi elaborado para proporcionar uma compreensão mais clara do software em questão.

---

### Pseudocódigo 1 StudyPlan

---

```
1: function KNAPSACK(int capacidade, int pesoItens[], int valorItens[], int quantItens)
2:   for contItem = 0, contItem ≤ quantItens, contItem++ do
3:     for contCap = 0, contCap ≤ capacidade, contCap++ do
4:       if contItem = 0 e contCap = 0 then
5:         Mochila[contItem][contCap]=0
6:       else if pesoItens[contItem-1] ≤ contCap then
7:         Mochila[contItem][contCap]=maximo(valorItens[contItem-1]+Mochila[contItem-1][contCap-
pesoItens[contItem-1]],Mochila[contItem-1][contCap])
8:       else
9:         Mochila[contItem][contCap]=Mochila[contItem-1][contCap]
10:      end if
11:    end for
12:  end for

13:  for contItem = quantItens, contItem > 0 e res > 0, contItem- do
14:    if resultMochila = Mochila[contItem-1][contCap] then
15:      continue
16:    else
17:      if pesoItens[contItem-1] then
18:        escreva(disciplinas[contItem])
19:      end if
20:      resultMochila = resultMochila-valorItens[contItem-1]
21:      contCap = contCap-pesoItens[contItem-1]
22:    end if
23:  end for
24: end function

25: function INT CAPMOCHILA(Estudante estudante, int capacidade)
26:   capEstudante = estudante.trabalho + estudante.saudeMental + estudante.moradia + estudante.cursoTecnico
27:   novaCapacidade = capacidade - capEstudante
28:   return novaCapacidade
29: end function
```

---

A função principal, *knapsack* (linhas 1-24), recebe a capacidade da mochila, arrays de pesos e valores dos itens e a quantidade total de itens, utilizando programação dinâmica para preencher a tabela Mochila de duas dimensões e armazenar soluções parciais. A primeira parte do algoritmo (linhas 2-12) trata do preenchimento desta tabela, considerando as restrições de capacidade e peso dos itens. Posteriormente, o algoritmo percorre a tabela de trás para frente para determinar quais itens foram escolhidos (linhas 13-23), identificando os itens a serem incluídos na mochila. Adicionalmente, a função *capMochila* (linhas 25-29) calcula a capacidade disponível da mochila para um estudante, somando os valores associados ao trabalho, saúde mental, moradia e curso técnico no

---

<sup>2</sup>Ferramenta Colaborativa de Design de Interfaces Figma. Disponível em: <https://www.figma.com>

contexto do estudante. A nova capacidade é então obtida subtraindo a capacidade total da capacidade do estudante, que pode ter sido modificada devido ao seu contexto.

O sistema desenvolvido considera as informações fornecidas pelo usuário e a estrutura curricular do curso de Ciência da Computação<sup>3</sup>. Isso permite resultados personalizados com base nas entradas específicas. No curso, há 34 disciplinas obrigatórias e 660 horas em disciplinas complementares, oferecidas semestralmente. O sistema atribui pesos às disciplinas com base em suas cargas horárias, sendo peso quatro para 60 horas, três para 45 horas e dois para 30 horas. O valor das disciplinas varia conforme o semestre, começando com nove para o primeiro e diminuindo um a cada semestre, até chegar a dois no oitavo. As disciplinas complementares têm valor fixo de um. Essa abordagem prioriza disciplinas iniciais, já que seu valor maior influencia o algoritmo, que busca maximizar o total de valor das disciplinas escolhidas.

A Tabela 1 apresenta os valores definidos para diferentes características dos estudantes, as quais foram encontradas no questionário.

**Tabela 1. Valores atribuídos às características dos estudantes.**

Característica	Condição	Valor
Trabalho	Menos de 20 horas	0
	30 horas	8
	40 horas	10
	44 horas	12
Moradia	Mora sozinho	2
	Não mora sozinho	0
Experiência em curso técnico	Com experiência	0
	Sem experiência	1
Saúde mental	Bom	0
	Regular	2
	Ruim	5

Para a característica “Trabalho”, os valores são atribuídos de acordo com a carga horária semanal. Na categoria “Moradia”, diferentes valores são dados a estudantes que vivem sozinhos e aos que compartilham moradia, considerando a possível influência dessas circunstâncias nas responsabilidades domésticas. A “Experiência em curso técnico” recebe o valor um na ausência de experiência e zero se o estudante tiver experiência, refletindo como essa experiência prévia pode afetar a compreensão dos conceitos acadêmicos. A categoria “Saúde mental” é dividida em três estados, cada um com um valor associado, reconhecendo a importância da saúde mental na absorção de conhecimento e enfrentamento de desafios acadêmicos. Os valores foram determinados pelos pesquisadores com base na observação do comportamento do sistema, considerando os limites aplicáveis a cada estudante.

Além dos itens e seus pesos, bem como dos valores atribuídos as características, também foi definido um valor inicial para a capacidade de carga dos estudantes, representando o tamanho máximo da mochila, inicialmente configurado para 32 créditos, conforme os limites permitidos pelo curso a cada semestre. Esse valor pode ser ajustado conforme o contexto, mas a carga mínima nunca é inferior a 12 créditos.

Para exemplificar, considere um aluno com diferentes características: não reside

<sup>3</sup><https://encurtador.com.br/PBwYZ>

sozinho (moradia = 0), possui experiência prévia em curso técnico (curso técnico = 0), possui vínculo de trabalho de 30 horas (trabalho = 8), e classifica sua saúde mental como regular (saúde mental = 2). Primeiramente, o sistema soma os valores associados a cada uma dessas características para calcular a capacidade inicial do estudante. No caso desse aluno, a soma dos valores indica uma capacidade inicial de 10, calculada como a soma de (moradia + curso técnico + trabalho + saúde mental) = (0 + 0 + 8 + 2) = 10. Em seguida, o sistema calcula a nova capacidade da “mochila” subtraindo a capacidade inicial do valor máximo padrão de créditos permitidos por semestre, que é de 32 créditos. Assim, a nova capacidade de carga desse aluno é de 22, determinado pela diferença entre a capacidade total e a capacidade inicial, ou seja, (32 - 10) = 22. Portanto, esse estudante pode carregar até 22 créditos em disciplinas no próximo semestre.

Na Figura 2, apresentamos capturas de tela de partes importantes do sistema, retiradas da implementação já realizada do StudyPlan.

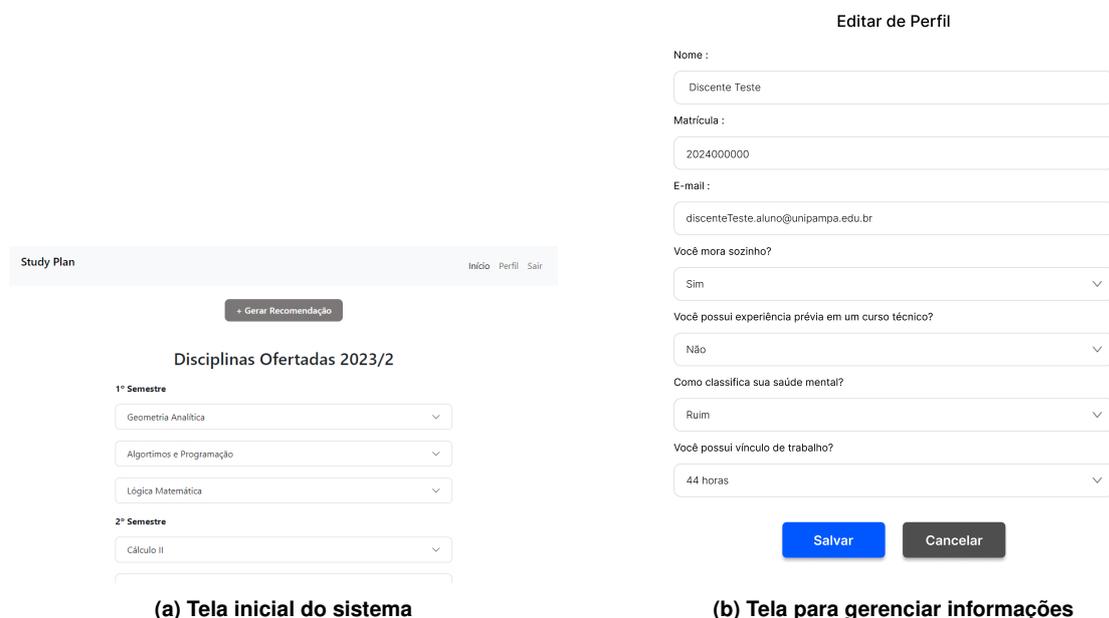


Figura 2. Telas do sistema

Na Figura 2a, é apresentado um menu de navegação no topo, por meio do qual os usuários podem alternar entre a tela de geração de recomendação e a atualização de informações pessoais, utilizando os botões “Início” e “Perfil”. Além disso, no mesmo menu, existe a opção de efetuar *logout* ao clicar no botão “Sair”. O conteúdo principal é exibido no centro, destacando o botão para gerar recomendações e a apresentação das disciplinas que serão ofertadas no semestre. Na captura de tela apresentada na Figura 2b, é exibido o formulário da tela de perfil, em que estão disponíveis campos nos quais o estudante pode inserir suas informações pessoais, incluindo nome, matrícula, e-mail, status de moradia, se possui curso técnico, avaliação da saúde mental e vínculo de trabalho. Além disso, são fornecidos botões no final da tela, permitindo ao usuário salvar as informações inseridas. Nas Figuras 2a e 2b, é possível perceber a implementação dos requisitos RF2, RF3 e RF4. O RF2 é referente à capacidade de gerar uma recomendação, que é destacada quando o usuário clica no botão “Gerar Recomendação”. O RF3, ilus-

trado na Figura 2b, está relacionado à capacidade do usuário de inserir suas informações de perfil, o que ocorre ao preencher os campos do formulário e selecionar “Salvar”. O RF4, que estabelece que o usuário deve ser capaz de fazer *logout* do sistema, pode ser observado no menu de navegação localizado na parte superior.

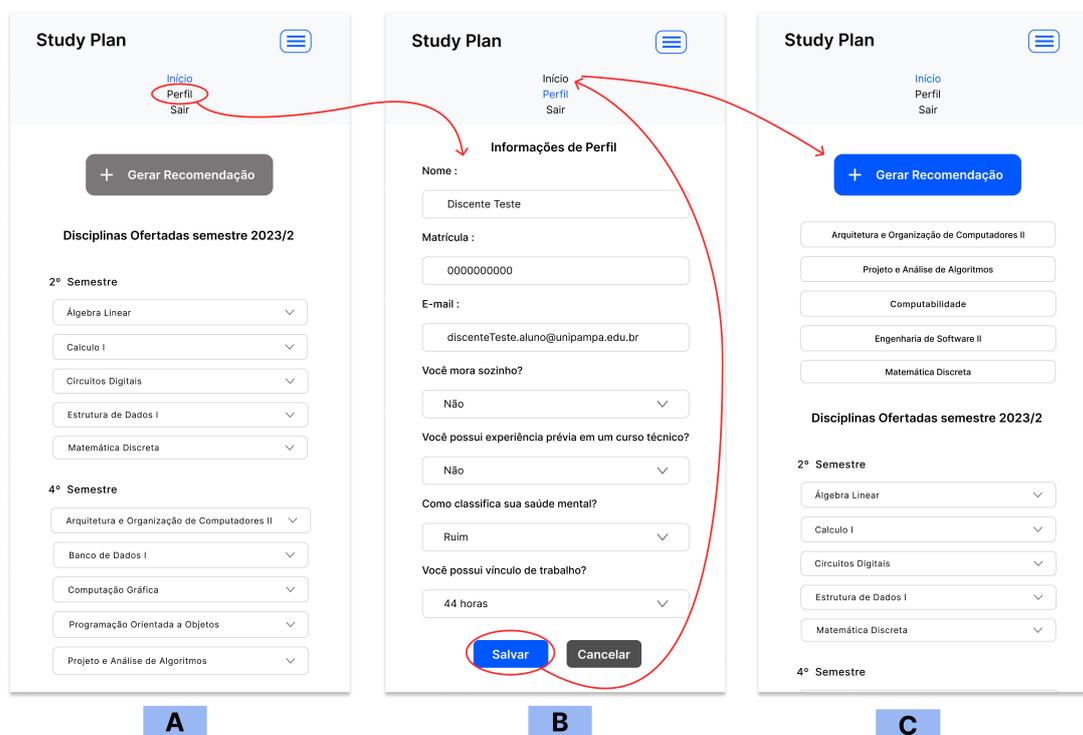


Figura 3. Fluxo de uso do sistema

A interação com o sistema inicia quando o usuário faz login, fornecendo seu e-mail e senha institucionais. Após o login, o usuário deve acessar a tela de perfil e cadastrar suas informações para garantir a coerência das recomendações, conforme ilustrado nas telas A e B da Figura 3. É importante ressaltar que as informações pessoais devem ser verificadas e atualizadas regularmente pelo usuário. Após concluir este processo, o usuário retorna à tela inicial e clica no botão “Gerar Recomendação”. O resultado é a exibição das disciplinas recomendadas, como representado na tela C da Figura 3. O requisito RNF1, referente à acessibilidade do sistema por dispositivos móveis, é ilustrado na Figura 3, mostrando a versão móvel do sistema.

## 5. Avaliação do sistema e Resultados obtidos

Para avaliar o sistema desenvolvido e validar as recomendações do algoritmo, foi realizada uma avaliação com especialistas. Um grupo de seis professores do curso de Ciência da Computação da Universidade Federal do Pampa (UNIPAMPA), com vasta experiência em coordenação de curso e orientação de matrículas, foi convidado para simular orientações e comparar suas recomendações com as sugestões geradas pelo sistema. Esses profissionais foram escolhidos devido à sua experiência em ajustar matrículas de estudantes, considerando diferentes contextos acadêmicos. A compreensão desses especialistas é essencial para garantir a eficácia e relevância das recomendações, assegurando que estejam alinhadas com os requisitos do curso e as necessidades individuais dos estudantes.

Antes de iniciar a avaliação, os especialistas foram informados sobre o objetivo da avaliação e as etapas envolvidas. Todos assinaram um termo de consentimento livre e esclarecido, garantindo sua concordância em participar do processo. Além disso, foi assegurado que todos os dados coletados ao longo da pesquisa fossem anonimizados durante as análises, a fim de preservar a privacidade dos participantes.

Cinco cenários foram desenvolvidos, cada um representando um perfil específico de estudante. Esses perfis foram extraídos com base nas respostas dos participantes do questionário para o mapeamento do perfil dos estudantes. Cada cenário foi composto por um perfil de estudante considerando variáveis como carga de trabalho, saúde mental, condições de moradia, experiência prévia em curso técnico, histórico acadêmico (disciplinas já integralizadas e as reprovações ao longo dos semestres cursados) e um conjunto de potenciais disciplinas a serem cursadas no semestre vigente.

Os cenários foram submetidos à apreciação dos especialistas por meio de um formulário<sup>4</sup>. Cada especialista teve acesso ao material de forma individual e indicou uma recomendação de matrícula para cada cenário. Paralelamente, os mesmos cenários foram submetidos ao StudyPlan, que também gerou recomendações de matrícula. As entradas apresentadas tanto aos especialistas quanto ao algoritmo foram idênticas. Por fim, os resultados gerados pelo StudyPlan foram comparados com os resultados de referência fornecidos pelos especialistas. As indicações de recomendações dos especialistas e do StudyPlan, assim como o contexto de cada cenário podem ser acessadas pelo link: Recomendações especialistas e StudyPlan.

## 5.1. Resultados

Como resultado dessa comparação, foi elaborado a matriz de confusão de cada cenário apresentada na Figura 4. A matriz de confusão é uma ferramenta utilizada para avaliar o desempenho de modelos de classificação, comparando previsões feitas pelo sistema com resultados reais [Susmaga 2004].

No contexto da avaliação realizada, a matriz de cada cenário é organizada em uma estrutura 3x3, contendo quatro categorias: Verdadeiro Positivo (disciplinas recomendadas tanto pelo sistema quanto pelos especialistas), Falso Positivo (disciplinas recomendadas apenas pelo sistema), Verdadeiro Negativo (disciplinas não recomendadas por nenhum dos dois), e Falso Negativo (disciplinas recomendadas apenas pelos especialistas). Esta matriz ajuda a identificar a precisão do sistema e os tipos de erros que ele comete.

A partir da matriz de confusão, foi calculado as métricas de Precisão, Revocação e Acurácia de cada cenário, conforme apresentado na Tabela 2. A precisão mede a proporção de disciplinas recomendadas pelo sistema que são corretamente aceitas pelos especialistas como relevantes. A revocação avalia a capacidade do sistema em identificar todas as disciplinas que os especialistas consideram relevantes. Já a acurácia avalia a precisão geral das recomendações, considerando tanto as disciplinas corretamente quanto incorretamente recomendadas, proporcionando uma medida geral do desempenho do modelo [James 2013].

Com base nos valores apresentados, percebe-se que a precisão se mantém alta, com uma média de 0,9, indicando que as recomendações do sistema estão alinhadas com

<sup>4</sup><https://encurtador.com.br/CtE6j>

	Positivo	Negativo
Verdadeiro	6	7
Falso	1	4

(a) Cenário 1

	Positivo	Negativo
Verdadeiro	3	2
Falso	1	5

(c) Cenário 3

	Positivo	Negativo
Verdadeiro	7	1
Falso	1	5

(b) Cenário 2

	Positivo	Negativo
Verdadeiro	5	3
Falso	0	3

(d) Cenário 4

	Positivo	Negativo
Verdadeiro	4	7
Falso	0	3

(e) Cenário 5

**Figura 4. Matrizes de Confusão**

**Tabela 2. Métricas de Avaliação para cada Matriz de Confusão**

Indicadores	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3	Cenário 4	Cenário 5
Precisão	0,9	0,9	0,8	1	1
Revocação	0,6	0,6	0,4	0,6	0,6
Acurácia	0,7	0,6	0,5	0,7	0,8

as dos especialistas. Essa precisão é evidente ao se analisar que tanto os especialistas quanto o StudyPlan priorizam disciplinas obrigatórias do semestre atual do aluno.

A análise dos valores de revocação nos cinco cenários mostra que, em quatro dos cenários analisados, o modelo demonstrou consistência, alcançando uma revocação de 0,6, o que indica uma boa capacidade de detectar a maioria dos casos positivos. No entanto, o cenário 3 apresentou uma revocação mais baixa de 0,4, sugerindo uma oportunidade de melhoria na identificação de exemplos positivos nesse contexto específico. Nesse cenário, o aluno enfrenta desafios como saúde mental ruim, vínculo de trabalho intensivo e está no oitavo semestre, o qual deveria ser seu último conforme a grade curricular, porém ainda não está apto para se graduar. Os especialistas optaram por recomendar disciplinas complementares de baixa carga horária e menor complexidade, evitando recomendar disciplinas que possam desmotivar o aluno, especialmente em áreas em que ele enfrenta dificuldades. A revocação média dos cenários analisados foi de 0,6, indicando um desempenho geral satisfatório, com potenciais melhorias identificadas em certos cenários. Essas análises permitem compreender o comportamento do modelo e orientar ajustes para aprimorar sua eficácia em diferentes contextos.

Os resultados da acurácia variaram de 0,5 a 0,8 nos cinco cenários analisados, com uma acurácia média de 0,7. Alguns cenários demonstram um bom desempenho, enquanto outros revelam uma acurácia mais baixa, como no cenário 3, com 0,5. Esses resultados indicam a importância de ajustes no modelo para melhorar sua precisão e confiabilidade em situações onde a acurácia atual é inferior, especialmente no cenário 3, onde os indicadores de revocação e precisão são mais baixos em comparação com os outros cenários.

Ao analisar os cenários, observa-se que os valores baixos de revocação e acurácia são influenciados pelo fato de que tanto os especialistas quanto o StudyPlan priorizam, na maior parte, as disciplinas obrigatórias do semestre atual e completam a carga horária restante de maneiras distintas. O sistema completa a carga horária restante com disciplinas de semestres subsequentes ou anteriores não concluídos para evitar atrasos, enquanto os especialistas priorizam disciplinas com menor carga horária, mais flexíveis ou concentradas em áreas nas quais o aluno demonstra melhor desempenho e interesse, para não sobrecarregá-lo ou desestimulá-lo. Frequentemente, os especialistas preferem completar a carga com disciplinas complementares em vez de disciplinas obrigatórias subsequentes ou aquelas em que o aluno já teve muitas reprovações, para que o aluno se desenvolva em outras áreas de maior afinidade primeiro.

## 6. Conclusões

Neste artigo, é apresentada a solução StudyPlan, que utiliza o Problema da Mochila 0/1, Programação Dinâmica e Ciência de Contexto para sugerir planos de estudos personalizados aos estudantes universitários. A avaliação, realizada em colaboração com especialistas do curso de Ciência da Computação, destacou a consistência das recomendações do sistema com as dos especialistas. A análise dos indicadores de Precisão, Revocação e Acurácia revela que o modelo de recomendação de disciplinas apresenta uma precisão consistente, demonstrando boa concordância com as decisões dos especialistas. Embora a Revocação média seja satisfatória, especialmente em contextos gerais, existem oportunidades para melhorar a identificação de casos positivos específicos, conforme observado no cenário 3.

Os resultados preliminares demonstram a capacidade do StudyPlan de gerar planos de estudo alinhados às necessidades dos estudantes, mas também indicam áreas de aprimoramento, como a inclusão de um mecanismo de aprendizado para ajustar os pesos das recomendações com base no histórico do aluno. Isso visa equilibrar as disciplinas nas quais os alunos têm maior interesse e desempenho com aquelas em que enfrentam dificuldades, seguindo as sugestões dos especialistas e considerando as regras institucionais.

Como próximos passos, propõe-se a implementação de um mecanismo de aprendizado mais sofisticado e a exploração de técnicas avançadas de personalização, além da expansão do estudo para outros cursos e a inclusão da possibilidade de os estudantes indicarem suas preferências para disciplinas específicas. Espera-se que o StudyPlan se torne uma ferramenta valiosa tanto para os estudantes quanto para os gestores, contribuindo para o sucesso na conclusão dos cursos e para a redução das taxas de evasão.

## Agradecimentos

Os autores agradecem pelo apoio financeiro da FAPERGS (Projeto ARD/ARC - processo 23/2551-0000761-4).

## Referências

Brasscom (2021). Demanda de talentos em tic e estratégia  $\sum$  tce 2021 - relatório de inteligência e informação bri2-2021-007 -v112. <https://brasscom.org.br/inteligencia/demanda-de-talentos/>. Acesso em 27 nov. 2023.

- Coutinho, E., Bezerra, J., Bezerra, C. I. M., and Moreira, L. O. (2018). Uma análise da evasão em cursos de graduação apoiado por métricas e visualização de dados. In *Anais do XXIV Workshop de Informática na Escola*, pages 31–40. SBC.
- Engeström, Y., Miettinen, R., and Punamäki, R.-L. (1999). *Perspectives on activity theory*. Cambridge University Press.
- Hamim, T., Benabbou, F., and Sael, N. (2021). Survey of machine learning techniques for student profile modeling. *iJET*, 16(4):136–151.
- Henderson, A. (2002). Interaction design: Beyond human-computer interaction. *Ubiquity*, 2002(March).
- Inep, Diretoria de Estatísticas Educacionais, C.-G. d. C. d. Q. e. T. d. I. (2023). Painel de estatísticas do censo da educação superior. <https://encurtador.com.br/ampY7>.
- James, G. (2013). An introduction to statistical learning.
- Morrow, T., Hurson, A. R., and Sarvestani, S. S. (2017). A multi-stage approach to personalized course selection and scheduling. In *2017 IEEE IRI conference*, pages 253–262. IEEE.
- Paz, F. and Cazella, S. (2017). Identificando o perfil de evasão de alunos de graduação através da mineração de dados educacionais: um estudo de caso de uma universidade comunitária. In *Anais dos Workshops do CBIE*, volume 6, page 624.
- Prodanov, Cleber Cristiano de Freitas, E. C. (2013). *Metodologia do trabalho científico: métodos e técnicas da pesquisa e do trabalho acadêmico-2ª Edição*. Editora Feevale.
- SBC (2021). Educação Superior em Computação - Estatísticas – 2021. Disponível em: <https://encurtador.com.br/dlGP6>.
- Seabra, R. D. and Mattedi, A. P. (2017). Levantamento do perfil de estudantes ingressantes nos cursos de computação da universidade federal de itajubá: um estudo socioeconômico e cultural. *Revista de Sistemas e Computação-RSC*, 7(1).
- Skiena, S. S. (2008). *The Algorithm Design Manual*. Springer, second edition.
- Susmaga, R. (2004). Confusion matrix visualization. In *Intelligent Information Processing and Web Mining: Proceedings of the International IIS: IIPWM '04 Conference held in Zakopane, Poland, May 17–20, 2004*, pages 107–116. Springer.
- Valente, M. T. (2020). *Engenharia de Software Moderna: Princípios e Práticas para Desenvolvimento de Software com Produtividade*.
- Walker, M., Takayama, L., Landay, J., and Leila (2002). High-fidelity or low-fidelity, paper or computer choosing attributes when testing web prototypes. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 46.
- Êrica Carmo, Isabela Gasparini, E. O. (2022). Identificação de trajetórias de aprendizagem em um curso de graduação e sua relação com a evasão escolar. In *Anais do XXXIII SBIE*, pages 323–333, Porto Alegre. SBC.