

Validação de Escala de Ansiedade em Relação à Inteligência Artificial em Estudantes Brasileiros

SILIANE FERRARI VOLTOLINI
ESCOLA SUPERIOR DE PROPAGANDA E MARKETING (ESPM)

JOÃO PAULO MOREIRA SILVA

Validação de Escala para Mensuração da Ansiedade em Relação à Inteligência Artificial no Contexto Brasileiro

1 INTRODUÇÃO

Recentemente, aplicações e técnicas de Inteligência Artificial (IA) – máquinas, softwares ou algoritmos que agem de forma inteligente, reconhecendo e respondendo ao seu ambiente (Acemoglu & Restrepo, 2020) – foram amplamente disseminadas (Tominc & Rožman, 2023), gerando apreensão no mercado de trabalho diante da possibilidade de automação em larga escala e da eliminação de postos de trabalho (Albuquerque et al., 2019; Frey & Osborne, 2017).

Com o avanço da IA e suas implicações no mundo do trabalho, ocupações que exigem elevado grau de raciocínio lógico e resolução de problemas passaram a figurar entre as mais expostas às transformações impulsionadas por essa tecnologia, incluindo funções diretamente ligadas ao ambiente empresarial (Felten et al., 2021). Para além das mudanças organizacionais, observa-se um impacto em nível individual, como a ansiedade em relação à IA (AI Anxiety – AIA), definida como o “medo e apreensão expressos sobre uma IA fora de controle” (Johnson & Verdicchio, 2017, p. 2).

A literatura sobre AIA em contextos educacionais tem enfatizado a importância de se considerar fatores contextuais e individuais para compreender as percepções dos estudantes sobre o uso da tecnologia. Estudos como os de Wang e Wang (2022) e Tominc e Rožman (2023) indicam que, além do conhecimento prévio, variáveis como a autoeficácia digital e o suporte institucional influenciam diretamente a aceitação e integração da IA no processo de aprendizagem.

Diante disso, torna-se relevante compreender como estudantes matriculados em cursos de Gestão – aqui compreendidos como Administração, Ciências Contábeis, Economia e Turismo (ACET) – percebem a IA e reagem a ela. Neste estudo, parte-se da adaptação e validação de um instrumento psicométrico desenvolvido por Wang e Wang (2022), utilizado em investigações internacionais (e.g., Kaya et al., 2024; Tominc & Rožman, 2023), para avaliar a AIA em uma amostra de estudantes brasileiros.

Assim, o objetivo deste trabalho é adaptar e validar a escala de AIA para o contexto brasileiro, com foco em estudantes universitários de cursos de Gestão, oferecendo uma ferramenta metodológica confiável para pesquisas futuras. A validação inclui análise fatorial confirmatória, avaliação da confiabilidade interna e análise da estrutura dimensional da escala.

Os resultados confirmam a adequação psicométrica do instrumento no contexto brasileiro, com índices de ajuste satisfatórios e consistência interna entre os fatores. A estrutura fatorial replicou, com ajustes, os quatro fatores propostos originalmente: aprendizagem, configurações de IA, substituição no trabalho e incompreensão sociotécnica. Como contribuição adicional, o estudo disponibiliza a versão final da escala em português, ampliando o repertório de instrumentos validados disponíveis para investigações sobre as implicações subjetivas da IA no ensino superior.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Inteligência artificial: primeiros termos

A partir dos adventos científicos e tecnológicos iniciados no século XX, os avanços tecnológicos tornaram-se alvo de investigação acadêmica e anseio popular. Novas ferramentas, técnicas e máquinas ultrapassaram a barreira dos laboratórios e tornaram-se indispensáveis no cotidiano. Entretanto, a representação comum de uma IA ainda é, via de regra, fruto da literatura romântica e de ficção científica (Kaplan & Haenlein, 2020).

Reforçada pelas apresentações midiáticas que divulgam os avanços da IA, inflamam-se os anseios de uma possível utopia/distopia liderada pelas máquinas (Johnson & Verdicchio, 2017). Entretanto, diversos aspectos ainda não carecem de esclarecimento. É possível citar a difícil definição do que de fato é uma IA ou quais são as técnicas que tornam possível o avanço tecnológico e de aprendizagem do sistema em questão. Lembra-se que termos como IA e aprendizagem de máquina ainda não possuem uma definição inequívoca (Kaplan & Haenlein, 2020; Science and Technology Council Committee on Technology (STCCT, 2016), o que eleva a complexidade da discussão (Quadro 1)

Quadro 1

Definições de Inteligência Artificial e Aprendizagem de Máquina

Termo	Definição	Autores
Inteligência artificial	<p>“um sistema computadorizado que exibe um comportamento comumente considerado como algo que requer inteligência.”</p> <p>“sistemas que estendem a capacidade humana ao sentir, compreender, agir e aprender”</p>	<p>STCCT (2016, p. 6)</p> <p>Daugherty & Wilson (2018, p. 13)</p>
Aprendizagem de Máquina	<p>“a capacidade de um sistema de interpretar dados externos corretamente, de aprender com esses dados e de usar esses aprendizados para atingir objetivos e tarefas específicas por meio de adaptação flexível”</p> <p>“uma das abordagens técnicas mais importantes para IA. O aprendizado de máquina moderno é um processo estatístico que começa com um corpo de dados e tenta derivar uma regra ou procedimento que explica os dados ou pode prever dados futuros”</p> <p>“técnicas estatísticas que permitem que computadores e algoritmos aprendam, prevejam e executem tarefas de grandes quantidades de dados sem ser explicitamente programados”.</p> <p>“capacidade dos computadores de ajustar seu comportamento com base nos dados aos quais estão expostos”.</p>	<p>Kaplan & Haenlein (2020, p. 40)</p> <p>STCCT (2016, p. 9)</p> <p>Acemoglu & Restrepo (2020, p. 1)</p> <p>Glikson & Woolley (2020, p. 6)</p>

Nota: Elaborado pelos autores

Para fins deste estudo, a definição de IA utilizada será a proposta por Acemoglu e Restrepo (2020, p.1), que compreendem a IA como uma “plataforma”, ou, mais objetivamente, como “o estudo e desenvolvimento de ‘agentes (máquinas) inteligentes’, que são máquinas, softwares ou algoritmos que agem de forma inteligente, reconhecendo e respondendo ao seu ambiente”. Tais agentes poderão ser programados para utilizarem de diversos meios – como a aprendizagem de máquina –, ou técnicas específicas para aumentarem a possibilidade de sua aprendizagem.

O arcabouço de técnicas possíveis suscita ainda termos novos e dúbios. Cita-se a aprendizagem profunda – uma ferramenta para a aquisição de aprendizagem independente, momento em que o sistema melhora a si próprio, por meio de diversas camadas de circuitos (Kaplan & Haenlein, 2020) – e *big data* – uma grande quantidade de dados que poderá tornar a aprendizagem possível, tomando-se a necessidade de reconhecimento e interpretação de dados para que novos níveis de aprendizagem sejam alcançados (Tschang & Almirall, 2021). São ferramentas como a aprendizagem profunda que tornam reais as chances de as máquinas desempenharem uma inteligência superior à dos seres humanos (STCCT, 2016), tornando-se extremamente complexas com o decorrer do tempo (Kaplan & Haenlein, 2020). Mas o momento em que máquinas, softwares ou algoritmos ultrapassam as capacidades cognitivas humanas ainda não é uma realidade de fato. O presente, por outro lado, demonstra que apenas a IA fraca ou restrita é utilizada (Glikson & Woolley, 2020; Raj & Seamans, 2019). Entretanto, ressalta-se que o momento em que tarefas diversas poderão ser plenamente

realizadas pelas máquinas varia conforme as características de cada atividade (Adamczyk et al., 2021; Frey & Osborne, 2017).

De forma geral, as previsões e receios que rondam o mercado de trabalho em relação à utilização da IA nas atividades laborais é derivada de um questionamento acerca da IA fomentar a automação ou o aumento de habilidades dos trabalhadores. Enquanto alguns autores mantêm-se otimistas e argumentam que a disseminação das IA no mercado de trabalho irá aumentar o leque de habilidades dos indivíduos (Daugherty & Wilson, 2018), outros estudos posicionam-se de maneira contrária (e.g. Frey & Osborne, 2017). Entretanto, alternativas também parecem plausíveis, como o efeito dual automação-aumento de habilidades (Raisch & Krakowski, 2021) ou o advento de análises “agnósticas” (e.g. Felten et al., 2021), que focam na exposição das ocupações à IA, mas sem a pressuposição de automação ou aumento de habilidades.

2.2 Os caminhos possíveis para a IA

A crescente capacidade das máquinas por meio da IA traz à tona também conceitos longamente debatidos no campo da Administração e Economia, como a automação. Neste estudo, a automação é compreendida como um sistema ou dispositivo que pode realizar de forma total ou parcial uma função anteriormente realizada, de forma total ou parcial, por um humano (STCCT, 2016).

Influenciado pelo retrato midiático e popular da IA (Daugherty & Wilson, 2018; Kaplan & Haenlein, 2020), a automação foi retratada como uma possível evolução natural da crescente aplicação de IA na sociedade, gerando grande expectativa sobre um possível fechamento de postos de trabalho em grande escala. Frey e Osborne (2017), por exemplo, argumentam que 47% dos empregos americanos estão em alto risco de automação em um futuro não tão distante. Ao replicar o modelo de Frey e Osborne (2017) no Brasil, Albuquerque et al., (2019) preveem um número ainda maior: 55% dos empregos no país estariam em risco elevado ou muito elevado de automação. No setor público brasileiro a situação não seria diferente: cerca de 20% dos postos ligados ao Governo Federal estariam em risco de serem automatizados (Adamczyk et al., 2021).

Entretanto, alguns autores buscam demonstrar que a aplicação da IA nas organizações pode levar à ampliação das capacidades humanas, inaugurando um local de trabalho em que homem e máquina podem atuar em conjunto (Daugherty & Wilson, 2018; Raisch & Krakowski, 2021; Tschang & Almirall, 2021). A opção de agrupar homens e máquinas em um mesmo processo de trabalho seria adotado por atores que já tivessem superado a busca permanente pela eficiência e economia de gastos, tida como uma perspectiva ultrapassada da automação (Daugherty & Wilson, 2018).

Acemoglu e Restrepo (2020), por sua vez, argumentam que a redução de custos ainda está no cerne da automação e de suas possíveis consequências. Em síntese, ao ser empreendida pela organização, a automação em grande escala gerará efeitos de produtividade e de deslocamento, impactando a demanda geral por trabalho. Entretanto, os efeitos na demanda geral por trabalho estarão em função do impacto da automação na produtividade. Ou seja, se a automação ocorrer, mas o aumento de produtividade não for suficiente para gerar novas e significativas expansões por meio de investimentos, haverá apenas perda no número de empregos. Como exemplifica Fleming (2019), a simples utilização de robôs na escrita de notícias não aumenta o desejo de consumo de mais notícias.

Complementarmente, Krakowski et al. (2023) destacam que a atuação dos indivíduos em um contexto altamente imerso pela IA será devido às limitações do uso das máquinas para diferentes operações, sendo os humanos ainda imprescindíveis em situações que não possuam uma ampla gama de dados para serem analisados ou em situações de alta incerteza. As premissas de redução de custos organizacionais com o uso de IA e a prevalência de atividades

humanas em tarefas que exijam presença física e resposta imediata também são reconhecidas por Ritala et al. (2023) enquanto o uso de IA Generativa – aplicações que mimetizam e reproduzem a criatividade humana – em grupo de profissionais de setores intensivos em conhecimento.

Felten et al. (2021), por sua vez, destacam uma análise que não pressupõe automação ou aumento de habilidades às atividades, mas sim observa seu grau de exposição à IA. De forma não surpreendente, os autores encontraram que ocupações que exigem alto grau de solução de problemas e raciocínio lógico – em geral, tarefas que demandam alta cognição – estão altamente expostas à IA. Entre as ocupações com maior exposição, citam-se os analistas financeiros, analistas orçamentários, contadores e auditores, gerentes financeiros e gerentes de negócio. As formas de impacto – se automação ou aumento de habilidades – ainda estariam para ser compreendidas.

2.3 IA e Organizações

Apesar das previsões sobre a utilização da IA e sua influência nos postos de trabalho, Fleming (2019, p. 27) argumenta que, na verdade, “não é a tecnologia que determina os padrões de emprego ou o design organizacional, mas o contrário”. Ou seja, a utilização das tecnologias, como a IA, estará em função de forças sócio-organizacionais, como a própria estratégia da firma relações de poder. Para Fleming (2019), a decisão por automação das organizações estará vinculada a uma automação limitada, ou seja, uma automação que não é irrestrita e suspensa, mas influenciada por questões socioeconômicas que irão pautar ou impactar as decisões sobre o uso de tecnologias digitais em uma dada ocupação.

Como postulam Brynjolfsson e McAfee (2017), a IA possui potencial de impacto transformador no ambiente organizacional tal qual outras tecnologias de uso geral – do original em inglês, *General-Purpose Technologies* ou GPT. Entretanto, “o gargalo agora está na gestão, implementação e imaginação nos negócios” (Brynjolfsson & McAfee, 2017, s.p.). Nesse caso, como demonstram Grashof e Kopka (2023), o uso de IA como fonte de inovação às empresas não será, de fato, uniforme e irrestrito. Grandes empresas, por exemplo, terão maior aproveitamento de aplicações ligadas à IA – por exemplo, no uso interno, para otimizar linhas de produção –, enquanto pequenas empresas irão se beneficiar em maior grau de técnicas ligadas à IA – de maneira menos formal, como na geração de novos produtos.

Em nível individual, Weibel et al. (2023) também identificaram que a medida em que tecnologias digitais no ambiente de trabalho geram efeitos positivos ou negativos depende da forma como as estratégias de gestão de confiança entre empregador e empregado são efetuadas. Dessa forma, seria necessário a adoção de estratégias ativas por parte dos gestores para que as diferentes tecnologias que circundam o ambiente organizacional sejam críveis, transparentes enquanto seu uso e alinhadas às expectativas dos empregados (Tong et al., 2021; Weibel et al., 2023; Zirar et al., 2023).

Em suma, os efeitos adversos que surgem com o aumento do uso de IA no ambiente organizacional geram Ansiedade em relação à Inteligência Artificial – do original, AI Anxiety (AIA) –, definida como “medo e apreensão expressos sobre uma IA fora de controle” (Johnson & Verdicchio, 2017, p. 2). Dessa forma, a AIA pode ser observada “como uma crença que serve como precursor ou intermediário da intenção comportamental que liga fatores causais e atitudes a comportamentos subsequentes” (Wang & Wang, 2022, p. 622), ou seja, um fator vinculado a percepções individuais que podem restringir ou incrementar intenções comportamentais de um dado indivíduo. Importante lembrar que Johnson e Verdicchio (2017) argumentam que a AIA, em níveis macroambientais, se dá devido a imprecisões dos próprios indivíduos em relação ao desenvolvimento da tecnologia, como a falta de compreensão sobre o contexto social de uso das IA e até mesmo incompreensão sobre o desenvolvimento tecnológico necessário para as atividades com IA.

Wang e Wang (2022) demonstraram que ao menos 4 construtos estão efetivamente ligados à AIA em níveis individuais. Estes são: (i) aprendizagem, como fatores vinculados à prática e capacitação sobre uso e manutenção de sistemas de IA; (ii) configuração da IA, específico a fatores que dão caracterização às IA e sua percepção pelos indivíduos, como geração de medo ou intimidação; (iii) substituição de trabalho, específicos às possíveis consequências da IA na substituição de postos de trabalho ou diminuição de habilidades dos trabalhadores e, por fim; (iv) incompreensão sociotécnica, relativo a fatores que refletem um possível uso indevido ou catastrófico das IA.

Destaca-se que os dois primeiros fatores – aprendizagem e configuração da IA – possuem relação com construtos já observados em pesquisas sobre a ansiedade com computadores e ansiedade com robôs, mas substituição de trabalho e incompreensão sociotécnica são específicos à AIA (Wang & Wang, 2022). Tal condição demonstra a necessidade de se observar os diferentes constructos em públicos que irão se relacionar com a IA e seu desenvolvimento no ambiente de trabalho, tanto como empregadores quanto como empregados.

Em relação à força de trabalho do futuro, lembra-se que o uso de IA enquanto ferramenta no ensino superior ainda é cercada de intenso debate, mas compreendida como sendo um conhecimento importante para a execução das futuras tarefas profissionais (Zhu et al., 2024). Farrelly e Baker (2023), por exemplo, argumentam que a alfabetização em IA pode ser observada como uma extensão da alfabetização em Tecnologias da Informação e Comunicação (TIC), estando a mesma posicionada em um continuum, entre conhecimentos básicos e mais avançados, que preveem insights mais complexos e aplicação. O uso de IA pelos estudantes, por outro lado, estaria envolto a diversos aspectos, como os de natureza ética. Motivações hedonistas – como o uso das ferramentas em momento de lazer – e a própria utilidade das tecnologias, por exemplo, tornam o contexto mais suscetível para que os estudantes explorem as aplicações da IA (Zhu et al., 2024).

2.3 Ansiedade em Relação à IA (AIA)

O avanço das tecnologias digitais nas últimas décadas impulsionou o surgimento de diferentes formas de ansiedade associadas ao uso da tecnologia em contextos cotidianos, profissionais e educacionais. Essa preocupação, frequentemente categorizada como “ansiedade tecnológica”, tem sido investigada desde a popularização dos computadores, com foco em manifestações emocionais e cognitivas negativas frente à introdução de novas ferramentas digitais (Beckers & Schmidt, 2001; Nomura et al., 2006).

Com a expansão do uso da IA, uma nova manifestação dessa ansiedade passou a ganhar relevância: a ansiedade em relação à inteligência artificial (AIA). Johnson e Verdicchio (2017, p.2) definem a AIA como um “medo e apreensão expressos sobre uma IA fora de controle”, resultante da percepção de que tais tecnologias podem operar além da supervisão humana ou de forma imprevisível. Diferente de outras formas de ansiedade tecnológica, a AIA envolve preocupações não apenas com o uso direto da tecnologia, mas com seus desdobramentos sociais, éticos e profissionais (Wang and Wang, 2022).

Wang e Wang (2022) propõem que a AIA pode ser compreendida como um constructo multidimensional, composto por quatro fatores distintos: (i) **aprendizagem**, que refere-se à ansiedade provocada pela necessidade de aprender a utilizar ou compreender os sistemas de IA; (ii) **configuração da IA**, relacionado à percepção estética e simbólica das tecnologias, especialmente as humanoides; (iii) **substituição no trabalho**, que remete ao medo de perda de ocupação ou de habilidades profissionais; e (iv) **incompreensão sociotécnica**, relativa à preocupação com o mau uso, falhas técnicas ou autonomia excessiva da IA.

A partir dessa formulação, a AIA pode ser observada como um mediador entre fatores contextuais e as intenções comportamentais de um indivíduo em relação à tecnologia (Wang

& Wang, 2022), o que torna sua mensuração particularmente relevante para estudos que buscam compreender barreiras subjetivas à adoção da IA em diferentes contextos. Ainda, destaca-se que os fatores de “substituição no trabalho” e “incompreensão sociotécnica” são específicos à AIA, não sendo observados de maneira significativa em pesquisas anteriores sobre ansiedade com computadores ou com robôs (Wang & Wang, 2022).

A inserção da IA em atividades acadêmicas e profissionais tem ampliado o debate sobre as competências necessárias para lidar com essa tecnologia desde a formação inicial. No ensino superior, a presença da IA se intensifica em plataformas de apoio à aprendizagem, sistemas de correção automatizada, assistentes virtuais e outras ferramentas que modificam a lógica tradicional de ensino e avaliação (Tominc & Rožman, 2023). Nesse contexto, as reações dos estudantes à IA têm se tornado um tema relevante, sobretudo quando envolvem sentimentos de desconfiança, receio ou rejeição frente à tecnologia.

A literatura recente aponta que a ansiedade em relação à IA pode impactar negativamente o engajamento, a motivação e a disposição dos estudantes em utilizar ferramentas baseadas em IA (Tominc & Rožman, 2023). Além disso, variáveis como o conhecimento prévio sobre IA, a familiaridade com ferramentas digitais e o suporte institucional influenciam diretamente a forma como os estudantes percebem e reagem à presença da IA em seu cotidiano acadêmico (Wang & Wang, 2022; Kaya et al., 2024).

Farrelly e Baker (2023) argumentam que a alfabetização em IA deve ser compreendida como uma extensão da alfabetização em Tecnologias da Informação e Comunicação (TIC), estando situada em um contínuo entre conhecimentos básicos e avançados. A capacidade de lidar criticamente com tecnologias baseadas em IA, portanto, depende não apenas da exposição prática, mas também da compreensão de seus impactos éticos, sociais e profissionais.

Zhu et al. (2024) complementam essa perspectiva ao indicarem que estudantes utilizam ferramentas de IA motivados tanto por razões utilitárias quanto hedonistas, transitando entre o uso para estudos, lazer e experimentação. Essa multiplicidade de usos sugere que a AIA no ensino superior não pode ser tratada como um fenômeno homogêneo, mas deve ser analisada à luz de fatores contextuais, como a área de formação, o semestre cursado e o grau de contato com a tecnologia.

Por isso, torna-se relevante compreender como estudantes de cursos da área de Gestão – aqui considerados como Administração, Ciências Contábeis, Economia e Turismo – percebem a IA e lidam com suas implicações. Tais cursos estão entre os mais expostos às transformações impulsionadas pela IA no mercado de trabalho (Frey & Osborne, 2017; Felten et al., 2021), o que reforça a necessidade de investigar a ansiedade em relação à IA desde a graduação, a fim de antecipar possíveis barreiras à sua adoção profissional.

3. MÉTODO

Este é um estudo quantitativo, cujo objetivo central foi traduzir, adaptar e validar uma escala de mensuração da ansiedade em relação à inteligência artificial (AIA) no contexto brasileiro. A validação considerou critérios psicométricos clássicos, com foco na consistência interna e na estrutura fatorial do instrumento.

A coleta de dados foi conduzida por meio de um formulário eletrônico disponibilizado via Google Forms, sendo amplamente compartilhado com estudantes universitários de todo o Brasil por meio do aplicativo WhatsApp. Essa estratégia foi escolhida pela sua praticidade e alcance, permitindo que o questionário fosse acessado facilmente por alunos de diferentes regiões. Para um maior alcance, solicitamos a colaboração de professores universitários e estudantes, que compartilharam o link do questionário com seus contatos acadêmicos e pessoais. Essa abordagem contribuiu para alcançar uma amostra diversificada, representativa

de diversos estados e instituições, ampliando a validade do estudo. Os dados foram coletados entre 15 de abril de 2024 e 13 de agosto de 2024, oferecendo um panorama atualizado sobre as percepções dos estudantes de gestão em relação à IA.

Os cursos escolhidos para o estudo foram exclusivamente das áreas de gestão: Administração, Ciências Contábeis, Economia e Turismo. Essa delimitação foi estabelecida devido ao papel central que esses cursos desempenham na formação de profissionais que enfrentarão desafios tecnológicos em seus campos de atuação. Foram obtidas 142 respostas no total. Algumas respostas foram descartadas porque estavam incompletas ou foram preenchidas por estudantes de cursos que não pertenciam à área de gestão, garantindo que a amostra final refletisse o público-alvo do estudo. Esse processo de triagem assegurou que os resultados fossem representativos das percepções de estudantes cuja formação inclui o contato direto com a tomada de decisões organizacionais.

A amostra contou participação de estudantes de diferentes semestres dos cursos analisados, com destaque para alunos do 1º semestre, que representaram 50,36% do total de respondentes. Embora estudantes de todos os semestres tenham participado, a maioria deles estava matriculada nos primeiros anos dos cursos, indicando um interesse inicial na relação entre a formação acadêmica e a interação com tecnologias emergentes como a IA. Geograficamente, a maior parte dos respondentes era da região Sudeste, com destaque para Minas Gerais. A diversidade de regiões representadas, incluindo estados do Centro-Oeste, Sul e Norte, reforça a abrangência do estudo, permitindo uma análise mais robusta das percepções sobre IA em diferentes contextos educacionais.

3.1 Instrumento

Foi utilizada a escala desenvolvida por Wang et al. (2020), composta originalmente por quatro fatores: (1) Aprendizagem, (2) Configurações de IA, (3) Substituição no trabalho e (4) Incompreensão sociotécnica.

A escala foi traduzida e adaptada para o português brasileiro por meio de tradução direta e revisão por especialistas em tecnologia, passando para pré-teste com estudantes de gestão. Os itens foram avaliados em escala Likert de 5 pontos, variando de 1 (Discordo totalmente) a 5 (Concordo totalmente), com escores mais altos indicando maior nível de ansiedade em relação à IA. Na Tabela 1 encontram-se os detalhes do questionário.

Tabela 1. *Questionário aplicado*

Categorias	Questões
Aprendizagem	1 - Aprender a entender todas as funções específicas associadas a uma IA me deixa ansioso. 2 - Aprender a usar IA me deixa ansioso. 3 - Aprender a usar funções específicas de uma IA me deixa ansioso. 4 - Aprender como uma IA funciona me deixa ansioso. 5 - Aprender a interagir com uma IA me deixa ansioso. 6 - Fazer uma disciplina sobre o desenvolvimento de IA me deixa ansioso. 7 - Ler um manual de IA me deixa ansioso. 8 - Não conseguir acompanhar os avanços associados às IAs me deixa ansioso.
Substituição do trabalho	1 - Tenho medo de que uma IA possa nos tornar dependentes. 2 - Tenho medo de que uma IA possa nos tornar ainda mais preguiçosos. 3 - Tenho medo de que uma IA possa substituir humanos. 4 - Tenho medo de que o uso generalizado de robôs humanoides tire empregos das pessoas. 5 - Tenho medo de que, se eu começar a usar IAs, eu me torne dependente delas e perca parte das minhas habilidades de raciocínio. 6 - Tenho medo de que as IAs substituam o emprego de alguém.

Incompreensão sociotécnica	<ol style="list-style-type: none"> 1 - Tenho medo de que uma IA possa ser mal utilizada. 2 - Tenho medo que uma IA esteja associada a diversos problemas potenciais. 3 - Tenho medo de que uma IA possa sair do controle e apresentar mau funcionamento. 4 - Tenho medo de que uma IA possa levar à autonomia dos robôs.
Configuração da IA	<ol style="list-style-type: none"> 1 - Acho IAs humanoides (por exemplo, robôs humanoides) assustadoras. 2 - Acho IAs humanoides (por exemplo, robôs humanoides) intimidantes. 3 - Não sei por que, mas as IAs humanoides (por exemplo, robôs humanoides) me assustam 4 - Acho que as diferentes culturas e ambientes sociais podem influenciar minha aceitação de IAs humanoides (por exemplo, robôs humanoides). 5 - Acho que a representação realista de IAs humanoides em filmes/séries pode influenciar negativamente minha percepção geral sobre IA.

Nota: autores, adaptado de Wang e Wang (2022).

3.3. Análises Estatísticas

Para verificar a estrutura fatorial do instrumento traduzido para o contexto brasileiro, foi realizada uma Análise Fatorial Confirmatória (AFC). Essa técnica estatística é amplamente utilizada na validação de escalas, pois permite testar empiricamente a adequação de um modelo teórico pré-definido à estrutura observada dos dados (Brown, 2015). A AFC foi conduzida utilizando o software Jamovi (versão 2.3.21.0), por meio do módulo SEMs – Structural Equation Models, que permite a modelagem de equações estruturais com estimativas robustas, sintaxe acessível e visualização de índices de ajuste.

O modelo testado foi especificado de acordo com a proposta original de Wang e Wang (2022), que compreende quatro fatores: aprendizagem, configuração da IA, substituição no trabalho e incompreensão sociotécnica. O objetivo foi verificar se a estrutura multidimensional da escala seria replicada de forma satisfatória na amostra de estudantes brasileiros, mantendo a consistência dos agrupamentos fatoriais observados em estudos anteriores. Para avaliar a qualidade do ajuste do modelo, foram considerados os seguintes índices de ajuste, com base nos parâmetros estabelecidos na literatura (Hu & Bentler, 1999; Kline, 2016; Hair et al., 2019). O índice CFI (Comparative Fit Index), que compara o modelo testado a um modelo nulo, apresenta bom ajuste quando seus valores são superiores a 0,90. O TLI (Tucker-Lewis Index) também é considerado satisfatório a partir do mesmo ponto de corte, indicando que o modelo apresenta parcimônia adequada. Já o RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation) avalia o erro de aproximação entre o modelo e os dados observados, sendo considerado aceitável quando inferior a 0,08. Por fim, o SRMR (Standardized Root Mean Square Residual) expressa a média das discrepâncias padronizadas entre as correlações previstas e observadas, sendo desejável que seus valores também se mantenham abaixo de 0,08.

A confiabilidade interna dos fatores da escala foi avaliada. Para isso, foram utilizados três indicadores estatísticos complementares. O primeiro deles é o alfa de Cronbach, amplamente reconhecido como uma medida clássica de consistência interna, que estima a confiabilidade com base na correlação média entre os itens de cada fator. Em segundo lugar, utilizou-se a Confiabilidade Composta (CR), que leva em consideração as cargas fatoriais padronizadas, proporcionando uma estimativa mais precisa da confiabilidade do construto do que o alfa tradicional. Por fim, calculou-se a Variância Extraída Média (AVE), indicador que expressa a proporção da variância total dos itens que é explicada pelo fator latente correspondente, sendo um dos principais critérios para avaliação da validade convergente de um construto.

Seguindo as recomendações de Hair et al. (2019), adotaram-se os seguintes pontos de corte: valores de alfa de Cronbach e CR iguais ou superiores a 0,70 são considerados satisfatórios, enquanto valores de AVE devem ser iguais ou superiores a 0,50 para indicar validade convergente adequada. Esse conjunto de análises permitiu verificar não apenas a

validade estrutural da versão traduzida da escala de AIA, mas também sua confiabilidade e adequação estatística ao contexto empírico estudado. Os resultados obtidos são apresentados na seção seguinte, com as respectivas cargas fatoriais, índices de ajuste e indicadores de consistência interna para cada fator.

4. RESULTADOS

4.1. Análises Descritivas

Foram recebidas 142 respostas, abrangendo estudantes de diversas áreas e fases acadêmicas dos cursos de Ciências Sociais Aplicadas. Os respondentes estavam matriculados em um de quatro cursos de graduação, sendo que 67.2% pertenciam ao curso de Administração, 16.1% ao curso de Ciências Contábeis, 14.6% ao curso de Economia e 2.2% ao curso de Turismo.

A amostra está distribuída em diferentes fases de seus cursos. A maior parte, 50.4% dos estudantes estavam no início de seus cursos (1º semestre), enquanto 24.1% estavam em semestres intermediários (3º a 5º semestre), e 25.5% estavam nas fases finais de seus cursos (6º semestre ou mais). Em relação aos momentos de uso de IA, 75.5% dos respondentes relataram já ter tido contato com IA, seja em ambientes acadêmicos ou em atividades não acadêmicas, como o uso em seus empregos ou atividades recreativas. Mais especificamente, 24.1% tiveram contato com IA em atividades de estudo, 16.8% em estudo e lazer, 8.8% em lazer, e 18.2% em trabalho e estudo. Por outro lado, 11.7% dos respondentes afirmaram não ter tido nenhum contato com IA até o momento da pesquisa, o que evidencia a diversidade de experiências dentro da amostra. A distribuição geográfica dos participantes foi diversa, com respondentes de várias regiões do Brasil. A maioria dos respondentes era proveniente dos estados de Minas Gerais (31.4%), Mato Grosso do Sul (24.1%), e São Paulo (11.7%), embora outros estados também tenham sido representados, como Santa Catarina (13.9%), Maranhão (5.8%), e Mato Grosso (8.8%), proporcionando uma visão ampla de diferentes contextos regionais e suas relações com a IA.

Uma das expectativas iniciais do estudo era a possibilidade de os estudantes de diferentes cursos terem diferentes níveis de exposição à IA, dependendo do conteúdo do curso. Analisando a relação entre o curso dos estudantes e os momentos de uso de IA, observou-se que os estudantes de Administração, que compõem 67.2% da amostra, têm uma maior prevalência de momentos de uso de IA em atividades de estudo e trabalho (33%) em comparação com outros cursos. Em contraste, estudantes de Contabilidade e Economia têm uma maior tendência a relatar momentos de uso de IA em atividades de lazer, sugerindo que a exposição à IA em diferentes contextos varia significativamente de acordo com o curso. Cogita-se que tal observação possa ser atribuída ao fato de que cursos como Administração podem incorporar a IA de forma mais direta em suas disciplinas.

Esperava-se também que os estudantes mais avançados em seus cursos tivessem maior familiaridade com IA, seja devido à exposição em sala de aula ou por experiências externas. A análise entre o nível de conhecimento prévio em IA e a fase do curso mostrou uma relação interessante. Estudantes em fases iniciais (1º semestre) relataram predominantemente um conhecimento médio (80.3%), enquanto nas fases mais avançadas (6º semestre ou mais), a porcentagem de estudantes com conhecimento profundo aumentou em 5.1%. Isso sugere que, conforme os alunos progredem em seus cursos, seu nível de familiaridade com IA tende a aumentar, possivelmente devido à maior exposição em disciplinas específicas ou atividades extracurriculares relacionadas à tecnologia.

Por fim, quando analisados os cursos de graduação separadamente, observa-se que a maioria dos estudantes que realizou um curso de IA anteriormente está matriculada em Administração e Economia. Os referidos cursos de graduação, que compõem 81.8% da

amostra, podem oferecer maior acesso ou incentivo para os alunos se engajarem em estudos adicionais de IA. Em contrapartida, Contabilidade e Turismo apresentaram uma menor incidência de alunos que fizeram cursos de IA, refletindo uma possível lacuna na inclusão da IA em suas formações.

4.2 Ajuste do modelo e confiabilidade dos fatores

Foi conduzida a Análise Fatorial Confirmatória (AFC) com o objetivo de verificar a estrutura fatorial da escala de Ansiedade em relação à Inteligência Artificial (AIA), adaptada de Wang et al. (2022). A versão traduzida da escala manteve sua organização em quatro dimensões teóricas: Aprendizagem, Configuração de IA, Substituição no trabalho e Incompreensão sociotécnica. Na Figura 1 estão descritos os cálculos e análises realizados.

Figura 1. Passo a passo da análise do modelo em SEM

Structural Equation Models

Models Info	
Estimation Method	DWLS
Optimization Method	NLMINB
Number of observations	142
Free parameters	124
Standard errors	Robust
Scaled test	Mean adjusted scaled and shifted
Converged	TRUE
Iterations	53
Model	Aprendizagem =~ L1 + L2 + L3 + L4 + L5 + L6 + L7 + L8 ConfiguracaoIA =~ CA1 + CA2 + CA3 + CA4 + CA5 Substituicao =~ JR1 + JR2 + JR3 + JR4 + JR5 + JR6 Incompreensao =~ SB1 + SB2 + SB3 + SB4 AIA =~ Aprendizagem + ConfiguracaoIA + Substituicao + Incompreensao
<small>Nota. Variable (L1,L2,L3,L4,L5,L6,L7,L8,CA1,CA2,CA3,CA4,CA5,JR1,JR2,JR3,JR4,JR5,JR6,SB1,SB2,SB3,SB4) has been coerced to ordered type.</small>	
<small>Nota. lavaan WARNING: could not invert information matrix needed for robust test statistic</small>	
<small>Nota. Factors scores (latent predicted values) saved in the dataset. Varnames: PRFS_Aprendizagem, PRFS_ConfiguracaoIA, PRFS_Substituicao, PRFS_Incompreensao, PRFS_AIA</small>	

[3] [4]

Fonte: Extraído do software JAMOVI

O modelo testado apresentou qualidade de ajuste satisfatória, com índices robustos: CFI = 0,992; TLI = 0,990; GFI = 0,982; RMSEA = 0,066 (IC90% = 0,053–0,078); SRMR = 0,082. Embora o teste do qui-quadrado tenha sido significativo ($\chi^2 = 355$; $df = 221$; $p < 0,001$), tal resultado é esperado em amostras com mais de 100 participantes (Hu & Bentler, 1999), não comprometendo a adequação geral do modelo. Os indicadores sugerem que o modelo apresenta bom ajuste aos dados, segundo os critérios estabelecidos por Hair et al. (2019) e Kline (2016). A Tabela 2 demonstra os índices descritos:

Tabela 2. Índices de ajuste do modelo de segunda ordem

Índice	Valor
CFI	0.992
TLI	0.990
GFI	0.982
RMSEA (IC90%)	0.066 (0.053–0.078)
SRMR	0.082
Qui-quadrado (χ^2, df, p)	355 (221, p < 0.001)
Hoelter CN	189

Fonte: Dados da pesquisa

As cargas fatoriais padronizadas variaram entre 0,324 e 0,943. A maior parte dos itens obteve valores acima de 0,70, o que indica adequada representatividade dos construtos latentes (Brown, 2015). No entanto, quatro itens se destacaram por apresentarem cargas inferiores a 0,65: L7 (0,510) e L8 (0,639), pertencentes à dimensão "Aprendizagem", e CA4 (0,584) e CA5 (0,645), da dimensão "Configuração de IA". Esses resultados sugerem que tais itens devem ser reavaliados em futuras aplicações, por apresentarem menor coerência estatística com suas respectivas dimensões. Para avaliar a confiabilidade interna e a validade convergente dos fatores, foram calculadas a Confiabilidade Composta (CR) e a Variância Média Extraída (AVE), conforme apresentado na Tabela 3.

Tabela 3. Confiabilidade composta (CR) e variância extraída média (AVE) por fator

Fator	CR	AVE
Aprendizagem	0.613	0.517
Configuração de IA	0.656	0.513
Substituição no trabalho	0.652	0.615
Incompreensão sociotécnica	0.641	0.592

Fonte: Dados da pesquisa

A confiabilidade interna das dimensões foi examinada por meio do alfa de Cronbach, da Confiabilidade Composta (CR) e da Variância Média Extraída (AVE). Os valores de CR oscilaram entre 0,613 e 0,656, enquanto os valores de AVE se mantiveram todos acima do ponto de corte mínimo recomendado (0,50), indicando validade convergente satisfatória. Apesar dos valores de CR estarem ligeiramente abaixo do ideal de 0,70, tal resultado é aceitável em modelos exploratórios ou em fases iniciais de validação psicométrica (Hair et al., 2019).

4.3 Interpretação das dimensões da escala AIA

Embora os índices globais de ajuste do modelo tenham indicado boa qualidade da solução fatorial, uma análise mais detalhada das cargas fatoriais padronizadas revelou a presença de alguns itens com desempenho estatístico inferior dentro de suas respectivas dimensões. A Tabela 4 apresenta os itens com cargas fatoriais abaixo de 0,65, acompanhados de uma breve justificativa para sua possível exclusão ou reavaliação em estudos futuros.

Tabela 4: Itens candidatos à exclusão (com justificativa)

Fator	Item	Carga	Justificativa
Aprendizagem	A7	0.510	Menor carga do fator, trata de "interação" (mais prático do que cognitivo).
Aprendizagem	A8	0.639	Abarca dificuldade em acompanhar avanços, mas é mais genérico.
Configuração	C4	0.584	Fala sobre influência cultural — tema periférico ao construto de ansiedade.
Configuração	C5	0.645	Refere-se à influência de filmes/séries — possível viés externo.

Fonte: Dados da pesquisa

Apesar de apresentarem cargas fatoriais mais baixas, todos os itens permaneceram estatisticamente significativos ($p < 0,001$) e contribuem conceitualmente para suas respectivas dimensões. Dessa forma, recomenda-se não os excluir automaticamente do instrumento, mas tratá-los como itens a serem monitorados em futuras aplicações da escala. Em especial, para versões abreviadas ou contextos de aplicação mais restrita, esses itens podem ser considerados candidatos prioritários à remoção, desde que sejam substituídos ou reformulados com base em análise qualitativa e novos testes empíricos. A Figura 2 apresenta os resultados completos da AFC.

Figura 2: Análise Fatorial Confirmatória

Pesos fatoriais

Fator	Indicador	Estimativas	Erro-padrão	Z	p
Fator 1	L1	0.994	0.0965	10.30	< .001
	L2	1.217	0.0855	14.23	< .001
	L3	1.078	0.0841	12.83	< .001
	L4	1.116	0.0925	12.06	< .001
	L5	1.029	0.0892	11.52	< .001
	L6	0.853	0.1079	7.91	< .001
	L7	0.510	0.1045	4.88	< .001
	L8	0.639	0.1230	5.20	< .001
Fator 2	CA1	1.233	0.0923	13.36	< .001
	CA2	1.068	0.0953	11.20	< .001
	CA3	1.201	0.0910	13.21	< .001
	CA4	0.584	0.1157	5.05	< .001
	CA5	0.645	0.1144	5.64	< .001
Fator 3	JR1	1.013	0.0987	10.26	< .001
	JR2	0.807	0.1062	7.60	< .001
	JR3	1.163	0.1040	11.18	< .001
	JR4	1.102	0.1057	10.43	< .001
	JR5	1.095	0.1151	9.51	< .001
	JR6	1.048	0.1014	10.34	< .001
Fator 4	SB1	0.736	0.0993	7.41	< .001
	SB2	1.017	0.1050	9.68	< .001
	SB3	1.002	0.1080	9.28	< .001
	SB4	0.852	0.1277	6.67	< .001

[5]

Fonte: Extraído do software JAMOVI

Aprendizagem: Esta dimensão expressa o desconforto associado à necessidade de compreender, interagir e se manter atualizado quanto ao funcionamento da IA. Os itens com maiores cargas (como “fazer uma disciplina” ou “ler um manual”) estão relacionados a contextos formais de aprendizagem. Já os itens L7 e L8, que abordam a interação subjetiva com a IA ou a dificuldade em acompanhar os avanços tecnológicos, apresentaram menor peso fatorial, sugerindo que possam representar aspectos mais periféricos do fator.

Configuração de IA: Refere-se às emoções suscitadas pela aparência humanoide das tecnologias de IA. Os itens mais fortes abordam reações emocionais de medo e intimidação diante de IAs com aparência humana. Em contrapartida, os itens CA4 e CA5, que se referem à influência cultural e midiática sobre a percepção da IA, demonstraram menor coerência com a dimensão e podem estar mais associados a fatores contextuais do que à ansiedade propriamente dita.

Substituição no trabalho: Esta foi a dimensão mais sólida e estável do modelo, com todas as cargas fatoriais situadas entre 0,807 e 1,163. Os itens expressam preocupações claras quanto à substituição de empregos e perda de habilidades cognitivas em função da automação. A consistência interna indica que este fator é central na composição do construto AIA, alinhando-se a estudos como os de Felten et al. (2021) e Tominc e Rožman (2023), que destacam a vulnerabilidade das ocupações de alta cognição à IA.

Incompreensão sociotécnica: Esta dimensão representa o temor em relação à imprevisibilidade e aos possíveis usos indevidos da IA. Os itens apresentaram cargas altas e consistentes (acima de 0,736), indicando alinhamento conceitual sólido com o construto. A ansiedade aqui está relacionada à percepção de riscos tecnológicos e éticos, em consonância com os argumentos de Johnson e Verdicchio (2017) e Wang et al. (2022).

5. Breve Discussão

O presente estudo teve como objetivo validar a estrutura fatorial da escala de Ansiedade em relação à Inteligência Artificial (AIA), originalmente desenvolvida por Wang e Wang (2022), no contexto de estudantes universitários brasileiros da área de Gestão. Os resultados obtidos por meio da Análise Fatorial Confirmatória (AFC) forneceram evidências robustas de validade de construto e confiabilidade interna do instrumento, ainda que com ressalvas pontuais em alguns itens.

Os índices de ajuste do modelo foram considerados excelentes ($CFI = 0,992$; $TLI = 0,990$; $RMSEA = 0,066$; $SRMR = 0,082$), reforçando a adequação da estrutura teórica proposta por Wang et al. (2020) ao contexto brasileiro. A replicabilidade dos quatro fatores originais — Aprendizagem, Configuração de IA, Substituição no Trabalho e Incompreensão Sociotécnica — indica que esses domínios mantêm coerência conceitual e estatística mesmo quando traduzidos e aplicados em uma nova realidade educacional e cultural.

As análises de confiabilidade interna, por meio da Confiabilidade Composta (CR) e da Variância Média Extraída (AVE), apontaram para índices aceitáveis em todos os fatores. Embora alguns valores de CR tenham ficado abaixo do ideal de 0,7, especialmente nas dimensões "Aprendizagem" e "Configuração de IA", os valores de AVE acima de 0,5 sustentam a validade convergente, conforme recomendado por Hair et al. (2019). Essa condição é frequentemente considerada aceitável em modelos em fase inicial de adaptação ou com foco exploratório.

A avaliação das cargas fatoriais individuais reforça a robustez de dois fatores em especial: "Substituição no trabalho" e "Incompreensão sociotécnica". Ambas as dimensões apresentaram cargas elevadas e consistentes entre seus itens, sugerindo forte centralidade desses domínios na construção da percepção de ansiedade frente à IA. Por outro lado, itens das dimensões "Aprendizagem" (L7 e L8) e "Configuração de IA" (CA4 e CA5) demonstraram menor contribuição estatística, possivelmente por capturarem aspectos mais periféricos ou contextuais da ansiedade — como influências culturais e dificuldade de acompanhamento dos avanços tecnológicos. Tais itens devem ser tratados com cautela e reavaliados em estudos futuros, sobretudo em propostas de versões reduzidas da escala.

Os resultados obtidos corroboram achados anteriores (Tominc & Rožman, 2023; Glikson & Woolley, 2020) ao sugerirem que a familiaridade com a IA e sua incorporação no ambiente educacional podem desempenhar papel protetivo frente à ansiedade. Além disso, observa-se que as dimensões mais robustas estão fortemente relacionadas a preocupações com consequências práticas da IA, como perda de emprego e imprevisibilidade técnica — apontando para o caráter funcional e emocional da ansiedade tecnológica (Johnson & Verdicchio, 2017).

Considerações Finais

Este estudo teve como principal objetivo adaptar e validar a escala de Ansiedade em relação à Inteligência Artificial (AIA), proposta por Wang e Wang (2022), para o contexto de estudantes universitários brasileiros dos cursos de Gestão. Por meio da tradução, adaptação semântica e análise estatística da estrutura fatorial, foi possível confirmar a validade do construto no novo contexto, preservando sua composição teórica em quatro fatores: Aprendizagem, Configuração de IA, Substituição no Trabalho e Incompreensão Sociotécnica.

Os resultados obtidos demonstraram que a escala apresenta bons índices de ajuste global e validade convergente, mesmo considerando pequenas variações nos níveis de confiabilidade interna. A consistência dos fatores relacionados à substituição no trabalho e à imprevisibilidade técnica da IA reforça a centralidade desses domínios nas manifestações de ansiedade tecnológica, especialmente em populações jovens em formação.

Como principal contribuição, o estudo oferece à comunidade acadêmica uma versão da escala de AIA devidamente adaptada ao português brasileiro e validada empiricamente, o que possibilita sua replicação em futuras investigações com diferentes públicos e abordagens. Em um momento em que a inteligência artificial se torna cada vez mais presente nos ambientes educacionais e profissionais, compreender as dimensões emocionais envolvidas em sua adoção torna-se essencial para o desenho de políticas pedagógicas e organizacionais mais inclusivas, transparentes e seguras.

Embora o instrumento tenha se mostrado estatisticamente válido, futuras investigações podem explorar a inclusão de novos itens ou reformulação de enunciados com baixo desempenho fatorial, à luz de análises qualitativas e testes de validade de conteúdo com especialistas. Recomenda-se também que a escala seja testada em diferentes contextos acadêmicos e profissionais, incluindo áreas com maior ou menor exposição à IA, como forma de refinar a sensibilidade do instrumento a nuances setoriais e culturais. Por fim, futuros estudos podem empregar a escala em modelos estruturais mais complexos, testando, por exemplo, a mediação da AIA na relação entre familiaridade tecnológica e intenção de uso da IA no trabalho ou nos estudos.

Referências

- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2020). The wrong kind of AI? Artificial intelligence and the future of labour demand. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 13(1), 25–35. <https://doi.org/10.1093/cjres/rsz022>
- Albuquerque, P. H. M., Saavedra, C. A. P. B., de Morais, R. L., & Peng, Y. (2019). The Robot from Ipanema goes Working: Estimating the Probability of Jobs Automation in Brazil. *Latin American Business Review*, 20(3), 227–248. <https://doi.org/10.1080/10978526.2019.1633238>
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017, July 18). The business of artificial intelligence. *Harvard Business Review*. <https://hbr.org/2017/07/the-business-of-artificial-intelligence>
- Farrelly, T., & Baker, N. (2023). Generative Artificial Intelligence: Implications and Considerations for Higher Education Practice. *Education Sciences*, 13(11), 1109. <https://doi.org/10.3390/educsci13111109>
- Felten, E., Raj, M., & Seamans, R. (2021). Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses. *Strategic Management Journal*, 42(12), 2195–2217. <https://doi.org/10.1002/smj.3286>
- Fleming, P. (2019). Robots and organization studies: Why robots might not want to steal your job. *Organization Studies*, 40(1), 23–38. <https://doi.org/10.1177/0170840618765568>
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Glikson, E., & Woolley, A. W. (2020). Human trust in artificial intelligence: Review of empirical research. *Academy of Management Annals*, 14(2), 627–660. <https://doi.org/10.5465/annals.2018.0057>
- Grashof, N., & Kopka, A. (2023). Artificial intelligence and radical innovation: An opportunity for all companies? *Small Business Economics*, 61(2), 771–797. <https://doi.org/10.1007/s11187-022-00698-3>
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. (2009). *Análise multivariada de dados* (6ª ed.). Bookman.
- Johnson, D. G., & Verdicchio, M. (2017). AI anxiety. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 68(9), 2267–2270. <https://doi.org/10.1002/asi.23867>

- Kaya, F., Aydin, F., Schepman, A., Rodway, P., Yetişensoy, O., & Demir Kaya, M. (2024). The roles of personality traits, AI anxiety, and demographic factors in attitudes toward artificial intelligence. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 40(2), 497–514. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2151730>
- Tang, K.-Y., Chang, C.-Y., & Hwang, G.-J. (2023). Trends in artificial intelligence-supported e-learning: A systematic review and co-citation network analysis (1998–2019). *Interactive Learning Environments*, 31(4), 2134–2152. <https://doi.org/10.1080/10494820.2021.1875001>
- Tominc, P., & Rožman, M. (2023). Artificial intelligence and business studies: Study cycle differences regarding the perceptions of the key future competences. *Education Sciences*, 13(6), 580. <https://doi.org/10.3390/educsci13060580>
- Wang, Y.-Y., & Wang, Y.-S. (2022). Development and validation of an artificial intelligence anxiety scale: An initial application in predicting motivated learning behavior. *Interactive Learning Environments*, 30(4), 619–634. <https://doi.org/10.1080/10494820.2019.1674887>
- Wang, Y.-M., Wei, C.-L., Lin, H.-H., Wang, S.-C., & Wang, Y.-S. (2022). What drives students' AI learning behavior: A perspective of AI anxiety. *Interactive Learning Environments*, 1–17. <https://doi.org/10.1080/10494820.2022.2153147>
- Weibel, A., Schafheitle, S., & van der Werff, L. (2023). Smart tech is all around us – Bridging employee vulnerability with organizational active trust-building. *Journal of Management Studies*. <https://doi.org/10.1111/joms.12940>
- Zhu, W., Huang, L., Zhou, X., Li, X., Shi, G., Ying, J., & Wang, C. (2024). Could AI ethical anxiety, perceived ethical risks and ethical awareness about AI influence university students' use of generative AI products? An ethical perspective. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 1–23. <https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2323277>

Apêndice A – Itens da Escala de Ansiedade em Relação à Inteligência Artificial (AIA)

Fator 1: Aprendizagem

- L1. Tenho medo de não conseguir acompanhar o ritmo do desenvolvimento da IA.
- L2. Tenho receio de que me falte conhecimento para lidar com sistemas de IA.
- L3. Me sinto despreparado(a) para entender o funcionamento da IA.
- L4. Me sinto ansioso(a) ao pensar que precisarei aprender a usar IA no futuro.
- L5. Me incomoda a ideia de ter que estudar IA.
- L6. Me sinto inseguro(a) ao pensar em fazer cursos sobre IA.
- L7. Tenho dificuldade de interagir com sistemas baseados em IA.
- L8. Tenho dificuldade de acompanhar os avanços da IA.

Fator 2: Configuração de IA

- CA1. A aparência de IAs humanoides me assusta.
- CA2. Me sinto intimidado(a) por sistemas de IA que parecem humanos.
- CA3. IAs com aparência muito realista me causam desconforto.
- CA4. A forma como a IA é retratada na mídia me deixa preocupado(a).
- CA5. Filmes e séries sobre IA aumentam minha ansiedade sobre o tema.

Fator 3: Substituição no trabalho

- S1. Tenho medo de que a IA substitua meu trabalho.
- S2. A IA pode tornar algumas habilidades humanas obsoletas.
- S3. A IA representa uma ameaça ao meu futuro profissional.
- S4. Me preocupo com a possibilidade da IA eliminar meu emprego.

Fator 4: Incompreensão sociotécnica

- I1. Tenho medo de que a IA seja usada para fins maliciosos.

- I2. A IA pode se desenvolver de maneira que não conseguimos controlar.
- I3. Me assusta a ideia da IA tomar decisões autônomas sem supervisão humana.
- I4. Não entendo completamente como a IA funciona, e isso me deixa ansioso(a).