



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CAMPUS QUIXADÁ
CURSO DE GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

GUILHERME GIRÃO ALVES

**SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO DE PARES EM AMBIENTES EDUCACIONAIS
COM BASE NAS MÚLTIPLAS DIMENSÕES DO PERFIL ESTUDANTIL**

QUIXADÁ

2026

GUILHERME GIRÃO ALVES

SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO DE PARES EM AMBIENTES EDUCACIONAIS COM
BASE NAS MÚLTIPLAS DIMENSÕES DO PERFIL ESTUDANTIL

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao
Curso de Graduação em Ciência da Computação
do Campus Quixadá da Universidade Federal
do Ceará, como requisito parcial à obtenção do
grau de bacharel em Ciência da Computação.

Orientador: Prof. Dr. David Sena Oliveira.

QUIXADÁ

2026

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Sistema de Bibliotecas
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

- A479s Alves, Guilherme Girão.
Sistema de recomendação de pares em ambientes educacionais com base nas múltiplas dimensões do perfil estudantil / Guilherme Girão Alves. – 2026.
62 f. : il. color.
- Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Campus de Quixadá, Curso de Ciência da Computação, Quixadá, 2026.
Orientação: Prof. Dr. David Sena Oliveira.
1. Sistemas de recomendação. 2. Algoritmos genéticos. 3. Perfil estudantil. 4. Aprendizagem colaborativa. 5. Educação. I. Título.

CDD 004

GUILHERME GIRÃO ALVES

SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO DE PARES EM AMBIENTES EDUCACIONAIS COM
BASE NAS MÚLTIPLAS DIMENSÕES DO PERFIL ESTUDANTIL

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao
Curso de Graduação em Ciência da Computação
do Campus Quixadá da Universidade Federal
do Ceará, como requisito parcial à obtenção do
grau de bacharel em Ciência da Computação.

Aprovada em: 23/01/2026.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. David Sena Oliveira (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Paulo de Tarso Guerra Oliveira
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Wladimir Araújo Tavares
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Dedico este trabalho aos que acreditaram em mim: a Deus, à família e aos amigos. Dedico também à ciência. A todos, meus sinceros agradecimentos.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus, pela vida, pela força nos momentos difíceis e pela possibilidade de continuar, mesmo quando o caminho parecia incerto.

Aos meus pais, Virlângia Girão e John Alves, por serem a minha base. Pelo cuidado, pelo incentivo e por nunca medirem esforços para que eu pudesse seguir estudando e acreditando naquilo que é certo.

À minha família, que sempre esteve presente, oferecendo apoio, orações, e incentivo ao longo de toda essa caminhada.

A minha namorada, Hercilianny Santiago, meus sinceros agradecimentos por todo o amor e apoio incondicional. Obrigado por acreditar em mim em todos os momentos, inclusive naqueles em que eu mesmo duvidei, por me ensinar a ter fé e por estar ao meu lado celebrando cada vitória.

Aos meus irmãos de outra mãe, com quem compartilhei a moradia ao longo desses anos, agradeço pela convivência, pelos momentos de descontração, pelas conversas e pelo crescimento pessoal que vivenciamos e compartilhamos juntos durante essa jornada.

Aos amigos que estiveram presentes durante esta trajetória, obrigado por tornarem as disciplinas, os trabalhos acadêmicos e até a experiência de viver longe da cidade natal, mais fácil.

Ao meu orientador, Prof. Dr. David Sena Oliveira, pelo apoio durante a orientação e execução deste trabalho. Agradeço também aos professores Dr. Paulo de Tarso Guerra Oliveira e Dr. Wladimir Araújo Tavares por aceitarem participar da banca examinadora e contribuírem com seus conhecimentos.

Por fim, a todos que me apoiaram e contribuíram de alguma forma para eu chegar até aqui, meus sinceros agradecimentos.

“Nos tornamos nós mesmos através dos outros.”
(Vygotsky)

RESUMO

A dinâmica educacional, para a geração atual, demanda metodologias que estimulem a interação e o protagonismo dos estudantes no processo de aprendizagem. Nesse contexto, estratégias como a Aprendizagem em Pares têm ganhado destaque por promoverem o desenvolvimento de habilidades cognitivas e socioemocionais. No entanto, a formação de pares de forma manual representa um desafio para os docentes, principalmente quando se busca considerar o perfil multidimensional dos estudantes. As abordagens existentes na literatura geralmente se limitam a utilizar os critérios que compõem essas dimensões de forma isoladas, o que pode comprometer a qualidade das colaborações. Este trabalho propõe o desenvolvimento de um sistema de recomendação de pares com base na complementaridade entre as múltiplas dimensões do perfil estudantil como critério, utilizando Algoritmos Genéticos como técnica de otimização para formação de duplas complementares. A solução busca apoiar o docente na criação de interações colaborativas entre os estudantes, contribuindo para a efetividade da aprendizagem colaborativa, sobretudo da Aprendizagem em Pares, em sala de aula.

Palavras-chave: sistemas de recomendação; algoritmos genéticos; perfil estudantil; aprendizagem colaborativa; educação

ABSTRACT

The current educational dynamics demand methodologies that encourage student interaction and protagonism in the learning process. In this context, strategies such as Peer Instruction have gained prominence for promoting the development of cognitive and socioemotional skills. However, manually forming student pairs poses a challenge for educators, especially when aiming to consider the students' multidimensional profiles. Existing approaches in the literature are generally limited to using these profile dimensions in isolation, which may compromise the quality of collaboration. This work proposes the development of a peer recommendation system based on the complementarity of multiple student profile dimensions, using Genetic Algorithms as an optimization technique to form complementary pairs. The solution aims to support teachers in creating collaborative interactions among students, contributing to the effectiveness of collaborative learning, particularly Peer Instruction, in the classroom.

Keywords: recommender systems; genetic algorithms; student profile; collaborative learning; education

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Relação entre as dimensões e os estilos de resolução de conflitos segundo o modelo de Kilmann e Thomas (1977)	21
Figura 2 – Funcionamento da Seleção por Torneio	25
Figura 3 – Funcionamento do <i>One-Point Crossover</i>	26
Figura 4 – Funcionamento da Mutação por <i>Swap</i>	26
Figura 5 – Fluxograma do processo de execução de Algoritmos Genéticos (AGs)	27
Figura 6 – Fluxograma dos procedimentos metodológicos	31
Figura 7 – Interface para a seleção dos alunos que participarão das atividades em duplas.	38
Figura 8 – Lista de pares gerados após a seleção de alunos.	38
Figura 9 – Gráfico 3D, da execução com <i>fitness</i> médio, representando as ligações entre as duplas de estudantes.	46
Figura 10 – Gráfico 3D, da última execução com iterações reais, representando a visualização das ligações entre as duplas de estudantes.	47
Figura 11 – Gráfico em barra, classificando a avaliação da interação após a execução do algoritmo.	49

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Dados simulados dos estudantes	42
Tabela 2 – Dados dos estudantes da turma piloto	43
Tabela 3 – Resultado das métricas obtidas na análise	45
Tabela 4 – Registros de Avaliação da Interação 1 = Muito Baixa	49

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Quadro comparativo de trabalhos relacionados	30
Quadro 2 – Representação de um indivíduo, onde as tuplas (2,0) e (3,1) representam soluções candidatas.	35

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AGs	Algoritmos Genéticos
CSV	<i>Comma Separated Values</i>
PI	<i>Peer Instruction</i>
RecSys	Sistemas de Recomendação
TKI	<i>Thomas-Kilmann Conflict Mode Instrument</i>
UFC	Universidade Federal do Ceará
ZDP	Zona de Desenvolvimento Proximal

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Objetivos	17
<i>1.1.1</i>	<i>Objetivo Geral</i>	17
<i>1.1.2</i>	<i>Objetivos Específicos</i>	18
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	19
2.1	Múltiplas Dimensões do Perfil Estudantil	19
<i>2.1.1</i>	<i>Critério Objetivo: Desempenho Acadêmico</i>	19
<i>2.1.2</i>	<i>Critério Subjetivo: Traços de Personalidade</i>	19
2.2	Sistemas de Recomendação	21
2.3	Algoritmos Genéticos	22
<i>2.3.1</i>	<i>Conceitos Gerais</i>	23
<i>2.3.2</i>	<i>Operadores Genéticos</i>	24
<i>2.3.2.1</i>	<i>Seleção</i>	24
<i>2.3.2.2</i>	<i>Crossover</i>	25
<i>2.3.2.3</i>	<i>Mutação</i>	26
<i>2.3.3</i>	<i>Execução</i>	27
3	TRABALHOS RELACIONADOS	28
3.1	A novel group recommender system for domain-independent decision support customizing a grouping genetic algorithm	28
3.2	A personality-aware group recommendation system based on pairwise preferences	28
3.3	Data-Driven Approach for Peer recommendation to reduce dropouts in MOOC	29
3.4	Análise comparativa	29
4	METODOLOGIA	31
4.1	Definição das Dimensões do Perfil Estudantil	31
<i>4.1.1</i>	<i>Cálculo dos escores de Assertividade e Cooperatividade</i>	32
4.2	Seleção dos Instrumentos para coleta de Dados dos Alunos	33
<i>4.2.1</i>	<i>Seleção do conjunto de dados de Desempenho Acadêmico</i>	33
<i>4.2.2</i>	<i>Formulário Inicial de Autoavaliação</i>	33

4.2.3	<i>Formulário de Feedback do Par e Autoavaliação Semanal</i>	34
4.3	Pré-processamento dos Dados	34
4.4	Desenvolvimento do Sistema de Recomendação	35
4.4.1	<i>Representação dos Indivíduos</i>	35
4.4.1.1	<i>Tratamento de cardinalidade ímpar</i>	36
4.4.2	<i>Definição dos parâmetros genéticos</i>	36
4.4.3	<i>Operadores Genéticos</i>	36
4.4.4	<i>Critério de parada</i>	36
4.4.5	<i>Função de Fitness</i>	37
4.5	Aplicação do Sistema em Sala de Aula	37
4.5.1	<i>Recomendação dos Pares</i>	37
4.5.2	<i>Execução das Atividades em Pares</i>	38
4.5.3	<i>Coleta de Feedback</i>	39
4.6	Análise dos Resultados	39
5	EXPERIMENTOS E RESULTADOS	41
5.1	Conjunto de Dados	41
5.2	Execução do Sistema de Recomendação	44
5.3	Análise dos Resultados	44
5.3.1	<i>Complementariedade entre os Pares</i>	44
5.3.2	<i>Taxa de Aceitação</i>	48
5.3.3	<i>Evolução no Desempenho Acadêmico</i>	50
5.4	Limitações enfrentadas na prática	50
6	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	52
	REFERÊNCIAS	54
	APÊNDICE A –FORMULÁRIO DE AUTOAVALIAÇÃO EM SITUA- ÇÕES DE CONFLITO	56
A.1	Seção 1 - Identificação	56
A.2	Seção 2 - Situações de Conflito	56
	APÊNDICE B –FORMULÁRIO DE FEEDBACK DA SEMANA	60
B.1	Seção 1 - Identificação	60
B.2	Seção 2 - Avaliação do Colega:	60
B.3	Seção 3 - Autoavaliação:	61

B.4	Seção 4 - Avaliação da interação:	61
------------	--	-----------

1 INTRODUÇÃO

O homem é um ser histórico, resultante de suas relações sociais e culturais, que se desenvolve a partir das interações que faz com o meio a que pertence (Santos, 2013, p. 50). Vygotsky (2007), em sua obra *A formação social da mente*, afirma que o aprendizado é influenciado profundamente pela interação social, pois é através das relações estabelecidas com o ambiente e com as pessoas ao redor que o sujeito se desenvolve ao longo da vida. Nesse prisma, podemos compreender que o aprendizado está intrinsecamente ligado à convivência, à interação e colaboração entre as pessoas, sejam educadores, colegas ou demais membros da comunidade escolar, especialmente no contexto da educação formal.

A Zona de Desenvolvimento Proximal (ZDP) representa a distância entre o que a pessoa já sabe e o que pode aprender com a ajuda de alguém mais experiente, um mediador. Para Vygotsky (2007), o professor é esse mediador entre o aluno e o mundo, ajudando-o a se desenvolver por meio da interação social e incentivando-o a ir além do que conseguiria sozinho.

Com o advento tecnológico no século XXI, os indivíduos passaram a estudar de forma mais autônoma, seja utilizando *chatbots* como o *ChatGPT* ou acessando conteúdos em plataformas de cursos *online*. Dessa forma, os alunos passaram a contar com outro mediador: a tecnologia. Os autores Moraes *et al.* (2016) afirmam:

Uma das consequências dessa nova realidade é que a sala de aula, antes reduto do saber, se tornou monótona e retrógrada. Não que seja fundamental a inserção da tecnologia na sala de aula, até porque a tecnologia, por si só, não ocasiona nenhuma influência na aprendizagem. Todavia, tornou-se imprescindível alterar a dinâmica da aula, a forma de ensinar.

Considerando esse cenário, tornou-se evidente a necessidade de repensar os métodos tradicionais de educação vigentes, especialmente diante de uma geração de “nativos digitais” (Prensky, 2001) que não se identifica mais com as aulas expositivas, na condição de agente passivo, em que somente o professor fala e o aluno apenas anota (Campagnolo *et al.*, 2014). Essa geração demanda metodologias ativas, interativas e que respeitem seus perfis individuais.

Assim, as metodologias ativas de ensino, especialmente aquelas fundamentadas na aprendizagem colaborativa, surgem e propõem a participação dos estudantes no processo de aprendizagem, deixando de ser agentes passivos, utilizando estratégias que diversificam as formas de ensinar e aprender. Essa prática estimula o aluno a desenvolver a capacidade crítica, fornecer e receber *feedbacks*, aprender a interagir com os colegas e professores, além de

desenvolver competências socioemocionais e habilidades como as *soft-skills* (Bacich; Moran, 2017). Conceitos esses alinhados com a perspectiva de Vygotsky (2007).

Entre essas propostas está a Aprendizagem em Pares ou *Peer Instruction (PI)*, defendida por Eric Mazur, professor de *Harvard*, na década de 1990. A PI, em seu sentido mais amplo, consiste em estudantes aprendendo uns com os outros e entre si, em ambientes formais e informais (Boud, 2001). Por ser uma metodologia ativa, ela estimula a interação entre os alunos, a socialização de ideias e a construção coletiva do conhecimento. Como Mazur (2015) afirma:

As vantagens da Aprendizagem em Pares são numerosas. As “discussões para convencer o colega” quebram a inevitável monotonia das aulas expositivas passivas [...].

Entretanto, a aplicação dessa metodologia enfrenta desafios, sobretudo no processo de formação de pares com potencial colaborativo. Para que essa colaboração ocorra, é importante que os pares sejam complementares. Duplas com perfis diversos tendem a gerar interações mais produtivas e favorecem a construção conjunta do conhecimento (Andrejczuk *et al.*, 2019; Zong; Schunn, 2025).

Identificar colegas com perfis complementares nem sempre é uma tarefa simples, tanto para os estudantes quanto para os professores. Cada aluno possui um perfil individual, em aspectos tais como: seus traços de personalidade, habilidades socioemocionais e desempenho acadêmico, formando algumas das dimensões dos perfis estudantis. Frequentemente, as duplas são montadas aleatoriamente, o que resulta em emparelhamentos com perfis incompatíveis, comprometendo a qualidade do *feedback* recebido e podendo afetar negativamente a motivação dos estudantes (Zong; Schunn, 2025).

Existem soluções que tentam automatizar a recomendação de pares ou grupos por meio de sistemas de recomendação, levando em consideração alguns critérios, como a de Garg e Goel (2021) que se baseia no desempenho acadêmico e em fatores demográficos e a de Abolghasemi *et al.* (2022) que utiliza os traços de personalidade. No entanto, quando os utilizados de forma isolada nos contextos educacionais, tais critérios demonstram limitações. Estudos como o de Andrejczuk *et al.* (2019) indicam que a efetividade dessas recomendações aumenta significativamente quando as múltiplas dimensões do perfil estudantil são consideradas de forma integrada. Essas restrições impactam diretamente a eficácia da PI, que depende da complementaridade e da colaboração entre os alunos (Mazur, 2015).

Nesse contexto, torna-se essencial o desenvolvimento de um sistema de recomendação de pares complementares que leve em consideração a pluralidade das múltiplas dimensões

dos perfis estudantis. Tal abordagem contribui positivamente para a qualidade do aprendizado e, ao mesmo tempo, reduz a sobrecarga do professor na organização manual dos pares ao promover interações mais compatíveis e produtivas entre os alunos.

Dessa maneira, a proposta deste trabalho consiste no desenvolvimento de um sistema capaz de sugerir, semanalmente, a formação de duplas em sala de aula, com base na complementaridade das múltiplas dimensões do perfil dos estudantes. O sistema coleta dados dos alunos e aplica técnicas de sistemas de recomendação para formar os pares. Além disso, é possível incorporar os *feedbacks* fornecidos pelos próprios alunos, permitindo que o sistema se ajuste progressivamente às interações que de fato favorecem a aprendizagem colaborativa. A solução será implementada na linguagem de programação *Python*, com o uso de técnicas de Sistemas de Recomendação (RecSys) e Algoritmos Genéticos AGs.

Para este trabalho, foi feita a escolha de Algoritmos Genéticos (AGs) como mecanismo de otimização no sistema de recomendação, pela sua capacidade de buscar soluções próximas da solução ótima em problemas complexos (Goldberg, 1989), de permitirem considerar simultaneamente múltiplos critérios e ser independente de domínio, sendo aplicável em diversas áreas, como saúde, indústria e educação (Krouska *et al.*, 2023).

Apesar de o trabalho não se caracterizar como um sistema de recomendação clássico, optou-se pela utilização desse termo, dado que a proposta sugere a formação de duplas ao professor, sem impor a adoção obrigatória de todas as permutações geradas. Dessa forma, o docente tem a autonomia para avaliar, adaptar ou selecionar as recomendações apresentadas, preservando a liberdade de decisão no processo pedagógico.

1.1 Objetivos

Nesta seção, são apresentados o objetivo geral e os objetivos específicos que orientam a proposta deste trabalho.

1.1.1 Objetivo Geral

Desenvolver um sistema de recomendação de pares que, com base nas Múltiplas Dimensões do Perfil Estudantil, sugira semanalmente duplas de alunos com maior potencial de complementaridade, promovendo interações colaborativas e produtivas em sala de aula, reduzindo a sobrecarga do professor durante a organização.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Modelar as dimensões dos perfis estudantis relevantes para a formação de pares em contextos educacionais;
- Implementar o sistema de recomendação capaz de sugerir duplas com base na complementaridade dos perfis estudantis multidimensionais;
- Incorporar um mecanismo de aprendizado contínuo ao sistema, baseado no *feedback* recorrente dos estudantes;
- Avaliar a eficácia do sistema proposto quanto à qualidade das recomendações e à aceitação por parte dos alunos.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo, serão abordados os principais fundamentos teóricos que deram suporte a este trabalho.

2.1 Múltiplas Dimensões do Perfil Estudantil

As Múltiplas Dimensões do Perfil Estudantil referem-se aos múltiplos aspectos que caracterizam os estudantes nos contextos educacionais. Essas dimensões podem ser classificadas como critérios objetivos, ou seja, critérios baseados em dados, como o Desempenho Acadêmico ou Frequência nas Aulas, e em critérios subjetivos, que são aqueles que dependem da opinião ou dos sentimentos, como os Traços de Personalidade (Roberts *et al.*, 2012) ou Competências Socioemocionais¹.

Neste trabalho, será adotado apenas o desempenho acadêmico como critério objetivo e os traços de personalidade como critério subjetivo (Andrejczuk *et al.*, 2019).

2.1.1 Critério Objetivo: Desempenho Acadêmico

O desempenho acadêmico é amplamente considerado como uma das principais formas de avaliar o progresso e a aprendizagem dos estudantes nos ambientes educacionais formais. Trata-se de um critério objetivo por ser mensurado a partir de indicadores quantificáveis, como notas parciais e/ou médias finais. Sua adoção em sistemas de recomendação para educação é frequente, dada a alta disponibilidade desses dados nos registros escolares, como em Garg e Goel (2021).

2.1.2 Critério Subjetivo: Traços de Personalidade

Conforme definido por Roberts *et al.* (2012), traços de personalidade descrevem “padrões relativamente duradouros de pensamentos, sentimentos e comportamentos que refletem a tendência de responder de certas maneiras em determinadas circunstâncias”. São fundamentais para compreender as diferenças entre cada indivíduo no contexto educacional, influenciando diretamente a forma como os estudantes aprendem, interagem entre si e lidam com os desafios acadêmicos. Os traços de personalidade se configuram como um critério subjetivo, por serem

¹ <https://institutoayrtonsenna.org.br/o-que-defendemos/competencias-socioemocionais-estudantes>

mensurados através de parâmetros qualitativos, por meio de autoavaliação (formulários) ou avaliação feita por terceiros (*feedback*).

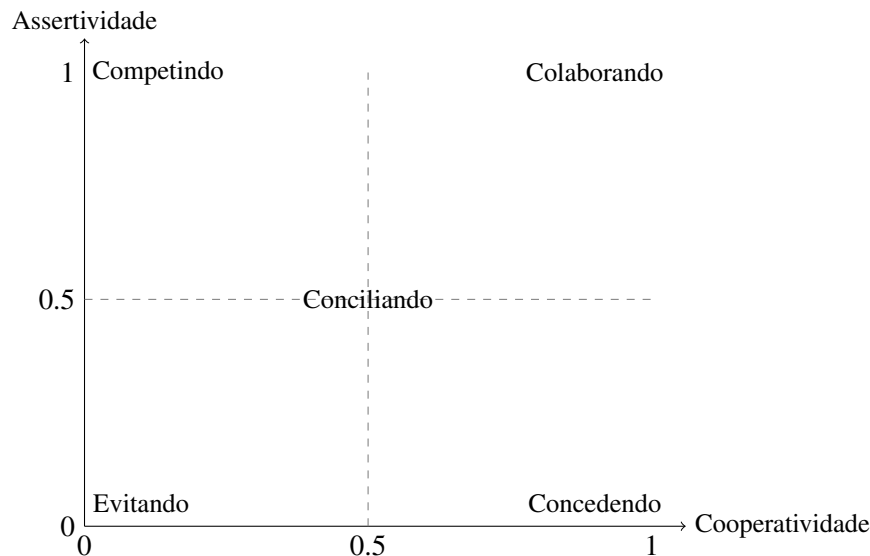
Para avaliar esses traços, diversos instrumentos têm sido desenvolvidos, entre eles estão o modelo dos Cinco Grandes Fatores (*Big Five*) e o *Thomas-Kilmann Conflict Mode Instrument* (TKI). Neste trabalho, optou-se pelo uso do TKI devido à identificação dos comportamentos de um indivíduo no que diz respeito à resolução de conflitos interpessoais, qualidade esta diretamente relacionada à PI.

De acordo com Kilmann e Thomas (1977), o TKI avalia os indivíduos com base em duas dimensões principais: assertividade, a qual é o grau em que um indivíduo tenta satisfazer suas próprias preocupações, e cooperatividade, que é o grau em que um indivíduo tenta satisfazer as preocupações da outra pessoa. Com base na combinação dessas dimensões, são definidos cinco estilos distintos de comportamento na resolução de conflitos:

- **Competindo:** alta assertividade e baixa cooperatividade. A pessoa prioriza seus próprios interesses, mesmo que isso prejudique o outro, como ocorre quando, em uma atividade em dupla, o aluno impõe sua solução ao colega, desconsiderando sugestões ou colaborações;
- **Colaborando:** alta assertividade e alta cooperatividade. Busca-se uma solução que satisfaça plenamente ambas as partes, por meio do diálogo e da cooperação, como quando ambos os alunos discutem ativamente suas propostas, conciliando ideias para construir uma solução conjunta mais robusta;
- **Conciliando:** nível intermediário em ambas as dimensões. Cada parte abre mão de algo para alcançar uma solução mútua e equilibrada, como no caso em que um aluno aceita modificar parte de sua abordagem, enquanto o outro flexibiliza suas ideias, buscando equilíbrio;
- **Evitando:** baixa assertividade e baixa cooperatividade. O conflito é ignorado ou postergado, sem tentativa de resolução imediata, por exemplo, quando um dos alunos prefere não se envolver na discussão da tarefa, deixando que o outro tome todas as decisões;
- **Concedendo:** baixa assertividade e alta cooperatividade. A pessoa abre mão dos próprios interesses em favor do outro, priorizando a harmonia da relação, como quando, mesmo tendo uma ideia válida, o aluno não a defende para evitar atritos e aceita integralmente a proposta do colega;

A Figura 1 a seguir, ilustra a relação entre os níveis de assertividade e cooperatividade e como eles se combinam para formar os diferentes estilos de resolução de conflitos do TKI.

Figura 1 – Relação entre as dimensões e os estilos de resolução de conflitos segundo o modelo de Kilmann e Thomas (1977)



Fonte: Adaptado pelo autor a partir de Abolghasemi *et al.* (2022).

2.2 Sistemas de Recomendação

Os sistemas de recomendação (RecSys) são ferramentas computacionais desenvolvidas para auxiliar usuários na tomada de decisões personalizadas, por meio da análise de seus perfis, preferências ou comportamentos anteriores. Inicialmente aplicados em domínios como *e-commerce*, plataformas de *streaming* e redes sociais, esses sistemas têm expandido sua aplicabilidade para áreas como a educação, com o propósito de melhorar e personalizar a experiência de aprendizagem entre os conteúdos para os estudantes (Muller, 2013; Garg; Goel, 2021). A literatura classifica os sistemas de recomendação em diferentes tipos, sendo os mais comuns:

- **Filtragem baseada em conteúdo:** considera as características dos itens avaliados anteriormente pelo usuário para recomendar opções semelhantes. Por exemplo, em plataformas como a Amazon², se um usuário costuma comprar livros de ficção científica, o sistema irá sugerir novos livros do mesmo gênero com base nas descrições dos produtos e nas preferências anteriores.
- **Filtragem colaborativa:** utiliza padrões de comportamento e avaliações de múltiplos usuários para identificar similaridades e sugerir itens populares entre indivíduos com perfis parecidos. Um exemplo é a Netflix³, que recomenda filmes assistidos por outros usuários com gostos semelhantes.

² <https://www.amazon.com.br/>

³ <http://netflix.com/>

- **Sistemas híbridos:** combinam múltiplas abordagens, como filtragem colaborativa e por conteúdo, com o objetivo de melhorar a precisão das recomendações. O Spotify⁴, por exemplo, utiliza um sistema híbrido para sugerir músicas que misturam o histórico de escuta do usuário com tendências entre usuários similares.

Para operacionalizar as recomendações, os sistemas de recomendação utilizam métricas de distância ou similaridade, que são responsáveis por quantificar o grau de proximidade ou afastamento entre dois ou mais indivíduos. Entre as métricas mais utilizadas na literatura, destaca-se a distância euclidiana, que mede a dissimilaridade entre vetores de atributos em um espaço, sendo amplamente empregada quando os atributos são numéricos e normalizados (Krouska *et al.*, 2023).

Entretanto, no presente trabalho, será abordado um outro tipo de classificação: **Sistemas de recomendação de grupos**, os quais têm como objetivo formar ou sugerir agrupamentos de pessoas e/ou itens para grupos com base em múltiplos critérios, a partir da análise de atributos individuais de cada membro em potencial, assim como apresentado nas pesquisas de Abolghasemi *et al.* (2022) e Krouska *et al.* (2023).

Diferentemente dos sistemas tradicionais, que produzem recomendações voltadas a um único usuário, os sistemas de recomendação de grupos lidam com a necessidade de conciliar preferências, características e restrições distintas dentro de um mesmo conjunto de indivíduos.

2.3 Algoritmos Genéticos

Os Algoritmos Genéticos (AGs) são técnicas computacionais de otimização inspiradas na Teoria da Evolução de Charles Darwin, segundo a qual os indivíduos mais bem adaptados ao ambiente tendem a sobreviver e a transmitir suas características genéticas às próximas gerações. A formalização desses conceitos no campo da computação teve início com John Holland, na década de 1970, em sua obra *Adaptation in Natural and Artificial Systems* (Holland, 1992). Posteriormente, foram amplamente difundidos por Goldberg (1989), que descreveu detalhadamente seu funcionamento e demonstrou sua eficácia na resolução de problemas complexos de otimização.

Entre suas principais características, destacam-se a capacidade de buscar soluções próximas da solução ótima em tempo computacional aceitável e serem independentes de domínio, uma vez que operam sobre representações numéricas normalizadas, sem depender do significado

⁴ <http://spotify.com/>

dos dados. No domínio educacional, essa flexibilidade tem permitido a aplicação deles para a formação de grupos de alunos em ambientes de aprendizagem colaborativa apoiada por computador (Krouska *et al.*, 2023).

As subseções a seguir apresentam os principais conceitos e operadores que fundamentam o funcionamento dos AGs, servindo de base para a compreensão de sua aplicação neste trabalho.

2.3.1 *Conceitos Gerais*

Esta subseção apresentará os conceitos gerais dos AGs e auxiliará na interpretação de suas etapas de execução.

- **Gene:** é a menor unidade de informação em AGs. Representa um atributo ou característica da solução codificada, podendo ser expresso como um valor binário, inteiro ou real, dependendo da representação escolhida.
- **Cromossomo:** é um conjunto de genes que caracteriza um indivíduo;
- **Indivíduo:** constituído por um ou mais cromossomos e representa uma solução candidata ao problema;
- **População:** é o conjunto de indivíduos presentes em uma geração. A diversidade é fundamental para evitar a convergência prematura, que ocorre quando os indivíduos da população se tornam excessivamente semelhantes entre si, reduzindo a variabilidade genética. Essa falta de diversidade faz com que o algoritmo se estabilize rapidamente em soluções subótimas (Holland, 1992);
- **Geração:** corresponde a uma iteração (ciclo evolutivo completo), no qual uma nova população (descendentes) é derivada da anterior (pais) por meio dos operadores genéticos. O processo é iterado até que um critério de parada seja atingido;
- **Critério de Parada:** define quando o algoritmo deve interromper o processo evolutivo. Caso contrário, o algoritmo irá rodar infinitamente. Os critérios mais comuns são: atingir um número máximo de gerações, alcançar um *fitness* desejado ou não haver melhorias significativas após várias gerações;
- **Função de Aptidão (*Fitness*):** determina a aptidão de cada indivíduo para a solução do problema. Ela atribui um valor a cada indivíduo que orienta o processo de seleção, dessa maneira, favorecendo os indivíduos mais promissores. Holland (1992) considera a definição da função de aptidão um dos aspectos mais importantes dos AGs, pois ela deve

refletir de forma precisa a função-objetivo do problema.

2.3.2 Operadores Genéticos

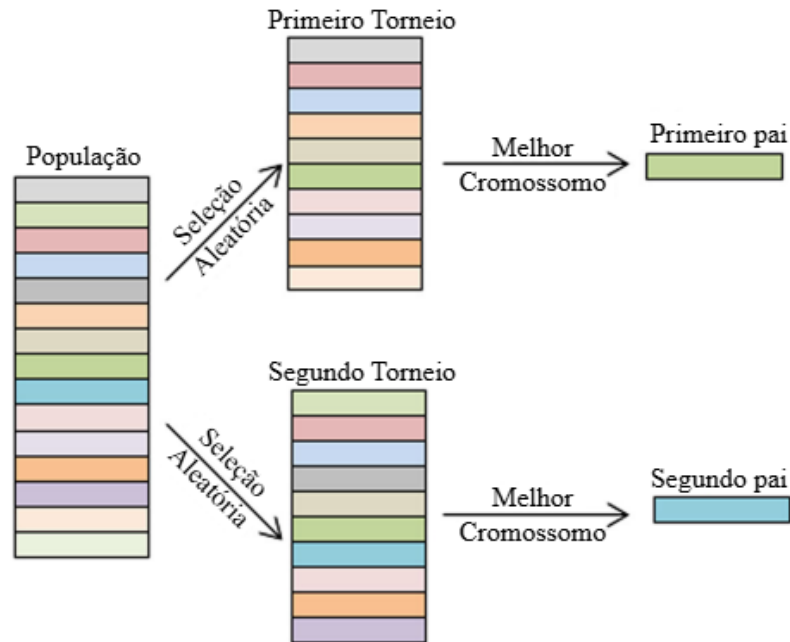
Os operadores genéticos são os mecanismos responsáveis pela evolução da população ao longo das gerações. Inspirados nos processos biológicos de reprodução e variabilidade genética, eles atuam sobre os indivíduos com o objetivo de explorar o espaço de busca, gerando novas soluções a partir das existentes, permitindo a criação de uma nova geração. Os principais operadores destacados na literatura são: seleção, *crossover* e mutação (Holland, 1992; Goldberg, 1989).

2.3.2.1 Seleção

A seleção é responsável por determinar quais indivíduos da população atual serão escolhidos como os pais para gerar os próximos candidatos à solução. Dentre os métodos conhecidos, o torneio (*tournament selection*) foi adotado como referência nesta seção. Krouska *et al.* (2023) apontam que o torneio demonstrou melhor desempenho em termos de tempo de execução e precisão das soluções em comparação com outros métodos de seleção.

Na seleção por torneio (Figura 2), um subconjunto de indivíduos é escolhido aleatoriamente da população, e o indivíduo com melhor *fitness* dentro desse grupo é selecionado. Esse processo é repetido até preencher o conjunto de pais necessário para a reprodução (*crossover*).

Figura 2 – Funcionamento da Seleção por Torneio



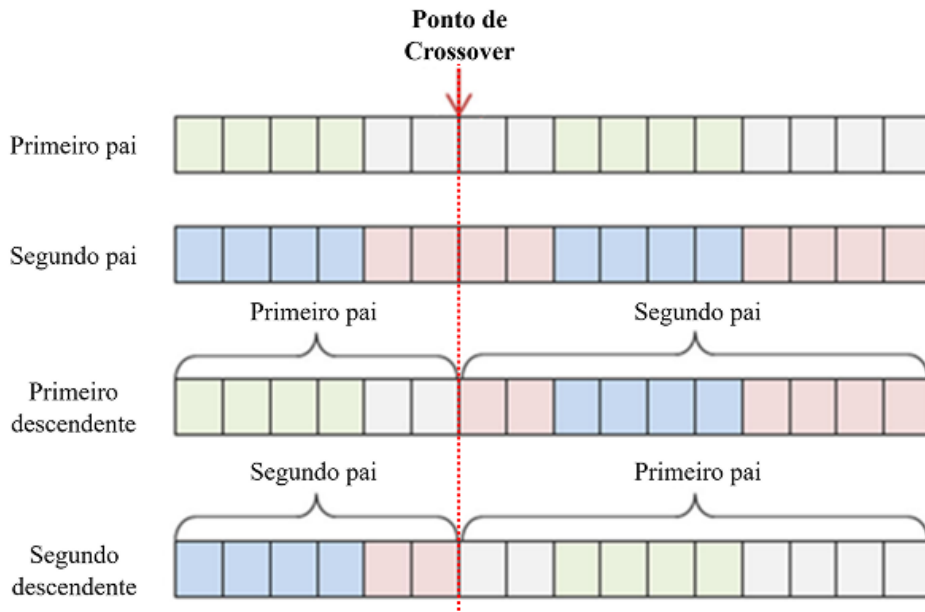
Fonte: Adaptado pelo autor a partir de Krouska *et al.* (2023).

2.3.2.2 Crossover

O *crossover* é o operador que gera novos indivíduos a partir da combinação de dois indivíduos (pais). Existem vários métodos para esse operador, no entanto, o *crossover* de um ponto (*one-point crossover*) foi escolhido para fins de simplificação.

O *one-point crossover* (Figura 3) realiza a divisão de dois cromossomos (representando possíveis soluções) em um único ponto de *crossover*, escolhido aleatoriamente. A partir desse ponto, cada descendente inclui a parte esquerda de um dos pais e a parte direita do outro. Portanto, os genes de um pai são combinados com os do outro, gerando dois novos descendentes.

Figura 3 – Funcionamento do *One-Point Crossover*



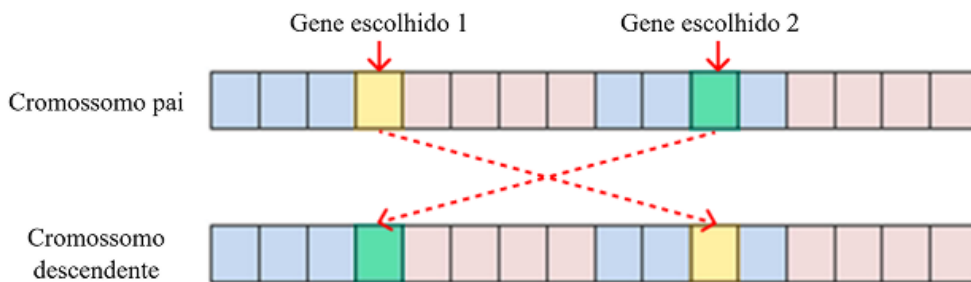
Fonte: Adaptado pelo autor a partir de Krouska *et al.* (2023).

2.3.2.3 Mutação

A mutação introduz diversidade na população ao alterar partes do cromossomo de maneira aleatória, sendo aplicada com uma taxa de mutação predefinida, geralmente baixa, que controla a probabilidade de alteração e evita tanto a estagnação precoce quanto a aleatoriedade excessiva (Goldberg, 1989).

Neste trabalho, será abordada a mutação por *swap*. A razão pela qual ela será adotada deve-se à sua simplicidade e eficácia, bem como ao fato de não causar inconsistências nos grupos. (Krouska *et al.*, 2023). Nela, dois genes dentro de um indivíduo são escolhidos aleatoriamente e trocados entre si, gerando um novo descendente. A Figura 4 apresenta o funcionamento da mutação por *swap*.

Figura 4 – Funcionamento da Mutação por *Swap*



Fonte: Elaborado pelo autor.

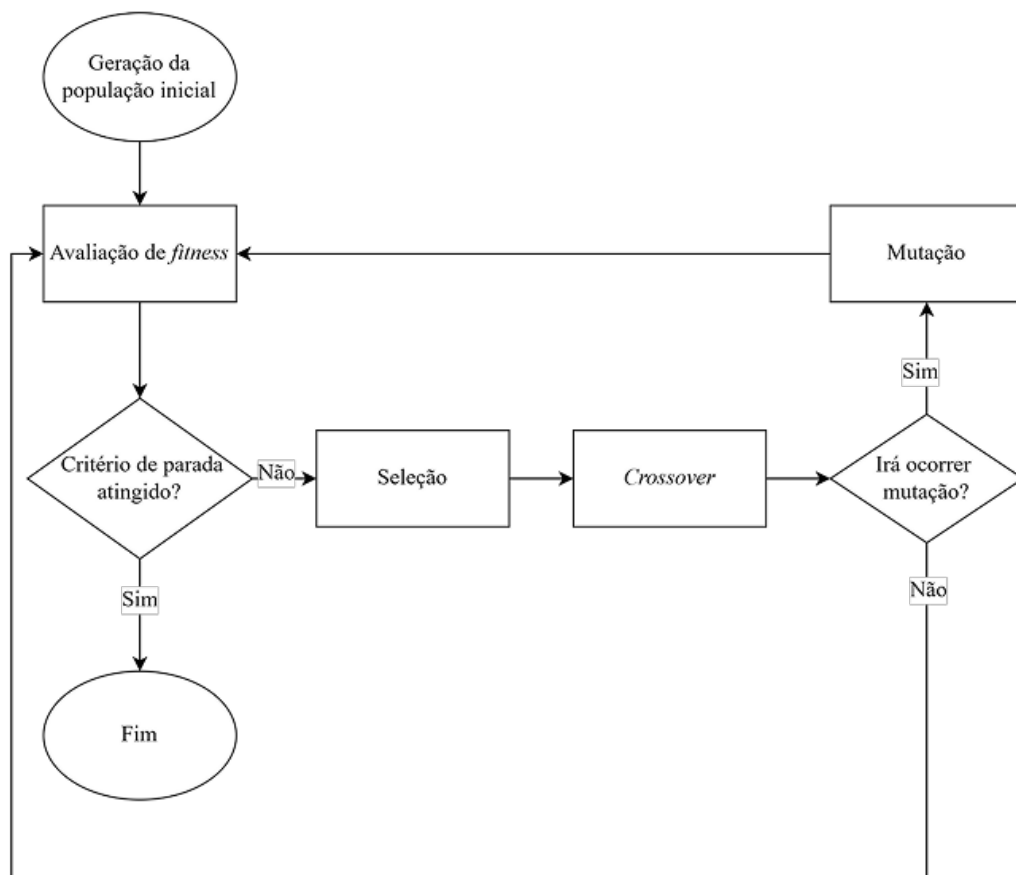
2.3.3 Execução

O processo de execução de um Algoritmo Genético, indicado na Figura 5, consiste em uma sequência iterativa de etapas inspiradas na seleção natural. Inicialmente, uma população de indivíduos é gerada aleatoriamente e avaliada com base em seu *fitness*. Os indivíduos mais promissores são selecionados através da etapa de seleção para participar da reprodução, a fim de gerar uma nova geração.

A geração seguinte é formada por meio dos operadores genéticos, como o *crossover* e a mutação, que produzem novas combinações e variações entre os indivíduos. Os descendentes gerados substituem total ou parcialmente a população anterior. Após isso, essa nova população é avaliada, dando continuidade ao processo evolutivo.

Esse ciclo de execução se repete ao longo de várias iterações (gerações), até que o critério de parada seja atingido. Ao longo da execução, o algoritmo tende a convergir para soluções cada vez mais próximas da ótima (Holland, 1992; Goldberg, 1989).

Figura 5 – Fluxograma do processo de execução de AGs



Fonte: Elaborado pelo autor.

3 TRABALHOS RELACIONADOS

Neste capítulo, serão apresentados os trabalhos relacionados ao presente trabalho. O objetivo é mostrar como a proposta dele se relaciona com as abordagens de sistemas de recomendação de grupos, utilizando-se dos critérios das multidimensões do perfil estudantil.

3.1 A novel group recommender system for domain-independent decision support customizing a grouping genetic algorithm

A pesquisa de Krouska *et al.* (2023) apresenta um sistema de recomendação de grupos baseado em AGs, com foco na formação de grupos ideais em diferentes contextos, como indústria, educação e/ou saúde. Sua principal característica é o ser generalista e independente de domínio, permitindo o agrupamento de pessoas, objetos ou conteúdos, desde que os atributos estejam normalizados.

O sistema possibilita a personalização de operadores genéticos, incluindo *crossovers* tradicionais (de 1 e 2 pontos) e novas variações por grupo e por gene. A função de *fitness* utiliza o cálculo da distância euclidiana nos n atributos personalizados para a formação de grupos homogêneos, heterogêneos ou mistos. A abordagem foi validada em ambientes educacionais reais, com alta aceitação de alunos e professores.

Assim como neste TCC, o trabalho utiliza algoritmos genéticos para otimização, mas com foco estrutural e sem considerar o significado dos atributos. Em contraste, este TCC busca formar duplas pedagogicamente complementares, considerando os traços de personalidade e desempenho acadêmico, no contexto da PI.

3.2 A personality-aware group recommendation system based on pairwise preferences

Abolghasemi *et al.* (2022) propõem um sistema de recomendação de grupos sensível à personalidade de seus membros, com o objetivo de tornar mais realista e justa a tomada de decisão coletiva. Para isso, os autores utilizam o instrumento TKI como base para representar os traços de personalidade. Cada indivíduo recebe um valor de personalidade, o qual influencia sua força em um grafo de influência construído entre os membros do grupo, no qual as preferências individuais por itens evoluem ao longo de múltiplas interações até atingir um consenso grupal.

Embora compartilhe com o presente trabalho a utilização dos traços de personalidade como parâmetro central, esse modelo visa otimizar a recomendação de itens para grupos

previamente formados. Já este TCC adota como abordagem a formação dos próprios pares de estudantes de maneira otimizada, a partir da análise da complementaridade entre seus perfis individuais, que englobam não apenas o TKI, mas também o desempenho acadêmico.

3.3 Data-Driven Approach for Peer recommendation to reduce dropouts in MOOC

O trabalho de Garg e Goel (2021) propõe um sistema de recomendação de pares voltado para salas de aula virtuais massivas, como os MOOCs (*Massive Open Online Courses*), com o objetivo de reduzir a evasão escolar por meio da promoção de interações significativas entre os alunos. A abordagem baseia-se em uma técnica de clusterização semelhante ao *k-means*, adaptada com o uso de métricas de similaridade (cosseno, euclidiana, *Pearson* e *Jaccard*), considerando atributos demográficos e o desempenho acadêmico dos estudantes em *quizzes* para formar pares mais colaborativos.

Embora compartilhe com este TCC o uso do desempenho acadêmico como critério de pareamento, o trabalho de Garg e Goel (2021) não incorpora traços de personalidade nem utiliza algoritmos genéticos para otimização. Já este TCC propõe uma formação de duplas pedagógicas com enfoque na complementaridade entre os traços de personalidade e desempenho acadêmico, visando fortalecer a implementação da PI em sala de aula.

3.4 Análise comparativa

O Quadro 1 apresenta uma análise comparativa dos principais aspectos dos trabalhos analisados. Embora abordem um problema semelhante, as soluções propostas diferem em termos de técnicas utilizadas, tipo de recomendação, aplicação em sala de aula e critérios considerados.

Quadro 1 – Quadro comparativo de trabalhos relacionados

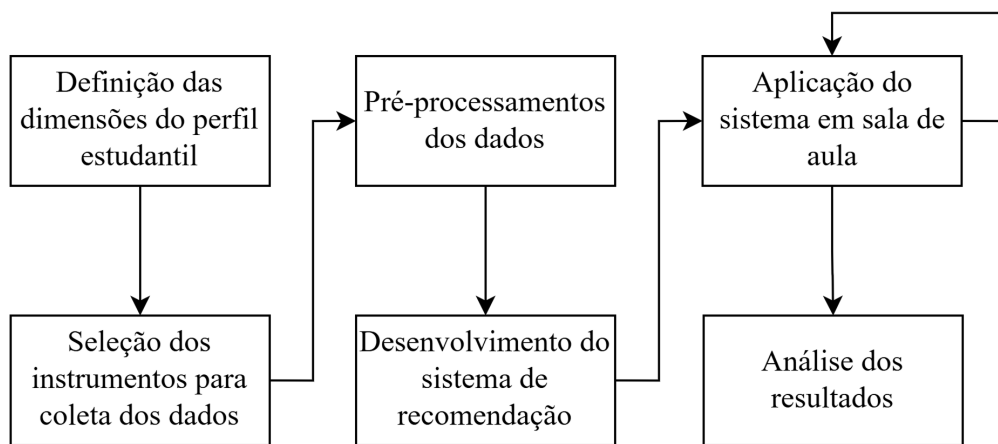
Trabalho	Técnica utilizada	Tipo de recomendação	Aplicado em Sala de Aula	Crítérios considerados
Krouska <i>et al.</i> (2023)	Algoritmos genéticos	Formação de grupos	Sim	n atributos normalizados
Abolghasemi <i>et al.</i> (2022)	Fatoração de matriz binária	Recomendação de itens para grupos	Não	Traços de personalidade (TKI) e Preferências do grupo
Garg e Goel (2021)	Clusterização	Formação de pares	Sim	Desempenho Acadêmico e Fatores Demográficos
Este trabalho	Algoritmos genéticos	Formação de pares	Sim	Desempenho Acadêmico e Traços de Personalidade (TKI)

Fonte: Elaborado pelo autor.

4 METODOLOGIA

Esta seção apresentará os procedimentos metodológicos adotados para o desenvolvimento deste trabalho. A metodologia será dividida em seis etapas (Figura 6): definição das dimensões do perfil estudantil, seleção dos instrumentos para coleta de dados, pré-processamento dos dados, desenvolvimento do sistema de recomendação, aplicação do sistema em sala de aula e, por fim, análise dos resultados.

Figura 6 – Fluxograma dos procedimentos metodológicos



Fonte: Elaborado pelo autor.

O código-fonte do sistema de recomendação desenvolvido neste trabalho foi disponibilizado publicamente em um repositório GitHub, contendo a implementação do algoritmo e os dados obtidos na execução. O repositório pode ser acessado em: <https://github.com/guilhermegirao/tcc-peer-instruction>.

4.1 Definição das Dimensões do Perfil Estudantil

As dimensões selecionadas para representar o perfil estudantil foram escolhidas com base na literatura e visando a simplificação metodológica. Como citado na seção 2.1, optou-se por duas dimensões principais: desempenho acadêmico, como critério objetivo, e traços de personalidade, como critério subjetivo.

A escolha desses critérios para a definição das dimensões foi fundamentada por estudos como o de Garg e Goel (2021), que destacam a importância do desempenho acadêmico na formação de pares, e Abolghasemi *et al.* (2022), que exploram a influência de instrumentos de traços de personalidade como o TKI nas recomendações. Além de ser inspirada na abordagem

de Andrejczuk *et al.* (2019), que combinam essas dimensões do perfil estudantil para formação de pares equilibrados.

Essa delimitação não representa a superioridade dos critérios escolhidos nem ignora a relevância de demais dimensões, mas estabelece um ponto de partida metodológico. Trabalhos futuros poderão ampliar essa abordagem, incorporando novas dimensões ao modelo proposto.

4.1.1 Cálculo dos escores de Assertividade e Cooperatividade

Os escores dos traços de personalidade (assertividade e cooperatividade) são calculados a partir da combinação ponderada de três fontes de informação: o formulário inicial de autoavaliação, o formulário de *feedback* fornecido pelo par e o formulário de autoavaliação realizado após cada interação colaborativa, onde, os dois últimos estão condensados no mesmo formulário, mas em seções diferentes.

Os valores obtidos por meio do formulário inicial são coletados conforme o instrumento baseado no modelo do TKI, recebendo peso médio no cálculo. Esses valores são convertidos em representações numéricas a partir do mapeamento definido no gráfico bidimensional do TKI, representado na Figura 1, permitindo a integração dos níveis de assertividade e cooperatividade ao modelo utilizado pelo sistema.

O *feedback* fornecido pelo par recebe o maior peso no cálculo dos escores, dado que a avaliação em pares tende a ser mais confiável do que a autoavaliação isolada, por reduzir vieses individuais e favorecer uma percepção mais contextualizada do comportamento do estudante (Topping, 1998; Gielen *et al.*, 2009).

Os valores provenientes dos formulários de *feedback* são coletados diretamente em formato numérico, originalmente definidos no intervalo discreto de 1 a 5 em uma escala *Likert*, e, posteriormente, passam por um processo de normalização discreta, a fim de reduzir variações e garantir compatibilidade entre as avaliações de ambos os formulários.

- **Valores iguais a 1:** são normalizados para 0 (Assertividade: Competindo; Cooperatividade: Evitando);
- **Valores iguais a 2 ou 3:** são normalizados para 0,5 (Assertividade: Conciliando; Cooperatividade: Conciliando);
- **Valores iguais a 4 ou 5:** são normalizados para 1 (Assertividade: Colaborando; Cooperatividade: Concedendo).

Quando um estudante recebe múltiplos *feedbacks* ao longo das interações, o valor

final considerado para cada dimensão comportamental é determinado pela moda dos valores normalizados. A escolha da moda fundamenta-se em capturar o padrão comportamental mais recorrente percebido pelos pares, minimizando a influência de avaliações pontuais ou *outliers* decorrentes de fatores situacionais.

A autoavaliação realizada após a interação recebe o menor peso no cálculo. Apesar de seu papel relevante no estímulo à autorregulação e à reflexão crítica, a autoavaliação tende a apresentar maior subjetividade e variabilidade individual, razão pela qual sua contribuição é incorporada de forma baixa ao escore final (Topping, 1998).

Os valores atribuídos aos pesos foram definidos de forma empírica, com base nos critérios acima detalhados (Topping, 1998; Gielen *et al.*, 2009). Esses parâmetros podem ser ajustados e refinados em trabalhos futuros com base em estudos experimentais. Desse modo, este trabalho utiliza os seguintes valores:

- **Formulário de autoavaliação inicial:** 0,3;
- **Formulário de *feedback* do par:** 0,5;
- **Formulário de autoavaliação pós-iteração:** 0,2.

4.2 Seleção dos Instrumentos para coleta de Dados dos Alunos

Esta etapa descreve os instrumentos que serão utilizados para coletar os dados necessários para a construção das dimensões dos perfis dos alunos.

4.2.1 Seleção do conjunto de dados de Desempenho Acadêmico

Os dados de desempenho acadêmico dos estudantes serão extraídos a partir dos registros gerados pela biblioteca TKO¹, utilizada em sala de aula na Universidade Federal do Ceará (UFC), campus Quixadá, para automatizar a correção de exercícios de programação, por meio da execução de testes com entradas e saídas predefinidas, de forma automatizada.

4.2.2 Formulário Inicial de Autoavaliação

Para a dimensão dos traços de personalidade, será realizada a adaptação do instrumento TKI, com base no formulário original proposto por Kilmann e Thomas (1977). Essa adaptação terá como foco a tradução do conteúdo para o português e a redução do número de

¹ <https://pypi.org/project/tko/>

perguntas, visando minimizar a sobrecarga cognitiva dos estudantes durante o preenchimento, conforme detalhado no Apêndice A. O formulário adaptado será aplicado aos alunos antes da execução em sala de aula, com o objetivo de identificar seus estilos predominantes de resolução de conflitos, classificando o quão assertivo e/ou cooperativo o aluno é.

4.2.3 Formulário de Feedback do Par e Autoavaliação Semanal

Como instrumento complementar à coleta de dados comportamentais, detalhado no Apêndice B, será aplicado o formulário de *feedback* semanal após cada interação realizada em dupla, sendo composto por escalas do tipo *Likert* de cinco pontos, variando de 1 (muito baixo) a 5 (muito alto), e uma questão aberta opcional destinada à coleta de comentários qualitativos. As escalas quantitativas são utilizadas para avaliar aspectos relacionados à assertividade e à cooperatividade do colega, à autoavaliação desses mesmos aspectos e à efetividade da interação estabelecida durante a atividade colaborativa.

A avaliação do colega concentra-se na percepção sobre o quanto o estudante considerou as ideias do par e defendeu seus próprios pontos de vista durante a interação, enquanto a autoavaliação permite que o próprio aluno reflita sobre seu comportamento em relação a esses mesmos critérios.

4.3 Pré-processamento dos Dados

O pré-processamento dos dados é fundamental para garantir que as informações de cada dimensão do perfil estudantil estejam em um formato adequado para o processamento pelo algoritmo genético. Todas as variáveis utilizadas no sistema serão convertidas para uma escala numérica comum, com valores normalizados no intervalo entre 0 e 1.

Para a dimensão de desempenho acadêmico, os dados serão coletados a partir das notas obtidas no conjunto de dados da subseção 4.2.1. Com essas informações, será calculada a mediana das notas de cada estudante, representando uma medida mais estável do desempenho ao longo do período. Em seguida, os valores serão normalizados.

Para a dimensão dos traços de personalidade, os dados serão obtidos por meio do preenchimento do formulário adaptado da subseção 4.2.2. Após o processamento das respostas, os escores de assertividade e cooperatividade de cada aluno também serão normalizados, como citado em subseção 4.1.1.

Ao finalizar o processamento de ambas as dimensões, os dados de cada aluno serão organizados em um arquivo no formato *Comma Separated Values* (CSV), contendo as colunas de identificação do estudante e os respectivos valores normalizados para desempenho acadêmico, assertividade e cooperatividade. Esse arquivo servirá como entrada para o algoritmo genético durante o processo de formação dos pares.

4.4 Desenvolvimento do Sistema de Recomendação

O sistema de recomendação será desenvolvido utilizando a linguagem de programação *Python*, com o auxílio de bibliotecas como *Pandas*, *NumPy* e *PyGAD*. Utilizando o trabalho de Krouska *et al.* (2023) como base para a construção do algoritmo de formação dos pares, utilizando-se de AGs.

4.4.1 Representação dos Indivíduos

A representação dos indivíduos foi definida como um vetor de inteiros, onde cada gene corresponde ao *index* de um estudante. A sequência dos genes determina a formação das duplas, sendo que pares consecutivos no vetor formam uma dupla. A população inicial é composta por permutações aleatórias dos identificadores dos alunos, garantindo que cada estudante apareça apenas uma vez. Essa codificação permite a aplicação dos operadores genéticos sem comprometer a integridade dos pares, mantendo a diversidade das soluções ao longo do processo evolutivo.

Para que a função de *fitness* acesse os valores das dimensões do perfil dos alunos, é realizada uma consulta em uma estrutura de dados do tipo tabela *hash*, utilizando o *index* do estudante como chave.

Quadro 2 – Representação de um indivíduo, onde as tuplas (2,0) e (3,1) representam soluções candidatas.

Aluno 1	Aluno 2	Aluno 3	Aluno 4
2	0	3	1

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.4.1.1 *Tratamento de cardinalidade ímpar*

Em situações em que o número de estudantes não permite uma divisão exata em pares, o sistema de recomendação adota a seguinte estratégia para tratar conjuntos de cardinalidade ímpar. Inicialmente, é identificado o estudante com maior desempenho acadêmico, o qual é temporariamente removido do conjunto de entrada do AGs. Com isso, o algoritmo passa a operar sobre um conjunto com cardinalidade par, permitindo a formação das duplas de maneira regular.

Após a execução do AGs, o estudante previamente removido é associado ao par que apresentou o menor *fitness*, formando um único trio. Do ponto de vista pedagógico, a estratégia está alinhada ao conceito da ZDP, ao possibilitar que estudantes com menor desempenho sejam apoiados por um colega mais experiente (Vygotsky, 2007), elevando o *score* dos indivíduos e garantindo a participação de todos os estudantes no processo de aprendizado.

4.4.2 *Definição dos parâmetros genéticos*

Os parâmetros do AGs foram definidos com base no estudo de Krajčovič *et al.* (2019), que realizaram uma análise para identificar uma série de configurações eficientes. De acordo com os resultados obtidos pelos autores, foram consideradas como configurações recomendadas: tamanho da população de 150 indivíduos, 200 gerações, uma taxa de *crossover* de 80% e uma taxa de mutação de 5%.

4.4.3 *Operadores Genéticos*

Conforme apresentado na subseção 2.3.2, os operadores genéticos adotados neste trabalho serão: seleção por torneio, *one-point crossover* e mutação por *swap*. A escolha desses operadores foi realizada com base nas características do problema e na literatura (Krouska *et al.*, 2023).

4.4.4 *Critério de parada*

O critério de parada escolhido será ao algoritmo atingir um número máximo de gerações. Dessa forma, com base nos parâmetros previamente definidos, o algoritmo irá parar ao atingir 200 gerações, independentemente de eventuais melhorias adicionais na solução.

4.4.5 Função de Fitness

A função de *fitness* será utilizada para avaliar a qualidade dos pares formados, com o objetivo de formar duplas de estudantes que apresentem complementaridade tanto no desempenho acadêmico quanto nos traços de personalidade.

Para cada par de estudantes presente na solução, será calculada a distância euclidiana entre os atributos dos alunos, onde a maior distância no espaço vetorial será a melhor solução. Essa abordagem segue o modelo proposto por Krouska *et al.* (2023), que utiliza a diferença entre características como critério de complementaridade na formação de grupos.

Ademais, a função de *fitness* aplica uma penalidade para pares com o mesmo estilo de resolução de conflitos, estimulando a diversidade comportamental. Nesses casos, subtrai-se um valor fixo de 2 do somatório total, definido empiricamente para uma penalização leve.

A fórmula geral da função será expressa por:

$$\text{Fitness} = \sum_{i=1}^n \sqrt{(a_1 - a_2)^2 + (c_1 - c_2)^2 + (s_1 - s_2)^2} - P, \text{ onde:} \quad (4.1)$$

- a_1, a_2 : valores de assertividade normalizados dos estudantes;
- c_1, c_2 : valores de cooperatividade normalizados dos estudantes;
- s_1, s_2 : notas de desempenho acadêmico normalizados dos estudantes;
- n : número total de pares na solução;
- P : valor de penalidade. Se estilos iguais, então 2, caso contrário, 0.

4.5 Aplicação do Sistema em Sala de Aula

A aplicação do sistema de recomendação de pares em sala de aula será estruturada em três etapas: recomendação dos pares, execução das atividades em duplas e coleta de *feedback*. Cada uma dessas etapas será executada em sequência e semanalmente, conforme a metodologia da disciplina.

4.5.1 Recomendação dos Pares

Com os dados previamente coletados e pré-processados, o sistema de recomendação será executado para gerar as duplas de alunos. A partir do arquivo CSV de entrada contendo os dados dos alunos normalizados, o professor irá selecionar, por meio de uma interface, os alunos

que participarão das atividades em duplas, como demonstra a Figura 7. O sistema processará esse subconjunto de escolha, e ao final da execução, apresentará uma lista contendo todos os pares a partir desse subconjunto de alunos, apresentado na Figura 8.

Figura 7 – Interface para a seleção dos alunos que participarão das atividades em duplas.

```

=====
SELEÇÃO DE ESTUDANTES PARA ALGORITMO DE PAREAMENTO
=====
? Seleccione a turma: Teste

■ Estudantes Disponíveis na turma 'Teste' (39 total):
=====
? Seleccione os estudantes dessa turma que participarão do pareamento: (Use as setas para navegar, espaço para selecionar múltiplos, enter para confirmar)
) ● A (Turma: Teste, ID: 1, Style: Compromising, Score: 0.60)
  ● A1 (Turma: Teste, ID: 27, Style: Compromising, Score: 0.70)
  ● B (Turma: Teste, ID: 2, Style: Compromising, Score: 0.80)
  ● B1 (Turma: Teste, ID: 20, Style: Compromising, Score: 0.00)
  ● C (Turma: Teste, ID: 3, Style: Compromising, Score: 0.90)
  ● C1 (Turma: Teste, ID: 29, Style: Compromising, Score: 1.00)
  ● D (Turma: Teste, ID: 4, Style: Accommodating, Score: 0.60)
  ● D1 (Turma: Teste, ID: 30, Style: Collaborating, Score: 0.60)
  ● E (Turma: Teste, ID: 5, Style: Compromising, Score: 0.60)
  ● E1 (Turma: Teste, ID: 31, Style: Compromising, Score: 0.90)
  ● F (Turma: Teste, ID: 6, Style: Compromising, Score: 0.80)
  ● F1 (Turma: Teste, ID: 32, Style: Avoiding, Score: 0.70)
  ● G (Turma: Teste, ID: 7, Style: Avoiding, Score: 0.80)
  ● G1 (Turma: Teste, ID: 33, Style: Avoiding, Score: 0.60)
  ● H (Turma: Teste, ID: 8, Style: Compromising, Score: 1.00)
  ● H1 (Turma: Teste, ID: 34, Style: Competing, Score: 0.90)
  ● I (Turma: Teste, ID: 9, Style: Compromising, Score: 0.80)
  ● I1 (Turma: Teste, ID: 35, Style: Accommodating, Score: 0.80)
  ● J (Turma: Teste, ID: 10, Style: Compromising, Score: 0.30)
  ● J1 (Turma: Teste, ID: 36, Style: Compromising, Score: 0.60)

```

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 8 – Lista de pares gerados após a seleção de alunos.

```

■ RESULTADOS DO PAREAMENTO:
=====
iteration  fitness  group_id  group_size  class  p1  p2  p3
0          1  12.751342  0           2  Teste  L1  I  None
1          1  12.751342  1           2  Teste  E1  P  None
2          1  12.751342  2           2  Teste  K  H  None
3          1  12.751342  3           2  Teste  L  W  None
4          1  12.751342  4           2  Teste  D  X  None
5          1  12.751342  5           2  Teste  G  M1  None
6          1  12.751342  6           2  Teste  G1  J  None
7          1  12.751342  7           2  Teste  H1  I1  None
8          1  12.751342  8           2  Teste  D1  T  None
9          1  12.751342  9           2  Teste  B  J1  None
10         1  12.751342  10          2  Teste  E  N  None
11         1  12.751342  11          3  Teste  O  K1  C1
12         1  12.751342  12          2  Teste  Q  M  None
13         1  12.751342  13          2  Teste  A1  R  None
14         1  12.751342  14          2  Teste  S  U  None
15         1  12.751342  15          2  Teste  V  Y  None
16         1  12.751342  16          2  Teste  Z  A  None
17         1  12.751342  17          2  Teste  F  F1  None
18         1  12.751342  18          2  Teste  B1  C  None

```

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.5.2 Execução das Atividades em Pares

Após a definição dos pares, os alunos serão informados sobre suas respectivas duplas a realizarão atividades relacionadas à aprendizagem colaborativa em sala de aula. A

escolha da atividade será definida pelo professor, com foco na resolução de problemas de programação. Durante a execução, os alunos trabalharão em conjunto, discutindo soluções e trocando conhecimentos. Essa etapa terá como objetivo integrar e avaliar a metodologia da PI com os pares formados.

4.5.3 *Coleta de Feedback*

Ao término da atividade semanal, será aplicado o formulário de *feedback* aos estudantes, apresentado na subseção 4.2.3, a fim de coletar informações sobre a percepção deles em relação à qualidade da interação com o parceiro sugerido.

Os resultados obtidos por meio desse *feedback* serão posteriormente utilizados para análise, como também servirão para evoluir a base de dados do sistema de recomendação, permitindo que o sistema se retroalimente e melhore continuamente as recomendações dos pares.

A aplicação contínua desse formulário pressupõe a adesão recorrente dos estudantes ao processo de avaliação da interação em pares. Tal pressuposto é essencial para o mecanismo de retroalimentação do sistema. Limitações relacionadas à adesão e à operacionalização do processo serão discutidas posteriormente na seção 5.4 (Limitações enfrentadas na prática).

4.6 **Análise dos Resultados**

A análise dos resultados será direcionada à avaliação da eficácia do sistema de recomendação proposto, com foco na qualidade das interações entre os pares e na aceitação por parte dos alunos, conforme previsto nos objetivos específicos deste trabalho.

- **Complementariedade entre os Pares:** avaliação do grau de complementariedade entre os perfis dos estudantes em cada par formado e levará em consideração um arquivo CSV que persistirá as duplas geradas a cada semana. O objetivo é verificar se o algoritmo foi capaz de gerar, de fato, pares que favoreçam interações produtivas;
- **Taxa de Aceitação:** calculada com base no *feedback* dos estudantes, através do formulário semanal de coleta de *feedback*, refletindo o nível de satisfação em relação aos pares formados e a percepção de adequação das interações. Essa métrica permitirá avaliar se houve uma interação positiva entre os alunos;
- **Evolução no Desempenho Acadêmico:** será analisada a partir da comparação das notas dos alunos ao início e ao final da aplicação da metodologia da PI em sala de aula. Essas no-

tas serão capturadas por meio do arquivo CSV contendo os dados de entrada semanais dos alunos. O objetivo é identificar possíveis impactos positivos na aprendizagem, resultantes das interações proporcionadas pelos pares sugeridos.

5 EXPERIMENTOS E RESULTADOS

Nesta etapa do trabalho, serão apresentados os resultados obtidos a partir da execução do sistema de recomendação, sobre os critérios de Complementaridade entre os Pares, Taxa de Aceitação e Evolução no Desempenho Acadêmico, conforme descritos na seção 4.6 (Análise dos Resultados). Devido a limitações logísticas enfrentadas durante a aplicação no contexto real de sala de aula, dentre elas, destacam-se dificuldades relacionadas à formação dinâmica de pares em ambiente presencial e à adesão dos estudantes ao processo de *feedback* contínuo, o sistema de recomendação foi executado durante um período de duas semanas, obtendo-se duas iterações. Entretanto, esses dados trouxeram informações importantes para validação da proposta. Dessa maneira, os dados reais serão utilizados em conjunto aos dados simulados de forma complementar à validação.

Essas dificuldades serão discutidas posteriormente na seção 5.4 (Limitações enfrentadas na prática).

5.1 Conjunto de Dados

Para simular o funcionamento do sistema, foi gerado um conjunto de dados de 20 alunos fictícios, aleatorizados, contendo atributos pré-processados de desempenho acadêmico, assertividade e cooperatividade. Esse conjunto está representado na Tabela 1.

Para a aplicação em sala de aula, foi escolhida uma turma da UFC, campus Quixadá. Essa turma piloto possui 39 alunos, os quais preencheram o formulário inicial de autoavaliação e possuíam dados históricos de notas a serem pré-processados pelo algoritmo. Esse conjunto está representado na Tabela 2. O nome dos alunos e a identificação da turma estão ocultos para garantir a privacidade dos envolvidos.

Tabela 1 – Dados simulados dos estudantes

ID	Nome	Assertividade	Cooperatividade	Desempenho	Estilo TKI
1	A	0.5	0.5	0.6	Conciliando
2	B	0.0	0.0	0.4	Evitando
3	C	1.0	0.0	0.7	Competindo
4	D	1.0	0.0	0.4	Competindo
5	E	0.0	0.0	0.8	Evitando
6	F	1.0	1.0	0.6	Colaborando
7	G	0.0	1.0	0.5	Concedendo
8	H	0.5	0.5	0.7	Conciliando
9	I	0.0	1.0	0.6	Concedendo
10	J	0.5	0.5	0.8	Conciliando
11	K	0.5	0.5	0.7	Conciliando
12	L	0.5	0.5	0.5	Conciliando
13	M	0.0	0.0	0.6	Evitando
14	N	0.5	0.5	0.6	Conciliando
15	O	0.5	0.5	0.5	Conciliando
16	P	0.0	0.0	0.5	Evitando
17	Q	0.0	0.0	0.6	Evitando
18	R	0.0	1.0	0.7	Concedendo
19	S	1.0	0.0	0.8	Competindo
20	T	1.0	0.0	0.4	Competindo

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 2 – Dados dos estudantes da turma piloto

ID	Nome	Assertividade	Cooperatividade	Desempenho	Estilo TKI
1	A	0.5	0.5	0.6	Conciliando
2	B	0.5	0.5	0.8	Conciliando
3	C	0.5	0.5	1.0	Conciliando
4	D	0.0	1.0	0.6	Concedendo
5	E	0.5	0.5	0.6	Conciliando
6	F	0.5	0.5	1.0	Conciliando
7	G	0.0	0.0	0.8	Evitando
8	H	0.5	0.5	1.0	Conciliando
9	I	0.5	0.5	1.0	Conciliando
10	J	0.5	0.5	0.3	Conciliando
11	K	0.0	0.0	0.8	Evitando
12	L	0.5	0.5	1.0	Conciliando
13	M	0.5	0.5	1.0	Conciliando
14	N	0.5	0.5	1.0	Conciliando
15	O	0.5	0.5	0.8	Conciliando
16	P	0.5	0.5	0.8	Conciliando
17	Q	0.5	0.5	0.0	Conciliando
18	R	0.5	0.5	0.4	Conciliando
19	S	0.5	0.5	0.6	Conciliando
20	T	0.5	0.5	0.6	Conciliando
21	U	0.5	0.5	1.0	Conciliando
22	V	1.0	0.0	0.9	Competindo
23	W	0.5	0.5	0.8	Conciliando
24	X	0.5	0.5	0.8	Conciliando
25	Y	0.5	0.5	0.6	Conciliando
26	Z	0.5	0.5	1.0	Conciliando
27	A1	0.5	0.5	1.0	Conciliando
28	B1	0.5	0.5	0.0	Conciliando
29	C1	0.5	0.5	1.0	Conciliando
30	D1	1.0	1.0	0.6	Colaborando
31	E1	0.5	0.5	0.8	Conciliando
32	F1	0.0	0.0	0.6	Evitando
33	G1	0.0	0.0	0.6	Evitando
34	H1	1.0	0.0	1.0	Competindo
35	I1	0.0	1.0	0.8	Concedendo
36	J1	0.5	0.5	0.6	Conciliando
37	K1	0.5	0.5	0.6	Conciliando
38	L1	0.5	0.5	1.0	Conciliando
39	M1	0.5	0.5	0.7	Conciliando

Fonte: Elaborada pelo autor.

5.2 Execução do Sistema de Recomendação

O sistema de recomendação foi executado 50 vezes utilizando o conjunto de dados simulados e duas iterações utilizando o conjunto de dados reais, a fim de verificar a diversidade dos resultados gerados pelo algoritmo. As soluções obtidas em cada execução foram registradas em um arquivo no formato CSV, que servirá como base para as análises na etapa seguinte. A execução foi realizada em ambiente local, via terminal em uma máquina com processador Intel(R) Core(TM) i5-12500H @ 2.50GHz, 24GB de RAM e placa de vídeo NVIDIA GeForce RTX 3050.

5.3 Análise dos Resultados

Nesta fase, serão avaliados os critérios de complementaridade entre os pares, taxa de aceitação e a evolução no desempenho acadêmico. Os dados obtidos na execução foram analisados utilizando as bibliotecas *Pandas* e *Matplotlib*¹ para a geração dos gráficos.

5.3.1 Complementariedade entre os Pares

Nesta etapa, foram avaliadas 50 execuções do sistema de recomendação, com os dados simulados, totalizando 500 pares gerados. O objetivo foi verificar se o sistema de recomendação está promovendo a formação de duplas com perfis complementares.

As métricas adotadas para a avaliação foram selecionadas com base na proposta das dimensões deste trabalho, de modo a refletir tanto os aspectos quantitativos quanto qualitativos da formação das duplas.

A média do *fitness* fornece uma medida agregada da qualidade dos pareamentos, refletindo o grau geral de complementaridade entre os estudantes. Já o desvio padrão do *fitness* indica a variabilidade entre as soluções geradas, sendo relevante para identificar se o sistema está explorando diferentes combinações ou convergindo para soluções homogêneas. A proporção de pares com estilos iguais de resolução de conflitos, expressa em percentual, permite verificar se a penalização aplicada na função de aptidão está de fato promovendo a diversidade comportamental entre os pares. Por fim, a diferença média de desempenho acadêmico mede o grau de complementaridade cognitiva nas duplas, o que permite verificar que estudantes com níveis distintos de conhecimento podem colaborar mutuamente. A Tabela 3 apresenta o resultado

¹ <https://matplotlib.org/>

das métricas acima citadas:

Tabela 3 – Resultado das métricas obtidas na análise

Métrica	Valor
Média do <i>fitness</i> dos pares	0,72
Desvio padrão do <i>fitness</i> dos pares	0,54
Proporção de pares com estilos iguais	17,2%
Diferença média de desempenho acadêmico	0,15

Fonte: Elaborada pelo autor.

Cabe destacar que a função de *fitness* adotada neste trabalho é composta por dois termos principais: uma medida de dissimilaridade baseada na distância euclidiana entre os atributos normalizados de assertividade, cooperatividade e desempenho acadêmico, e um termo de penalização aplicado quando ambos os estudantes apresentam o mesmo estilo predominante. Considerando que cada atributo é limitado ao intervalo $[0, 1]$ o valor máximo teórico da componente de distância é $\sqrt{3}$, enquanto a penalização P pode assumir valor igual a 2 nos casos de perfis comportamentais idênticos.

Dessa maneira, a média do *fitness* dos pares (0,72), combinada ao desvio padrão de 0,54, sugere que as duplas formadas apresentam, de modo geral, boa complementaridade. O desvio padrão, por sua vez, evidencia a presença de diversidade nas soluções, o que favorece interações enriquecedoras entre estudantes com perfis distintos.

A baixa proporção de pares com o mesmo estilo predominante (17,2%) indica que o sistema está, de fato, promovendo a diversidade comportamental, penalizando a formação de duplas com estilos iguais e estimulando a heterogeneidade nos traços de personalidade.

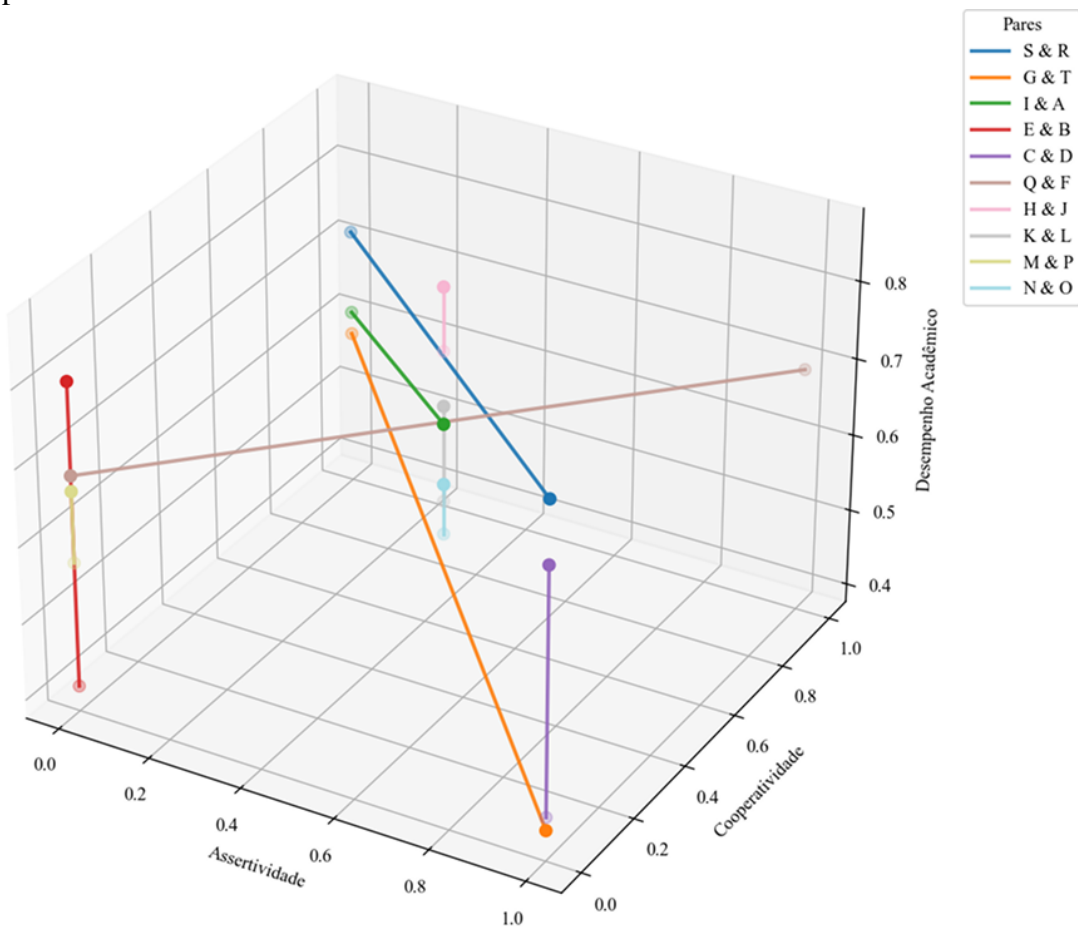
No que se refere ao desempenho acadêmico, a diferença média entre os membros de cada dupla foi de 0,15. Esse valor indica que o sistema também introduz diversidade cognitiva, promovendo trocas entre estudantes com níveis de conhecimento relativamente distintos.

A representação gráfica da formação de pares no caso médio, Figura 9, reforça a análise proposta. O caso médio foi obtido por meio da mediana a partir do conjunto de pares gerados e foi escolhido por representar uma execução padrão do algoritmo, o que permite visualizar o comportamento do sistema em condições padrão.

As conexões entre os estudantes demonstram ampla dispersão no espaço vetorial definido pelos eixos de assertividade, cooperatividade e desempenho acadêmico. Cada par é representado por uma cor distinta, e observa-se que a maioria das ligações ocorre entre pontos com perfis significativamente diferentes em ao menos dois desses eixos. Isso indica que

alunos com valores elevados em determinada dimensão estão sendo recomendados a colegas com valores mais baixos, como, por exemplo, estudantes mais assertivos sendo pareados com menos assertivos; mais cooperativos com menos cooperativos; e estudantes com desempenho acadêmico superior com aqueles de desempenho inferior. Tal padrão reforça que a lógica de complementaridade foi efetivamente aplicada na formação dos pares.

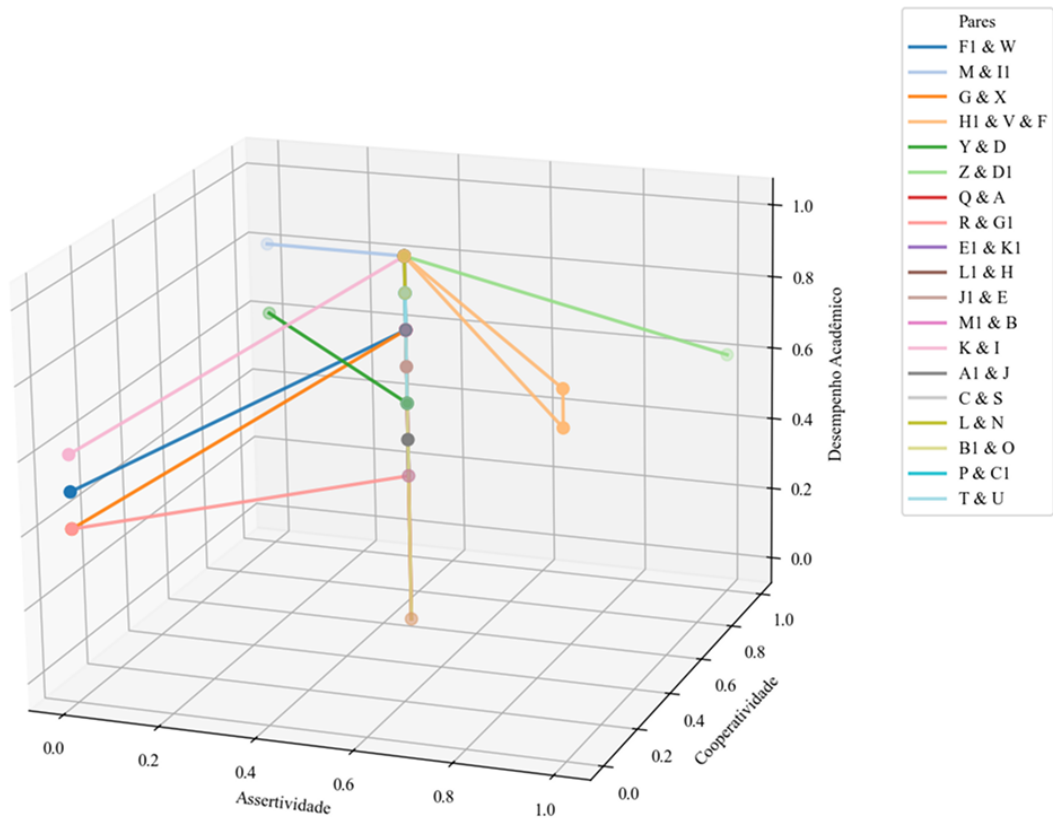
Figura 9 – Gráfico 3D, da execução com *fitness* médio, representando as ligações entre duplas de estudantes.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Devido ao número limitado de iterações, optou-se por não realizar comparações quantitativas para o conjunto de dados da turma piloto. Contudo, visualmente, como demonstrado na Figura 10, a disposição dos pares apresenta um padrão compatível com aquele observado nas simulações, promovendo conexões entre estudantes com perfis distintos. Portanto, coerente com a lógica de complementaridade adotada pelo sistema.

Figura 10 – Gráfico 3D, da última execução com iterações reais, representando a visualização das ligações entre as duplas de estudantes.



Fonte: Elaborado pelo autor.

5.3.2 Taxa de Aceitação

A taxa de aceitação dos pares foi utilizada como métrica para avaliar a viabilidade prática do sistema de recomendação no contexto educacional real, considerando a percepção dos estudantes em relação às interações realizadas. Diferentemente das métricas algorítmicas analisadas por meio de simulações, essa avaliação qualitativa busca aspectos subjetivos da experiência colaborativa, como o nível de satisfação e adequação do par sugerido.

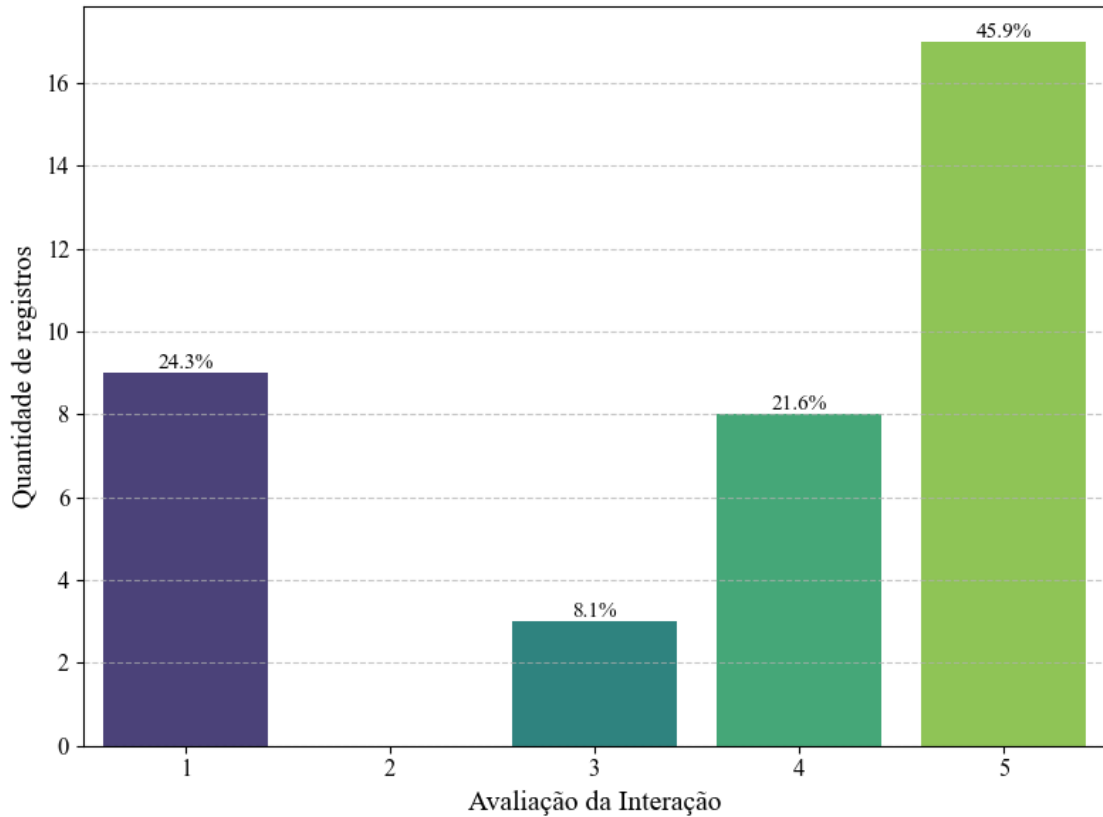
Conforme descrito na subseção 4.5.3, a taxa de aceitação foi obtida a partir do formulário de *feedback* aplicado após as interações em dupla. Para a análise realizada nesta etapa, considerou-se como indicativo de aceitação a ausência de rejeição aos pares formados no campo de "Espaço para comentários", bem como as avaliações neutras ou positivas quanto à "Avaliação da Interação".

A leitura dos *feedbacks* coletados ao longo dessas iterações indicou que, na maioria dos casos, as interações ocorreram de forma funcional. Os estudantes relataram colaboração na execução das atividades, divisão de tarefas e troca de conhecimentos, sugerindo que os pares recomendados conseguiram manter comunicação suficiente para a realização das propostas.

Os *feedbacks* indicam que, quando a interação efetivamente ocorreu, a experiência foi percebida como adequada pelos estudantes, como demonstra a Figura 11. Quando a interação não se concretizou, as dificuldades observadas estiveram majoritariamente associadas a fatores externos ao sistema de recomendação, como indica a Tabela 4. No entanto, devido ao número limitado de iterações e respostas, os resultados apresentados possuem caráter exploratório, mas fornecem evidências preliminares sobre a aceitação e a viabilidade prática do modelo proposto.

A Tabela 4 apresenta os registros em que a interação recebeu avaliação "Muito Baixa (1)". A análise dos relatos associados a essas avaliações indica que a dificuldade esteve relacionada à ausência de interação entre os pares, decorrente de fatores como falta de engajamento, indisponibilidade do colega ou ausência em sala de aula. Não foram identificados relatos que atribuíssem a avaliação negativa à inadequação do par sugerido pelo sistema, reforçando que as limitações observadas estão associadas a aspectos operacionais, e não ao funcionamento do algoritmo de recomendação.

Figura 11 – Gráfico em barra, classificando a avaliação da interação após a execução do algoritmo.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 4 – Registros de Avaliação da Interação 1 = Muito Baixa

Avaliação da Interação	Relato do Estudante (resumido)	Motivo Identificado
Muito Baixa (1)	Houve apenas uma interação inicial, sem continuidade	Falta de engajamento
Muito Baixa (1)	Nenhum dos dois conseguiu realizar a atividade em dupla	Ausência de interação
Muito Baixa (1)	A dupla não interagiu	Ausência de interação
Muito Baixa (1)	Não foi possível encontrar o colega presencialmente	Falta de encontro
Muito Baixa (1)	Colega informou que não participaria da atividade	Desistência do par
Muito Baixa (1)	Colega trocou de campus durante o período	Indisponibilidade do par
Muito Baixa (1)	Colega não esteve presente na aula	Falta à aula
Muito Baixa (1)	Colega faltou à aula, impossibilitando a interação	Falta à aula
Muito Baixa (1)	A dupla não compareceu à aula	Falta à aula

Fonte: Elaborada pelo autor.

5.3.3 Evolução no Desempenho Acadêmico

Conforme descrito na subseção 4.5.2, o sistema de recomendação foi estruturado para coletar e organizar dados de desempenho acadêmico ao longo do tempo, permitindo comparações entre diferentes momentos da aplicação. Esses dados seriam utilizados para analisar possíveis variações no desempenho dos estudantes associadas às interações realizadas em pares e realizar evoluções no AGs.

Entretanto, a aplicação do sistema em contexto real foi limitada a duas iterações iniciais, o que inviabilizou análises temporais sobre a evolução do desempenho acadêmico dos alunos.

Ainda assim, o modelo proposto se encontra estruturalmente preparado para esse tipo de análise em trabalhos futuros, as quais um maior número de iterações permitirá avaliar de forma mais adequada a evolução do desempenho acadêmico dos estudantes.

5.4 Limitações enfrentadas na prática

A aplicação do sistema de recomendação em um contexto real evidenciou limitações logísticas, que impactaram a execução contínua das interações em pares e a coleta dos dados necessários para a retroalimentação do modelo. Essas limitações foram discutidas e analisadas em conjunto com o professor responsável pela turma piloto, a partir das observações dele durante a aplicação da proposta, permitindo uma reflexão sobre os desafios enfrentados em ambientes educacionais reais.

Uma das principais dificuldades apontadas por ele esteve relacionada à formação de pares em ambiente presencial. A variabilidade na presença dos alunos ao longo das aulas, incluindo atrasos e saídas antecipadas, dificultou a organização das duplas de forma fluida. Além disso, o processo de formação dos pares foi, em alguns momentos, confundido pelos estudantes com a chamada tradicional, o que gerou interrupções e tornou a dinâmica pouco viável para execução em tempo real em sala de aula.

Como alternativa, discutiu-se a realização das interações de forma remota, por meio de encontros realizados em casa ou por videoconferência ao longo da semana. De acordo com a experiência relatada pelo professor da turma piloto, essa abordagem mostrou-se parcialmente eficaz, sendo adotada principalmente pelos estudantes mais comprometidos. Ainda assim, foi a estratégia que apresentou os melhores resultados no contexto observado.

Outra limitação destacada foi a dependência do *feedback* da interação anterior. O modelo tem como pressuposto, apesar de não obrigatório para a geração, mas necessário para evolução do algoritmo, que tanto o *feedback* da interação, coletado por meio de formulário, quanto a atualização das notas estejam disponíveis. No entanto, observou-se baixa adesão ao *feedback* quando este não estava integrado diretamente ao processo de avaliação da disciplina. O professor destacou que, em contextos institucionais, a obrigatoriedade desse tipo de atividade envolve ajustes na estrutura de avaliação, o que pode dificultar sua adoção.

Nesse cenário, não foi identificada uma solução imediata para garantir a adesão plena ao *feedback* fora de sua integração ao sistema de notas.

Por fim, o professor apontou, também, dificuldades na atualização das notas dos estudantes, decorrentes do alto volume de atividades práticas e do tempo limitado para correção. Fatores como o recesso acadêmico e a sobrecarga de outras atividades inviabilizaram a atualização frequente desses dados, comprometendo seu uso para o planejamento de novas interações. Essa limitação foi tratada como uma restrição operacional do experimento, e não como uma falha do modelo.

Em síntese, as dificuldades relatadas reforçam que a principal complexidade da proposta está em sua operacionalização nos ambientes educacionais reais.

6 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

O presente trabalho teve como objetivo geral desenvolver um sistema de recomendação de pares que, com base nas múltiplas dimensões do perfil estudantil, seja capaz de sugerir semanalmente duplas de alunos com maior potencial de complementaridade, promovendo interações colaborativas e produtivas em contextos educacionais, ao mesmo tempo em que busca reduzir a sobrecarga do professor na organização dessas atividades. Para atender a esse objetivo, foram consideradas dimensões relacionadas ao desempenho acadêmico e a características comportamentais dos estudantes.

A partir da modelagem dessas dimensões e da implementação de um algoritmo de recomendação baseado em complementaridade, foi possível desenvolver uma prova de conceito funcional e alinhada aos objetivos pedagógicos propostos. Os resultados obtidos por meio de simulações permitiram avaliar o comportamento do algoritmo, demonstrando sua capacidade de formar pares com perfis complementares de forma consistente.

A aplicação do sistema em um ambiente educacional real, ainda que limitada a poucas iterações, forneceu evidências preliminares sobre sua viabilidade e limitações. A análise dos *feedbacks* indicou que, quando as interações entre os pares ocorreram, estas foram avaliadas como funcionais pelos estudantes, sugerindo potencial positivo nas interações colaborativas. Contudo, as dificuldades observadas durante a aplicação prática evidenciaram que os principais desafios enfrentados estão relacionados à operacionalização da proposta em ambiente educacional real, e não ao funcionamento do algoritmo de recomendação.

As limitações identificadas ao longo das iterações, discutidas com o professor, impactaram a coleta de dados. Ainda assim, os resultados obtidos, tanto por meio das simulações quanto das iterações realizadas, indicam que o modelo de recomendação é conceitualmente consistente e funcional.

Como trabalhos futuros, um cenário ideal para a aplicação do modelo envolveria a integração do sistema a plataformas institucionais já existentes, como o Moodle¹ ou o Sigaa², de modo que o formulário de autoavaliação, a formação dos pares, a execução das atividades e a coleta de *feedback* ocorressem de forma integrada ao processo avaliativo. Essa integração contribuiria tanto para a redução da carga cognitiva associada à organização manual dessas atividades por parte do professor, quanto para a automatização da coleta de dados relacionada à

¹ <https://moodle.com/pt-br/>

² <https://www.si3.ufc.br/sigaa/>

evolução contínua do modelo.

Adicionalmente, recomenda-se a adoção de estratégias de incentivo, como a atribuição de pontuação ou o uso de elementos de gamificação vinculados à avaliação, com o objetivo de estimular o preenchimento recorrente dos formulários pelos estudantes e garantir maior consistência na retroalimentação do sistema.

Além disso, faz-se necessário a aplicação do sistema ao longo de um maior número de iterações, permitindo análises futuras sobre o comportamento do modelo e sua relação com o desempenho acadêmico dos estudantes. E, de forma opcional, a realização de testes avaliando outras dimensões do perfil estudantil ou na escolha de outros pesos para os cálculos dos escores da dimensão dos traços de personalidade.

REFERÊNCIAS

- ABOLGHASEMI, R.; ENGELSTAD, P.; HERRERA-VIEDMA, E.; YAZIDI, A. A personality-aware group recommendation system based on pairwise preferences. **Information Sciences**, v. 595, p. 1–17, 2 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2022.02.033>. Acesso em: 24 abr. 2025.
- ANDREJCZUK, E.; BISTAFFA, F.; BLUM, C.; RODRÍGUEZ-AGUILAR, J. A.; SIERRA, C. Synergistic team composition: A computational approach to foster diversity in teams. **Knowledge-Based Systems**, v. 182, p. 104799, 6 2019.
- BACICH, L.; MORAN, J. **Metodologias Ativas Para Uma Educação Inovadora**. 1. ed. São Paulo: Penso, 2017. ISBN 8584291156.
- BOUD, D. **Peer Learning in Higher Education**. 1. ed. [S. l.]: Routledge, 2001. ISBN 0749436123.
- CAMPAGNOLO, R.; SILVA, A. a. D. D.; RAUBER, J. J.; TRATCH, R. Uso da abordagem peer instruction como metodologia ativa de aprendizagem: Um relato de experiência. **Revista Signos**, v. 35, n. 2, p. 79–87, 2014.
- GARG, M.; GOEL, A. **A Data-Driven Approach for Peer recommendation to reduce dropouts in MOOC**. Springer Singapore, 2021. 217-229 p. Disponível em: https://doi.org/10.1007/978-981-33-6977-1_18. Acesso em: 19 abr. 2025.
- GIELEN, S.; PEETERS, E.; DOCHY, F.; ONGHENA, P.; STRUYVEN, K. Improving the effectiveness of peer feedback for learning. **Learning and Instruction**, v. 20, n. 4, p. 304–315, 10 2009.
- GOLDBERG, D. E. **Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning**. [S. l.]: Addison-Wesley, 1989. ISBN 0201157675.
- HOLLAND, J. H. **Adaptation in natural and artificial systems**. [S. l.: s. n.], 1992.
- KILMANN, R. H.; THOMAS, K. W. Developing a Forced-Choice Measure of Conflict-Handling Behavior: the "Mode" instrument. **Educational and Psychological Measurement**, v. 37, n. 2, p. 309–325, 7 1977. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/001316447703700204>. Acesso em: 28 maio 2025.
- KRAJČOVIČ, M.; HANČINSKÝ, V.; DULINA, L.; GRZNÁR, P.; GAŠO, M.; VACULÍK, J. Parameter setting for a genetic algorithm layout planner as a toll of sustainable manufacturing. **Sustainability**, v. 11, n. 7, p. 2083, 4 2019.
- KROUSKA, A.; TROUSSAS, C.; SGOUROPOULOU, C. A novel group recommender system for domain-independent decision support customizing a grouping genetic algorithm. **User Modeling and User-Adapted Interaction**, v. 33, p. 1–28, 04 2023.
- MAZUR, E. **Peer Instruction: A revolução da aprendizagem ativa**. 1. ed. [S. l.]: Penso, 2015. ISBN 8584290621.
- MORAES, L. D. M.; CARVALHO, R. S.; NEVES, Á. J. M. O peer instruction como proposta de metodologia ativa no ensino de química. **The Journal of Engineering and Exact Sciences**, Universidade Federal de Viçosa (UFV), v. 2, n. 3, p. 107–131, 2016.

- MULLER, L. **Aplicando técnicas de recomendação em sistemas de ajuda em pares**. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, Faculdade de Informática, Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2013.
- PRENSKY, M. Digital natives, digital immigrants part 1. **On The Horizon the International Journal of Learning Futures**, v. 9, n. 5, p. 1–6, 2001.
- ROBERTS, B. W.; LEJUEZ, C.; KRUEGER, R. F.; RICHARDS, J. M.; HILL, P. L. What is conscientiousness and how can it be assessed? **Developmental Psychology**, v. 50, n. 5, p. 1315–1330, 12 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1037/a0031109>. Acesso em: 02 maio 2025.
- SANTOS, A. S. Fundamentos da teoria histórico-cultural para a competência em informação no contexto escolar, 2013. 89 f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Informação) – Programa de Pós-Graduação em Ciência da Informação, Faculdade de Filosofia e Ciências, Universidade Estadual Paulista, São Paulo, 2013.
- TOPPING, K. Peer assessment between students in colleges and universities. **Review of Educational Research**, v. 68, n. 3, p. 249–276, 9 1998.
- VYGOTSKY, L. S. **A formação social da mente**. 7. ed. São Paulo: Martins Fontes, 2007. ISBN 8533622643.
- ZONG, Z.; SCHUNN, C. D. What kind of matching groups makes students benefit more? The role of reviewer expertise and document quality within-groups. **Acta Psychologica**, v. 254, p. 104825, 2025.

APÊNDICE A – FORMULÁRIO DE AUTOAVALIAÇÃO EM SITUAÇÕES DE CONFLITO

Este formulário não tem respostas certas ou erradas. Responda de forma sincera, escolhendo a opção que mais se aproxima do que você realmente faria em uma situação de conflito com seu colega. O tempo de resposta médio é de 10 a 15 minutos.

Material do Professor: Os textos em vermelho representam qual estilo dos Traços de Personalidade (TKI) aquela alternativa se encaixa.

A.1 Seção 1 - Identificação

- Nome completo;
- Matrícula.

A.2 Seção 2 - Situações de Conflito

Descrição: Em cada par de afirmações, escolha apenas UMA opção: a que representa MELHOR como você age nas ocasiões em que participa de uma situação de conflito.

Exemplo:

A) Paro e tento ENTENDER melhor o OUTRO está dizendo.

B) Paro e tento EXPLICAR melhor o que EU estou tentando dizer.

Escolha apenas a que você acha que mais reflete seu comportamento.

Questão 1 - Em uma situação de conflito:

A) Há momentos em que deixo que outros assumam a responsabilidade de resolver o problema.

Evitando

B) Em vez de negociar as coisas em que discordamos, tento enfatizar as coisas com as quais ambos concordamos.

Concedendo

Questão 2 - Em uma situação de conflito:

A) Geralmente sou firme na busca dos meus objetivos.

Competindo

B) Posso tentar acalmar os sentimentos do outro para preservar nosso relacionamento.

Concedendo

Questão 3 - Em uma situação de conflito:

A) Eu sempre procuro a ajuda dos outros para encontrar uma solução.

Colaborando

B) Tento fazer o que for necessário para evitar tensões desnecessárias.

Evitando

Questão 4 - Em uma situação de conflito:

A) Evito criar problemas para mim mesmo.

Evitando

B) Minha tendência é lutar para vencer uma discussão ou situação.

Competindo

Questão 5 - Em uma situação de conflito:

A) Sou firme na busca dos meus objetivos.

Competindo

B) Tento buscar um meio-termo.

Conciliando

Questão 6 - Em uma situação de conflito:

A) Tento expor imediatamente todas as preocupações e problemas.

Colaborando

B) Posso tentar acalmar os sentimentos do outro e preservar nosso relacionamento.

Concedendo

Questão 7 - Em uma situação de conflito:

A) Às vezes evito tomar posições que possam criar conflitos.

Evitando

B) Estou disposto(a) a ceder em parte para que ambos saiam beneficiados.

Conciliando

Questão 8 - Em uma situação de conflito:

A) Tento buscar um meio-termo.

Conciliando

B) Sempre insisto nos meus pontos.

Competindo

Questão 9 - Em uma situação de conflito:

A) Deixo o outro manter suas opiniões.

Concedendo

B) Estou disposto(a) a ceder em parte para que ambos saiam beneficiados.

Conciliando

Questão 10 - Em uma situação de conflito:

A) Tento expor imediatamente todas as preocupações e problemas.

Colaborando

B) Adio os assuntos para pensar melhor futuramente.

Evitando

Questão 11 - Em uma situação de conflito:

A) Tento levar em consideração os sentimentos do outro.

Concedendo

B) Prefiro lidar com os problemas de forma direta.

Competindo

Questão 12 - Em uma situação de conflito:

A) Procuro atender às expectativas e vontades das pessoas ao meu redor.

Concedendo

B) Busco uma solução equilibrada, em que cada lado ceda um pouco.

Conciliando

Questão 13 - Em uma situação de conflito:

A) Procuro demonstrar a lógica do meu ponto de vista.

Competindo

B) Procuo considerar as vontades da outra pessoa antes de decidir.

Colaborando

Questão 14 - Em uma situação de conflito:

A) Procuo sugerir um meio-termo para resolver a situação.

Conciliando

B) Tenho tendência a priorizar o que eu quero.

Colaborando

Questão 15 - Em uma situação de conflito:

A) Procuo evitar atitudes que possam magoar os sentimentos dos outros.

Evitando

B) Procuo compartilhar o problema para buscar uma solução conjunta.

Colaborando

APÊNDICE B – FORMULÁRIO DE FEEDBACK DA SEMANA

Este formulário serve para que você avalie a si mesmo e ao colega com quem interagiu durante essa semana. Você irá avaliar em três etapas:

- Avaliação do seu colega;
- Autoavaliação;
- Avaliação da interação.

Não existem respostas certas ou erradas. O importante é responder de acordo com a percepção real da interação.

Material do Professor: Os textos em vermelho representam qual dimensão dos Traços de Personalidade (TKI) aquela pergunta se encaixa.

B.1 Seção 1 - Identificação

- Seu nome;
- Nome da sua dupla.

B.2 Seção 2 - Avaliação do Colega:

Questão 1 - Até que ponto o seu colega considerou as suas ideias e necessidades durante a interação? **Cooperatividade**

- (1) Muito baixo – não levou em conta as ideias do outro.
- (2) Baixo – levou em conta de forma mínima.
- (3) Moderado – considerou parcialmente.
- (4) Alto – integrou bastante as ideias do outro.
- (5) Muito alto – buscou ativamente integrar as ideias e necessidades do outro.

Questão 2 - Até que ponto o seu colega defendeu as próprias ideias e necessidades durante a interação? **Assertividade**

- (1) Muito baixo – evitou completamente defender seu ponto de vista.
- (2) Baixo – defendeu poucas ideias, de forma tímida.
- (3) Moderado – defendeu algumas ideias, mas de forma parcial.
- (4) Alto – defendeu bem a maior parte das suas ideias.
- (5) Muito alto – defendeu com firmeza todas as suas ideias e interesses.

B.3 Seção 3 - Autoavaliação:

Questão 1 - Até que ponto eu defendi minhas próprias ideias e necessidades durante a interação?

Assertividade

- (1) Muito baixo – evitei completamente defender meu ponto de vista.
- (2) Baixo – defendi poucas ideias, de forma tímida.
- (3) Moderado – defendi algumas ideias, mas de forma parcial.
- (4) Alto – defendi bem a maior parte das minhas ideias.
- (5) Muito alto – defendi com firmeza todas as minhas ideias e interesses.

Questão 2 - Até que ponto eu defendi minhas próprias ideias e necessidades durante a interação?

Cooperatividade

- (1) Muito baixo – não levei em conta as ideias do colega.
- (2) Baixo – considerei de forma mínima.
- (3) Moderado – considerei parcialmente.
- (4) Alto – integrei bastante as ideias do colega.
- (5) Muito alto – busquei ativamente integrar as ideias e necessidades do colega.

B.4 Seção 4 - Avaliação da interação:

Questão 1 - Você considera que a interação entre você e seu colega foi efetiva?

- (1) Muito baixa – não foi efetiva; houve dificuldade de comunicação ou de resolver o problema.
- (2) Baixa – pouco efetiva; conseguimos avanços mínimos, com muitas dificuldades.
- (3) Moderada – parcialmente efetiva; conseguimos algum avanço, mas ainda com dificuldades.
- (4) Alta – efetiva; conseguimos dialogar bem e avançar de forma satisfatória.
- (5) Muito alta – muito efetiva; conseguimos dialogar claramente e chegar a um resultado excelente.

Espaço para comentários:

Escreva livremente sobre como foi a interação. Você pode comentar sobre pontos fortes, dificuldades ou sugestões de melhoria para o modelo ou para o colega.