

# Modelagem de Autorregulação da Aprendizagem no Ensino Superior: Uma Ferramenta para Automatizar Levantamento de Perfis e Recomendações Personalizadas

Alana Viana Borges S. Neo<sup>1,2</sup>, José Antão Beltrão Moura<sup>1</sup>,  
Joseana Macêdo Fehine Régis de Araújo<sup>1</sup>, Giseldo S. Neo<sup>1,3</sup>,  
Olival de Gusmão Freitas Júnior<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Universidade Federal de Campina Grande (UFCG) – Campina Grande – PB

<sup>2</sup>Instituto Federal de Mato Grosso do Sul (IFMS) – Corumbá – MS

<sup>3</sup>Instituto Federal de Alagoas (IFAL) – Viçosa – AL

<sup>4</sup>Universidade Federal de Alagoas (UFAL) – Maceió – AL

alana.neo@copin.ufcg.edu.br, {antao,joseana}@computacao.ufcg.edu.br

giseldo.neo@ifal.edu.br, olival@ic.ufal.br

**Abstract.** *Teaching self-regulated learning strategies can improve student performance. This study investigates the self-regulation profiles of a sample of 43 students from two higher education institutions and recommends personalized strategic textual actions. First, we adjusted a questionnaire harvested from the specialized literature to assess self-regulation. Then, we sent personalized recommendations by e-mail. The lowest self-regulation values were: test anxiety, learning control, study time and environment, and goal orientation; we also find a positive correlation among some of them; we also obtained relative fit of the data and acceptable reliability for the questionnaire.*

**Resumo.** *Ensinar estratégias de aprendizagem autorregulada pode melhorar o rendimento do estudante. Este estudo investiga os perfis de autorregulação de uma amostra de 43 alunos de duas instituições do ensino superior e recomenda ações textuais estratégicas personalizadas. Primeiro, ajustamos e reduzimos um questionário com 44 assertivas para avaliar a autorregulação e enviamos as recomendações personalizadas por e-mail. Os valores mais baixos de autorregulação foram: ansiedade em testes, controle de aprendizado, tempo e ambiente de estudo e orientação a metas; encontramos ainda uma correlação positiva forte entre alguns deles; também obtivemos relativo ajuste dos dados e confiabilidade aceitável para o questionário.*

## 1. Introdução

A aprendizagem autorregulada é um componente influente no desempenho acadêmico, principalmente na educação superior [Jansen et al. 2017]. Ela é definida como o grau em que os alunos são participantes: metacognitivos, motivacionais e comportamentalmente ativos em sua própria aprendizagem [Zimmerman 2000]. Os processos metacognitivos referem-se à capacidade dos alunos de estabelecer planos, cronogramas ou metas para monitorar ou avaliar o seu progresso de aprendizado, enquanto os motivacionais são

relacionados à automotivação e ao quão estão dispostos a assumir a responsabilidade por seus sucessos ou fracassos [Kuo et al. 2014].

Diversos alunos podem ser beneficiados pela utilização de estratégias de autorregulação, porém, muitos estudantes ainda as desconhecem. Essas estratégias podem ser aprendidas caso sejam utilizadas em atividades de ensino específicas e anteriormente planejadas sobre o tema, beneficiando principalmente aqueles alunos com baixo rendimento acadêmico [Basso and Abrahão 2018]. Logo, investigar quais as estratégias de autorregulação da aprendizagem são mais efetivas e como elas podem ser apresentadas aos alunos podem contribuir neste quesito. Além disso, a inclusão de ferramentas pedagógicas nesse processo tem apresentado bons resultados [Baptista 2023], bem como o uso de recomendações pedagógicas para impactar positivamente os estudantes [Silva et al. 2021].

Dado esse contexto, o objetivo deste estudo é analisar o perfil de autorregulação de uma amostra de estudantes do ensino superior presencial e recomendar ações estratégicas de autorregulação da aprendizagem para melhorar seu desempenho acadêmico. Além disso, deseja-se também validar um questionário para levantamento do perfil de autorregulação da aprendizagem de estudantes do ensino superior.

Para atender ao objetivo, mapeamos o perfil de autorregulação de 43 estudantes de duas instituições do ensino superior com um questionário ajustado e enviamos recomendações textuais personalizadas para auxiliá-los no processo de aprendizado das técnicas de autorregulação, buscando melhorar o seu desempenho.

O resultado deste estudo foi um questionário validado com análise confirmatória específico para o contexto do ensino superior e presencial; uma estrutura com o texto para recomendações com dicas de autorregulação validadas em uma amostra; um algoritmo que retorna estas recomendações textuais automaticamente, além da análise estatística dos resultados, a partir da qual identificamos correlações entre os construtos.

## 2. Metodologia

Este estudo é definido pela sua natureza aplicada, pelo procedimento experimental e pela análise quantitativa dos resultados. A revisão da literatura foi conduzida anteriormente por meio de um levantamento bibliográfico [Neo et al. 2024].

Primeiro, consultamos estudos que empregaram questionários para o levantamento deste perfil de autorregulação. Após selecionado e adaptado o questionário (também chamado de modelo teórico), o aplicamos com estudantes do ensino superior e obtivemos o perfil de autorregulação destes estudantes. Em seguida, enviamos recomendações personalizadas por e-mail para todos os participantes de forma automatizada, utilizando a linguagem Python.

Além disso, selecionamos a técnica análise fatorial confirmatória [Fávero and Belfiore 2017]. Essa técnica foi utilizada para verificar se os dados coletados se encaixaram bem no modelo teórico definido. Por fim, analisamos e discutimos as estatísticas descritivas dos dados, incluindo correlação, e as estatísticas da análise confirmatória.

## 2.1. Amostra

A amostra incluiu 43 estudantes do ensino superior presencial de duas instituições públicas da cidade de Alagoas. A proporção de homens para mulheres foi de 25% para 75%, respectivamente. Do total, 40% eram alunos da primeira instituição e 60% da segunda.

O convite foi feito para todos os 150 estudantes. Um dos autores já tinha contato prévio com esses estudantes. O contato com os alunos foi realizado via e-mail e WhatsApp. De todos os alunos que receberam a solicitação de participação, 28% retornaram. Esses estudantes responderam voluntariamente ao convite para preenchimento do questionário a partir da ferramenta *Google Forms* e receberam o retorno do questionário em um PDF enviado por e-mail.

## 2.2. Questionário

O modelo teórico do questionário foi adaptado pelos autores e especifica quais os construtos (também chamados de fatores) existem e quais assertivas observadas estão associadas a cada construto. A versão final do questionário possui 44 assertivas e 13 construtos, sendo adaptado a partir do questionário MSLQ, que originalmente possui 81 assertivas e 15 construtos [Pintrich et al. 1991]. A Tabela 1 e a Tabela 2 apresentam as assertivas e construtos do questionário adaptado.

A redução do questionário foi realizada por duas professoras (uma da área de pedagogia e outra da área de informática) com conhecimento sobre o tema. Elas avaliaram criteriosamente as assertivas, removeram e agruparam algumas delas, adaptando-as para o ensino superior, reduzindo a quantidade de assertivas pela metade para aumentar a chance do aluno finalizar o questionário, pois em rodadas de teste piloto a quantidade de questões foi relatada como motivo de abandono no momento do preenchimento.

Os construtos do questionário são agrupados em duas grandes escalas: motivação e estratégias de aprendizagem. Na escala motivação foram avaliados os construtos: *orientação a metas intrínsecas* (OMI), *orientação a metas extrínsecas* (OME), *valorização da atividade* (VAT), *controle de aprendizado* (CAP), *autoeficácia para aprendizado* (AEA) e *ansiedade em testes* (ATE). Para a escala estratégias de aprendizagem, foram avaliadas as estratégias cognitivas e metacognitivas, através da análise dos construtos: *memorização* (MRE), *elaboração* (ELA), *organização* (ORG), *pensamento crítico* (PCR), *autorregulação metacognitiva* (ARE), *tempo e ambiente de estudo* (TAE) e *administração de esforços* (RES).

As assertivas possuem opções de respostas em escala Likert com sete níveis, em que um significa “totalmente falso” e sete significa “totalmente verdadeiro”. As assertivas relacionadas à *ansiedade em testes* foram escritas negativamente e computadas de maneira reversa, por exemplo, se o estudante marcou 1 no questionário, esse valor é computado como sete, se marcou 2 é computado como seis, 3 como cinco, quatro como quatro, cinco como 3, seis como 2 e sete como 1. Em relação à orientação dada ao aluno antes da resposta, o estudante foi orientado a escolher a disciplina que sentisse mais dificuldade, entre as que estava cursando. Além disso, as assertivas foram apresentadas em ordem aleatória.

**Tabela 1. Assertivas para a escala: estratégias de aprendizagem.**

<b>Sigla</b>	<b>Assertiva</b>
MRE	Quando faço a lição de casa, tento lembrar o que o professor disse em sala de aula para que eu possa responder às perguntas corretamente. Trabalho em exercícios práticos e respondo as perguntas do final do capítulo, mesmo quando não precise. Quando estudo para uma prova, eu pratico, repetindo os fatos importantes repetidamente para mim mesmo. Uso o que aprendi com as tarefas de casa antigas e o livro didático para fazer novas atribuições. Quando leio os materiais para esta aula, digo repetidamente as palavras para mim mesmo para que me ajude a lembrar.
ELA	Quando estudo para uma prova, tento reunir as informações da aula em um caderno. Ao ler, tento conectar as coisas sobre as quais estou lendo com o que já conheço.
ORG	É difícil para mim decidir quais são as principais ideias no que leio. Ao estudar, faço anotações para me lembrar do assunto que estudei. Descrevo os capítulos do meu livro para me ajudar a estudar.
PCR	Quando estudo, coloco ideias importantes em minhas próprias palavras.
ARE	Faço perguntas para ter certeza de que conheço o material que tenho estudado. Costumo achar que sei sobre o assunto da aula, mas não sei do que se trata. (Reversa) Acho que quando o professor está falando, penso em outras coisas e realmente não ouço o que ele está dizendo. (Reversa) Quando estou estudando um conteúdo, tento fazer com que tudo se encaixe. Quando estou lendo, paro ocasionalmente e repito o que li.
TAE	Antes de começar a estudar, penso nas coisas que precisarei fazer para aprender.
RES	Mesmo quando vou mal em uma prova, tento aprender com meus erros. Quando o trabalho é difícil, desisto ou estudo apenas as partes fáceis. (Reversa) Eu sempre tento entender o que o professor está dizendo, mesmo que isso não faça sentido. Mesmo quando os materiais de estudo são monótonos e desinteressantes, continuo fazendo a tarefa até terminar. Trabalho duro para obter uma boa nota, mesmo quando não gosto de uma aula.

### 2.3. Recomendações

A técnica de recomendação proposta emprega o uso de dicas textuais específicas para o perfil de regulação do estudante, apesar da existência de outras abordagens [Aguiar et al. 2015]. Os textos das recomendações são apresentados nas Tabela 3 e Tabela 4. Elas foram adaptadas de [Salvador et al. 2017] que também utilizou o Manual de [Pintrich et al. 1991]. As recomendações utilizadas originalmente estavam em um único parágrafo, as separamos em tópicos (frases) para facilitar a leitura. Não foram realizadas mudanças estruturais significativas no texto das recomendações. Um exemplo de texto da recomendação enviada para os estudantes é apresentado na Figura 1. Essas recomendações foram mantidas e atualizadas no formato CSV a partir de uma aplicação web para este fim.

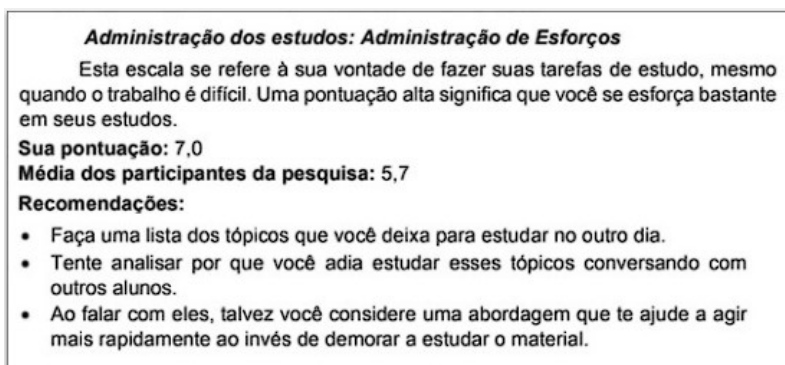
### 2.4. Estatística descritiva

[Pintrich et al. 1991] no seminal “A manual for the use of the Motivated Strategies for Learning Questionnaire (MSLQ)” (artigo citado 6.905 vezes segundo consulta ao Google Acadêmico), reportou a média de cada assertiva e o desvio padrão, além da média e desvio padrão do construto, o alfa de Cronbach, e uma correlação com a nota final. Optamos por apresentar as mesmas estatísticas de [Pintrich et al. 1991] para os construtos. Além disso, estas estatísticas, além do Coeficiente de variação (CV) podem ser acessa-

**Tabela 2. Assertivas para a escala: motivação.**

<b>Sigla</b>	<b>Assertiva</b>
OMI	Prefiro um trabalho de classe desafiador em que eu possa aprender coisas novas. Costumo escolher tópicos de assuntos dos quais aprenderei algo, mesmo que exijam mais trabalhos.
OME	Comparado com outros alunos desta turma, espero ter sucesso. Acho que receberei uma boa nota nesta aula.
VAT	É importante para mim aprender o que está sendo ensinado na aula. Gosto do que estou aprendendo na aula. Acho que usarei o que aprendi nesta aula em outras aulas. Acho que o que estou aprendendo nesta aula é útil para meu aprendizado. Acho que o que estamos aprendendo nesta aula é interessante. Entender esse assunto é importante para mim.
CAP	Comparado com os outros alunos, acho que sou um bom aluno. Minhas habilidades de estudo são excelentes em comparação com outras pessoas nesta classe. Comparado com outros alunos desta turma, acho que sei bastante sobre o conteúdo.
AEA	Estou certo de que posso entender as ideias ensinadas neste curso. Espero me sair muito bem nesta aula. Tenho certeza de que posso fazer um excelente trabalho nos problemas e tarefas atribuídos a esta classe. Sei que poderei aprender o material para esta aula.
ATE	Fico tão nervoso durante uma prova que não consigo lembrar dos assuntos que aprendi. Sinto uma sensação desconfortável e chateada quando faço uma prova. Preocupo-me muito com testes. Quando faço uma prova, penso em como estou mal. Quando estudo para uma prova, tento lembrar o máximo de fatos que consigo.

**Figura 1. Trecho de texto de recomendações de autorregulação enviado ao estudante.**



Fonte: Os autores.

das na seção “Disponibilidade de artefatos”. O CV mede o grau de dispersão da média em relação ao desvio padrão. Além disso, analisamos a correlação de Pearson entre os construtos.

## 2.5. Análise fatorial confirmatória

Validamos o questionário adaptado com análise fatorial confirmatória. As métricas reportadas foram: qui-quadrado ( $X^2$ ), qui-quadrado normado (NC), raiz do erro quadrático médio de aproximação (RMSEA), critério de informação de Akaike (AIC) e índice de ajuste comparativo (CFI). Essas são as mesmas métricas reportadas por

**Tabela 3. Texto das recomendações da escala: aprendizagem.**

<b>Sigla</b>	<b>Texto da recomendação</b>
MRE	Liste os termos e tópicos importantes da disciplina. Defina-os e os repita em voz alta. Divida essa lista em listas menores compostas de termos que se relacionam. Construa imagens ou rimas que te ajudarão a lembrar dessas listas. Faça perguntas que ajudarão você a avaliar se você se lembra delas ou não.
ELA	Parafraseie e resuma as informações importantes. Use suas próprias palavras para descrever o conteúdo visto durante as aulas ou em leituras específicas. Faça de conta que você é o professor e está tentando explicar a matéria para os alunos. Tente descobrir como cada tópico da matéria se relaciona com os outros. Quais são as relações entre o que você ouviu em sala de aula, conversou em discussões e leu no livro?
ORG	Faça um resumo do seu material da disciplina e identifique onde seu texto e a aula se sobrepõem e não se sobrepõem. Isso dará a você um ponto de partida para estabelecer conexões entre ideias apresentadas em dois contextos diferentes. Faça gráficos, diagramas ou tabelas dos conceitos importantes. Organogramas ou diagramas de árvore geralmente são bastante úteis para ajudar a entender como as ideias se reúnem diferentemente.
ARE	Leia rapidamente seu material antes de começar a ver como ele está organizado. Olhe para os títulos e subtítulos do texto para ter uma ideia de como as coisas se relacionam entre si. Enquanto estiver lendo, faça perguntas a si mesmo sobre o parágrafo que acabou de ler e escreva palavras-chave nas margens do livro ou em um caderno. Tente determinar quais conceitos você não compreende bem. Apesar de esse método demorar bastante no início, você tem mais chance de se lembrar do que leu. Isso economizará seu tempo depois quando estudar para a prova.
TAE	Acompanhe o que você faz no seu tempo de estudo durante uma semana. Escreva seus objetivos para cada período de estudo e anote o que você realmente cumpriu durante esse tempo. Analise o resultado ao final de uma semana. Talvez você precise mudar seu local de estudo, o período de estudo ou com quem você estuda. Tente criar uma agenda que funcione bem para você.
RES	Faça uma lista dos tópicos que você deixa para estudar no outro dia. Tente analisar por que você adia estudar esses tópicos conversando com outros alunos. Ao falar com eles, talvez você considere uma abordagem que te ajude a agir mais rapidamente ao invés de demorar a estudar o material.

[Jansen et al. 2017]. Ele validou um questionário de autorregulação específico para cursos do tipo Massive Online Open Courses, também conhecidos como MOOC, por exemplo: Coursera e Udemy, e não para o ensino superior, como é o nosso caso. O  $X^2$ , NC e o RMSEA são índices de ajuste absoluto e fornecem uma indicação da qualidade do modelo testado, enquanto o AIC e o CFI são índices de ajuste relativos [Schreiber et al. 2006].

### 3. Resultados

#### 3.1. Algoritmo

Uma visão abstrata dos passos para o envio do texto da recomendação é apresentada no Algoritmo 1. Seu objetivo é, de forma automática, enviar recomendações de autorregulação destinadas a alunos que apresentam desempenho abaixo do esperado em

**Tabela 4. Texto das recomendações da escala: motivação.**

<b>Sigla</b>	<b>Texto da recomendação</b>
OMI	Leia rapidamente a lista com os conteúdos do seu material didático ou o programa da disciplina.
OME	Faça uma lista dos três tópicos que mais te interessam e dos três tópicos que menos te interessam.
VAT	
CAP	Preste atenção a esses tópicos em particular. O que nos três tópicos mais interessantes faz com que você goste tanto deles? O que faz os três outros tópicos desinteressantes? Você encontra alguma característica dos três tópicos mais interessantes nos tópicos menos interessantes? Se você conseguir identificar o quê, nos três tópicos mais interessantes, faz com que você goste deles, talvez você consiga aplicar o que encontrou aos três menos interessantes. E talvez você descubra que os tópicos desinteressantes não são tão desinteressantes assim!
AEA	Avalie como você aborda as tarefas da disciplina sob diferentes pontos de vista. Descreva a eficácia e a ineficácia da sua abordagem a partir do seu ponto de vista. Imagine como um colega de classe avaliaria a sua abordagem. Ao analisar como você lida com uma tarefa, você pode descobrir o que está fazendo certo e o que está fazendo errado e então pode mudar a sua abordagem. A sua confiança em ter um bom desempenho pode aumentar ao compreender melhor como você estuda, o que funciona e o que não funciona.
ATE	Desenvolver boas habilidades de estudo resulta em menor ansiedade. Prepare-se bem para as aulas e tente terminar as tarefas pontualmente. Não espere até o último minuto para realizar as tarefas ou para se preparar para uma prova. Isso ajudará você a se tornar confiante em situações de teste e talvez reduza a sua ansiedade. Ao fazer uma prova, concentre-se em um item de cada vez; se estiver com dificuldades em uma questão, siga em frente e volte a essa questão depois. Se não conseguir responder, lembre-se de que se você está bem-preparado;

disciplinas específicas. Inicialmente, ele carrega a lista de alunos, a lista de construtos e uma lista com os textos de recomendação predefinidos (Tabela 4 e Tabela 3), comparando as notas dos alunos com limites arbitrários estabelecidos para determinar a necessidade de intervenção. Especificamente, as notas dos alunos são comparadas com os valores definidos para disciplinas (nota mínima de 6 - entre 0 e 10) e construtos (nota mínima de 3 - entre 1 e 7), estes são os valores que utilizamos, mas podem ser ajustados. Esta comparação é essencial para identificar os alunos que necessitam de suporte adicional, para não enviar todas as recomendações quando o aluno não as precisa.

Ao identificar um aluno cuja nota em uma disciplina está abaixo do limite aceitável, o algoritmo realiza uma avaliação mais detalhada em cada construto associado. Para cada construto com nota inferior à mínima aceitável, o algoritmo extrai o texto da recomendação correspondente da lista de recomendações. Estes textos são sugestões específicas de melhoria e estratégias de estudo, sendo compilados e armazenados em uma lista de retorno. Esta lista, personalizada para cada aluno, contém todas as dicas e recomendações relevantes, oferecendo um suporte direcionado e detalhado. Finalmente, o algoritmo automatiza o envio dessas recomendações por e-mail, garantindo que cada aluno receba feedback construtivo de maneira oportuna e personalizada.

### 3.2. Estatística descritiva

Para a amostra utilizada, em média, a variável autorregulatória com maior necessidade de atenção (ou seja, com valores mais baixos) foi respectivamente: *baixa ansiedade em testes* (ATE), *controle de aprendizado* (CAP), *tempo e ambiente de estudo* (TAE) e

---

**Algoritmo 1** Algoritmo para envio do texto da recomendação de autorregulação.

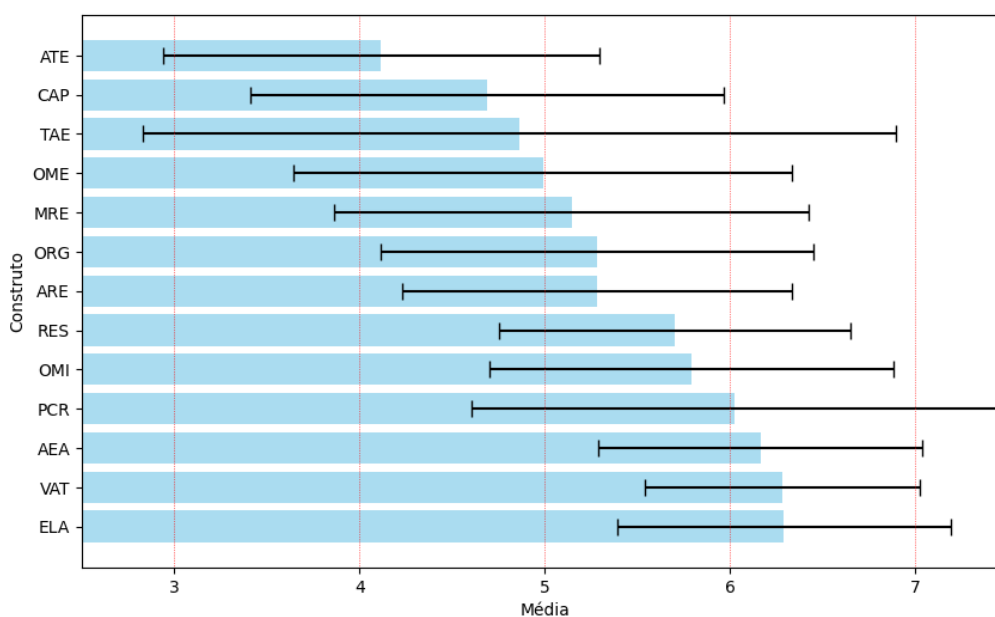
---

```
var lista.alunos {lista com todos os alunos}
var lista.construtos {lista com os construtos}
var lista.recomendacao {lista com o texto da recomendação}
var lista.retorno {lista com as dicas que serão retornadas}
const nota.minima.construto ← 3 {nota mínima do construto}
const nota.minima.disciplina ← 6 {nota mínima da disciplina}
for aluno in lista.alunos do
  if aluno.nota.disciplina ≤ nota.minima.disciplina then
    for construto in lista.construtos do
      if aluno.nota.construto ≤ nota.minima.construto then
        texto.recomendacao ← lista.recomendacao[construto]
        lista.retorno.inserir(texto.recomendacao)
      end if
    end for
  end if
end for
email(lista.retorno) {envia um e-mail com o texto da recomendação}
end for
```

---

orientação a metas extrínsecas (OME). Conforme a Figura 2, que destaca a média dos construtos e o desvio padrão.

**Figura 2.** Perfil de autorregulação da amostra com desvio padrão (Ordenado).



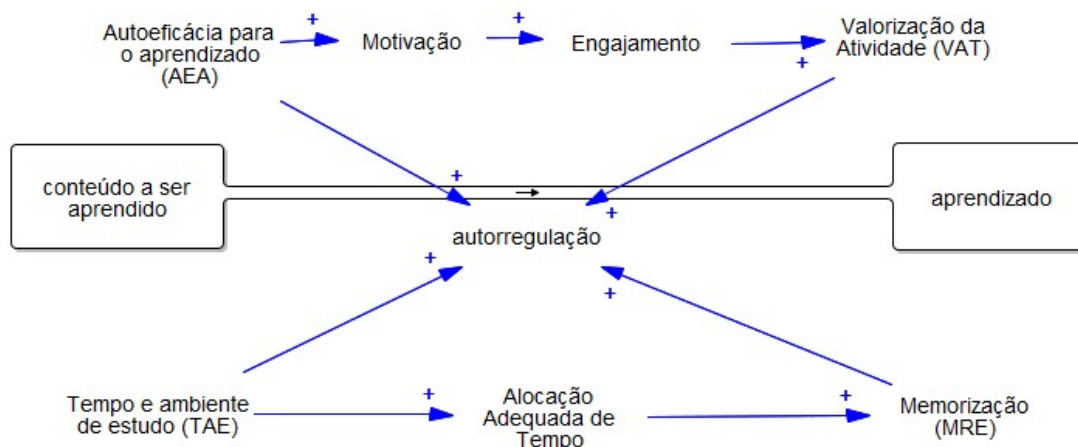
Fonte: Os autores.

Analisando a correlação de Pearson entre os construtos, as correlações mais fortes (entre 0,7 e 1) foram entre a *autoeficácia para aprendizado* (AEA) e a *valorização da atividade* (VAT) (0,83). Também encontramos correlação positiva e forte entre o *tempo e ambiente de estudo* (TAE) e a *memorização* (MRE) (0,78). A AEA refere-se à crença de um indivíduo em sua capacidade de realizar tarefas específicas e alcançar objetivos de aprendizagem, já VAT refere-se à importância e ao valor pessoal que um indivíduo atribui a uma atividade ou tarefa específica. TAE refere-se à gestão eficiente do tempo dedicado



ao estudo e à criação de um ambiente propício para o aprendizado, já a MRE refere-se à capacidade de armazenar e recuperar informações.

**Figura 3. Inter-relação entre construtos, modelada com DS a partir da correlação.**



Fonte: Os autores.

Mapeamos visualmente a inter-relação entre os construtos com “dinâmica de sistemas” (DS) (Figura 3) para demonstrar a relação entre os construtos considerando a forte correlação entre eles — outro exemplo de aplicação de DS pode ser vista em [Curilem and De Azevedo 2001]. A correlação forte entre os construtos AEA, VAT, TAE e MRE, pode ser atribuída a fatores inter-relacionados que influenciam o comportamento de estudo e o aprendizado. A *autoeficácia para o aprendizado* (AEA) aumenta a motivação e o engajamento, levando a uma maior *valorização das atividades* (VAT). Da mesma forma, um ambiente de estudo bem gerenciado e a alocação adequada de (*tempo e ambiente de estudo*) (TAE) promovem condições favoráveis para a *memorização* (MRE) eficaz. Esses relacionamentos destacam a importância de um enfoque holístico, suportado pela DS (Figura 3) na promoção de estratégias de autorregulação que apoiem o sucesso acadêmico.

### 3.3. Análise fatorial confirmatória

Uma visão geral das estatísticas da análise confirmatória do modelo teórico de questionário proposto é apresentada na Tabela 5. O teste  $X^2$  indica a diferença entre as matrizes de covariâncias observadas e esperadas; valores menores indicam melhor ajuste do modelo [Gatignon 2010]. O  $X^2$  é, no entanto, altamente dependente do tamanho da amostra [Kline 2023]. Portanto, o  $X^2$  normalizado (NC) é frequentemente considerado em vez do qui-quadrado ( $X^2$ ). Para o NC, o  $X^2$  é dividido pelos graus de liberdade. Valores menores são melhores, entre 2,0 e 3,0 são considerados indicativos de ajuste razoável [Tabachnick et al. 2013]. Nosso modelo teórico apresentou valores de NC de 2,37, indicando ajuste aceitável.

**Tabela 5. Estatísticas da análise fatorial confirmatória do questionário.**

CFI	AIC	RMSEA	$X^2$	NC
0,41	195,87	0,18	1,722 (GL 724)	2,37

**Tabela 6. Confiabilidade do Modelo Teórico.**

Sigla	Construtos	Coefficiente $\alpha$
OMI	Orientação a Metas Intrínsecas	0,650
OME	Orientação a Metas Extrínsecas	0,503
VAT	Valorização da Atividade	0,798
CAP	Controle do Aprendizado	0,852
AEA	Autoeficácia para Aprendizado	0,853
ATE	Ansiedade em Testes	0,698
MRE	Memorização	0,779
ELA	Elaboração	0,470
ORG	Organização	0,153
ARE	Autorregulação Metacognitiva	0,640
RES	Administração de Esforços	0,602
TAE	Tempo e ambiente de estudo	-
PCR	Pensamento Crítico	-

O RMSEA analisa a diferença entre a matriz de covariância populacional e o modelo hipotético. Valores menores indicam melhor ajuste do modelo. Um valor menor que 0,08 é aceitável [Gatignon 2010]. O nosso modelo teórico apresenta 0,17 para o RMSEA, portanto, um ajuste acima do aceitável. Porém, muitas vezes ter um valor alto para o RMSA indica falsamente um ajuste deficiente do modelo com amostras pequenas [Kenny et al. 2015], o que pode ser o nosso caso.

Os índices de ajuste comparativo CFI e AIC também foram calculados. O CFI compara o ajuste do modelo testado com o ajuste do modelo de independência no qual todas as variáveis latentes não estão correlacionadas [Hooper and Coughlan 2008]. Para o CFI a variação é entre 0,0 e 1,0 e valores mais altos indicam melhor ajuste do modelo. Um valor  $CFI \leq 0,95$  indica bom ajuste. O nosso valor de CFI foi de 0,41, indicando um mal ajuste. Já as pontuações do AIC não possuem um valor de critério, mas quanto menor o valor, melhor [Schreiber et al. 2006]. Para o nosso questionário o valor foi de 5.667. Estes valores de AIC e CFI podem ser utilizados como linha de base para comparação com outros modelos no futuro, caso sejam realizados ajustes no questionário.

Também foram analisados a análise de confiabilidade dos construtos. Esta análise fornece informações adicionais (Tabela 6). A maioria dos construtos apresentou confiabilidade entre boa e razoável, sendo as únicas exceções ORG (0,153) e ELA (0,470). O que sugere a necessidade de uma possível revisão das assertivas desses construtos em uma versão futura do questionário. TAE e PCR não tem valores de confiabilidade, pois somente foi utilizado uma pergunta para estes construtos.

### 3.4. Trabalhos relacionados

A Tabela 7 apresentam estatísticas de análises fatoriais confirmatórias de trabalhos que utilizaram questionários para avaliar a autorregulação, a última coluna apresenta as estatísticas do nosso modelo ajustado. A comparação revela algumas diferenças significativas nas métricas de ajuste entre os estudos. O modelo ajustado, com um valor de  $X^2$  de 1,72, mostra um ajuste relativamente bom, mas ainda inferior ao estudo de [Jansen et al. 2017]. [Barnard et al. 2009, Rodrigues et al. 2016] também reportaram os melhores ajustes em comparação aos demais.

Quando observamos o índice Goodness of Fit Index (GFI), o estudo de

**Tabela 7. Comparação com trabalhos relacionados a questionários de autorregulação.**

Índice	Barnard (2009)	Rodrigues (2016)	Jansen (2017)	Modelo ajustado
$\chi^2$	680,57 (GL=55)	623,09 (GL=237)	1,11 (GL=573)	1,722 (GL=724)
GFI	-	0,91	-	0,31
CFI	0,95	0,90	0,74	0,41
NFI	0,93	0,89	-	0,31
RMSEA	0,06	0,06	0,07	0,18

[Rodrigues et al. 2016] apresentou um valor de 0,91, enquanto o presente estudo obteve apenas 0,31, mostrando uma disparidade. Este índice não foi reportado para os estudos de [Jansen et al. 2017] e [Barnard et al. 2009], limitando a comparação nesse aspecto. No que diz respeito ao CFI, valores mais próximos de 1 indicam um melhor ajuste do modelo. O estudo de [Barnard et al. 2009] lidera com um CFI de 0,95, seguido por [Rodrigues et al. 2016] com 0,90. O estudo de [Jansen et al. 2017] apresentou um valor de 0,74, enquanto o presente estudo ficou com 0,41, indicando o pior ajuste entre os comparados. O NFI (Normed Fit Index) também segue a mesma tendência, com [Barnard et al. 2009] apresentando um valor de 0,93, [Rodrigues et al. 2016] com 0,89, e o presente estudo com apenas 0,31. Este índice não foi reportado no estudo de [Jansen et al. 2017]. Finalmente, no índice RMSEA, valores menores que 0,08 são considerados aceitáveis. Os estudos de [Jansen et al. 2017], [Barnard et al. 2009] e [Rodrigues et al. 2016] apresentam valores aceitáveis (0,07, 0,06 e 0,06, respectivamente). No entanto, o presente estudo possui um valor de 0,18, indicando um ajuste ruim.

Em síntese, o presente estudo apresenta métricas de ajuste menos satisfatórias em comparação com os estudos de [Jansen et al. 2017], [Barnard et al. 2009] e [Rodrigues et al. 2016]. A amostra relativamente pequena pode ter contribuído para esses resultados. Porém, estes outros estudos atuam em outros contextos educacionais e nossa contribuição reside na validação com estudantes do ensino superior presencial.

#### 4. Ameaças à validade

Uma das ameaças à validade identificadas é que a amostra coletada por conveniência tem uma abrangência regional pequena, foi realizado em duas instituições do mesmo estado. Isso pode limitar a generalização dos resultados, já que a amostra pode não representar a população de estudantes de ensino superior em diferentes regiões ou contextos educacionais.

Além disso, o tamanho relativamente pequeno da amostra para uma análise confirmatória, 43 estudantes, pode ser insuficiente para conclusões estatísticas robustas, especialmente em análises que requerem maior volume de dados para confirmação de modelos teóricos, como, por exemplo, a Análise Fatorial Confirmatória utilizada. A Análise Fatorial Exploratória ou Modelagem de Equações Estruturais (SEM) também poderiam oferecer análises mais detalhadas.

Não é considerado boa prática calcular a média de escala Likert (pois a escala Likert possui valores arbitrários (1 a 7); outro pesquisador poderia atribuir valores diversos sem prejuízo (por exemplo, 0 a 6, ou -3 a 3) [Fávero and Belfiore 2017]. Noutras palavras, a escala Likert não atende completamente a classificação numérico/quantitativo

discreto, tipo desejado para cálculo de medidas de centralidade (média, mediana). Uma escala Likert é melhor classificada como sendo do tipo qualitativa ordinal. Portanto, o mais adequado seria reportar a medida de centralidade moda, se fosse o caso.

Por fim, a utilização da correlação de Pearson utilizada no trabalho original de [Pintrich et al. 1991] e neste, pode não ser a mais adequada, pois os dados obtidos a partir da escala de Likert geralmente não garantem normalidade. A correlação de Spearman pode ser mais robusta para esses tipos de análise.

## 5. Conclusão

Neste estudo, ajustamos um questionário de autorregulação específico para o ensino superior, coletamos respostas de uma amostra de estudantes, calculamos os construtos de autorregulação auferidos através da média aritmética das assertivas associadas e calculamos seus perfis de autorregulação. Em seguida, enviamos recomendações personalizadas por e-mail em PDF. Além disso, analisamos as estatísticas descritivas dos resultados e validamos o questionário utilizando análise fatorial confirmatória.

Encontramos uma correlação positiva e forte entre os construtos AEA e VAT, e entre TAE e MRE, apontando uma possibilidade de redução das assertivas em uma nova versão do questionário, pois consideramos as 43 assertivas ainda um número que pode ser otimizado, para evitar que participantes do experimento abandonem o questionário pelo extenso número de perguntas.

Essa abordagem sistemática e automatizada de levantamento de perfil de autorregulação e envio do texto com recomendações personalizadas não apenas facilita a identificação de áreas de regulação que necessitam de melhoria pelo estudante, mas também promove a autorregulação e o desenvolvimento acadêmico contínuo dos alunos. Ao utilizar critérios predefinidos e recomendações personalizadas, queremos otimizar o processo de apoio educacional, contribuindo para o aprimoramento do desempenho acadêmico.

Para trabalhos futuros sugerimos criar um questionário de autorregulação e validá-lo em uma amostra maior, tanto regional quanto institucional; sugerimos realizar uma Análise Fatorial Exploratória para encontrar modelos teóricos de questionário com maior ajuste e validá-los com a Análise Fatorial Confirmatória em amostras diferentes, pois nossas estatísticas ainda não são as desejadas; integrar as recomendações textuais e adaptá-lo em um Ambiente Virtual de Aprendizagem, como já realizado por [Ramos et al. 2020] que investigou recomendações relacionadas à motivação em turma do ensino superior em disciplinas de programação; utilizar os grandes modelos de língua natural (LLM) para melhorar o texto das recomendações; por fim, utilizar recursos visuais e não textuais para as recomendações.

## Disponibilidade de artefatos

Os artefatos de pesquisa podem ser acessados em <https://github.com/giseldo/artigo-autorregulacao/>. No repositório estão disponíveis: fonte do diagrama DS no Software Vesim; o CSV com as respostas do questionário e as recomendações, notebook Python com as estatísticas descritivas dos construtos, das assertivas, as estatísticas da análise fatorial confirmatória os gráficos, além do relatório em PDF enviado por e-mail com todas as recomendações.

## Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

## Referências

- Aguiar, J., Santos, S., Fachine, J., and Costa, E. (2015). Avaliação de Sistemas de Recomendação Educacionais no Brasil: uma revisão sistemática da literatura. In *Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação 2015 (SBIE)*, volume 26, page 1255.
- Baptista, A. (2023). Modelo Pedagógico LearnT para o desenvolvimento da Autorregulação da Aprendizagem e do Pensamento Computacional em Cursos de Licenciatura. In *Anais do XXXIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE)*, pages 1886–1895, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC.
- Barnard, L., Lan, W. Y., To, Y. M., Paton, V. O., and Lai, S. L. (2009). Measuring self-regulation in online and blended learning environments. *Internet and Higher Education*, 12(1):1–6.
- Basso, F. P. and Abrahão, M. H. M. B. (2018). Atividades de ensino que desenvolvem a autorregulação da aprendizagem. *Educação & Realidade*, 43:495–512.
- Curilem, G. and De Azevedo, F. (2001). Implementação Dinâmica de Atividades num Sistema Tutor Inteligente. In *Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação 2001 (SBIE)*, volume 1, pages 177–183.
- Fávero, L. P. and Belfiore, P. (2017). *Manual de análise de dados: estatística e modelagem multivariada com Excel®, SPSS® e Stata®*. Elsevier Brasil.
- Gatignon, H. (2010). *Statistical analysis of management data*. Springer.
- Hooper, D. and Coughlan, J. (2008). Structural equation modelling: Guidelines for determining model fit. *Electronic Journal of Business Research Methods*, 6(1):53–60.
- Jansen, R. S., Van Leeuwen, A., Janssen, J., Kester, L., and Kalz, M. (2017). Validation of the self-regulated online learning questionnaire. *Journal of computing in higher education*, 29(1):6–27.
- Kenny, D. A., Kaniskan, B., and McCoach, D. B. (2015). The performance of rmsea in models with small degrees of freedom. *Sociological methods & research*, 44(3):486–507.
- Kline, R. B. (2023). *Principles and practice of structural equation modeling*. Guilford publications.
- Kuo, Y.-C., Walker, A. E., Schroder, K. E., and Belland, B. R. (2014). Interaction, Internet self-efficacy, and self-regulated learning as predictors of student satisfaction in online education courses. *The internet and higher education*, 20:35–50.
- Neo, A. V. B. S., Moura, J. A. B., Araújo, J. M. F. R., Neo, G. S., and Freitas Júnior, O. G. (2024). The Use of Self-Regulation of Learning in Recommender Systems: State-of-the-Art and Research Opportunities. In *Proceedings of the 16th International Conference on Computer Supported Education - Volume 2: CSEDU*, pages 525–532. INSTICC, SciTePress.

- Pintrich, P. R. et al. (1991). A manual for the use of the Motivated Strategies for Learning Questionnaire (MSLQ). *Non-Journal*.
- Ramos, D., Ramos, I., Gasparini, I., and Oliveira, E. (2020). Um Framework Conceitual para Recomendação de Estratégias de Aprendizagem utilizando Motivação e Trilhas de Aprendizagem. In *Anais do XXXI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE)*, pages 872–881, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC.
- Rodrigues, R. L., Luis Cavalcanti Ramos, J., Carlos Sedraz Silva, J., Sandro Gomes, A., Alexandro Viana Fonseca, J., and Da Fonseca de Souza, F. (2016). Validação de um instrumento de mensuração de autorregulação da aprendizagem em contexto brasileiro usando análise fatorial confirmatória. *Renote*, 14(1).
- Salvador, D. F., Rolando, L. G. R., de Oliveira, D. B., and Vasconcellos, R. F. R. R. (2017). Uso do questionário MSLQ na avaliação da motivação e estratégias de aprendizagem de estudantes do ensino médio de biologia, física e matemática. *Revista de Educação, Ciências e Matemática*, 7(2).
- Schreiber, J. B., Nora, A., Stage, F. K., Barlow, E. A., and King, J. (2006). Reporting structural equation modeling and confirmatory factor analysis results: A review. *The Journal of educational research*, 99(6):323–338.
- Silva, V., Ferreira, H., Torres, A., and Rodrigues, F. (2021). Math Suggestion: Uma Ferramenta de Recomendação de Objetos de Aprendizagem Fundamentada nos Princípios das Avaliações de Autoeficácia e Análise de Desempenho. In *Anais do XXXII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE)*, pages 237–248, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC.
- Tabachnick, B. G., Fidell, L. S., and Ullman, J. B. (2013). *Using multivariate statistics*, volume 6. pearson Boston, MA.
- Zimmerman, B. J. (2000). Attaining self-regulation: A social cognitive perspective. In *Handbook of self-regulation*, pages 13–39. Elsevier.