

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, CONTABILIDADE E ATUÁRIA
DEPARTAMENTO DE CONTABILIDADE E ATUÁRIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CONTROLADORIA E CONTABILIDADE

Giovani Mazuchelli Del Col

**Construção e validação de um instrumento de autorrelato de competência digital do
profissional de Controladoria**

São Paulo

2023

Prof. Dr. Carlos Gilberto Carlotti Júnior
Reitor da Universidade de São Paulo

Profa. Dra. Maria Dolores Montoya Diaz
Diretora da Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Atuária

Profa. Dra. Mara Jane Contrera Malacrida
Chefe do Departamento de Contabilidade e Atuária

Prof. Dr. Renê Coppe Pimentel
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade

Giovani Mazuchelli Del Col

Construção e validação de um instrumento de autorrelato de competência digital do
profissional de Controladoria

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade do Departamento de Contabilidade da Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Atuária da Universidade de São Paulo, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Ciências.

Orientador:

Prof. Dr. Andson Braga de Aguiar

Co-orientador:

Prof. Dr. Cláudio de Araújo Wanderley

Versão Corrigida

(Versão original encontra-se na unidade que aloja o Programa de Pós-graduação)

São Paulo

2023

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Catálogo na Publicação (CIP)
Ficha Catalográfica com dados inseridos pelo autor

Del Col, Giovani.

Construção e validação de um instrumento de autorrelato de competência digital do profissional de Controladoria / Giovani Del Col. - São Paulo, 2023.

121 p.

Dissertação (Mestrado) - Universidade de São Paulo, 2023.

Orientador: Andson Braga de Aguiar.

Co-orientador: Cláudio de Araújo Wanderley.

1. Controladoria. 2. Desenvolvimento de Escalas. 3. Competência Digital. 4. Digitalização. 5. Profissão. I. Universidade de São Paulo. Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Atuária. II. Título.

Ao irmão perdido na Pandemia de COVID-19.

“Do not stand

By my grave, and weep.

I am not there,

I do not sleep —

I am the thousand winds that blow

[...]

I am the day transcending night.

Do not stand

By my grave and cry —

I am not there,

I did not die.”

Clare Harner

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais, Osvaldo e Luciana, por tudo. Sem vocês, eu nada seria. Que eu consiga transmitir adiante a luz que vocês sempre me deram.

À Gabriela, agradeço pelo companheirismo e aprendizado na incrível jornada em que embarcamos juntos no período de elaboração deste trabalho. Pelo amor que compartilhamos, muito obrigado.

Ao meu filho, Aurélio, recém-chegado a este mundo, agradeço pelo vislumbre que seus olhos me dão da eternidade.

Agradeço imensamente a meus orientadores, Prof. Dr. Andson Braga de Aguiar e Prof. Dr. Cláudio de Araújo Wanderley, cujo apoio e longas conversas foram fundamentais para a execução deste estudo. Seu apoio acadêmico foi essencial para a pesquisa aqui apresentada e foi conduzido de maneira tão leve quanto técnica, combinação que somente as grandes mentes podem executar. Obrigado por todo o aprendizado.

A todo o corpo docente da PPGCC/FEA-USP, agradeço pela excepcional qualidade acadêmica disponibilizada a mim nas aulas do curso de mestrado e pela também excepcional receptividade ao debate acadêmico, criando uma experiência de aprendizado rica e diversa. O contato com as grandes referências da academia de Ciências Contábeis no Brasil, encontrado nesse percurso, configura uma grande honra, assim como uma grande responsabilidade e será sempre lembrado com orgulho por este pesquisador.

Os diversos colegas do programa de pós-graduação que me ajudaram de diversas formas nesta pesquisa também são parte importante deste trabalho. Muito obrigado pelo companheirismo nesse caminho um tanto quanto inexplorado que compartilhamos em tempos de pandemia.

"Orthodoxy means not thinking - not needing to think. Orthodoxy is unconsciousness.

It is automatic, without thought or reason. Orthodoxy is that, Winston.

The orthodoxy is unconscious submission."

George Orwell

RESUMO

DEL COL, G. M. (2023). *Construção e validação de um instrumento de autorrelato de competência digital do profissional de Controladoria*. (Dissertação de Mestrado). Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, São Paulo.

A transformação digital é um processo que tem se disseminado em anos recentes pelas organizações de todo o mundo e o entendimento de seu impacto sobre as profissões é de interesse de vários segmentos da sociedade. A contabilidade gerencial, inserida nesse contexto, também se pergunta quais mudanças virão afetar a sua função nas empresas frente à digitalização. Se por um lado a digitalização pode tomar espaço da controladoria, suplantando procedimentos operacionais que hoje são executados pela área, por outro, a digitalização pode potencializar o aspecto analítico da controladoria. Frente a isso, surgem manifestações de entidades de classe indicando que o conjunto de habilidades que se espera de um contador gerencial incorpora cada vez mais competências digitais. O objetivo geral deste trabalho foi a construção e validação de um instrumento de mensuração da competência digital do profissional de controladoria. Para isso foram seguidas etapas de construção de escalas com o objetivo de apresentar evidências de validade do instrumento proposto. Como parte desse processo, foram coletadas 109 respostas de profissionais de controladoria incorporadas na construção da escala por uma série de métodos de análise de dados empregados nas análises fatoriais exploratória e confirmatória, assim como pela avaliação deles à luz da teoria de resposta ao item. Os itens, inicialmente criados a partir de documentos de renomadas entidades de classe, foram submetidos a diferentes fases de validação, passando por crivos analíticos de diversos índices e ferramentas de análise de dados empregadas. O instrumento proposto é o resultado dessas fases de validação, contando com 10 itens. Considerando a natureza ainda incipiente dos estudos que se debruçam sobre os impactos da digitalização na controladoria, o esforço aqui realizado em termos de análise de conteúdo auxilia a literatura a avançar no tema. Outro avanço proveniente deste trabalho se refere à metodologia estatística empregada, ainda pouco explorada em contabilidade gerencial. Além disso, o instrumento apresentado pode contribuir com futuros estudos voltados para o tema de digitalização, pode servir às universidades e empresas como medida de avaliação e aos próprios profissionais de controladoria como instrumento para autoavaliação.

Palavras-chave: Controladoria, Profissão, Competência Digital, Digitalização, Desenvolvimento de Escalas

ABSTRACT

DEL COL, G. M. (2023). *Development and validation of a self-reporting instrument for the digital competence of the Controllership professional*. (Dissertação de Mestrado). Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, São Paulo.

Digital transformation is a process that has spread in recent years throughout organizations around the world and understanding its impact on professions is of interest to various segments of society. Managerial accounting, within this context, also questions what changes will come for its role in companies given the digitization. On the one hand, digitization may take up space from controllership, supplanting operational procedures that are currently carried out by the department. On the other hand, digitization may allow activities with analytical focus to gain more space in the controllership's routine. In this scenario, there are manifests from professional associations indicating that the set of skills expected of a managerial accountant is demanding more digital competencies. The overall objective of this work was to construct and validate a measurement instrument of digital competence for the controllership professional. To achieve this, steps were followed to construct scales with the aim of presenting validity evidence for the proposed instrument. As part of this process, 109 responses from controllership professionals were collected and incorporated into the scale by a series of data analysis methods used within exploratory and confirmatory factor analysis, as well as by evaluating the items using item response theory. The items, initially created based on documents from renowned professional organizations, went through different validation stages, undergoing analytical filters of various indices and data analysis techniques. The initial construction of the instrument components was based on documents from professional associations. The items underwent different stages of validation, both before and after the survey was administered. The proposed instrument is the result of these validation stages and consists of 10 items. Considering the still incipient nature of studies focusing on the impacts of digitization in the field, the effort made here in terms of content analysis helps advance the literature on the subject. Another advancement arising from this work relates to the statistical methodology employed, which is still relatively unexplored in management accounting. Moreover, the instrument can contribute to future studies aimed at the topic of digitization in controllership, can serve universities and companies as an evaluation measure, and can also serve controllership professionals as a self-assessment tool.

Keywords: Controllership, Profession, Digital competence, Digitization, Scale development

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Processos Contábeis e Probabilidade de Automação.....	18
Figura 2 – Managerial Accounting Data Analytics (MADA).....	26
Figura 3 – Modelo explicativo para o processo de mudança no perfil do controller	28
Figura 4 – Framework de competências do CGMA para o contador gerencial.	30
Figura 5 – Framework de competências do IMA para o contador gerencial.	32
Figura 6 – Ilustração das variâncias entre três itens e suas relações com um fator hipotético.	42
Figura 7 – Curva Característica do Item.....	49
Figura 8 – Comparação de Curvas Características de Dois Itens.....	49
Figura 9 – Curvas Limites de Categoria.....	50
Figura 10 – Option Response Function	51
Figura 11 – Estrutura Fatorial da Segunda AFC	73
Figura 12 – Distribuição dos Escores Fatoriais	76
Figura 13 – Distribuição dos Resíduos Regressão Múltipla.....	79
Figura 14 – Presença de Departamento de Data Analytics Fora da Área de Controladoria.....	84
Figura 15 – Distribuição das Respostas com Relação a Percepções Sobre a Empresa.....	84
Figura 16 – Distribuição das Respostas com Relação a Percepções Pessoais e Profissionais	85

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Etapas do desenvolvimento da escala	36
Tabela 2 – Fontes de Validade de Instrumentos	40
Tabela 3 – Valores de Referência para Variância Explicada.....	43
Tabela 4 – Critério para avaliação dos valores de KMO	43
Tabela 5 – Origens dos fatores propostos inicialmente	55
Tabela 6 – Subitens Identificados em Cada Fator Inicial	56
Tabela 7 – Itens Inicialmente Propostos para a Escala	58
Tabela 8 – Coeficientes de Validade de Conteúdo Por Quesito	61
Tabela 9 – Resultados da Análise Paralela	65
Tabela 10 – Cargas Fatoriais e Comunalidades Da Segunda Rodada da AFE.....	66
Tabela 11 – Índices de Avaliação de Unidimensionalidade da Escala	68
Tabela 12 – Índices de Adequação de Ajuste	68
Tabela 13 – Cargas Fatoriais e Comunalidades Da Terceira Rodada da AFE	69
Tabela 14 – Discriminação dos Itens e <i>Thresholds</i>	70
Tabela 15 – Índices de Modificação Acima do <i>Cutoff</i> Após Primeira AFC.....	72
Tabela 16 – Cargas Fatoriais Após Segunda AFC.....	73
Tabela 17 – Índices de Ajuste AFC	74
Tabela 18 – Índices de Avaliação de Unidimensionalidade da Escala Final.....	75
Tabela 19 – Correlação do Escore Fatorial com Outras Variáveis	77
Tabela 20 – Regressão Múltipla do Escore Fatorial sobre Variáveis de Interesse	78
Tabela 21 – Características dos Respondentes	80
Tabela 22 – Formação Acadêmica dos Respondentes	82
Tabela 23 – Indústria de Atuação do Respondente.....	83
Tabela 24 – Escala Proposta pelo Estudo	86
Tabela 25 – CGMA - Níveis de proficiência - Information and Digital Literacy (ID).....	105
Tabela 26 – CGMA - Níveis de Proficiência - Digital Content Creation (DC).....	105
Tabela 27 – CGMA - Níveis de Proficiência - Problem-solving (PS).....	106
Tabela 28 – CGMA - Níveis de proficiência - Data Strategy And Planning (DS).....	106
Tabela 29 – CGMA – Níveis de Proficiência – Data Analytics (DA).....	106
Tabela 30 – CGMA - Níveis de proficiência - Data Visualisation (DV).....	108
Tabela 31 – IMA - Níveis de proficiência - Information Systems (IS)	109
Tabela 32 – IMA - Níveis de Proficiência - Data Governance (DG)	110
Tabela 33 – IMA - Níveis de Proficiência - Data Analytics (DA)	112
Tabela 34 – IMA - Níveis de Proficiência - Data Visualization (DV)	113
Tabela 35 – Origem de cada item do questionário.....	115

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AAAJ: *Accounting, Auditing and Accountability Journal*

ACP: Análise de Componentes Principais

AERA: *American Educational Research Association*

AFE: Análise Fatorial Exploratória

AFC: Análise Fatorial Confirmatória

AICPA: *American Institute of Certified Public Accountants*

AP: Análises Paralelas

APA: *American Psychological Association*

API: *Application Programming Interface*

CCI: Curva Característica do Item

CFI: *Comparative Fit Index*

CGMA: *Chartered Global Management Accountant*

CIMA: *Chartered Institute of Management Accountants*

CVC: Coeficiente de Validade de Conteúdo

CSV: *Comma Separated Values*

ECV: *Explained Common Variance*

ERP: *Enterprise Resource Planning*

FIPECAFI: Fundação Instituto de Pesquisas Contábeis, Atuariais e Financeiras

GRM: *Graded Response Model*

IMA: *Institute of Management Accountants*

IoT: *Internet of Things*

KMO: Kaiser-Meyer-Olkin

KPI: *Key Performance Indicators*

MADA: *Managerial Accounting Data Analytics*

MIREAL: *Mean of Item Residual Absolute Loadings*

NCME: *National Council on Measurement in Education*

RDWLS: *Robust Diagonally Weighted Least Squares*

RMSEA: *Root Mean Square Error of Aproximation*

SQL: *Structured Query Language*

SRMR: *Standardized Root Mean Residual*

TCT: Teoria Clássica dos Testes

TLI: *Tucker-Lewis Index*

TRI: Teoria de Resposta ao Item

UniCo: *Unidimensional Congruence*

VIF: *Variance Inflation Factor*

VME: Variância Média Explicada

XBRL: *Extensible Business Report Language*

XML: *Extensible Markup Language*

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	17
1.1. Contextualização e Problema de Pesquisa	17
1.2. Questão de Pesquisa e Objetivo	20
1.3. Importância	20
1.4. Contribuição	21
2. REFERENCIAL TEÓRICO	23
2.1 Revisão da Literatura	23
2.2 CGMA <i>Competency Framework 2019</i>	29
2.3 IMA <i>Management Accounting Competency Framework 2019</i>	32
2.4. Comparativo entre os <i>frameworks</i> do IMA e CGMA	34
3. MÉTODO DE PESQUISA	36
3.1. Delineamento da Pesquisa	36
3.2. Design da Pesquisa	36
3.3. Coleta de Dados	37
3.4. Desenvolvimento de Escalas	39
3.5. Análise Fatorial	41
3.6. Teoria de Resposta ao Item	48
3.7. Técnicas de Análise de Dados	52
4. RESULTADOS	54
4.1. Implementação	54
4.1.1. <i>Desenvolvimento dos Itens</i>	54
4.1.2. <i>Desenvolvimento da Escala</i>	62
4.1.3. <i>Avaliação da Escala</i>	71
4.2 Análise Descritiva dos Dados	80
4.2.1 <i>Caracterização do Respondente</i>	80
4.2.2 <i>Percepções do Respondente</i>	84
4.3 Formato Final da Escala Proposta	86
4.4 Análise das Informações	87
5. CONCLUSÃO	91
REFERÊNCIAS	95
ANEXOS	105
ANEXO A – Detalhamento CGMA <i>Competency Framework 2019 – Digital Skills</i>	105

ANEXO B – Detalhamento IMA <i>Management Accounting Competency Framework</i> 2019 – <i>Technology & Analytics</i>	109
APÊNDICES.....	115
APÊNDICE A – Origem de cada item do questionário nos <i>frameworks</i> do IMA e CGMA	115
APÊNDICE B – Variáveis de controle apresentadas no questionário	117
APÊNDICE C – CVC por Item.....	120
APÊNDICE D – Versão em inglês da Escala Proposta.....	121

1. INTRODUÇÃO

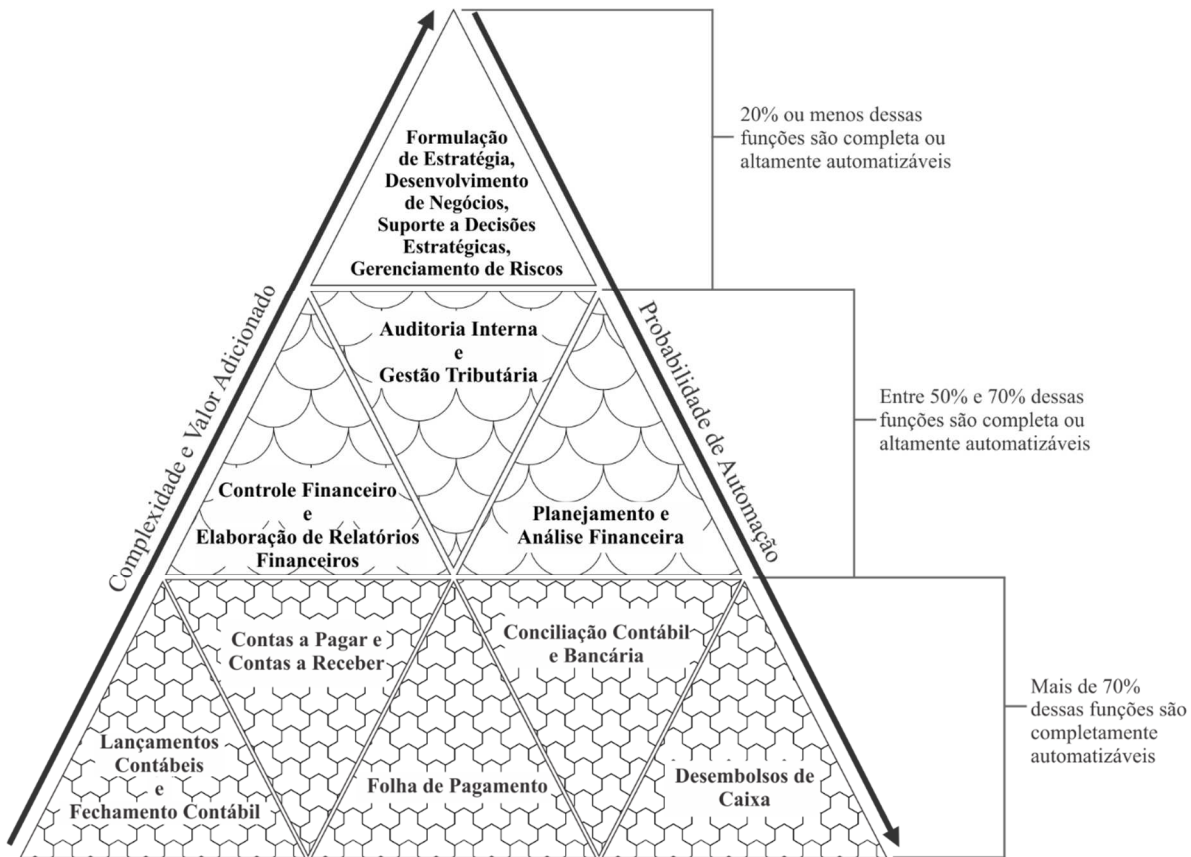
1.1. Contextualização e Problema de Pesquisa

A contabilidade gerencial é afetada pelas tecnologias que se inserem no mundo empresarial e alteram as formas de coletar e analisar dados (Bhimani & Willcocks, 2014). A direção e força desse efeito, no entanto, nem sempre são claros, fazendo com que os profissionais que atuam com controladoria¹ se questionem se correm ou não o risco de ser suplantados por processos digitais automatizados (Moll & Yigitbasioglu, 2019). A computação, no início de sua disseminação nos negócios, gerou este questionamento ensejando uma das obras clássicas da contabilidade gerencial na segunda metade do século XX (Johnson & Kaplan, 1987), a qual fomentou a criação de novos artefatos gerenciais à disposição da prática da profissão (por exemplo custeio baseado em atividades e *balanced scorecard*). Surge neste momento um questionamento da mesma natureza, sobre a validade da existência da área de contabilidade gerencial num futuro próximo e a necessidade de mudança, frente ao que podemos entender como um momento análogo àquele de inserção da computação no ambiente empresarial: a disseminação do *Big Data* e das tecnologias a ele associadas. Se anteriormente a capacidade de processamento de dados das máquinas pareceu preocupar a contabilidade gerencial, agora é a capacidade de análise desses dados que o faz (Payne, 2014; Quattrone, 2016).

Dentro do contexto da preocupação sobre a continuidade da contabilidade, há indicação quase certa (94%) de seu desaparecimento em estudos que indagam sobre o futuro das profissões no mundo digital (Frey & Osborne, 2017). Uma análise mais cuidadosa sobre esse cenário, no entanto, nos evidencia que o que ocorre na contabilidade não é necessariamente uma alta probabilidade de desaparecimento frente à digitalização, mas sim um potencial de automação de quantidade relevante do trabalho que ela se propõe hoje a fazer. Essa interpretação condiz com a análise apresentada pelo *Institute of Management Accountants* (IMA) sobre o cenário de inserção de novas tecnologias na contabilidade, como pode ser visto na Figura 1, e condiz também com reações da academia ao vaticínio do desaparecimento da contabilidade frente à digitalização (Richins et al., 2017).

¹ Neste trabalho nos referimos ao profissional de controladoria. Referimo-nos a ele como o profissional que realiza atividades típicas do contador gerencial e do *controller*. Assumimos que o profissional de controladoria realiza atividades de contabilidade gerencial e controladoria.

Figura 1 – Processos Contábeis e Probabilidade de Automação



Fonte: Adaptado de IMA (2020, p. 10)

Associado ao *Big Data* vem o uso de novas técnicas como inteligência artificial, aprendizado de máquina, *data visualization*, entre outras, que prometem gerar informações a partir de uma vasta quantidade de dados, cujo processamento seria inviável ou intempestivo com técnicas mais tradicionais como o uso de banco de dados relacionais (Yin & Kaynak, 2015) e planilhas eletrônicas comuns (Jagadish, 2015; Sternberg, 2020). De maneira geral, em razão do *Big Data*, gestores podem medir e conhecer mais sobre seus negócios, possibilitando a melhoria no processo de tomada de decisão e desempenho (Mcafee & Brynjolfsson, 2012). A mudança originada desse novo aparato tecnológico à disposição das empresas unida à competição por diferenciais competitivos no mundo empresarial (Davenport et al., 2012), afeta a área de controladoria, responsável fundamentalmente pelo suporte à tomada de decisão, podendo ampliar sua influência nas empresas ou reduzi-la (ACCA, 2016). O efeito final sobre a influência da contabilidade gerencial nas empresas irá depender do entendimento que a controladoria tiver de si mesma com relação ao processo de digitalização, pois o papel que o *controller* desempenha de fato nas organizações vêm da percepção que ele possui sobre sua função (NBA, 2017). De maneira ampla, entende-se que o *Big Data* pode alterar radicalmente

a organização da função exercida pela controladoria nas empresas, pelo seu potencial impacto no processo de tomada de decisão (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018).

Levando em consideração o mercado de trabalho como um todo, observa-se que as novas tecnologias permitem novas formas de automação e mudam o processo de tomada de decisão levantando questões sobre a necessidade de desenvolver novas habilidades nos profissionais atuantes e nos futuros (Vial, 2019). Essas questões têm se tornado cada vez mais relevantes (Vial, 2019) na formação do que se pode chamar de *'digital workforce'* (Colbert et al., 2016). Na contabilidade gerencial isso também se verifica, havendo o entendimento por parte dos profissionais atuais de que as habilidades dos contadores gerenciais terão de se alterar nos próximos anos (CGMA, 2019b) frente à digitalização. Adicionalmente, as mudanças no processo decisório levantam questionamentos sobre a nova posição do *controller* nas organizações (Horton et al., 2020) e sobre sua relação com os dados e o processo de tomada de decisão (Quattrone, 2016).

Alinhada ao entendimento sobre as mudanças nas habilidades demandadas pelo mercado de trabalho de contabilidade gerencial, a introdução de novas tecnologias associadas a *Big Data* e *Business Analytics* nos currículos de formação de novos contadores vem sendo debatida pela academia nos últimos anos (Janvrin & Weidenmier Watson, 2017; Lawson et al., 2022; Richardson & Watson, 2021; Sledgianowski et al., 2017). Os contadores atuantes, por sua vez, nem sempre dominam suficientemente os temas relacionados a *Business Analytics* configurando uma lacuna de habilidades entre o demandado por algumas organizações e o entregue pelos *controllers* (Oesterreich & Teuteberg, 2019).

O reflexo dessa demanda pelo conhecimento digital se manifesta em movimentos feitos por relevantes órgãos de classe. O IMA inseriu em 2018 em seu *framework* de competências para o contador gerencial o domínio em Tecnologia e *Analytics* como um dos seis domínios existentes no rol da profissão (IMA, 2019). Consoante, o *Chartered Global Management Accountant* (CGMA) em seu *framework* de competências para o profissional de contabilidade gerencial apresenta *Digital Skills* como uma das cinco áreas de conhecimento, visualmente central e em contato com todas as outras (CGMA, 2019). Versões anteriores (2017) desse *framework* não traziam tal referência, evidenciando a natureza recente da preocupação com as habilidades digitais do contador gerencial. Essas alterações corroboram o entendimento da literatura de que o *Big Data* tem o potencial de influenciar o conjunto de habilidades requeridas do contador gerencial (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018).

Pelo cenário apresentado, detecta-se a natureza ainda seminal do entendimento sobre os efeitos da digitalização na área de contabilidade gerencial, havendo o apelo na literatura por mais pesquisas associadas ao tema (Moll & Yigitbasioglu, 2019; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018).

1.2. Questão de Pesquisa e Objetivo

Como consequência do contexto apresentado, há uma falta de consenso sobre qual será a exata natureza e profundidade das competências digitais que o contador gerencial deverá dominar para se manter relevante nas organizações. Disso decorre a inexistência de um instrumento capaz de capturar o construto de competência digital para o profissional de controladoria. Esta pesquisa se propõe a elaborar tal instrumento.

Nesse contexto, o objetivo geral do trabalho é construir e validar um instrumento de mensuração de competência digital do profissional de controladoria. Para atingir esse objetivo geral, os seguintes objetivos específicos são elencados:

- (i) Definir componentes iniciais do instrumento proposto.
- (ii) Elaborar e executar uma *survey* de autoavaliação com profissionais atuantes na área de controladoria baseada nos componentes iniciais do instrumento.
- (iii) Refinar e validar o instrumento utilizando técnicas estatísticas adequadas para construção de instrumentos de autorrelato.

1.3. Importância

Voltando a atenção para a academia, entende-se que o estudo do tema da digitalização na contabilidade gerencial, de maneira geral, é importante para o entendimento das próximas décadas da profissão e conseqüentemente, é importante para o ensino de controladoria (Ilomäki et al., 2016; Richardson & Shan, 2019; Sledgianowski et al., 2017). No entanto, a produção de artigos associados a esse tópico é ainda escassa na academia brasileira. Assim, também no fomento para futuras pesquisas relacionadas ao tema de digitalização por colegas brasileiros reside a importância deste trabalho.

O instrumento desenvolvido neste trabalho, com o objetivo de capturar o construto de competência digital do profissional de controladoria, não se encontrava ainda disponível para

os pesquisadores e poderá ter caráter basilar em outras pesquisas que venham a ser desenvolvidas na área.

Um instrumento que capture o construto de competência digital do profissional de controladoria pode servir de ferramenta para avaliação da profissão com relação a essa habilidade. A partir disso, se viabiliza o confronto do estado do domínio de competências digitais verificados na profissão contábil com as recomendações da literatura para que a contabilidade gerencial adquira ferramental digital, dominando técnicas de visualização, *business analytics*, entre outras associadas à digitalização (Bhimani & Willcocks, 2014; Brands & Holtzblatt, 2015; Payne, 2014). Essa comparação entre o recomendado pela literatura e o detectado nos profissionais de controladoria em atuação, dá espaço para que se acompanhe uma eventual defasagem entre prática e teoria ou mesmo a inadequação de ideias defendidas pela academia com relação à evolução da profissão contábil frente à transformação digital nas empresas. Entendendo que é através das tecnologias digitais que a profissão se manterá relevante no futuro (Bhimani & Willcocks, 2014), a importância da existência de tal instrumento se faz evidente ao estabelecer uma possível técnica de mensuração da competência digital dos contadores gerenciais.

1.4. Contribuição

Com a elaboração de uma medida de competência digital dos contadores gerenciais, pretende-se contribuir para o estudo do estado da competência digital dos profissionais atuantes, permitindo que sejam formuladas respostas acadêmicas e empresariais a partir disso. As contribuições pretendidas nessas duas frentes são expandidas adiante.

Da perspectiva das empresas, o instrumento aqui desenvolvido pode se mostrar uma ferramenta útil no processo de seleção de profissionais de controladoria, entrando no rol de ferramentas da área de Recursos Humanos. Especialmente, empresas que busquem usar o recrutamento como mecanismo fomentador da transformação digital (Gilch & Sieweke, 2021) serão beneficiadas pelo resultado deste estudo, podendo usá-lo como guia para escolher quais perguntas farão ao avaliar candidatos com relação a seu nível de competência digital. Além disso, a existência do instrumento aqui construído pode auxiliar as empresas em rotinas de avaliação e julgamento sobre necessidade de treinamento de seus colaboradores, importante no contexto da indústria 4.0 (Karacay, 2018), dando às empresas uma maneira de detectar eventual defasagem entre o nível desejado e o aferido em domínio de competências digitais por parte de

profissionais de controladoria. Sob a perspectiva da profissão, essa medida poderá servir como de autoavaliação para situar o contador gerencial dentro de um domínio que se faz cada vez mais importante, o digital (WEF, 2020), auxiliando-o em decisões sobre busca de qualificação própria ou mesmo ao desempenhar a orientação de profissionais mais jovens.

Da perspectiva acadêmica, sob a qual não é trivial a elaboração de um instrumento para captura da competência digital para qualquer que seja a população (Ghomi & Redecker, 2019; Grošelj et al., 2021; van Laar et al., 2020), vê-se na métrica elaborada um possível componente de estudos futuros que se debrucem sobre o tema de digitalização na controladoria de diversas maneiras: em sala de aula, em processos seletivos, em rotinas de avaliação, em influência no processo decisório, entre tantas outras possibilidades. Vemos, por fim, neste instrumento, uma possível variável de controle de interesse para estudos sobre efeitos da digitalização na área de contabilidade gerencial feitos por entidades de classe, empresas e pela academia.

Além do instrumento desenvolvido, o esforço aqui empregado de análise do conteúdo publicado pelas entidades sobre o tema de digitalização na controladoria, contribui para o avanço da literatura da área, resumindo uma perspectiva atual dos profissionais da área quanto a esse processo de digitalização e, desta maneira, auxiliando o entendimento deste fenômeno atual e tão importante para a contabilidade gerencial.

Por fim, vê-se nos métodos estatísticos aqui apresentados e empregados uma contribuição importante para a literatura da área de contabilidade gerencial, onde a exploração das técnicas de análise fatorial é ainda relativamente rara. Outrossim, a utilização da teoria de resposta ao item em estudos na área de contabilidade gerencial voltados para a digitalização não é disseminada, configurando, nesse aspecto, uma contribuição singular trazida por este estudo.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Revisão da Literatura

Com a revolução digital apresenta-se de um lado um aumento na crença de que haverá melhor visibilidade associada às ações das organizações, um ‘*dream of full control*’ (Quattrone, 2016, p. 120). Paradoxalmente, junto a esse processo notamos um aumento da incerteza com relação aos resultados e conclusões que depreendemos dos dados. O distanciamento daquele que analisa os dados de seu processo de formação pode levar a inúmeras falhas de operacionalização e análise, na medida em que seu processamento seja aceito como mecanismo de caixa-preta e sejam ignorados aspectos importantes dos cálculos internos realizados (Moll & Yigitbasioglu, 2019). Evitar que interpretações de correlações espúrias se perpetuem e buscar dados num oceano cada vez maior de origens serão cada vez mais importantes dentro da contabilidade gerencial. Nas palavras de Quattrone (2016, p. 3):

The digital revolution [...] will make clear that the dichotomy between measurement and judgment is a false one and that information is always to be scrutinized and never to be quickly consumed. If I had to bet on what big data will do for decision-making, I would say that it will make people take wrong decisions much more quickly than before [...].

Outra característica recente trazida pela tecnologia à sociedade e, por extensão, à contabilidade, é a disponibilidade de grandes conjuntos de dados. Essa disponibilidade pressiona as organizações a buscarem por mais conhecimento (na forma de dados) em busca de um tipo de informação que seria perfeita, apesar da evidente impossibilidade de obtê-la (Quattrone, 2017). A escolha entre crer em fatos simplesmente ou exercer julgamentos e questionamentos sobre matérias de interesse é que se apresenta à contabilidade gerencial frente às novas tecnologias. Seguir a primeira é fomentar o argumento lógico de que os contadores serão substituídos por tecnologias, programadores e cientistas de dados (Quattrone, 2017), facilitando a atribuição de responsabilidade por más decisões a sistemas de informação, sob o argumento de que essas decisões são automatizadas e não sujeitas a interferência (Moll & Yigitbasioglu, 2019). Dar atenção à segunda opção, todavia, é que trará espaço para que a controladoria prospere nos próximos anos (Quattrone, 2017).

Sob outro ponto de vista, no entanto, o conhecimento em *Business Analytics* e Tecnologia da Informação é visto pela literatura como essencial para a área de contabilidade gerencial manter sua relevância nas organizações (Bhimani & Willcocks, 2014; Payne, 2014). Além disso, todas as dimensões de ação gerencial que são influenciadas pelas possibilidades de

dataficação abrem também novas possibilidades de controle (Bhimani, 2020), sendo essencial à contabilidade gerencial compreender essas possibilidades. Essas habilidades, direcionadas à digitalização, também já se manifestam nas recomendações de competências propostas por entidades de classe orientadas para o contador gerencial (CGMA, 2019a; IMA, 2019).

Se por um lado, há o problema dos números ‘mágicos’, como colocado por Quattrone (2016, p. 120), por outro a contabilidade gerencial vê na digitalização a possibilidade de migração para uma função mais estratégica nas organizações (Appelbaum et al., 2017; Rieg, 2018), colocando-a numa posição de maior prestígio (Horton et al., 2020) e reduzindo seu trabalho manual (ACCA, 2016). Essa posição, chamada de ‘*Business Partner*’, seria associada a decisões e tarefas de cunho estratégico, em contraposição à posição de ‘*Bean Counter*’, tradicional, mais repetitiva e de caráter operacional (Heinzelmann, 2019). A importância do conhecimento sobre *Big Data* para exercício da função de *business partner* se evidencia quando compreendemos que o advento do *Big Data* altera as organizações em maneiras complexas, gerando mudanças não só na formulação de processos de negócio, mas também comportamentais e políticas (Bhimani, 2015). A habilidade de lidar com *Big Data* irá redefinir as fronteiras de autoridade, influência e poder dentro das organizações (Bhimani, 2015) e a expertise em interpretar e utilizar *data analytics* deverá ser desenvolvida pelo profissional contábil para que ele mantenha sua relevância nas organizações (Richins et al., 2017). Outrossim, o conhecimento sobre as tecnologias disponíveis e suas possíveis aplicações ao mercado de atuação da organização é necessário para permitir ao profissional de controladoria avaliar estratégias de negócio sobre investimentos em tecnologia (Payne, 2014).

Olhando para o estado atual da área de controladoria no mercado, como evidenciado por alguns estudos, as funções tradicionais do *controller* não foram ainda suplantadas na prática (Horton et al., 2020; Rieg, 2018). A mudança de posição do *controller* dentro das organizações, de *bean conter* para *business partner*, amplamente discutida na literatura e desejada pela profissão como forma de adicionar mais valor ao seu trabalho (Graham et al., 2012), parece ainda não encontrar muitas evidências empíricas (Horton et al., 2020). Ainda assim, temos na literatura a posição de que o trabalho diário dos contadores será substancialmente afetado em consequência da disseminação de *Big Data* nas empresas. Apesar de a mudança ter se iniciado lentamente, ela irá se acelerar ao mesmo passo em que novas tecnologias forem mais frequentemente sendo aplicadas nas organizações (Bhimani & Willcocks, 2014).

Apesar da magnitude do impacto potencial da disseminação de novas tecnologias na contabilidade, a academia da área de contabilidade, de maneira geral, parece ainda não dar tanta

relevância ao tema de tecnologia, uma vez que os artigos mais citados relacionados a sistemas de informação e pesquisa em contabilidade gerencial não foram publicados nos três principais periódicos: *Journal of Accounting and Economics*, *Journal of Accounting Research* e *The Accounting Review* (Barrick et al., 2019). Além disso, apenas 2% dos artigos publicados nos *top journals* nos últimos 25 anos deram foco ao tema de sistemas de informação contábil (Summers & Wood, 2017). Esse padrão pode se alterar nos próximos anos como resposta a indicações de pesquisadores (Bhimani, 2020; Moll & Yigitbasioglu, 2019) para que haja mais estudos voltados ao tema de tecnologia.

A tecnologia de *Big Data* é atualmente utilizada por grandes empresas e tem recebido relativamente mais atenção por parte da academia do que outras que terão impacto na profissão contábil: *cloud*, *blockchain* e inteligência artificial (Moll & Yigitbasioglu, 2019). Por exemplo, numa edição especial do *Accounting, Auditing and Accountability Journal* (AAAJ) uma agenda de pesquisa sobre a interação entre contabilidade e *Big Data* foi publicada. Ela apresentava, entre outros, uma proposta de questão de pesquisa que vai ao encontro do objetivo deste estudo: a função dos contadores dentro das organizações ao usar *Big Data*, incluindo quais habilidades podem ter de adquirir para adicionar valor aos processos envolvendo *Big Data* (Arnaboldi et al., 2017). Na mesma linha, uma das cinco áreas para pesquisa em *Business Intelligence & Analytics* indicada pela literatura é a que se preocupa com o impacto do *Big Data* na contabilidade gerencial (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018), novamente, indo ao encontro do objetivo deste estudo.

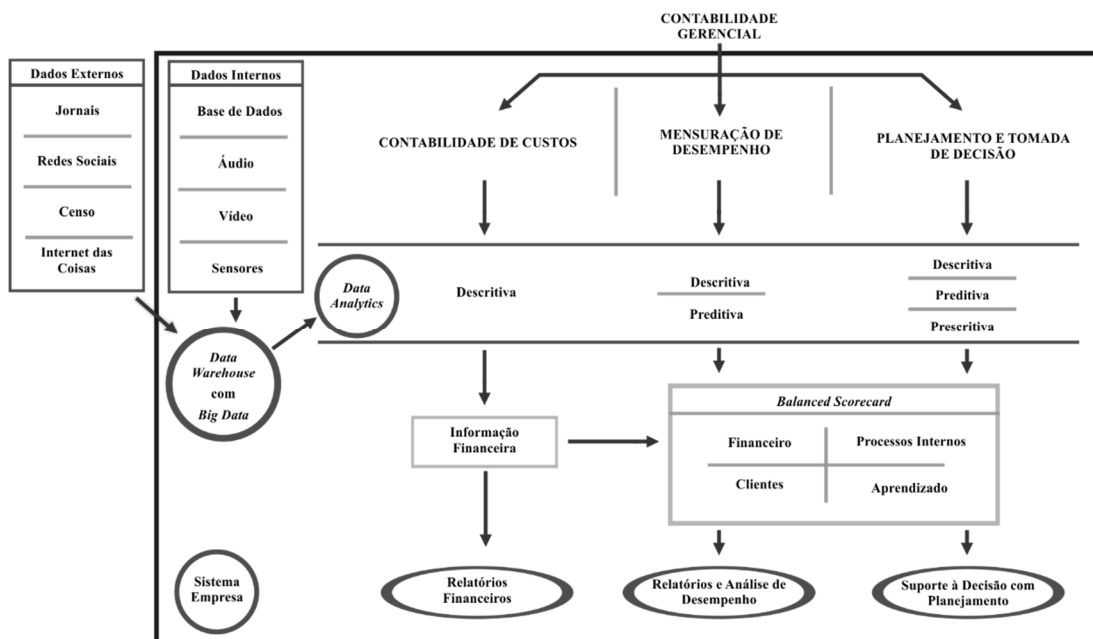
Aplicações de *Big Data* e *Analytics* em contabilidade gerencial encontradas nas empresas já são mencionadas por alguns estudos. Por exemplo, a microssegmentação de clientes em tempo real, com potencial de reduzir riscos e alterar decisões de negócio (Bhimani & Willcocks, 2014), influenciando dessa maneira o processo de tomada de decisão, central na prática profissional da controladoria. Outro exemplo é o de um modelo orçamentário que pode ser criado com dados de anos ao invés de alguns meses, como feito em aplicações convencionais de *business intelligence* (Smith, 2016). O desenvolvimento de novos e melhorados *Key Performance Indicators* (KPIs) pelas empresas também é oportunizado pelo *Big Data*, além de monitoramento em tempo real e auditoria contínua (Moll & Yigitbasioglu, 2019).

Nesse mesmo contexto o uso de *Internet of Things* (IoT), uma das fontes geradoras dos dados que configuram o *Big Data*, pode levar à expansão do valor adicionado pela contabilidade e à melhoria na qualidade dos dados que ela tem à disposição (ICAEW, 2019). *Robotic Process Automation* (RPA) é outra tecnologia que se insere no contexto da digitalização e pode alterar

profundamente o trabalho dos contadores nos próximos anos (IMA, 2020), influenciando potencialmente vários processos envolvidos com o ciclo de dados das organizações.

A vasta quantidade de informações e a velocidade potencial de seu processamento podem obrigar a contabilidade gerencial a reavaliar a maneira como a informação é coletada e processada, em particular, como ela pode usar dados em tempo real e conjuntos inteiros de dados (Bhimani & Willcocks, 2014). Na mesma linha, encontramos iniciativas na academia para desenvolver ferramental para o contador gerencial na era dos dados, como o *framework Managerial Accounting Data Analytics* (MADA) (Appelbaum et al., 2017), desenvolvido com base no *balanced scorecard* com a intenção de fornecer ao contador gerencial a habilidade de utilizar *Business Analytics* para mensurar desempenho e auxiliar no processo de tomada de decisão no contexto de *business intelligence*. O diagrama que ilustra o MADA pode ser visualizado na Figura 2. O MADA deixa claro que a origem dos dados que compõem o *Big Data* na perspectiva das organizações pode tanto ser interna quanto externa, estruturados ou não. O MADA também associa certas naturezas de ferramental analítico a áreas de contabilidade gerencial, colocando, por exemplo, técnicas descritivas como associadas à contabilidade de custos.

Figura 2 – *Managerial Accounting Data Analytics* (MADA)



Fonte: Adaptado de Appelbaum et al. (2017, p. 35)

Dentro do contexto de *Big Data*, as operações de mineração de dados se fazem cada vez mais comuns, ainda que estejam longe de extinguir suas possibilidades. A mineração de dados pode ser definida como o processo de descoberta de correlações significativas, padrões e

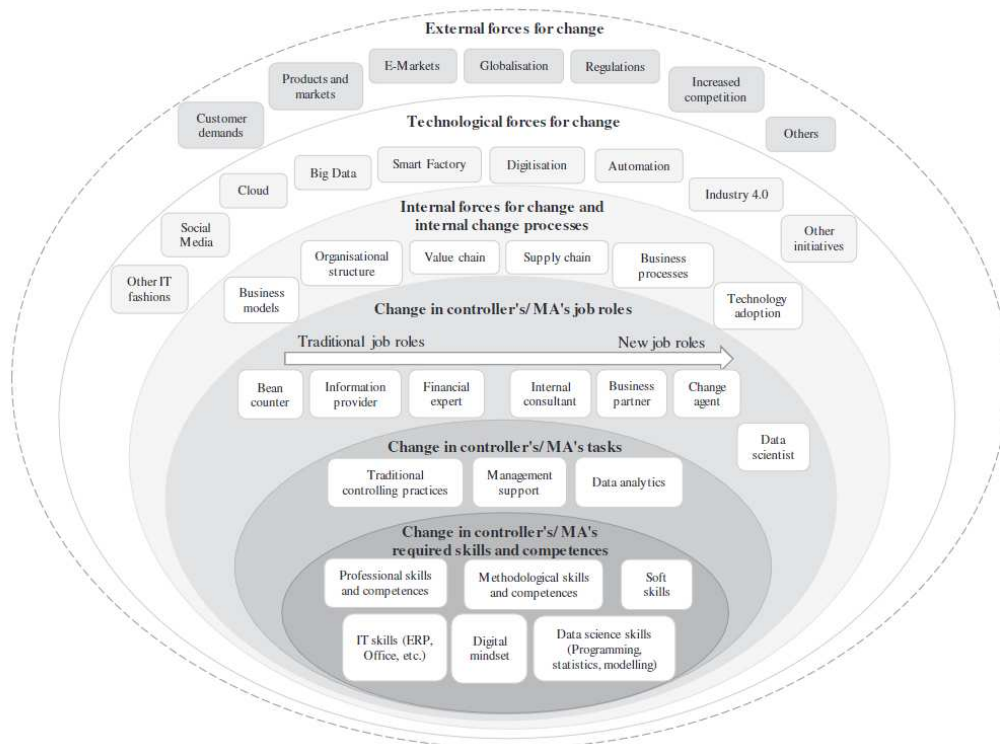
tendências através da análise de grandes volumes de dados armazenados em repositórios (Gartner, 2021). O uso de técnicas de mineração de dados na contabilidade publicados na literatura, ainda deixa muito espaço para novas aplicações, indicando possivelmente uma natureza ainda seminal de sua adoção. Aplicações prescritivas, particularmente, são as menos disseminadas (Amani & Fadlalla, 2017). A utilização de técnicas de mineração de dados é vista como uma das principais forças que impactarão a profissão de contabilidade nos próximos anos (ACCA, 2016).

O uso das novas tecnologias pela contabilidade gerencial enseja diversas perguntas sobre o impacto proveniente dessa mudança. Entre elas, como os profissionais de controladoria irão mensurar e obter valor de *Big Data* para tomada de decisão? Como *Big Data* afeta práticas de contabilidade gerencial como orçamento, precificação e mensuração de desempenho? Que novas regulações existem para prevenir segmentação antiética ou discriminatória? Quais técnicas de contabilidade são mais adequadas para *machine learning* (Moll & Yigitbasioglu, 2019)? Para bem responder a essas questões o nível de habilidade digital do *controller* será de grande importância. Firms que não saibam extrair valor de seus dados não serão impactadas pela grande quantidade agora disponível (Moll & Yigitbasioglu, 2019). Essas empresas, porventura, irão abdicar de ganhos ao não explorar essas possibilidades, pois empresas mais orientadas a dados possuem melhor resultado e mais produtividade que aquelas que não fazem uso de novas tecnologias (ICAEW, 2015). Ao se adaptar aos novos modelos de negócio e tecnologias é que os contadores gerenciais podem exercer um papel ativo na obtenção de dados e suporte à decisão, usando seu conhecimento da área de negócios para guiar as análises de dados com efetividade (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018). No entanto, por outro lado, o excesso de dados pode mesmo ser paralisante e prejudicar a inovação (ICAEW, 2015), mais pesquisas são sugeridas para entendermos como as empresas podem minimizar esse risco (Moll & Yigitbasioglu, 2019).

Na mesma linha, a literatura contábil hoje carece de estudos empíricos que investiguem tecnologias relacionadas a internet, o que surpreende dada a ligação dessas tecnologias com o trabalho dos contadores (Heinzelmann, 2019; Moll & Yigitbasioglu, 2019; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018), que potencialmente, serão crescentemente questionados em suas tarefas por outras profissões como a de cientistas de dados, trabalhadores de tecnologia e profissionais de marketing nos próximos anos (Moll & Yigitbasioglu, 2019; Payne, 2014).

A interação entre ciência de dados e a contabilidade, fruto de desenvolvimento tecnológico recente, pode ser entendida através do modelo explicativo apresentado pela Figura 3.

Figura 3 – Modelo explicativo para o processo de mudança no perfil do *controller*



Fonte: (Oesterreich et al., 2019, p. 16) ²

Na primeira camada do modelo apresentado, evidenciam-se as forças externas que ocasionam as mudanças na profissão. Essas forças incluem fatores como globalização, alterações internas nos mercados, mudanças nas demandas dos consumidores e nas regulamentações, assim como um aumento na competição em mercados globais. Na segunda camada, apresentam-se as forças tecnológicas de mudança, representando inovações que possuem perspectiva de ajudar as organizações a responder às forças externas. Na terceira camada, temos a representação das forças internas para mudança e mudança nos processos internos, consequências da introdução das tecnologias da segunda camada no ambiente empresarial. A quarta camada traz a mudança na função exercida pelo *controller*, se distanciando da figura tradicional e não atrativa (Friedman & Lyne, 1997) de *bean counter* e indo em direção à prestigiada função de *business partner*.

² A figura é apresentada no original em inglês devido às nuances semânticas de difícil tradução nos diversos conceitos apresentados por ela.

As alterações da indústria 4.0 criam no ambiente de negócios a demanda por uma nova função profissional, a de cientista de dados industrial, que seria responsável pela preparação, análise e aplicação dos dados nos estabelecimentos industriais que passarem pela digitalização (Lorenz et al., 2015). Nesse contexto, levando em conta que a análise de dados é hoje uma importante parte do trabalho da área de controladoria, surge o questionamento se o *controller* deve ou não ser também um cientista de dados (Oesterreich et al., 2019). Isso se manifesta pelo item da quinta camada do modelo apresentado na Figura 3, chamado ‘*Data Analytics*’, uma nova esfera de responsabilidade que pode recair sobre o contador gerencial, ao menos parcialmente. Para cumprir essa função o *controller* deverá possuir um conjunto específico de habilidades além das tradicionalmente associadas à profissão de contador gerencial. Programação, estatística, habilidade de modelagem, entre outros, são exemplos dessas habilidades.

Frente à digitalização, a expectativa da literatura é que o *controller* combine as funções de *business partner* com algumas partes da de cientista de dados (Heinzelmann, 2019; Oesterreich et al., 2019), ainda que a exata definição de quais habilidades serão dele exigidas seja ainda uma lacuna de pesquisa (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018). A manifestação dessa expectativa de combinação de habilidades de controladoria e ciência de dados na prática sobre os requisitos para vagas de emprego em contabilidade pode ser moderada por diversos fatores como tamanho das companhias (Oesterreich & Teuteberg, 2019) e mesmo disseminação de *Big Data* no ambiente de negócios onde a vaga estiver inserida (Oesterreich et al., 2019).

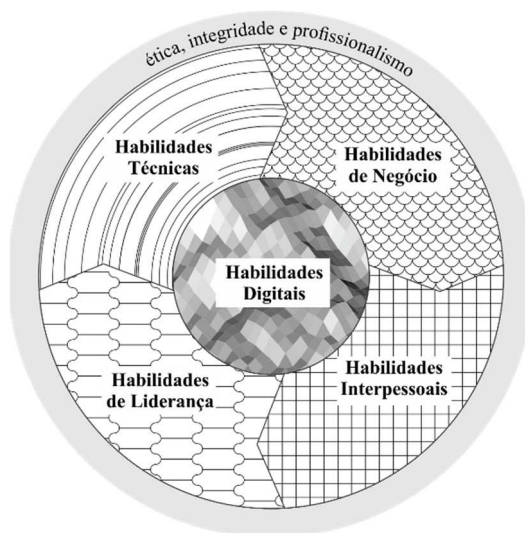
2.2 CGMA Competency Framework 2019

O CGMA é uma designação profissional, projetada para profissionais de finanças e contabilidade gerencial, fruto de uma parceria entre duas das mais prestigiadas entidades contábeis do mundo: o *American Institute of Certified Public Accountants* (AICPA) e o *Chartered Institute of Management Accountants* (CIMA).

O *framework* de competências do CGMA foi desenvolvido para ajudar contadores gerenciais e seus empregadores a entender os requisitos de conhecimento e avaliar as habilidades necessárias para cumprir as funções atuais e desejadas para a profissão de contador gerencial. Seu desenvolvimento ocorreu em três etapas de pesquisa: entrevistas, mesas de discussão e um questionário online. Os participantes foram profissionais de áreas financeiras e de outras áreas, de diversas indústrias e dos setores público e privado. Um total de 130

organizações de 14 países participaram das entrevistas. As mesas de discussão ocorreram em 20 países da Ásia, Europa, África e Américas. Aproximadamente 5.000 respostas foram obtidas no questionário online. O *framework*, resultado da pesquisa realizada, se apresenta dividido em cinco áreas interdependentes, exibidas na Figura 4 e tidas como essenciais para a profissão de contador gerencial. Cada área do conhecimento é dividida em categorias de competências. Cada competência apresenta quatro níveis de proficiência, sendo eles: *foundational*, *intermediate*, *advanced* e *expert*. A cada nível corresponde um conjunto de habilidades que o contador gerencial deve dominar, sendo em alguns casos associado ao nível hierárquico do contador gerencial na organização.

Figura 4 – *Framework* de competências do CGMA para o contador gerencial.



Fonte: Adaptado de CGMA (2019a, p. 2)

Dentre as áreas de conhecimento do *framework* do CGMA, iremos analisar mais profundamente a de *Digital Skills*, que compõe o foco deste trabalho por tratar de habilidades digitais recomendadas para o contador gerencial. Nessa área são formuladas seis dimensões de habilidades: *Information and Digital Literacy*, *Digital Content Creation*, *Problem-solving*, *Data Strategy and Planning*, *Data Analytics*, *Data Visualisation*. Abaixo serão brevemente descritas cada uma das dimensões. O detalhamento de seus níveis de proficiência e habilidades correspondentes, de acordo com o proposto pelo CGMA, está disponível no Anexo A.

Information and Digital Literacy é descrito como sendo o processo de entendimento de informações, dados e criação de conteúdo em ambiente digital. A evolução do nível de proficiência dentro dessa dimensão do *framework* se dá com o aumento na capacidade de julgamento sobre qualidade de fontes de dados e capacidade de obter e avaliar dados relevantes.

Digital Content Creation é a competência que representa o processo de criação, edição e melhoria de conteúdo digital, incluindo direitos de uso e licenças. Vemos que nesta competência, o crescimento do nível de proficiência está associado ao aumento na habilidade de manusear conteúdo digital, criá-lo, editá-lo, refiná-lo e utilizá-lo, tendo, inclusive, ciência sobre as implicações legais desse manuseio.

Problem-solving é o processo de identificar e resolver questões técnicas ao utilizar ferramentas digitais. Os níveis desta dimensão descrevem a evolução em conhecimento operacional na utilização de ferramentas digitais, partindo da capacidade de simples identificação de problemas com ferramentas digitais até a capacidade de se utilizar de tais ferramentas para inovar processos e produtos.

Data Strategy and Planning é o processo de desenvolver e gerenciar um conjunto de escolhas que alinham a estratégia de dados da organização à sua estratégia de negócios. Nesta dimensão, vemos requisitos de habilidades que permitem ao profissional gerenciar as políticas de dados da organização, passando por questões como privacidade, capacidade analítica e de modelagem de dados, interoperabilidade de dados, padronização, questões éticas, entre outras, relacionadas ao fluxo e utilização de dados na organização.

Data Analytics é o processo de checagem de qualidade de dados provenientes de múltiplas fontes, seleção de métricas adequadas para mensuração e desenvolvimento de aplicações de análises e verificação dos dados para fornecer à organização soluções baseadas em análise de dados. O crescimento do nível de proficiência nesta dimensão se dá através do aumento nas capacidades técnicas de obter dados confiáveis de diversas fontes, assim como no aumento da capacidade analítica relacionada ao uso desses dados, que permite transformá-los em informação útil para a organização dentro de seu ciclo de dados.

Data Visualisation é o processo de aplicar e desenvolver novas soluções de visualização e *dashboards*, com o intuito de prover soluções para necessidades específicas do negócio. Nesta dimensão, vemos que o nível de proficiência parte de um ponto onde o indivíduo consegue simplesmente expor dados conhecidos em formato conhecido para um ponto onde ele tem a capacidade de intervir na visualização e propor novos formatos para necessidades de negócio específicas.

Segundo o CGMA, os requisitos e utilização de conhecimento e habilidades variam ao longo da carreira do contador gerencial, com maior demanda por habilidades técnicas nos níveis iniciais. Com o progresso na carreira maior ênfase será dada a habilidades de liderança. As

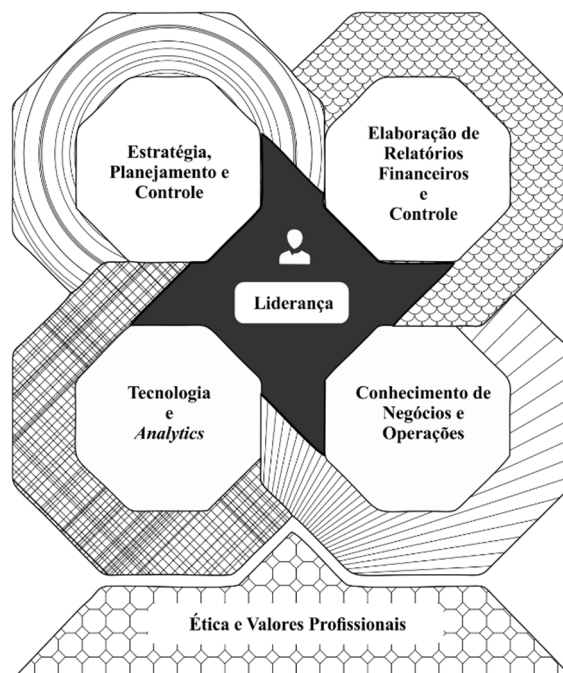
habilidades digitais serão chave para o contador gerencial, embora se tornem mais estratégicas conforme ele evolui em sua carreira. Essa tendência se manifesta na maneira como o contador aumenta seu nível de proficiência em cada uma das dimensões de *Digital Skills*.

2.3 IMA *Management Accounting Competency Framework 2019*

O IMA é uma associação global de contabilidade gerencial e finanças, fundada em 1919 nos Estados Unidos. Sua missão é fornecer a seus membros ferramentas, informações e redes de contato para avançar suas carreiras e alcançar sucesso profissional.

O *framework* do IMA identifica seis domínios de aspectos fundamentais que o contador gerencial deve apresentar para se manter relevante na era digital, em termos de conhecimento e habilidades. Esses domínios são apresentados na Figura 5. Cada domínio se divide em dimensões ou competências esperadas do contador gerencial. Cada dimensão apresenta cinco níveis de proficiência, sendo eles: *limited knowledge*, *basic knowledge*, *applied knowledge*, *skilled*, *expert*. Análogo ao *framework* do CGMA, a cada nível de proficiência, há uma correspondência a um conjunto de habilidades que o indivíduo deve dominar. O *framework* do IMA é oferecido como orientação para avaliação de habilidades, evolução de carreira e gerenciamento de talento dentro da profissão de contabilidade gerencial.

Figura 5 – *Framework* de competências do IMA para o contador gerencial.



Fonte: Adaptado de IMA (2019, p. 3)

Entre os domínios de conhecimento do *framework* do IMA, perscrutaremos o domínio *Technology & Analytics*, cujo escopo compõe o foco deste trabalho. Esse domínio se divide em quatro dimensões: *Information Systems*, *Data Governance*, *Data Analytics* e *Data Visualization*. O domínio *Technology & Analytics* é apresentado pelo IMA como representando o conjunto de habilidades necessárias para gerenciar tecnologia e analisar dados para elevar o sucesso organizacional. Abaixo serão brevemente descritas as quatro dimensões do domínio *Technology & Analytics*, de acordo com o proposto pelo IMA. O detalhamento de seus níveis de proficiência e habilidades correspondentes está disponível no Anexo B.

Information Systems representa o uso de tecnologia para dar suporte a processos operacionais e financeiros, resolver problemas, analisar dados e aumentar a performance do negócio. A evolução em sua proficiência representa o crescente conhecimento sobre os processos de negócio e sua integração com sistemas de informação, bem como o aumento no conhecimento sobre as tecnologias presentes atualmente na organização e as disponíveis no mercado para propor melhorias no aparato tecnológico utilizado, em consonância com o objetivo organizacional, e assim promover o aumento da performance do negócio. Essa dimensão, portanto, representa a capacidade de o profissional lidar com todas as esferas relacionadas à utilização de sistemas de informação pela entidade, do nível operacional ao estratégico, alinhando essa utilização aos objetivos organizacionais.

Data Governance diz respeito à garantia de disponibilidade, utilidade, integridade e segurança dos dados. Nesta dimensão vemos que o crescimento no nível de proficiência vem junto da evolução do conhecimento sobre os dados na organização e do nível de independência e liderança operacional sobre os processos que os envolvem, relacionados a armazenamento, vulnerabilidades, documentação, riscos, entre outros.

Data Analytics representa a capacidade do contador gerencial com relação à extração, transformação e análise de dados para obter *insights*, melhorar previsões e dar suporte à tomada de decisão. O aumento no nível de proficiência desta dimensão se associa a uma elevação na capacidade técnica de lidar com *softwares*, técnicas e ferramentas voltados à análise de dados a partir das quais se habilitam novas metodologias de análise que potencializam o contador gerencial a lidar com diferentes formas e tamanhos de conjuntos de dados.

Data Visualization é a dimensão que representa a capacidade de apresentar dados visualmente com a finalidade de explicar melhor padrões, tendências e correlações importantes. O grau de proficiência nesta dimensão aumenta conforme crescem as capacidades técnicas de

lidar com diferentes opções de apresentação de dados, softwares especializados, conhecimento sobre boas práticas de *design*, e domínio de ferramental que permita propor e executar a visualização mais adequada para cada público e conjunto de dados.

A tecnologia vem redefinindo a função do contador gerencial enquanto também altera o ambiente de negócios e a profissão de contabilidade gerencial (IMA, 2019) e o domínio *Technology & Analytics*, cujas dimensões foram colocadas acima, é o principal responsável por capturar as habilidades digitais demandadas do contador gerencial no *framework* do IMA.

2.4. Comparativo entre os *frameworks* do IMA e CGMA

Os *frameworks* apresentados tiveram em suas respectivas últimas alterações um ganho de foco no quesito de habilidades envolvendo tecnologias digitais. O IMA relata que a tecnologia está redefinindo a função da contabilidade gerencial em uma velocidade sem precedentes (IMA, 2019). O CGMA vai ao encontro dessa afirmação ao dizer que tecnologia e a digitalização estão afetando a função da profissão de contador gerencial e que as habilidades digitais serão chave para o profissional ao longo de toda sua carreira (CGMA, 2019a). Embora o número de dimensões associadas às habilidades digitais de cada *framework* seja diferente, o do IMA com quatro em seu domínio *Technology & Analytics* e o do CGMA com seis em sua área de conhecimento *Digital Skills*, vemos sobreposição parcial do conteúdo que eles abrangem, sendo viável uma proposta de unificação dessas dimensões de habilidades do contador gerencial. Por exemplo, a dimensão de *Digital Content Creation*, proposta pelo CGMA, se preocupa, resumidamente, com a habilidade de criar e editar conteúdo com ciência sobre as implicações legais dessas operações. Enquanto criação de conteúdo, há clara correspondência com as dimensões de visualização de dados propostas pelo IMA e pelo próprio CGMA. Enquanto preocupação legal, ela se intersecciona com o proposto em *Data Governance* pelo IMA.

Os *frameworks* possuem também algumas diferenças. O CGMA associa, em alguns casos, os níveis de proficiência em cada área de conhecimento com o nível de senioridade do profissional, indo de staff para o nível de proficiência *foundational* até executivos de nível C³ no nível de proficiência *expert*. O IMA não menciona a senioridade ao discutir seus níveis de proficiência. Além disso, apesar de propor mais dimensões que o IMA, o CGMA apresenta

³ Executivos que ocupam as posições hierarquicamente mais altas nas empresas, cujos títulos em inglês geralmente se iniciam pela letra C (*Chief Executive Officer, Chief Financial Officer, etc*).

definições mais sucintas das habilidades requeridas em cada nível de proficiência, além de propor menos níveis de proficiência que o IMA. Com isso, no *framework* do IMA existe uma evolução possivelmente mais paulatina dentro dos níveis de proficiência de cada dimensão que aquela averiguada no *framework* do CGMA.

3. MÉTODO DE PESQUISA

3.1. Delineamento da Pesquisa

Este trabalho possui abordagem indutiva quanto à investigação conduzida. Os itens da escala foram gerados de maneira indutiva pelas fontes utilizadas, a partir dos quais o trabalho conduz etapas de desenvolvimento para propor uma estrutura supostamente generalizável de avaliação a partir das observações disponíveis. Os dados coletados foram utilizados para explorar o fenômeno e buscar padrões, característica de abordagens indutivas (Saunders et al., 2019).

Quanto ao método empírico para coleta de dados, este estudo utilizou levantamento (*survey*) conduzido em ambiente digital. Ele teve propósito caracteristicamente descritivo e *cross-sectional* (Van der Stede et al., 2005). A pesquisa bibliográfica também teve importante participação na coleta de informações para condução deste trabalho, além de contribuir com os fundamentos teóricos e metodológicos das análises estatísticas empregadas.

3.2. Design da Pesquisa

Para completar o objetivo geral deste estudo, a construção e validação de um instrumento de autorrelato de competência digital do profissional de controladoria, foram avaliados procedimentos baseados na literatura sobre desenvolvimento de escalas (Boateng et al., 2018; Hinkin, 1998; Morgado et al., 2018; Netemeyer et al., 2003; Rossiter, 2002), assim como em aplicações desses procedimentos (Biesecker et al., 2017; Braun & Hadwich, 2016; McLean et al., 2005; Rentz et al., 2013; Scussel & Demo, 2019; Yi, 2009). Seguindo proposta da literatura (Boateng et al., 2018), foram aplicadas três etapas de pesquisa para desenvolvimento do instrumento. As etapas e os passos que ocorrem em cada uma delas podem ser visualizadas na Tabela 1.

Tabela 1 – Etapas do desenvolvimento da escala

Etapa	Passos
1. Desenvolvimento dos itens	1.1. Identificação do domínio e geração inicial dos itens.
	1.2. Análise de evidências de validade de conteúdo.
2. Desenvolvimento da Escala	2.1. Pré-teste do questionário
	2.2. Aplicação do questionário

	2.3. Redução dos itens
	2.4. Extração dos fatores
3. Avaliação da Escala	3.1. Quanto à dimensionalidade
	3.2. Quanto à confiabilidade
	3.3. Quanto à validade

Fonte: Adaptado de (Boateng et al., 2018)

O desenvolvimento dos itens, primeira etapa do processo de desenvolvimento de escalas aqui adotado, onde será gerado o conjunto inicial de itens para a escala é subdividido em dois passos: (1.1) identificação do domínio e geração inicial dos itens, onde determina-se quais itens serão perguntados; (1.2) análise de evidências de validade de conteúdo, onde buscamos compreender se os itens propostos mensuram adequadamente o domínio de interesse. A segunda etapa, de desenvolvimento da escala é onde os itens serão refinados. Ela é subdividida em quatro passos: (2.1) pré-teste do questionário, para garantir que as perguntas e respostas sejam significativas; (2.2) aplicação do questionário, obtendo os dados do público-alvo; (2.3) redução dos itens, para que a escala seja parcimoniosa; e (2.4) extração dos fatores latentes, onde investigamos os fatores que emergem das observações coletadas. A última etapa, de avaliação da escala, por sua vez, se subdivide em três passos: (3.1) quanto à dimensionalidade, buscando analisar se as dimensões esperadas condizem com as encontradas no teste; (3.2) quanto à confiabilidade, estudando se as respostas são consistentes quando repetidas; e (3.3) quanto à validade, onde buscamos evidências de que medimos o construto desejado (Boateng et al., 2018).

3.3. Coleta de Dados

O objetivo da coleta é obter dados para construção da escala de competência digital dos profissionais de controladoria, proposta do estudo. A população-alvo do estudo é a dos profissionais de controladoria, nos diversos níveis de senioridade da profissão. O nível de análise de interesse da pesquisa é individual, sendo o profissional de controladoria o respondente de interesse.

Para operacionalização do passo de aplicação do questionário da pesquisa foi elaborado um questionário online na plataforma *web* do Google Forms. O link foi divulgado entre os respondentes de interesse através de LinkedIn e lista de e-mails da instituição de ensino parceira deste estudo, Fundação Instituto de Pesquisas Contábeis, Atuariais e Financeiras (FIPECAFI).

Para buscar elevadas taxas de resposta, seguindo orientação da literatura (van der Stede et al., 2006), houve menção junto ao link da elaboração deste estudo dentro da Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Atuária da Universidade de São Paulo, servindo como corroboração de instituição atrelada à contabilidade gerencial, acadêmica ou profissionalmente. Além disso, como fomento à obtenção de respostas, aos respondentes que optaram por isso, foi informado que eles receberiam o resultado desta pesquisa. Essa informação interessa ao profissional de contabilidade gerencial que deseja se avaliar no quesito de competência digital dentro do contexto do mercado de trabalho atual.

O questionário aplicado foi composto de 36 itens relacionados ao instrumento em si e 17 variáveis de controle de interesse do pesquisador para eventual segmentação da amostra e busca de evidências de validade. Os 36 itens serão descritos em seção abaixo, referente a implementação da pesquisa. As variáveis de controle podem ser visualizadas no Apêndice B.

A escolha das variáveis de controle foi realizada tendo em mente dois objetivos: auxiliar na busca por evidências de validade e explicitar o perfil demográfico dos respondentes da pesquisa, permitindo a verificação de seu enquadramento no público-alvo para eventual desconsideração de respostas. Muito dos itens cumprem os dois objetivos simultaneamente. Os tipos de resposta esperados de cada item (Likert, inteiro, textual, etc) estão disponíveis no Apêndice B.

Quanto às variáveis de controle, a primeira variável (vc_01) indaga sobre a posição do respondente na empresa. Isso permite verificar se o cargo ocupado por ele o coloca dentro do público-alvo desejado. Além disso, o item abre a possibilidade de investigação sobre a eventual associação entre nível hierárquico e competência digital aferida. As variáveis “vc_02”, “vc_09” e “vc_10”, tempo de carreira, curso de graduação e grau de escolaridade, respectivamente, foram elaboradas para verificação do público-alvo, mas permitem também a investigação sobre sua associação com os escores fatoriais estimados. As variáveis “vc_03”, “vc_04”, “vc_07”, “vc_13”, “vc_14” e “vc_15” abrem possibilidade para investigação de evidências de validade, pois sua associação com competência digital, se confirmada pode reforçar ou enfraquecer a validade da escala. Além disso, a distribuição das respostas a esses itens permite compreender o perfil do respondente e sua relação profissional com tecnologia, ampliando as possibilidades de interpretação dos resultados empíricos encontrados na pesquisa. As variáveis “vc_05” e “vc_06” foram colocadas como insumo para análises de correlações de interesse, subsequentes à elaboração da escala. As variáveis “vc_08” e “vc_16” foram inseridas no questionário para que a investigação de suas associações com competência digital fosse possível. Essas

associações têm sido recentemente exploradas pela literatura (Oesterreich & Teuteberg, 2019). As variáveis “vc_11” e “vc_12” foram colocadas como fonte de dados para exploração de evidências de validade dos escores gerados pela escala. Por fim, a variável “vc_17” foi proposta para definir o perfil demográfico do respondente, mas acabou por configurar também uma fonte de validade em sua associação com os escores.

Os 36 itens relacionados à escala foram apresentados na forma de afirmações com uma escala Likert de cinco pontos no formato de (1) a (5). Sendo (1) apresentado como “Discordo Totalmente” e (5) como “Concordo Totalmente”. Escalas com poucos pontos ou pontos em excesso podem apresentar pouca fidedignidade (Simms et al., 2019). Estudos indicam que escalas Likert contendo entre quatro e sete pontos apresentam consistência no escore dos participantes, não apontando razões claras para que a estrutura clássica de cinco pontos não seja aplicada (Simms et al., 2019), daí a escolha por cinco categorias de resposta.

3.4. Desenvolvimento de Escalas

Instrumentos de mensuração que são coleções de itens combinados num único escore com a intenção de revelar níveis de variáveis teóricas não diretamente observáveis (variáveis latentes) são comumente chamados de escalas. O desenvolvimento de escalas ocorre quando se quer mensurar um fenômeno que se crê existir devido a alguma fundamentação teórica, mas que não pode ser acessado diretamente (DeVellis, 2017). As escalas são tipicamente usadas para capturar um comportamento, sentimento ou ação que não pode ser aferida com um único item (Boateng et al., 2018).

A construção de instrumentos conta essencialmente com processos que visam a garantir a validade dos mesmos, num processo contínuo (Boateng et al., 2018). As fontes de validade de instrumentos são cinco, apresentadas na Tabela 2, de acordo com uma obra canônica (AERA et al., 2014) voltada para as áreas de educação e psicologia, cujas literaturas são densamente povoadas pelo desenvolvimento de instrumentos, publicada por três entidades: *American Educational Research Association* (AERA), *American Psychological Association* (APA) e *National Council on Measurement in Education* (NCME).

O conceito de validade é tido pelo modelo teórico seguido neste trabalho como unitário: ele representa o grau em que a evidência acumulada dá suporte à interpretação pretendida dos escores do teste para o uso proposto (AERA. et al., 2014). As fontes de validade dão foco a

diferentes aspectos desse conceito único. O entendimento, portanto, é de que a validade não é uma propriedade do instrumento, mas sim dos escores por ele gerados.

Tabela 2 – Fontes de Validade de Instrumentos

Fonte	Descrição
Evidência Baseada no Conteúdo	Em que medida o construto de interesse é avaliado pelo conteúdo do teste. Temas, palavras utilizadas e formatação das questões são considerados nesta fonte.
Evidência Baseada no Padrão de Resposta	Avaliações teóricas e empíricas sobre a forma como os participantes respondem a escala e seus processos cognitivos durante o teste.
Evidência Baseada na Estrutura Interna	Em que medida a estrutura empírica do instrumento reflete a estrutura teórica do construto.
Evidência Baseada na Relação com Outras Variáveis	O grau em que os scores do teste se associam de maneira teoricamente esperada com medidas externas. Esta fonte de validade é subdividida em convergente (alta correlação, positiva ou negativa), discriminante (baixa correlação) e de critério (medida de um atributo operacionalmente independente do teste). Esta última, por sua vez, subdividida em concorrente (mesmo construto avaliado por duas medidas distintas) e preditiva (predição de comportamento futuro, caracteristicamente de natureza longitudinal).
Evidência Consequencial	Avalia aspecto ético da mensuração, de modo a considerar consequências eventualmente negativas ou positivas da operacionalização do teste.

Fonte: Adaptado de (AERA. et al., 2014)

O processo de desenvolvimento de escalas encontra diversas variações na literatura, em termos de jargões utilizados, técnicas estatísticas aplicadas e mesmo etapas seguidas no trabalho (Boateng et al., 2018). Entretanto, algo comumente encontrado nas propostas existentes na literatura é a importante parte da aplicação do questionário. O método de *survey* para instrumentalização de habilidades digitais em diferentes populações é o mais adotado pela literatura que busca formular medidas de competência digital devido às vantagens que ele apresenta em termos de escalabilidade, cobertura populacional, processamento e custo de

execução (Grošelj et al., 2021). Além disso, *surveys* são utilizadas para esclarecer a opinião de profissionais práticos, gerando dados que descrevem suas preferências e crenças (Bloomfield et al., 2016), característica consoante com o objetivo deste estudo. Ademais, *surveys* podem também elucidar variáveis dependentes e outras informações que permitem a mensuração de construtos específicos (Bloomfield et al., 2016), novamente adequando-se ao que se pretende neste trabalho.

3.5. Análise Fatorial

Desde sua inserção na comunidade científica há mais de um século no contexto de procura por um fator geral de inteligência (Spearman, 1904), a análise fatorial foi aplicada em inúmeros esforços de pesquisa, objeto de diversos estudos metodológicos e hoje configura uma ferramenta estatística essencial em pesquisa comportamental (Peterson, 2000). Conceitualmente a análise fatorial é uma família de técnicas estatísticas multivariadas vinculadas por decisões analíticas do pesquisador (Peterson, 2000). A análise fatorial é uma ferramenta analítica útil para determinar empiricamente quantos construtos (ou variáveis latentes, ou fatores) compõem um determinado conjunto de itens (DeVellis, 2017), tendo por objetivo geral a redução dos dados mantendo nível satisfatório de informação. Nas palavras de Peterson (2000, p. 262).

Simply stated, the objective of factor analysis is analytical parsimony tempered with interpretative plausibility.

A análise fatorial exploratória (AFE) consiste num conjunto de técnicas multivariadas com objetivo de encontrar a estrutura subjacente em uma matriz de dados e determinar suas variáveis latentes (fatores) a partir das observações disponíveis (Brown, 2006). Pela análise da covariância entre as variáveis observadas, a AFE define fatores que lhe expliquem. Dessa maneira, variáveis observadas emanam de um mesmo fator se partilham variância. Essa variância compartilhada é manifestação da influência exercida sobre as variáveis pelo mesmo construto ou variável latente (Brown, 2006). Uma variável latente é uma variável não observada que explica o padrão de resposta aos itens.

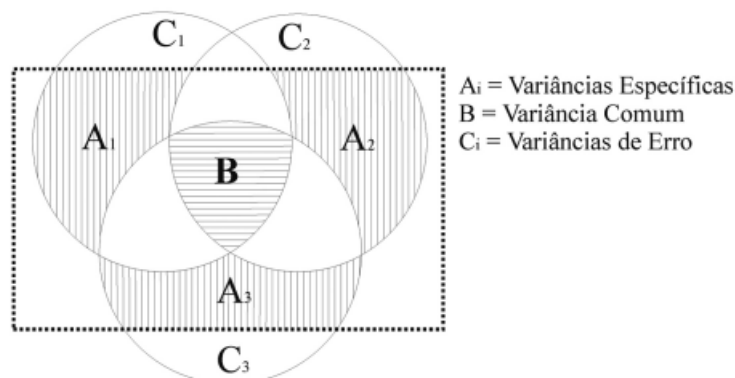
Cabe ressaltar aqui a essencial diferenciação entre AFE e a Análise de Componentes Principais (ACP). As duas técnicas, frequentemente confundidas, têm por objetivo a redução dos dados originais. A ACP foi o método de redução de dados classicamente mais utilizado devido ao fato de que seus cálculos são de mais fácil execução, reduzindo o investimento e

facilitando o acesso aos recursos necessários para sua aplicação por parte dos pesquisadores. Devido a esse histórico a ACP é o método padrão de redução de dados em muitos dos principais programas estatísticos disponíveis, o que eventualmente confunde os pesquisadores, levando-os a acreditar que a ACP seja um tipo de AFE (Damásio, 2012). As técnicas são, entretanto, fundamentalmente diferentes:

A ACP está baseada apenas na correlação linear das variáveis observadas e não diferencia a variância comum da variância específica entre os itens. Quando os itens são retidos em um determinado componente, utilizando o método da ACP, os índices apresentados incluem tanto a variância comum quanto a específica. Já na AFE, apenas a variância comum é considerada [...]. (Damásio, 2012, p. 215)

O entendimento das variâncias entre os itens é ilustrado na Figura 6.

Figura 6 – Ilustração das variâncias entre três itens e suas relações com um fator hipotético.



Fonte:(Damásio, 2012)

Pela ACP ficamos sujeitos a valores de variância, considerados para geração dos componentes, possivelmente inflados pela variância específica dos itens (Costello & Osborne, 2005). Na AFE, a análise apenas da variância comum é baseada na crença de que as demais (específica e o erro) retiram o foco dos processos subjacentes (Tabachnick & Fidell, 2019). Resumidamente, ACP analisa variância enquanto a AFE analisa covariância. O uso da ACP deve, portanto, ser preterido em favor da AFE quando queremos observar um construto latente atualmente (Howard, 2016).

No contexto da AFE, um importante conceito é o de variância explicada. Ele refere-se à porção de variância comum dos itens que um fator, ou conjunto de fatores, consegue explicar (Damásio, 2012). Para fundamentar análises seguintes deste estudo, cabe expor quais níveis de variância explicada são comumente encontrados na literatura. Esses níveis estão disponíveis na Tabela 3, elaborada com base em levantamento realizado com 803 análises fatoriais publicadas

em 568 artigos de 1964, ano em que softwares estatísticos começaram a disponibilizar pacotes para execução de análise fatorial, a 1999 (Peterson, 2000).

Tabela 3 – Valores de Referência para Variância Explicada

Decil	Percentual de Variância Explicada por Todos os Fatores
10°	34
50°	58
90°	76

Fonte: Adaptado de (Peterson, 2000)

Os conceitos de comunalidade e carga fatorial também devem ser esclarecidos. A comunalidade é um valor estimado que representa a proporção de variância de uma variável observada que pode ser explicada pelos fatores latentes. Valores de comunalidade entre 0.40 e 0.70 são tidos como moderados (Costello & Osborne, 2005). Próximo a ele, o conceito de carga fatorial, também importante na AFE, reflete a correlação entre a variável observada e os fatores latentes. Para as cargas fatoriais, não há na literatura pontos de corte absolutos para avaliação, mas cargas no intervalo entre 0,60 e 0,90 são tidas como razoáveis. Abaixo disso contém pouca informação e acima podem configurar itens redundantes ou indicar erros de mensuração (Netemeyer et al., 2003). Cabe aqui ressaltar que, matematicamente, a comunalidade é a carga fatorial padronizada ao quadrado.

Como condição necessária para execução da AFE, a matriz de dados deve ser passível de fatoração. A avaliação da possibilidade de fatoração se dá por meio de dois métodos: o critério de Keyer-Meyer-Olkin (KMO) e o teste de esfericidade de Bartlett (Dziuban & Shirkey, 1974).

O KMO expressa a quantidade de variância comum numa matriz de dados, assim seu índice nos indica se há variância comum suficiente para justificar a análise fatorial naquele conjunto de dados. Ele é aplicado sobre a matriz de correlações dos dados e varia de zero a um. Valores de KMO iguais a zero indicam a ausência de variância comum, enquanto valores próximos a um indicam quantidade substancial de variância comum na matriz de correlações (Lorenzo-Seva et al., 2011). A Tabela 4 traz as regras de avaliação do valor do KMO.

Tabela 4 – Critério para avaliação dos valores de KMO

Valores	Avaliação
---------	-----------

Entre 0,0 e 0,5	Inaceitáveis para fatoração
Entre 0,5 e 0,7	Medíocres
Entre 0,7 e 0,8	Bons
Entre 0,8 e 0,9	Ótimos
Entre 0,9 e 1,0	Excelentes

Fonte: Adaptado de (Hutcheson & Sofroniou, 1999)

Já o teste de esfericidade de Bartlett avalia a proximidade da matriz de covariância com uma matriz-identidade, tendo por hipótese nula a igualdade entre elas. A igualdade com a matriz identidade significa uma total ausência de correlação entre os itens. O teste avalia a significância geral de todas as correlações em uma matriz de dados. Níveis de significância com p-valor abaixo de 0,05 indicam que a matriz é fatorável (Damásio, 2012). Via de regra, os resultados do teste de esfericidade e do KMO são consoantes com relação à indicação de fatorabilidade da matriz em análise (Dziuban & Shirkey, 1974).

Comprovada a fatorabilidade da matriz, o próximo passo na aplicação da AFE diz respeito à retenção de fatores. Essa é uma das mais importantes decisões de todo o processo de análise fatorial. Durante a retenção dos fatores dois problemas podem ocorrer: superestimação ou subestimação dos fatores (Damásio, 2012). A superestimação pode levar a resultados supérfluos com reduzido poder explicativo (Patil et al., 2008). A subestimação por sua vez, pode gerar perda de informação (Franklin et al., 1995).

Um dos clássicos e mais utilizados critérios de retenção fatorial é o Kaiser-Guttman, conhecido como o critério do *eigenvalue* maior que um (Patil et al., 2008). Na análise fatorial, a variância da matriz de correlação dos dados é condensada em autovalores, ou *eigenvalues*, gerando maiores autovalores para os fatores com maior variância (Tabachnick & Fidell, 2019). Pelo critério de Kaiser-Guttman, os fatores que apresentassem *eigenvalues* maiores que um estariam explicando mais que a si mesmos, indicando, portanto, que deveriam ser retidos (Floyd & Widaman, 1995). Esse critério, apesar da ampla utilização no passado e de sua simplicidade, pode levar ao problema da superestimação (Costello & Osborne, 2005), não sendo mais recomendado (Patil et al., 2008).

Como alternativa ao Kaiser-Guttman, a literatura tem adotado, ainda que recentemente no Brasil (Damásio, 2012), o método das análises paralelas (AP). A AP, em sua versão clássica, executa simulações de Monte-Carlo para gerar *eigenvalues* aleatórios para as correlações e então os compara aos *eigenvalues* observados, retendo apenas os fatores com maior

significância observada que a calculada a partir dos dados aleatórios (Damásio, 2012). Há ainda, a implementação otimizada da AP, que utiliza técnica de permutação aleatória dos valores amostrais (*bootstrapping*) sendo recomendada quando o método convergir a partir dos dados observados (Timmerman & Lorenzo-Seva, 2011).

Embora originalmente desenvolvido para retenção de componentes, o método AP vem sendo adaptado para uso no contexto da AFE (Crawford et al., 2010) e é considerado um método adequado para determinar o número de fatores a serem retidos (Howard, 2016; Lorenzo-Seva et al., 2011; Patil et al., 2008). Por ser uma técnica baseada em amostras, a AP apresenta melhor acurácia na retenção dos fatores que a Kaiser-Guttman, baseada em população (Franklin et al., 1995; Zwick & Velicer, 1986).

Após a retenção fatorial concluída, o passo da rotação fatorial é executado na AFE multifatorial. Os fatores não rotacionados são dados representando meras abstrações matemáticas que encontram na fase de rotação fatorial sua transformação em dados interpretáveis pelo pesquisador (DeVellis, 2017).

As rotações fatoriais podem ser de duas naturezas: ortogonais ou oblíquas. As ortogonais assumem que os fatores são independentes entre si. As oblíquas, por sua vez, permitem que os fatores sejam correlacionados, configurando um caso genérico das ortogonais. O pressuposto das rotações ortogonais é raramente atendido nas ciências humanas (Damásio, 2012), restando a indicação metodológica de utilização de rotação oblíqua para manipulação dos dados nesta etapa. Importante ressaltar que dada a permissão de correlação entre fatores da rotação oblíqua, a variância explicada por cada fator passa a ser compartilhada com mais fatores, ponto que se deve ter em mente ao avaliar a métrica de variância explicada dos fatores (a simples soma desses valores deve ser avaliada com cautela, pois há sobreposição entre eles).

Com relação ao tamanho amostral necessário para execução da análise fatorial, existem diferentes indicações na literatura (Cattell, 1978; Everitt, 1975; Gorsuch, 1988), sem consenso. No entanto, nenhum experimento de simulação realizado foi capaz de corroborar ou refutar as indicações de tamanho amostral (MacCallum et al., 1999), restando a postura metodológica de entender o tamanho amostral como uma evidência a corroborar ou contestar os achados obtidos pela análise fatorial, sabendo que amostras grandes diminuem o erro amostral. Há evidências, inclusive, de soluções estáveis com um, dois ou mesmo três respondentes por item (Barrett & Kline, 1981). Essa incerteza quanto ao tamanho amostral advém do fato de que a quantidade mínima da amostra depende da qualidade do instrumento avaliado (Damásio, 2012), algo difícil

de isolar e mensurar em estudos que busquem encontrar uma regra para determinação da quantidade mínima de respondentes.

Uma característica importante da estrutura fatorial gerada pela análise fatorial empregada é a sua confiabilidade. A confiabilidade de um instrumento é a medida em que ele gera resultados consistentes. Na prática, isso implica que o escore gerado pelo instrumento representa o verdadeiro estado da variável latente. Assim, entende-se, por exemplo, que se o instrumento é confiável, qualquer alteração do escore provem de uma alteração no nível do construto subjacente. Mais formalmente, a confiabilidade de um instrumento é a proporção da variância atribuível ao verdadeiro escore da variável latente (DeVellis, 2017).

A classicamente mais utilizada métrica de confiabilidade dos escores do teste é o alfa de Cronbach (Cronbach, 1951; Hinkin, 1998; Sijtsma, 2009). Ele é uma medida que avalia o padrão de correlação entre os itens, trazendo uma estimativa de zero a um sobre o quanto os itens estão, em média, correlacionados entre si. O alfa de Cronbach, no entanto, representa com precisão a confiabilidade dos escores apenas sob o pressuposto da τ -equivalência (tau equivalência) essencial, caso contrário o número calculado representa apenas um limite inferior subestimado da confiabilidade dos escores (Sijtsma, 2009). O pressuposto da τ -equivalência essencial exige que todos os itens sejam igualmente bons em capturar o construto, ou fator, que compartilham (DeVellis, 2017), algo muito difícil de verificar em instrumentos na prática (Sijtsma, 2009). Dito de outra forma, a τ -equivalência assume que os itens possuem a mesma carga fatorial.

Para superar as limitações do alfa de Cronbach, a literatura sugere o uso da medida de confiabilidade composta (Valentini & Damásio, 2016) que, baseada na metodologia de equações estruturais e análoga ao alfa de Cronbach, propõe um cálculo que engloba o do próprio alfa de Cronbach, caso a τ -equivalência essencial seja verificada, mas que pode ser aplicado a quaisquer mensurações propostas de modelos congêneros sem subestimar a confiabilidade (Raykov, 1997). O ponto de corte para avaliação da confiabilidade composta não é consolidado, mas 0,80 é um número tido como razoável pela literatura (Netemeyer et al., 2003).

Alternativamente ao alfa de Cronbach também vale notar o $\hat{\Omega}$ de McDonald (McDonald, 1999). Ele é tido como um indicador mais adequado que o alfa de Cronbach para consistência interna, especialmente quando há violação da τ -equivalência essencial, apresentando um risco menor de superestimação e de subestimação que o alfa (Dunn et al., 2014).

Um indicador adicional de precisão do instrumento dentro da AFE é o da Variância Média Explicada (VME). O índice VME foi originalmente apresentado como uma fórmula para aferir validade convergente, mas mais recentemente tem sua interpretação associada à precisão do instrumento. Ele varia de 0 a 1 e dá a proporção média da variância dos itens explicada pela variável latente (Valentini & Damásio, 2016).

A replicabilidade da escala obtida na AFE pode ser avaliada pelo índice G-H (Hancock & Mueller, 2000). Ele é uma evidência de que a estrutura fatorial encontrada pela AFE se manterá estável em outros estudos. O índice se propõe a medir quão bem o conjunto de itens representa um fator comum. Quanto maior seu valor, mais forte a evidência de replicabilidade. O índice varia de 0 a 1, se aproximando de 1 conforme um dos indicadores possua perfeita correlação com o fator analisado. O ponto de corte atualmente indicado para o índice G-H é de 0,80 (Ferrando & Lorenzo-Seva, 2018). Ademais, para análises policóricas, como a empregada neste estudo, o índice G-H assume duas formas, a latente e a observada. A distância entre os valores do índice G-H latente e do índice G-H observado pode indicar a eventual inadequação da utilização de um modelo linear nas aproximações realizadas pelo modelo da AFE (Ferrando & Lorenzo-Seva, 2018).

Um dos mais úteis resultados da análise fatorial é a geração do escore fatorial. Escores fatoriais são estimativas do escore que os participantes teriam obtido em cada fator caso os construtos que os fatores representam fossem diretamente mensurados (Tabachnick & Fidell, 2019), servindo como importante forma de redução dos dados.

Finalizada a AFE, a Análise Fatorial Confirmatória (AFC) é comumente aplicada à escala em construção (Howard, 2016). Ela é tipicamente usada nas etapas finais de desenvolvimento de escala após a estrutura subjacente ter sido estabelecida previamente com análises empíricas usando AFE (Brown, 2006).

A AFC, como a AFE, é um procedimento de redução de variáveis. A diferença central entre as análises é que na AFE não temos a estrutura fatorial pré-definida ao passo que na AFC predefinimo-la e testamos a hipótese de sua aderência ao conjunto de itens (Costa, 2011), isso é feito com um teste de chi-quadrado em que a hipótese nula é a de que a matriz de variância-covariância amostral e a teórica são idênticas (Brown, 2006). Espera-se não rejeitar a hipótese nula para modelos bem definidos (Costa, 2011).

A AFC avança com relação às possibilidades de modelagem da AFE ao permitir que o pesquisador especifique modelos mais complexos, incluindo a eventual correlação entre erros

dos indicadores utilizados e restrições sobre os valores das cargas fatoriais encontradas (Brown, 2006).

Um importante indicador na AFC é o dos índices de modificação. Eles refletem uma aproximação sobre quanto o chi-quadrado geral do modelo decresce, melhorando o modelo, ao alterar os parâmetros. Eles são guias para modelar correlação entre resíduos ou retirar variáveis da modelagem AFC. Modelos bem especificados devem produzir índices de modificação baixos. Como o índice de modificação é uma aproximação da mudança da estatística chi-quadrado com 1 grau de liberdade, valores acima de 3,84 (associados a um p-valor de 5% na distribuição chi-quadrado com 1 grau de liberdade) indicam que o ajuste geral do modelo pode ser significativamente melhorado pela alteração de sua especificação (Brown, 2006). O valor de 3,84 é, portanto, usado como ponto de corte para seguir alterações sugeridas pelos índices de modificação.

3.6. Teoria de Resposta ao Item

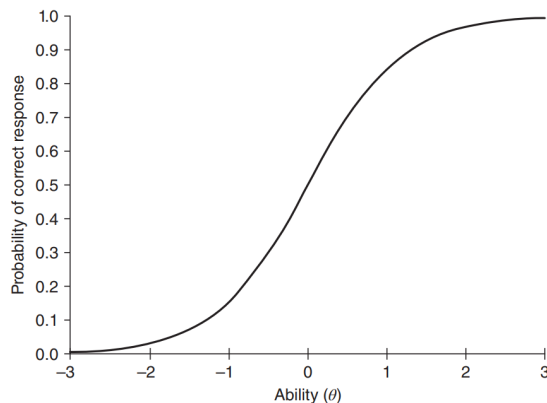
A Teoria de Resposta ao Item (TRI) evoluiu desde os seminais anos 1920 como solução a uma das falhas fundamentais da Teoria Clássica dos Testes (TCT): confundir o que se mensura com os itens usados para operacionalizar essa mensuração (van der Linden, 2019). Sua origem, mais formalmente constituída, remonta à década de 1940, tendo apenas em anos recentes sua viabilidade prática ganhado forma com novos algoritmos e potência computacional para pesquisas de larga escala (Bock & Gibbons, 2021).

A TRI é um sistema de modelos que define uma maneira de estabelecer uma correspondência entre variáveis latentes e suas manifestações. Os modelos da TRI assumem que a variável (ou traço) latente é representada por um contínuo unidimensional. Assim, um item, para ser útil, deve ser capaz de diferenciar as pessoas localizadas em diferentes pontos desse contínuo, pessoas com diferentes traços latentes (De Ayala, 2008).

A habilidade na TRI é mensurada por um ponto numa escala contínua e não por uma contagem numérica (Bock & Gibbons, 2021), como seria a simples soma de acertos num teste, por exemplo. A TRI assume que o comportamento de resposta a um item é a expressão de um mecanismo estocástico que pode ser modelado por uma variável aleatória não observada e um *threshold* (Bock & Gibbons, 2021).

Na TRI, temos a curva característica do item (CCI), que associa a probabilidade de resposta correta com o nível de traço latente do respondente. A CCI é constituída de uma função matemática monotônica crescente (Pasquali & Primi, 2003). Para itens com resposta dicotômica (certo/errado), o modelo da ogiva normal foi originalmente utilizado para modelar a curva característica do item (Bock & Gibbons, 2021) e tem sua representação gráfica na Figura 7.

Figura 7 – Curva Característica do Item

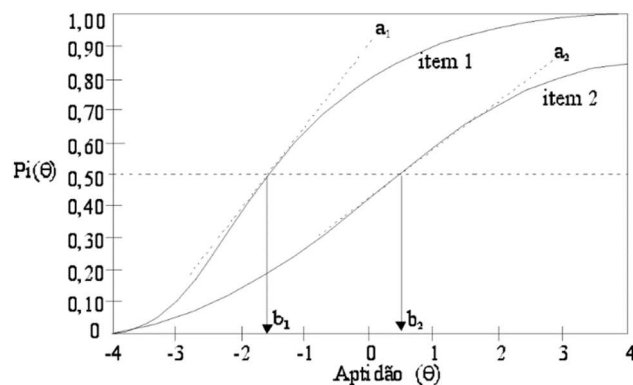


Fonte: (Bock & Gibbons, 2021)

A discriminação do item pode ser visualizada pelo ponto de inflexão na curva acima, ela é definida como a maior inclinação na curva e mensura a capacidade que o item possui de discriminar indivíduos com diferentes níveis de traços latente (De Ayala, 2008). Além da discriminação uma importante característica do item na TRI é sua dificuldade: o ponto onde a probabilidade de acerto é de 50% na curva característica do item (Pasquali & Primi, 2003).

Para ilustrar a discriminação e a dificuldade dos itens, a Figura 8 traz a comparação da curva característica de dois itens distintos.

Figura 8 – Comparação de Curvas Características de Dois Itens



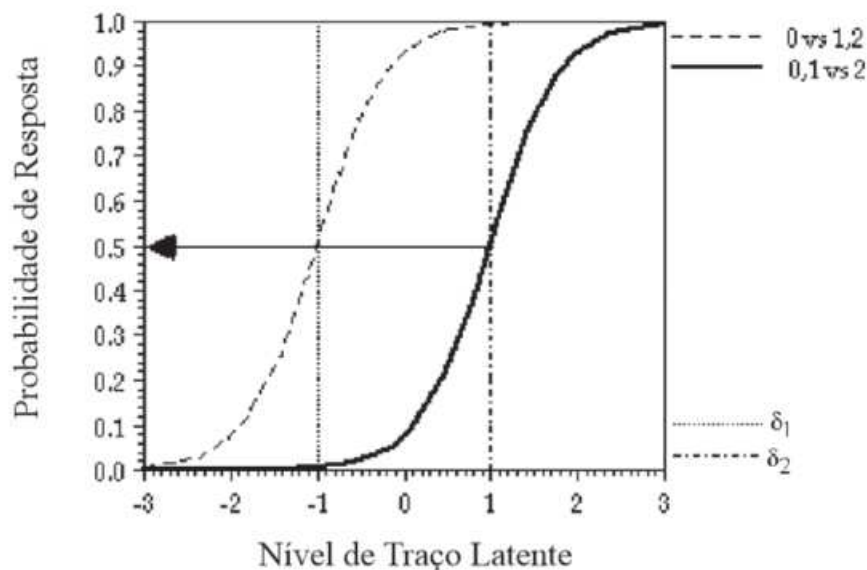
Fonte: (Pasquali & Primi, 2003)

Podemos notar que o item 1 atinge a probabilidade de 50% com menor nível de aptidão (traço latente) do que o item 2, configurando sua dificuldade como mais baixa que a do item 2. Disso depreendemos que o item 1 é mais fácil que o item 2. No entanto, a inclinação da curva do item 1 em sua inflexão, que ocorre também na probabilidade de 50%, é consideravelmente maior que a do item 2. Disso concluímos que o item 1 é mais discriminativo que o 2. Resumindo temos que o item 1 apesar de mais fácil tem maior capacidade de distinguir indivíduos com diferentes traços latentes que o item 2.

Quando saímos de itens com categorias dicotômicas e analisamos itens com categorias politômicas (como os itens que utilizam escala likert neste estudo) sob a égide da TRI, a interpretação do critério de discriminação do item se faz de maneira análoga. No entanto, a dificuldade do item sofre uma adaptação, não cabe mais falar em acerto ou erro, mas sim em endosso de determinada categoria de resposta a partir do nível de traço latente do indivíduo. Os pontos onde a probabilidade de endosso de determinada categoria passa a ser maior que da anterior é chamado de *threshold* (ou limiar) (Bock & Gibbons, 2021).

Neste estudo usaremos o modelo *Graded Response Model* (GRM). Nele, o parâmetro de discriminação dos itens varia, mas é constante dentre as categorias de cada item. Isso gera as curvas limites de categoria, que são curvas paralelas de probabilidade de escolha de uma categoria em detrimento de todas as demais em cada item. A Figura 9 traz uma ilustração das curvas limites de categoria para determinado item com três opções de escolha (0, 1 e 2).

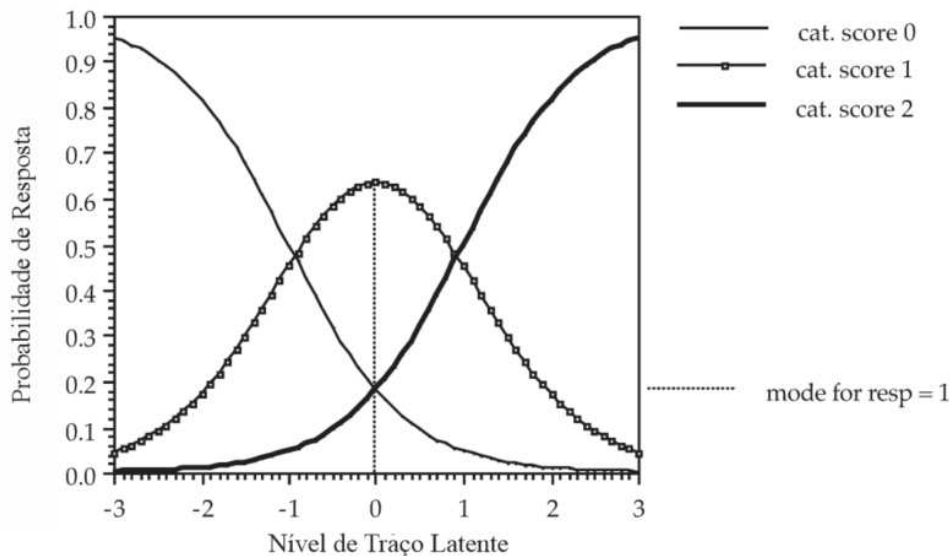
Figura 9 – Curvas Limites de Categoria



Fonte: Adaptado de (De Ayala, 2008)

A partir das curvas da Figura 9, deriva-se a visualização gráfica dos *thresholds*. O resultado é exibido na chamada *Option Response Function*, também conhecida como curva de probabilidade das categorias (De Ayala, 2008). Um exemplo da curva pode ser visto abaixo, na Figura 10.

Figura 10 – *Option Response Function*



Fonte: Adaptado de (De Ayala, 2008)

A Figura 10 ilustra as curvas de probabilidade para um item com três opções de resposta. Cada opção tem sua própria linha no gráfico, variando de acordo com o traço latente e cujas somas em determinado nível de traço latente sempre resultam em 100%. Os *thresholds* são os pontos de encontro das curvas da ilustração. Até o primeiro limiar o respondente escolhe a categoria 0, até o segundo ele escolhe a categoria 1 e acima do segundo limiar ele escolhe a categoria 2. No caso ilustrado, o primeiro *threshold* se dá no nível de traço latente -1 e o segundo no nível de traço latente 1.

São três os principais usos da TRI. O primeiro deles é resumir a informação proveniente das respostas de determinado respondente para tomar alguma decisão prática sobre o respondente. Exemplos desse uso são admissão ou não na universidade com base em uma prova ou o curso adequado de um tratamento psicológico com base em um questionário de autorrelato, entre outros (Bock & Gibbons, 2021). O Exame Nacional do Ensino Médio (ENEM) no Brasil utiliza a TRI para fins de admissão em universidades (MEC, 2011).

O segundo desses usos é descrever os grupos aos quais os respondentes podem pertencer, comparando subpopulações com relação à distribuição das tendências de respostas de seus membros. Na TRI isso é feito, possivelmente, sem a necessidade de cômputo de escores

intermediários no nível dos respondentes, estimando diretamente características populacionais (Bock & Gibbons, 2021).

Por fim, o terceiro uso da TRI é para caracterizar itens. Nesses casos, o foco do estudo são os itens. A TRI ajuda no diagnóstico sobre níveis de dificuldade e poder de discriminação dos itens, permitindo ao pesquisador guiar-se para eventuais ajustes desejados. A TRI pode identificar e estimar características dos itens que são diagnóstico de problemas em sua construção (Bock & Gibbons, 2021). Esse é o uso da TRI que se alinha ao objetivo deste trabalho, onde são analisadas características dos itens da escala, sob a ótica da TRI, para tomar decisões sobre a composição da escala.

3.7. Técnicas de Análise de Dados

São aplicadas técnicas de análise sobre os itens propostos e sobre os dados coletados para refinar e validar o instrumento de mensuração do construto alvo da pesquisa, o de competência digital dos profissionais de controladoria, conforme metodologia explicada anteriormente.

No segundo passo do estudo, o coeficiente de validade de conteúdo (CVC) (Hernandez-Nieto, 2002) é utilizado para aferir evidências de validade de conteúdo. Para cálculo do CVC apresentamos a experts (ou juízes) convidados os itens componentes do instrumento. Para cada item, o expert faz uma avaliação atribuindo uma nota de um a cinco em três quesitos, quais sejam: clareza da linguagem; pertinência (grau de importância do item para o instrumento); e relevância (se o item representa o que se quer medir). Neste estudo optou-se por apresentar o fator latente supostamente associado ao item aos experts, permitindo que seu julgamento sobre pertinência já ocorra com ciência daquilo que é esperado pelo pesquisador. Além disso, uma coluna com sugestões de alteração para cada item foi disponibilizada aos experts.

Com as notas atribuídas pelos experts a cada item nos três quesitos, a primeira etapa do cálculo do CVC é calcular a média das avaliações de cada item para cada quesito, gerando três médias por item.

$$M_x = \frac{1}{J} * \sum_{i=1}^J x_i \quad (1)$$

Na equação (1), x representa o item em questão, J o número total de juízes e i o juiz de determinada nota. M_x representa a média de determinado item em determinado quesito. O próximo passo é uma normalização do valor da média obtida.

$$CVC_i = \frac{1}{5} * M_x \quad (2)$$

Obtém-se o CVC para o item i em determinado quesito, pela equação (2) após a divisão da média obtida na equação (1) pelo número cinco, que é o valor máximo atribuível por cada juiz a cada quesito de cada item.

O CVC proposto ainda deve passar pela desconsideração de eventuais vieses por parte dos juízes. Para cálculo do viés utiliza-se a fórmula abaixo, onde J representa o total de juízes.

$$Viés = \left(\frac{1}{J}\right)^J \quad (3)$$

Em posse do viés e do CVC_i , para cada quesito, calcula-se o CVC corrigido pelo viés, ou CVC_c , subtraindo o viés do CVC_i .

$$CVC_c = CVC_i - Viés \quad (4)$$

Também para cada quesito, computa-se o CVC_t , que representa o CVC total de determinado quesito no questionário. Esse número é obtido pelo cálculo da média do CVC_c de todos os itens no quesito em questão.

A sugestão da literatura para ponto de corte do CVC é de 0,80. Isso significa que coeficientes acima ou iguais a 0,80 apresentam evidência de validade de conteúdo, enquanto os abaixo desse ponto podem ter a validade de conteúdo questionada.

As etapas de redução dos itens e extração dos fatores serão executadas utilizando a AFE e a TRI em conjunção para escolher quais itens devem ser mantidos, bem como a quantidade de fatores a ser considerada na escala. Embora a construção inicial dos itens sugerisse quatro fatores, a quantidade de fatores utilizada provém do resultado estatístico da AFE.

A análise confirmatória que segue permite ao pesquisador averiguar a qualidade da estrutura fatorial dando evidências sobre a validade de construto da medida elaborada (Hinkin, 1998). Nesta etapa é avaliada a qualidade de ajuste do modelo com os fatores encontrados, bem como sua carga fatorial dos itens. A estrutura fatorial pode então ser revisada, característica desta etapa confirmatória, permitindo nova purificação da medida elaborada.

As fases que seguem avaliam a confiabilidade e demais evidências de validade da escala, em metodologia análoga à encontrada em outros estudos (Rentz et al., 2013; Scussel & Demo, 2019). Emprega-se uma regressão múltipla para avaliar as relações dos escores fatoriais com variáveis externas em conjunção à análise das correlações dessas variáveis com os escores para buscar evidências de que o construto pretendido é capturado pela escala.

4. RESULTADOS

4.1. Implementação

4.1.1. Desenvolvimento dos Itens

A partir dos *frameworks* do IMA e do CGMA apresentados no referencial teórico, chegou-se à proposta de uma medida de competência digital composta teoricamente por quatro fatores: Tecnologia da Informação, Governança de Dados, *Data Analytics* e *Data Visualization*. Esses fatores iniciais serão confrontados com os fatores empiricamente identificados, conforme procedimento metodológico explicado anteriormente.

Os fatores propostos foram estabelecidos analisando o conteúdo de cada uma das competências requeridas pelos níveis de proficiência das dimensões das áreas de conhecimento digitais apresentadas pelo IMA (*Technology & Analytics*) e pelo CGMA (*Digital Skills*), buscando agrupá-las por similaridade e relevância, prezando pela concisão na quantidade de dimensões propostas para que as avaliações realizadas com base nesta proposta se façam o mais objetivas e diretas possíveis, sem perda de detalhamento.

As origens de cada fator proposto podem ser visualizadas na Tabela 5.

Tabela 5 – Origens dos fatores propostos inicialmente

DIMENSÃO	ORIGEM
Tecnologia da Informação	CGMA - <i>Information and Digital Literacy</i> CGMA - <i>Problem-solving</i> IMA - <i>Information Systems</i>
Governança de Dados	CGMA - <i>Data Strategy and Planning</i> CGMA - <i>Digital Content Creation</i> CGMA - <i>Information and Digital Literacy</i> IMA - <i>Data Governance</i>
<i>Data Analytics</i>	CGMA - <i>Data Analytics</i> CGMA - <i>Digital Content Creation</i> IMA - <i>Data Analytics</i>
<i>Data Visualization</i>	CGMA - <i>Data Visualisation</i> IMA - <i>Data Visualization</i>

“Tecnologia da Informação” foi elaborado a partir das dimensões de *Information and Digital Literacy* e *Problem-solving* do CGMA e de *Information Systems* do IMA. “Governança de Dados” foi elaborado a partir de *Data Strategy and Planning*, *Digital Content Creation* e *Information and Digital Literacy* do CGMA e de *Data Governance* do IMA. “*Data Analytics*” foi elaborado a partir das dimensões homônimas do CGMA e do IMA e de *Digital Content Creation* do CGMA. Por fim, “*Data Visualization*”, foi elaborado a partir do que foi encontrado em *Data Visualisation* do CGMA e do que foi encontrado em *Data Visualization* do IMA. Vale notar que quando uma origem aparece em mais de um fator proposto é devido à sua segmentação naquele fator, de modo a particionar seu conteúdo ao aderente ao fator.

A Tabela 6 traz os subitens que compõem cada fator da proposta inicial. A origem de cada item nos *frameworks* do IMA e CGMA pode ser visualizada na Tabela 35, no Apêndice A deste trabalho.

Tabela 6 – Subitens Identificados em Cada Fator Inicial

CÓD.	DESCRIÇÃO.
1.000	TECNOLOGIA DA INFORMAÇÃO
1.001	Criação e atualização de registros
1.002	Organizar, armazenar e recuperar dados em ambiente digital
1.003	Avaliar de maneira crítica as fontes de dados
1.004	Identificar e solucionar problemas técnicos em ambiente digital
1.005	Usar ferramentas digitais para inovar em processos ou produtos
1.006	Capacidade de Identificar tipos de dados
1.007	Capacidade de elaborar fluxogramas de negócio
1.008	Habilidade de lidar com integração entre sistemas
1.009	Capacidade de identificar requisitos para sistemas de informação
1.010	Domínio de técnicas e conhecimento de banco de dados
1.011	Em conjunto com departamento de TI, propõe, explora, avalia e implementa novas tecnologias alinhadas aos objetivos do negócio
1.012	Automatiza processos envolvendo dados para ganho de eficiência.
2.000	GOVERNANÇA DE DADOS
2.001	Gerenciar proteção aos dados.
2.002	Garantir qualidade, acessibilidade, interoperabilidade e adequação dos dados
2.003	Desenvolver e administrar políticas de privacidade e uso dos dados, direitos de propriedade e questões éticas e legais.
2.004	Articular quais dados são necessários
2.005	Conhecer o ciclo de vida dos dados na organização
2.006	Conhecer <i>frameworks</i> de governança de dados
2.007	Implementar processos de limpeza e detecção de dados corrompidos
2.008	Aconselhar sobre direitos de uso e licenças aplicáveis a dados.
3.000	DATA ANALYTICS
3.001	Coletar dados de múltiplas fontes
3.002	Aplicar técnicas de análise adequadas a cada conjunto de dados estudado
3.003	Identificar dados disponíveis e sugerir geração de novos para máximo insight
3.004	Integrar análises com outros sistemas da organização
3.005	Sugerir soluções baseadas em análise de dados para problemas de negócio

3.006	Planejar, desenhar, desenvolver e implementar análise de dados para tarefas organizacionais
3.007	Desenvolver fluxos completos de processamento de dados e integrá-los ao fluxo organizacional
3.008	Minerar grandes conjuntos de dados para gerar insights
3.009	Transformar dados brutos não estruturados em formas mais apropriadas para análise
3.010	Implementar soluções usando múltiplas linguagens de consulta, <i>script</i> ou interpretadas (SQL, R, Python, etc)
3.011	Construir modelos prescritivos voltados à performance organizacional
3.012	Modificar, refinar e integrar nova informação e conteúdo em corpo de conhecimento existente para criar conteúdo e conhecimentos novos, originais e relevantes.
4.000	<i>DATA VISUALIZATION</i>
4.001	Criar gráficos usando ferramentas de <i>software</i> (Excel, Tableau)
4.002	Avaliar opções de visualização e escolher a melhor abordagem para cada público-alvo ou necessidade de negócio
4.003	Construir <i>dashboards</i> com visualizações relevantes
4.004	Construir visualizações personalizadas utilizando programação, tanto na web como em plataformas de <i>business intelligence</i>

Como pode ser visto na Tabela 6, totalizam-se 36 subitens de avaliação da competência digital do profissional de controladoria. Os subitens foram elaborados analisando os requerimentos de habilidade citados em cada nível de proficiência das habilidades apresentadas nos *frameworks* do IMA e CGMA, evitando repetição de conteúdo ao propô-los.

Como parte importante do primeiro passo, o de geração inicial dos itens do questionário, utilizamos como referência o conteúdo apresentado acima, na Tabela 6. Ao fazê-lo apoiamonos sobre as conclusões tiradas de uma vasta quantidade de entrevistas e estudos feitos por IMA e CGMA, de alcance e relevância consideravelmente altos e de escala global, dando uma percepção menos restrita ao contexto brasileiro que a eventual elaboração desses itens utilizando algum método exploratório por parte deste estudo. Como o construto de interesse não se restringe ao território brasileiro, a utilização desses *frameworks* como fundamento se mostra um importante mecanismo para identificação dos itens iniciais do questionário dentro

do escopo adequado. Dessa maneira, a geração dos itens que compõem o questionário se dá através de uma abordagem indutiva, partindo de especificações que foram resultado de entrevistas individuais, mesas de discussão e outros refinamentos executados pelo IMA e CGMA ao elaborar seus *frameworks*. A abordagem indutiva é indicada quando a base conceitual para um construto, neste caso o de competência digital, não resulta em itens facilmente identificáveis (Hinkin, 1998).

A cada subitem apresentado na Tabela 6 corresponde uma afirmação no questionário proposto, correspondência explicitada através do código coincidente entre o subitem e o item do questionário na Tabela 7.

Na correspondência com a nomenclatura da metodologia seguida, cada afirmação do questionário apresentada na Tabela 7 configura um item da escala inicialmente proposta.

Tabela 7 – Itens Inicialmente Propostos para a Escala

CÓD.	AFIRMAÇÃO
1.001	Já fui ou sou responsável por criar e atualizar registros em sistemas de informação ou supervisionar quem o faz.
1.002	Já fui ou sou responsável por organizar, armazenar ou recuperar dados em ambiente digital.
1.003	Analisando detalhadamente as novas fontes de dados a serem usadas.
1.004	Quando há um problema ao lidar com dados em ambiente digital eu consigo encontrar soluções sem auxílio.
1.005	Experimento ou já experimentei novas ferramentas digitais, aplicando-as em situações do cotidiano que envolvem processos ou produtos para verificar sua utilidade.
1.006	Consigo diferenciar dados estruturados e não estruturados.
1.007	Tenho, ao menos mentalmente, o fluxograma dos processos de negócio pelos quais sou responsável por operacionalizar ou avaliar.
1.008	Avalio ou já avaliei frequentemente a estrutura de dados de sistemas diferentes, participando inclusive de maneira ativa da integração entre eles.
1.009	Ao analisar regras de negócio a serem colocadas em sistemas de informação, consigo traduzir as necessidades em requisitos do sistema.

-
- 1.010 Utilizo ou já utilizei alguma linguagem de consulta (como SQL) para lidar com dados e possuo domínio sobre a linguagem.
-
- 1.011 Atuo ou já atuei, de maneira rotineira, para implementar novas tecnologias alinhadas aos objetivos do negócio, mesmo que em conjunto com o departamento de TI.
-
- 1.012 Realizo ou realizei, como parte da minha atividade cotidiana, automação de processos que envolviam dados utilizando para isso ferramentas digitais.
-
- 2.001 Conheço as camadas de segurança e autenticação envolvidas com o acesso aos dados da empresa.
-
- 2.002 Reflito sobre como os dados serão processados ao longo de seu ciclo de vida na empresa, para quem interessarão, se estarão disponíveis quando deveriam estar, se são o que os stakeholders esperam, etc.
-
- 2.003 Compreendo os temas legais relacionados a privacidade e uso dos dados e a partir dessa compreensão elaboro políticas para a empresa.
-
- 2.004 A partir de requisitos de negócio consigo identificar os dados necessários. A partir disso, sou capaz de estabelecer os processos associados ao levantamento dos que ainda não estejam disponíveis.
-
- 2.005 Conheço o ciclo de vida dos dados, ao menos das áreas sobre as quais sou responsável, da entrada, processamento, armazenamento, recuperação até a análise e eventual descarte dos mesmos.
-
- 2.006 Tenho familiaridade com *frameworks* de governança de dados como COBIT (*Control Objectives for Information and Related Technologies*) ou outro.
-
- 2.007 Sou capaz de implementar processos de detecção e limpeza de dados obsoletos ou corrompidos na organização.
-
- 2.008 Tenho capacidade de orientar sobre direitos de uso e licenças aplicáveis a dados.
-
- 3.001 Tenho conhecimento para utilizar diversas fontes de dados como APIs, XMLs, XBRL, bancos de dados relacionais e não relacionais, planilhas eletrônicas, CSV, etc.
-
- 3.002 Consigo avaliar um novo conjunto de dados e selecionar as técnicas de análise adequadas e os tratamentos necessários.
-
- 3.003 Sou capaz de identificar a necessidade de que novos dados sejam gerados em partes do negócio sobre as quais devo elaborar análises.
-

-
- 3.004 Realizo ou já realizei com frequência integração das análises de dados feitas em minha área com outros sistemas da organização.
-
- 3.005 Tenho plena capacidade de propor soluções com base em análises de dados para problemas de negócio.
-
- 3.006 Possuo habilidade para desenvolver um projeto de análise de dados voltado para um objetivo organizacional do planejamento à implementação.
-
- 3.007 Sou capaz de desenvolver fluxos completos de dados para integrá-los no processo organizacional, sugerindo as adaptações necessárias nesse processo.
-
- 3.008 Tenho habilidades para lidar com grandes conjuntos de dados, maiores que os que uma planilha eletrônica consegue ler, e gerar análises a partir desses conjuntos.
-
- 3.009 Consigo transformar dados não estruturados para que se enquadrem em modelos de análise estabelecidos, usando para essa finalidade alguma ferramenta digital de automação.
-
- 3.010 Conheço suficientemente alguma linguagem de programação ou de consulta e já a utilizei para implementar soluções no trabalho.
-
- 3.011 Sou capaz de construir modelos prescritivos para melhorar o desempenho organizacional
-
- 3.012 Consigo gerenciar o conhecimento existente em novos dados disponíveis à organização, incorporando-os ao conhecimento da organização e gerando informações relevantes para tomada de decisão.
-
- 4.001 Domino suficientemente softwares para criar visualizações (e.g., gráficos, diagramas e dashboards) a partir dos dados disponíveis.
-
- 4.002 Ao elaborar uma visualização dos dados, levo em conta o público-alvo e a necessidade do negócio relacionada.
-
- 4.003 Sou capaz de elaborar dashboards relevantes para meu público-alvo de maneira independente.
-
- 4.004 Domino suficientemente programação ou outra ferramenta a partir da qual crio visualizações personalizadas e interativas de dados, na *web* ou em plataformas de *Business Intelligence*.
-

Além das afirmações supracitadas, outras perguntas relacionadas a variáveis de controle estiveram presentes no questionário, como explicado anteriormente e disponível no Apêndice B deste trabalho.

Os itens apresentados na Tabela 7 passaram por crivo de avaliação de validade de conteúdo utilizando o CVC (Hernandez-Nieto, 2002). Para elaboração do CVC, foram convidados seis juízes, mantendo o sigilo e a confidencialidade de sua identificação e sem que os juízes tivessem contato uns com os outros (Pacanaro et al., 2021). Os juízes foram selecionados a partir de critérios de conhecimento da área de controladoria e sua interação com tecnologia. Todos possuem mestrado, MBA ou doutorado. Seus históricos profissionais e acadêmicos lhes qualificaram para o julgamento dos itens propostos.

A quantidade de seis juízes garante um viés muito baixo CVC, aproximadamente de $2*10^{-5}$, sendo um número satisfatório para essa fase do processo. Os coeficientes por item podem ser consultados no Apêndice C deste trabalho. Os coeficientes totais por quesito podem ser visualizados abaixo, na Tabela 8.

Tabela 8 – Coeficientes de Validade de Conteúdo Por Quesito

QUESITO	CVCc
Clareza	0,95
Pertinência	0,97
Relevância	0,95

Os coeficientes gerais de clareza, pertinência e relevância apresentaram valores acima do ponto de corte de 0,80 indicado pela literatura (Hernandez-Nieto, 2002), reforçando o entendimento de que a geração dos itens de maneira indutiva pela análise dos *frameworks* do IMA e CGMA gera itens com elevada validade de conteúdo, fundamentados no conhecimento dessas entidades que se manifesta em suas publicações. Ademais, nenhum item individualmente ficou abaixo do ponto de corte em nenhum dos três quesitos, fazendo com que nessa fase, não houvesse redução de nenhum item proposto inicialmente.

O item 3.012 foi o único afetado pela análise dos juízes. Seu fator associado foi alterado. Ele foi apresentado aos juízes como associado ao fator *Data Visualization*, e após o retorno dos juízes ele foi alocado para o fator *Data Analytics*.

A análise pela população-alvo também foi desenvolvida nesta etapa. Realizada com um número reduzido de membros da população-alvo, ela contou com dois participantes com experiência profissional, contatados pela rede de contatos do pesquisador. Eles foram convidados a sugerir alterações para cada um dos itens assim como julgá-los em três critérios com notas de um a cinco: clareza da linguagem utilizada, adequação da linguagem para a faixa etária e se a pergunta foi ou não compreendida. Algumas indicações pontuais (como o uso da palavra “etc”, por exemplo) foram levantadas pelos participantes, mas nenhuma coincidente entre os dois. Ademais, nenhum dos itens em nenhum dos três critérios teve nota abaixo de quatro nas análises dos participantes dessa fase. Como resultado conjunto dessa fase e da análise por juízes que já havia sido aplicada, nenhum item sofreu alteração após esse procedimento.

4.1.2. Desenvolvimento da Escala

4.1.2.1 Pré-teste e aplicação

Na segunda etapa, a de desenvolvimento da escala, o primeiro passo foi o pré-teste do questionário apresentado. Seguindo recomendação da literatura (Hinkin, 1998; van der Stede et al., 2006), o pré-teste foi utilizado como forma de elevar a validade interna do estudo, garantindo que os itens têm consistência semântica para a população-alvo antes do questionário ser aplicado (Boateng et al., 2018).

O pré-teste contou com participantes de dois perfis: discentes do programa de pós-graduação em ciências contábeis e estudantes da graduação em ciências contábeis da Universidade de São Paulo. Os participantes foram orientados a responder o questionário apenas se tivessem experiência profissional na área de controladoria. Como a população-alvo do estudo é de profissionais atuantes em controladoria, podemos considerar que o uso de acadêmicos de contabilidade representa bem a população em termos de conhecimento técnico e jargões da profissão, habilitando os alunos de pós-graduação e graduação a auxiliar na adequação das questões elaboradas.

O pré-teste foi executado apresentando a íntegra do questionário para os participantes. Ele contou com quatro respostas, nenhuma das quais relatou qualquer dificuldade de entendimento com relação aos itens apresentados ou com relação ao questionário como um todo.

Finalizado o pré-teste, sem necessidade de revisão dos itens, assim como concluída a fase de análise pelos experts, relatada em seção anterior, entende-se por concluída a análise das evidências de validade de conteúdo do questionário. O passo seguinte, da aplicação do

questionário foi então executado. Nele duas fontes de participantes foram utilizadas. Uma das fontes foi a FIPECAFI, a outra o LinkedIn.

Com relação à FIPECAFI, as mensagens convidando os participantes a responder o questionário foram enviadas em quatro momentos distintos. Num primeiro momento a mensagem foi enviada à lista de alunos dos cursos de MBA Controller e Mestrado Profissional em Controladoria e Finanças, contando com 146 recipientes no dia 21 de dezembro de 2022. Até o dia 29 de dezembro de 2022 foram obtidas seis respostas, resultando numa taxa de resposta de 4,11%.

Num segundo momento, em 26 de janeiro de 2023, a instituição realizou novo envio da mensagem convidando participantes. Desta vez a lista de recipientes foi ampliada, contando também com os cursos MBA IFRS e CEFIN, totalizando 900 recipientes. Neste momento foram obtidas sete respostas, coletadas até o dia 31 de janeiro de 2023, resultando numa taxa de resposta de 0,77% para esta aplicação.

No terceiro momento, no dia 10 de março de 2023 foi enviado convite para participação na pesquisa a grupos em aplicativo de troca de mensagens via celular com 235 alunos da instituição, nos cursos já mencionados. Deste convite foram obtidas sete respostas, gerando uma taxa de 2,98% para este momento.

Por fim, no dia 23 de março de 2023 foi apresentado o questionário em aula a uma turma de pós-graduação, resultando em mais dez respostas.

No agregado, se levarmos em consideração que o primeiro, terceiro e quarto envios foram feitos a subconjuntos do grupo que recebeu a mensagem no segundo momento, pois este contém os e-mails de cadastro de todos os alunos e ex-alunos dos cursos de interesse, podemos considerar um total de 30 respostas dentre 900 recipientes das mensagens, resultando numa taxa de respostas final de 3,33%.

Com relação ao LinkedIn, os contatos foram realizados do dia 27 de dezembro de 2022 ao dia 23 de março de 2023. Foram contatados um total de 689 profissionais cujos perfis indicavam experiência profissional na área de controladoria. Desses, um total de 80 respostas foram recebidas até o dia 24 de março de 2023, resultando em taxa de resposta de 11,61%.

A mensagem enviada pelo LinkedIn esclarecia que se tratava de uma dissertação desenvolvida dentro do programa de pós-graduação da Universidade de São Paulo. A menção de instituição reconhecida é um procedimento indicado para aumentar a taxa de respostas (van

der Stede et al., 2006). Além disso, nove participantes que tiveram problemas ao acessar o link enviaram mensagens ao pesquisador e tiveram auxílio para participar da pesquisa, mecanismo ausente na fonte da FIPECAFI. Esses fatores contribuíram para a taxa de resposta satisfatória obtida dessa fonte.

Ao final da análise das respostas obtidas uma foi excluída, pois o respondente descreveu não trabalhar na área de controladoria, colocando como cargo “analista judiciário” do setor “jurídico” da empresa e formação acadêmica em “Direito”. As demais respostas foram consideradas, gerando uma amostra com 109 respostas válidas e uma desconsiderada.

4.1.2.2 Redução e Extração

O próximo passo executado no desenvolvimento da escala, a redução dos itens e extração dos fatores, entram no escopo de análise das evidências de validade do instrumento baseadas na estrutura interna, dentro da terminologia utilizada neste trabalho com relação à validade de instrumentos. Como as técnicas estatísticas são executadas de maneira iterativa, os dois processos (redução e extração) são conduzidos concomitantemente.

Para execução deste passo foi executada a análise fatorial exploratória (AFE) utilizando o software *Factor* (Ferrando & Lorenzo-Seva, 2017) em sua versão 12.01.02. O *Factor* é um software completo para execução da AFE, gratuito para pesquisa científica e que incorpora as mais recentes boas-práticas da literatura sobre o tema em seus algoritmos, diferentemente de softwares comerciais mais disseminados (Rogers, 2022). O *Factor* traz ainda em seu resultado, além da AFE, as principais métricas de TRI associadas à análise dos itens da escala, importantes para redução proposta neste passo e os principais índices de ajuste utilizados.

O objetivo da AFE executada foi avaliar a estrutura fatorial da escala e dar insumo à redução dos itens. A análise foi implementada utilizando uma matriz policórica e método de extração *Robust Diagonally Weighted Least Squares* (RDWLS) (Asparouhov & Muthén, 2010). A decisão sobre o número de fatores a ser retido foi realizada por meio da técnica da Análise Paralela (AP) com permutação aleatória dos dados observados (Timmerman & Lorenzo-Seva, 2011).

Foram executadas algumas rodadas da AFE. Na primeira, definiu-se o número de fatores. Na segunda, itens de carga fatorial abaixo de um ponto de corte foram retirados da análise para promover a geração de uma escala parcimoniosa. Na terceira rodada, considerando um fator de 13 itens, foram analisados índices de ajuste e confiabilidade, no formato final da

escala nesta etapa. Cabe ressaltar que frequentemente em estudos desta natureza mais da metade dos itens são abandonados no processo de validação (Morgado et al., 2018), como ocorre aqui.

Com relação à primeira rodada, o *Factor* demanda, antes de executar seu algoritmo, que se informe o número esperado de fatores. Seguindo a análise realizada neste estudo sobre os frameworks do IMA e CGMA, havia a previsão de quatro fatores, *input* dado ao *Factor*. A análise paralela empregada por ele, entretanto, indicou que apenas um fator deveria ser utilizado, tornando a escala desenvolvida, a partir desse momento, unidimensional. Com isso, o *Factor* foi reconfigurado para indicar que apenas um fator era esperado, seguindo a recomendação da análise paralela.

O resultado da análise paralela pode ser visualizado na Tabela 9.

Tabela 9 – Resultados da Análise Paralela

Fator	Percentual de variância explicada dos dados reais	Percentual de variância explicada 95° percentil dados aleatórios
1	44,6773	7,8559
2	6,7398	7,0487
3	5,6704	6,5206

Fica claro que apenas o primeiro fator explica um percentual de variância maior do que explicaria o mesmo fator se derivado de dados aleatórios (Brown, 2006), sendo, portanto, ele o único a ser mantido. O primeiro fator responde por 44,67% da variância dos dados observados e apenas 7,85% da variância dos dados aleatórios. Já o segundo fator responderia por 6,73% dos dados observados contra 7,04% dos dados aleatórios, fazendo com que a existência de um segundo fator seja descartada por este estudo.

Com a reconfiguração do *Factor* para um fator, foi executada a segunda rodada. Nessa rodada, os testes de esfericidade de Bartlett e o KMO sugeriram a fatorabilidade da matriz de correlação dos itens, pressuposto para execução da AFE.

O KMO apresentou valor de 0,888, considerado ótimo na avaliação de fatorabilidade (Hutcheson & Sofroniou, 1999). O teste de esfericidade de Bartlett gerou uma estatística no valor de 1095,6 com 630 graus de liberdade, resultando num p-valor de $1 \cdot 10^{-5}$.

As cargas fatoriais e as comunalidades dos itens encontradas nesta rodada da AFE são exibidas na Tabela 10.

Tabela 10 – Cargas Fatoriais e Comunalidades Da Segunda Rodada da AFE

Item	Carga Fatorial	Comunalidade
v_1001	0,503 (33)	0,253
v_1002	0,521 (30)	0,271
v_1003	0,599 (23)	0,359
v_1004	0,502 (34)	0,252
v_1005	0,672 (15)	0,451
v_1006	0,596 (24)	0,355
v_1007	0,459 (36)	0,211
v_1008	0,505 (32)	0,255
v_1009	0,572 (28)	0,327
v_1010	0,592 (25)	0,351
v_1011	0,615 (20)	0,378
v_1012	0,619 (18)	0,383
v_2001	0,590 (26)	0,349
v_2002	0,652 (17)	0,425
v_2003	0,479 (35)	0,229
v_2004	0,749 (11)	0,561
v_2005	0,617 (19)	0,381
v_2006	0,572 (29)	0,327
v_2007	0,607 (21)	0,369
v_2008	0,511 (31)	0,261
v_3001	0,588 (27)	0,346
v_3002	0,836 (04)	0,699
v_3003	0,799 (07)	0,639
v_3004	0,653 (16)	0,427
v_3005	0,848 (03)	0,720
v_3006	0,854 (01)	0,730
v_3007	0,749 (10)	0,562
v_3008	0,704 (13)	0,496

v_3009	0,806 (06)	0,650
v_3010	0,601 (22)	0,361
v_3011	0,826 (05)	0,682
v_3012	0,850 (02)	0,722
v_4001	0,784 (09)	0,614
v_4002	0,684 (14)	0,468
v_4003	0,796 (08)	0,633
v_4004	0,720 (12)	0,518

A ordem de apresentação dos itens segue a ordem da codificação atribuída a eles. A codificação atribuída aos itens é composta do prefixo “v_” adicionado ao código do item. Os valores entre parênteses na coluna de “Carga Fatorial” indicam a ordem de cada item no vetor dos valores ordenados das cargas fatoriais exibidas, de maneira decrescente.

Devido ao grande número de itens com altas cargas fatoriais e à busca pela parcimônia da escala desenvolvida, o critério rigoroso de carga fatorial maior que 0,70 para manutenção do item na escala foi adotado. Esse critério é tido como excelente pela literatura (Comrey & Lee, 1992). Usando-o, temos que pelo menos 50% da variância do item é compartilhada com o fator que pretendemos medir, pois não há rotação fatorial em escala unidimensional, aproximando o quadrado da carga fatorial ao valor da variância compartilhada entre item e fator (Comrey & Lee, 1992). Ademais, a significância das cargas fatoriais é verificada com o ponto de corte em 0,70, para o tamanho da amostra deste estudo. Para cargas fatoriais acima de 0,70, amostras com 60 respondentes já implicam significância estatística e prática (J. Hair et al., 1998).

Com a adoção desse ponto de corte, apenas 13 itens permaneceram na escala. Os 23 demais foram excluídos e então foi executada a terceira e última rodada da AFE, apenas com os itens remanescentes.

Na terceira rodada, os testes de esfericidade de Bartlett e o KMO mantiveram a sugestão de fatorabilidade da matriz de correlação dos itens, pressuposto para execução da AFE. O KMO apresentou valor de 0,932, considerado excelente na avaliação de fatorabilidade (Hutcheson & Sofroniou, 1999). O teste de esfericidade de Bartlett gerou uma estatística no valor de 1183,9 com 78 graus de liberdade, resultando num p-valor de $1 \cdot 10^{-5}$. Como esperado o KMO e o teste de Bartlett foram consoantes ao indicar a fatorabilidade da matriz.

A unidimensionalidade da escala em seu formato final na fase exploratória foi avaliada por três índices: *Unidimensional Congruence* (UniCo), *Explained Common Variance* (ECV), *Mean of Item Residual Absolute Loadings* (MIREAL). Todos os três apresentaram resultados que indicam a unidimensionalidade. Os valores dos índices, bem como a indicação de suas interpretações, podem ser visualizados na Tabela 11.

Tabela 11 – Índices de Avaliação de Unidimensionalidade da Escala

Índice	Interpretação	Valor
UniCo	Unidimensional acima de 0.950	0.986
ECV	Unidimensional acima de 0.850	0.921
MIREAL	Unidimensional abaixo de 0.300	0.189

A adequação do modelo foi avaliada por três índices de ajuste: *Root Mean Square Error of Approximation* (RMSEA), *Comparative Fit Index* (CFI) e *Tucker-Lewis Index* (TLI). Os índices, assim como seus pontos de corte (Brown, 2006), podem ser visualizados na Tabela 12.

Tabela 12 – Índices de Adequação de Ajuste

Índice	Pontos de Corte	Valor
RMSEA	Menor que 0.080	0.058
CFI	Acima de 0.900	0.997
TLI	Acima de 0.900	0.997

De acordo com a literatura (Brown, 2006), os valores do RMSEA devem ser menores que 0,08. Já os valores de CFI e TLE devem ficar acima de 0,90 ou, preferencialmente, acima de 0,95. Como se pode ver, os valores dos três índices se mostraram adequados.

As cargas fatoriais e as comunalidades dos itens na composição final da escala na fase exploratória são exibidas na Tabela 13. A ordem de apresentação dos itens segue a ordem da codificação atribuída a eles, excluídos os itens já eliminados. Os valores entre parênteses na coluna de “Carga Fatorial” indicam a ordem de cada item no vetor dos valores ordenados das cargas fatoriais exibidas, de maneira decrescente.

Tabela 13 – Cargas Fatoriais e Comunalidades Da Terceira Rodada da AFE

Item	Carga Fatorial	Comunalidade
v_2004	0,676 (13)	0,456
v_3002	0,860 (04)	0,740
v_3003	0,827 (08)	0,683
v_3005	0,853 (05)	0,728
v_3006	0,882 (01)	0,778
v_3007	0,830 (07)	0,689
v_3008	0,745 (12)	0,555
v_3009	0,800 (10)	0,640
v_3011	0,836 (06)	0,698
v_3012	0,869 (02)	0,756
v_4001	0,817 (09)	0,668
v_4003	0,865 (03)	0,749
v_4004	0,751 (11)	0,564

O valor da confiabilidade composta, medida de confiabilidade proposta neste estudo em detrimento ao alfa de Cronbach, não é disponibilizado pelo software *Factor* e foi calculado utilizando o site *thestatisticalmind.com*⁴. Seu resultado para a estrutura fatorial descrita foi de 0,963, acima do valor de 0,80 tido como sugestão de ponto de corte (Netemeyer et al., 2003) para confiabilidade composta. O alfa de Cronbach padronizado também foi calculado e apresenta valor de 0,960. Ele é um pouco menor que o da confiabilidade composta, como esperado. Além disso, o índice VME resultou em valor de 66,95% para a escala na composição apresentada nesta etapa.

O índice G-H latente para o fator encontrado na AFE foi de 0,967 e o observado de 0,956. Ambos acima do ponto de corte de 0,80 sugerido pela literatura (Ferrando & Lorenzo-Seva, 2018) e pouco distantes entre si, indicando a adequação das aproximações lineares realizadas pela AFE.

Com relação aos resultados de métricas associadas à TRI, a discriminação dos itens e os *thresholds* são apresentados na Tabela 14.

⁴ http://www.thestatisticalmind.com/calculators/comprel/composite_reliability.htm

Tabela 14 – Discriminação dos Itens e *Thresholds*

Item	Discriminação	<i>Threshold</i> 1	<i>Threshold</i> 2	<i>Threshold</i> 3	<i>Threshold</i> 4
v_2004	0,916 (13)	-2,365 (13)	-1,615 (13)	-0,257 (09)	0,844 (07)
v_3002	1,685 (04)	-1,614 (04)	-1,009 (07)	-0,256 (08)	0,862 (05)
v_3003	1,468 (08)	-2,166 (12)	-1,372 (11)	-0,531 (13)	0,411 (13)
v_3005	1,637 (05)	-1,976 (11)	-1,496 (12)	-0,485 (12)	0,575 (11)
v_3006	1,870 (01)	-1,645 (05)	-0,806 (05)	-0,144 (06)	0,740 (08)
v_3007	1,488 (07)	-1,672 (06)	-0,753 (04)	-0,125 (05)	0,930 (04)
v_3008	1,118 (12)	-1,464 (02)	-0,522 (02)	0,108 (02)	1,165 (02)
v_3009	1,333 (10)	-1,533 (03)	-0,581 (03)	0,014 (03)	1,004 (03)
v_3011	1,521 (06)	-1,737 (07)	-0,887 (06)	-0,014 (04)	0,851 (06)
v_3012	1,759 (02)	-1,940 (10)	-1,255 (10)	-0,363 (11)	0,625 (10)
v_4001	1,418 (09)	-1,775 (09)	-1,062 (08)	-0,269 (10)	0,731 (09)
v_4003	1,725 (03)	-1,757 (08)	-1,125 (09)	-0,255 (07)	0,450 (12)
v_4004	1,138 (11)	-1,156 (01)	-0,169 (01)	0,356 (01)	1,398 (01)

Os valores de discriminação, bem como os *thresholds*, foram obtidos utilizando a parametrização de Reckase (Reckase, 1985), padrão do *Factor* para esse cômputo.

Os valores obtidos de discriminação e *thresholds* são seguidos, em cada célula, pela sua classificação comparativa com os demais itens na mesma coluna, do maior para o menor, entre parênteses. Assim, o valor de discriminação do item v_3006, de 1,870, é acompanhado pela indicação “(01)”, explicitando que ele é o maior valor de discriminação dentre os valores de discriminação dos itens mantidos na escala.

Os *thresholds* representam o ponto a partir do qual o traço latente do respondente o fará endossar determinado valor da escala de resposta do item. Com a escala das respostas indo de um a cinco, temos quatro *thresholds* (ou limiares). Abaixo do *threshold* um, o indivíduo pontuará um em sua resposta. Abaixo do *threshold* dois e acima do *threshold* um, ele pontuará dois. A mesma lógica segue analogamente para os demais intervalos, até que o último *threshold*, o quatro, define o ponto de traço latente a partir do qual o indivíduo pontuará cinco na resposta do item.

Já a discriminação dos itens representa o quão efetivo o item é em diferenciar indivíduos com diferentes traços latentes, sendo a inclinação da curva característica do item em seu ponto de inflexão.

Vale notar, com relação aos *thresholds*, que não foi encontrado nenhum padrão inesperado, de modo que em todos os itens eles crescem em valor de traço latente exigido para serem endossados. Isso significa que os itens possuem, individualmente, coerência no nível de traço latente mínimo exigido para determinada pontuação de resposta ser verificada. Em outras palavras, quanto maior o traço latente do indivíduo, maior sua pontuação nos itens.

4.1.3. Avaliação da Escala

4.1.3.1 Quanto à dimensionalidade

Findada a AFE, foi conduzida uma AFC com o objetivo de avaliar a plausibilidade da estrutura unidimensional, bem como a eventual presença de redundância nos itens propostos. Foi utilizado o software JASP (JASP Team, 2023) para condução da AFC neste estudo.

A AFC foi executada utilizando o método de estimação *Robust Diagonally Weighted Least Squares* (RDWLS), adequado para dados categóricos (DiStefano & Morgan, 2014; Li, 2016). Os índices de ajustes utilizados foram χ^2 ; χ^2/gl ; CFI; *Standardized Root Mean Residual* (SRMR) e RMSEA, adequados para esse tipo de análise (Kline, 2015).

O teste χ^2 não deve ser significativo; a razão χ^2/gl deve ser menor que cinco ou, preferencialmente, menor que três. As estatísticas com pontos de corte já apresentados acima, podem ter critério mais rigoroso: CFI deve ser acima de 0,95 e o RMSEA abaixo de 0,06. SRMR deve ficar abaixo de 0,08 (Brown, 2006).

Na AFC foi especificado um modelo estrutural com uma dimensão composta pelos 13 itens resultantes da última rodada da AFE. Os índices de modificação foram avaliados pelo ponto de corte 3,84, os itens problemáticos por este critério podem ser visualizados na Tabela 15. O item v_3012 apresentou índice de modificação 25,022 na associação de seus resíduos com o item v_3005 e índice de 4,492 com o item v_3006. O item v_4004 apresentou índice de modificação de 4,339 em sua associação residual com o item v_4001.

Tabela 15 – Índices de Modificação Acima do *Cutoff* Após Primeira AFC

Itens	Índice de Modificação
v_3012 e v_3005	25,022
v_3012 e v_3006	4,492
v_4004 e v_4001	4,339

Foi realizada análise semântica dos itens envolvidos. Notou-se que o índice de modificação apontava para sobreposição de conteúdo entre os itens v_3005 e v_3012, assim como entre os itens v_3006 e v_3012. Apesar de o item v_3012 poder ser mantido e retirados os v_3005 e v_3006, o que contribuiria para a parcimônia da escala, o item v_3006 apresentou a maior carga fatorial na AFE e a maior discriminação na análise de TRI entre todos os itens da escala, sendo um forte argumento para mantê-lo na escala em detrimento da substituição de duas variáveis por uma. A partir disso foi tomada a decisão de retirar o item v_3012 da escala e manter os itens v_3005 e v_3006.

Na análise dos itens v_4004 e v_4001, ensejada pelo índice de modificação, também foi detectada clara sobreposição de conteúdo. Foi feita a opção pela retirada do item v_4004 pois ele é mais extenso que o v_4001, apresentou menor carga fatorial e menor discriminação. Assim sua retirada contribui para uma escala mais sucinta e sem problemas claros de redundância entre os itens.

Adicionalmente, o item v_2004 apresentou carga fatorial nesta rodada da AFC menor que 0,7 e relativamente elevada correlação com o item v_3003. A partir da análise dos itens detectou-se sobreposição de conteúdo e optou-se pela retirada do item v_2004, de menor carga fatorial.

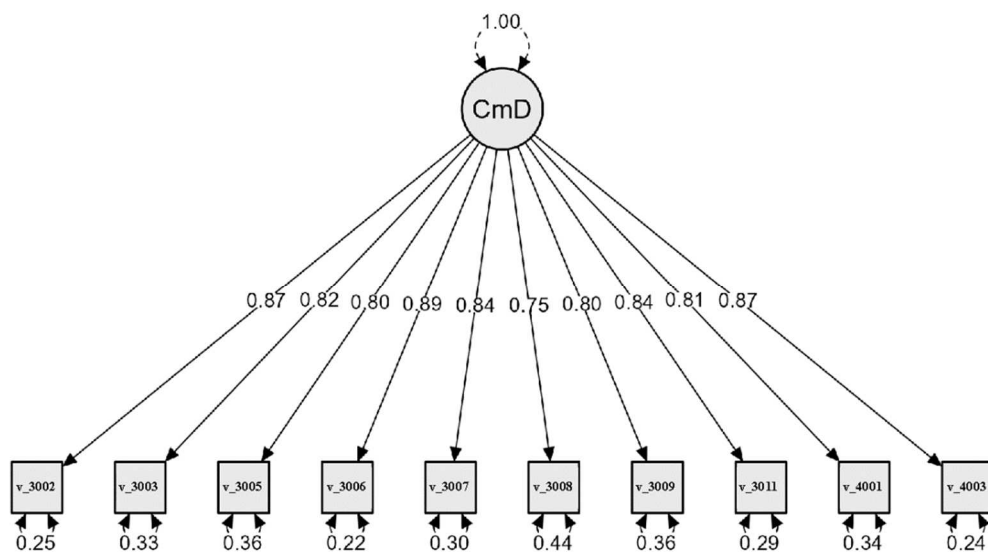
Com a retirada dos itens acima, a composição da escala nesta etapa foi reduzida a 10 itens. A AFC foi executada com essa composição, sem correlação residual modelada entre nenhum dos itens e os índices de ajuste foram avaliados. Os resultados podem ser vistos na Tabela 16.

Tabela 16 – Cargas Fatoriais Após Segunda AFC

Item	Carga Fatorial	Desvio Padrão	IC 95%	Ordem
v_3002	0,868	0,030	0,809 a 0,926	03
v_3003	0,816	0,036	0,745 a 0,887	06
v_3005	0,797	0,039	0,721 a 0,873	09
v_3006	0,885	0,027	0,832 a 0,939	01
v_3007	0,836	0,030	0,777 a 0,895	05
v_3008	0,746	0,044	0,659 a 0,833	10
v_3009	0,801	0,037	0,729 a 0,873	08
v_3011	0,841	0,032	0,778 a 0,905	04
v_4001	0,814	0,038	0,739 a 0,889	07
v_4003	0,872	0,028	0,817 a 0,927	02

As cargas fatoriais apresentadas acima são padronizadas. A última coluna à direita indica a posição do valor da carga fatorial no vetor ordenado das cargas estimadas de maneira decrescente. Assim a posição 01 do item v_3006 indica que ele possui a maior carga fatorial da estrutura fatorial.

Figura 11 – Estrutura Fatorial da Segunda AFC



A Figura 11 traz a estrutura fatorial estimada na AFC. Os valores das cargas fatoriais padronizadas arredondados em duas casas decimais são encontrados nas setas que ligam o fator

geral de competência digital (CmD) aos itens. A cada item está associado também um valor estimado de variância residual, em contraposição à variância explicada, também arredondado em duas casas decimais na figura e exposto logo abaixo de cada item.

Tabela 17 – Índices de Ajuste AFC

χ^2	χ^2/gl	CFI	SRMR	RMSEA
16,712	0,477	1,0	0,030	0,000

A Tabela 17 traz os índices de ajuste desta fase da AFC. Vale notar que a razão χ^2/gl ficou abaixo de 1,0. Isso indica que o valor da estatística qui-quadrado ficou abaixo do valor dos graus de liberdade, implicando que os dados observados não se distanciam significativamente dos esperados na hipótese nula do teste, de igualdade entre as matrizes de variância-covariância observada e teórica. Consequência disso, o valor do RMSEA se mostra igual a zero, pois o distanciamento considerado por ele é o valor em que o chi-quadrado ultrapassa os graus de liberdade (Kline, 2015). Analogamente, pelo mesmo motivo, a estatística de CFI fica com seu valor máximo 1,0.

Já o SRMR, computado como a raiz quadrada da média dos quadrados das covariâncias residuais padronizadas, é uma medida da média absoluta da diferença global entre as correlações observadas e previstas (Kline, 2015) e deve ficar abaixo de 0,08 (Brown, 2006). O valor de SRMR apresentado foi, portanto, satisfatório, assim como a razão de χ^2/gl , abaixo de 3,0.

A unidimensionalidade da escala em seu formato final foi avaliada por três índices: UniCo, ECV e MIREAL. Todos os três apresentaram resultados que indicam a unidimensionalidade, com valores mais indicativos do resultado unidimensional do que aqueles apresentados no formato anterior da escala (ao fim da fase exploratória). Os valores dos índices, bem como a indicação de suas interpretações, podem ser visualizados na Tabela 18.

Tabela 18 – Índices de Avaliação de Unidimensionalidade da Escala Final

Índice	Interpretação	Valor
UniCo	Unidimensional acima de 0.950	0.998
ECV	Unidimensional acima de 0.850	0.957
MIREAL	Unidimensional abaixo de 0.300	0.163

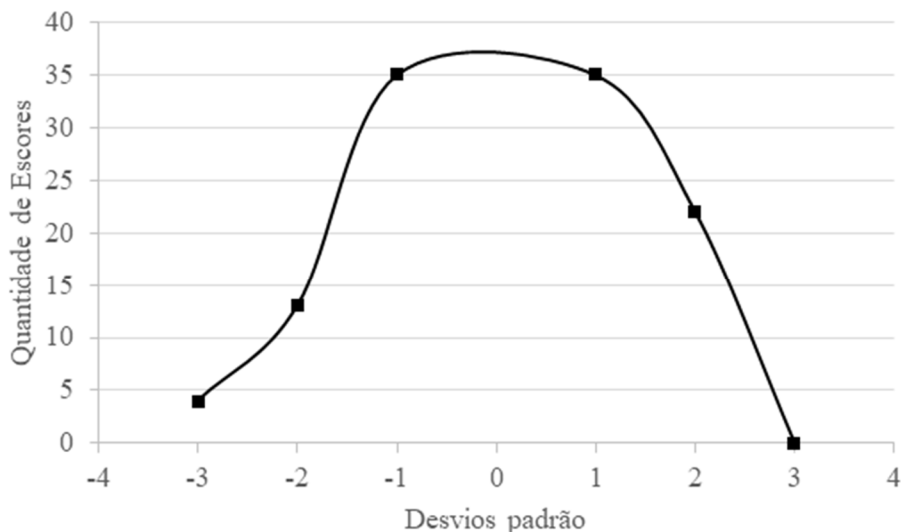
Os índices acima se referem à escala como um todo, mas podem também ser calculados para os itens individualmente. Para os índices individuais de cada item, os pontos de corte seguiram o mesmo sentido dos índices apresentados na Tabela 18, isto é, de indicar a unidimensionalidade da escala, fornecendo fortes evidências para a estrutura de um fator.

As evidências de dimensionalidade se dão na forma dos índices apresentados e na qualidade de ajuste aferida do modelo proposto pela AFC. Com isso a análise chega à estrutura final da escala proposta com 10 itens. Esses itens foram utilizados para geração do escore fatorial dos respondentes, que servirão de fomento às análises que seguem, metodologia comumente utilizada no desenvolvimento de escalas (Boateng et al., 2018).

A técnica utilizada para estimação dos escores é a *Expected A Posteriori* (EAP), ela utiliza estatística bayesiana para estimar a habilidade do respondente, apresentando duas vantagens sobre suas alternativas: o uso de mais informação do estágio de calibração do modelo e maior correlação com o traço verdadeiro que estimam (Ferrando & Lorenzo-Seva, 2016).

Os escores fatoriais calculados para os respondentes ficaram originalmente no intervalo [-2,44; 1,381], com média 0 e desvio padrão 0,946. O *Factor*, utilizado para essa estimação, permite a transformação desses resultados em escores com média 50 e desvio padrão 10 (*t-scores*), facilitando a interpretação dos escores atribuídos. Para a sequência da análise foram utilizados os *t-scores*, que passam a ser chamado simplesmente de escores. O maior escore fatorial estimado foi de 64,670 e o menor de 24,067. A distribuição dos escores pode ser visualizada na Figura 12.

Figura 12 – Distribuição dos Escores Fatoriais



4.1.3.2 Quanto à confiabilidade

O valor da confiabilidade composta para a estrutura fatorial final foi de 0,956, acima do valor de 0,80 tido como sugestão de ponto de corte (Netemeyer et al., 2003) para confiabilidade composta. O alfa de Cronbach padronizado também foi calculado e apresenta valor de 0,955, um pouco menor que o da confiabilidade composta, como esperado, mas consideravelmente alto. O Ômega de McDonald, por sua vez, resultou em 0,955, acima do ponto de corte sugerido de 0,70 (Hair et al., 2018).

Além disso, o índice VME resultou em valor de 68,65% para a escala em sua composição final. Com isso, verificamos que a escala proposta apresenta evidências fortes de confiabilidade. Em termos da tipologia de validade utilizada neste estudo, encerramos nesta etapa a investigação sobre as evidências de validade baseadas estrutura interna do instrumento, satisfatoriamente corroboradas pelos resultados acima.

4.1.3.3 Quanto à validade

As evidências de validade baseadas no conteúdo, padrão de resposta e estrutura interna foram apresentadas em seções anteriores. O foco desta seção é analisar as evidências de validade baseada na relação com outras variáveis.

Abaixo, a Tabela 19 traz os valores dos coeficientes de correlação de Pearson entre o escore fatorial e variáveis de controle de interesse.

Tabela 19 – Correlação do Escore Fatorial com Outras Variáveis

Variável	Correlação
Exerce Cargo de “Controller”	+0,24**
Exerce Cargo de “Funcionário do Setor Contábil”	-0,41***
Pontuou 5 no nível de interesse em tecnologia	+0,163*
Atua em empresa com mais de 10.000 funcionários	+0,21**
Estudou programação ou SQL	+0,31***
Genêro Masculino	+0,29***

Estatística bicaudal: *significante a 10%; **significante a 5%; ***significante a 1%;

O escore fatorial se relacionou positivamente com a posição de “Controller” e negativamente com a “Funcionário do Setor Contábil”. Podemos aproximar a diferenciação entre essas nomenclaturas para as funções exercidas à diferenciação entre *Business Partner* e *bean counter* discutida anteriormente neste trabalho. Assim a correlação positiva com o cargo de Controller (validade convergente positiva) e a negativa com o cargo de Funcionário do Setor Contábil (validade convergente negativa) são boas evidências de que o escore está mensurando o que se propõe a mensurar: é de se esperar que o *Business Partner* tenha mais competência digital que o *bean counter* e o escore reflete isso.

O alto interesse em tecnologia reportado pelos respondentes também deve, a priori, estar associado a um alto escore fatorial: indivíduos mais interessados em tecnologia devem na média se preparar mais nesse quesito que aqueles sem interesse. A correlação positiva entre o escore fatorial e essa resposta extrema de interesse em tecnologia é, portanto, evidência convergente positiva de que o escore mensura o que pretende.

Similar ao alto interesse em tecnologia, o fato de ter estudado programação ou SQL cria a expectativa de que o indivíduo vá apresentar um escore mais elevado que aquele que nunca o fez. Isso é confirmado pelos dados, apresentando a mais forte correlação das variáveis de controle com o escore fatorial e com grande grau de significância (p-valor < 1%), a associação entre estudo pretérito de programação ou SQL e o escore fatorial se mostra uma forte evidência de validade convergente.

A Tabela 20 traz os resultados da regressão múltipla empregada para avaliar a relação do escore fatorial com algumas das variáveis de controle.

Tabela 20 – Regressão Múltipla do Escore Fatorial sobre Variáveis de Interesse

Variável	Coefficiente
Depto. de <i>Data Analytics</i> fora da Controladoria	-4,79***
Estudou Programação ou SQL	+5,12***
Exerce Cargo de “Controller”	+4,00**
Idade	-0,20*
Atua em empresa com mais de 10.000 funcionários	+4,42**
Genêro Masculino	+3,32*

Estatística bicaudal: *significante a 10%; **significante a 5%; ***significante a 1%;

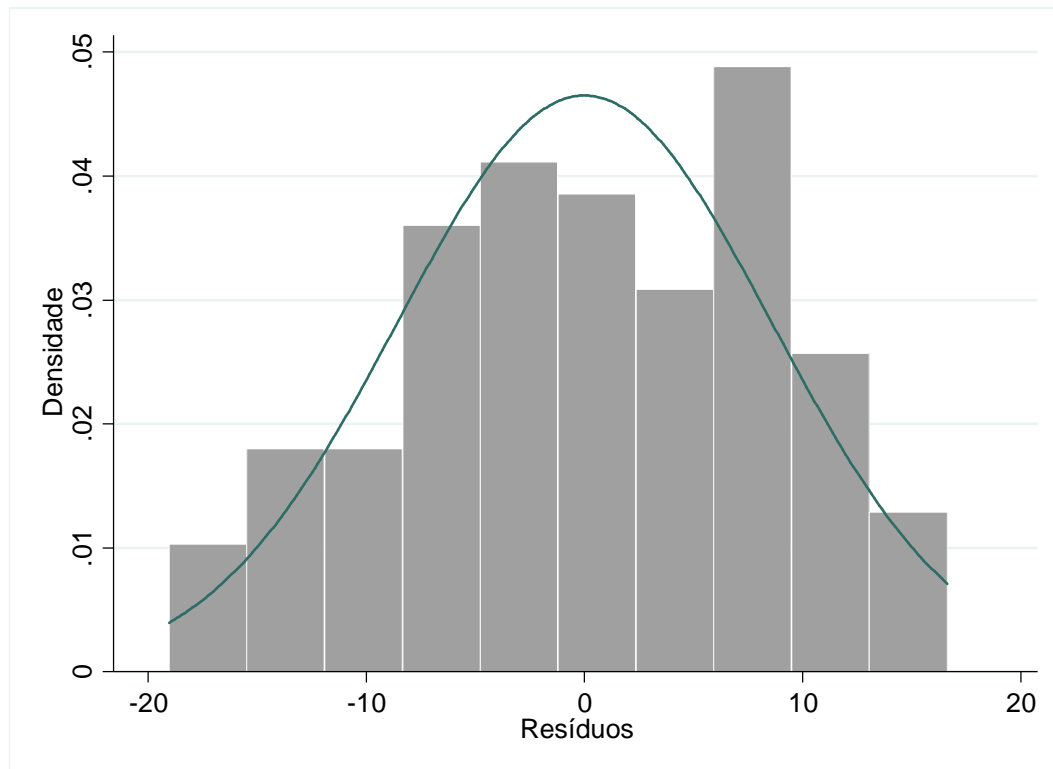
O R² da regressão foi de 27,08 % e a estatística F conjunta apresentou p-valor abaixo de 1%, indicando a significância do modelo proposto. Além disso todos os coeficientes se mostraram significantes a 10%.

Particularmente, a presença de departamento de *Data Analytics* e o fato de ter estudado programação ou SQL se mostraram significantes a 1%. O primeiro, com efeito negativo, indica que a existência do departamento de *Data Analytics* fora do setor de controladoria derruba o escore fatorial do respondente em 4,79 pontos em média. Isso pode ser explicado pelo fato de o departamento absorver uma parte da carga de trabalho do próprio departamento de controladoria, em média, e gerar, portanto, menor necessidade de qualificação nesse quesito por parte do profissional de controladoria. Assim vemos uma evidência de validade convergente negativa. Já o fato de ter estudado programação ou SQL eleva, em média, 5,12 pontos o escore fatorial do respondente. Isso é esperado se a escala mensura o que se propõe, pois o estudo pretérito desses temas tanto indica interesse quanto aumenta a competência digital do indivíduo. Assim, o coeficiente da regressão se apresenta como validade convergente positiva da escala desenvolvida.

O coeficiente positivo do gênero masculino no escore fatorial é um resultado esperado, a literatura da área de psicologia tem evidências de que homens tendem a pontuar maiores valores em escalas de autorrelato, como a que é desenvolvida aqui, para habilidades no mundo digital, embora isso não se reflita em diferença prática em seus níveis de habilidade (Hargittai & Shafer, 2006). Sendo esta uma escala de autorrelato, espera-se que a influência conhecida de fatores, como gênero, em seu resultado seja constatada, como é o caso aqui. Desta maneira, o coeficiente significativo e positivo dessa variável no modelo também se faz uma evidência de validade do instrumento proposto, consoante com a literatura da área.

O teste Shapiro-Francia (Shapiro & Francia, 1972) foi executado para avaliar a normalidade dos resíduos da regressão. O p-valor aferido ficou acima de 20%. Não houve, portanto, evidência de que os resíduos não se adequem à normalidade. A distribuição dos resíduos pode ser visualizada na Figura 13, junto à curva normal.

Figura 13 – Distribuição dos Resíduos Regressão Múltipla



Foi calculado o *Variance Inflation Factor* (VIF) do modelo, resultando num valor médio de 1,12. Com o valor próximo a um, não há forte indício de multicolinearidade nos dados, o que propicia uma boa identificação dos parâmetros estimados (Fávoro & Belfiore, 2021).

O modelo estimado foi obtido através do procedimento *stepwise* a 10% de significância, iniciando com todas as variáveis de controle disponíveis, e posterior análise individual das variáveis com alta correlação junto aos escores para reinclusão, em caso de manutenção da significância do modelo (estatística F) e do coeficiente recém-inserido. O modelo foi por fim avaliado em termos de significância teórica das relações propostas.

O teste de Breusch-Pagan (Breusch & Pagan, 1979) para heterocedasticidade foi executado e não indicou a rejeição da hipótese nula de homoscedasticidade (p-valor de 13,64%). O teste de White (White, 1980) também foi executado e não houve rejeição de sua hipótese nula de homoscedasticidade (p-valor 35,64%). Ainda assim, os valores dos coeficientes apresentados são resultado da regressão robusta. Os valores estimados dos

coeficientes e intervalos de confiança, bem como seus sinais não tiveram alterações significantes entre a regressão simples e a robusta, o que era esperado dada a não influência da heterocedasticidade no valor das estimativas (Wooldridge, 2012) e a ausência de evidências de heterocedasticidade constatada pelos testes de Breusch-Pagan e White, que poderia resultar em intervalos de confiança diferentes.

Quanto à validade baseada no padrão de respostas dos itens, a ordenação crescente dos *thresholds* estimados de TRI é evidência de validade baseada no padrão de resposta aos itens. Isso quer dizer que quanto maior o traço latente do indivíduo, maior a chance de ele corroborar um nível mais alto de categoria nos itens, o que se espera de uma escala válida.

4.2 Análise Descritiva dos Dados

4.2.1 Caracterização do Respondente

A Tabela 21 traz a caracterização dos respondentes por algumas das variáveis de controle presentes no questionário.

Tabela 21 – Características dos Respondentes

CARACTERÍSTICA	DESCRIÇÃO	QUANTIDADE	% Acumulada
Gênero	Feminino	49	44,95
	Masculino	60	100,00
Idade	Abaixo de 23	1	0,92
	23 a 30	23	22,02
	31 a 40	58	75,23
	41 a 50	24	97,25
	51 ou mais	3	100,00
Experiência (em anos)	Menos de 5	16	14,68
	05 a 10	37	48,62
	11 a 20	46	90,83
	21 a 30	9	99,08
	31 ou mais	1	100,00
Colaboradores na Empresa Onde Atua	Menos de 50	13	11,93
	50 a 999	35	44,04
	1.000 a 9.999	38	78,90

		10.000 ou mais	23	100,00	
Posição	Atual	na	Controller	36	33,03
Empresa			Funcionário(a) do Setor Contábil	25	55,96
			Contador(a)	15	69,72
			Analista de Controladoria	10	78,90
			Outras	23	100,00

A quantidade de respondentes do gênero feminino é de 44,95% frente a 55,05% do gênero masculino. A opção de gênero “outro” com especificação textual foi apresentada aos participantes, mas nenhum a utilizou. Com relação à idade, a idade média dos respondentes foi de 36,74 anos, com desvio padrão de 7,08. A idade máxima foi de 54 anos e a mínima de 20. A média de anos de experiência na profissão foi de 12,23 anos, com desvio padrão de 6,85. A maior experiência relatada foi de 32 anos e a menor de 1. Sobre a quantidade de colaboradores na empresa de atuação do profissional participante da pesquisa, as respostas se distribuem pelas categorias, com maior percentual nas categorias de 1.000 a 9.999 com 34,86% e de 50 a 999 com 32,11%.

A pergunta sobre “Posição Atual na Empresa” foi apresentada em formato de lista com opções pré-determinadas aos respondentes, mas com a opção de especificação textual caso a posição dele não se enquadrasse nas propostas. O resultado das respostas foi relevante nos quatro cargos discriminados na Tabela 21. Dentro de “Outras” foram alocadas todas as demais respostas onde apenas 1 pessoa colocou determinada descrição de sua posição, o que ocorreu em 21,10% dos respondentes. O cargo mais frequente é o de “Controller”, coerente com o público-alvo desejado para o estudo, com 33,03% das respostas. Em seguida temos o “Funcionário(a) do Setor Contábil” com 22,94% e “Contador(a)” com 13,76%. A designação “Analista de Controladoria” não estava predeterminada na lista apresentada aos respondentes e mesmo assim foi a descrição dada a seu cargo por 9,17% dos respondentes.

Tabela 22 – Formação Acadêmica dos Respondentes

CARACTERÍSTICA	DESCRIÇÃO	QUANTIDADE	%
Graduação	Contabilidade	75	68,81
	Administração	23	21,10
	Economia	6	5,50
	Outros Cursos	15	13,76
Grau de Escolaridade	Doutorado	2	1,83
	Mestrado	12	11,01
	Pós-Graduação	75	68,81
	Graduação	20	18,35
Estudou Programação ou SQL	Sim	37	33,94
	Não	72	66,06
Possui certificado da área de Tecnologia	Sim	22	20,18
	Não	87	79,82

A Tabela 22 traz as características coletadas quanto à formação acadêmica dos respondentes. Podemos notar que a maioria é formada em contabilidade (68,81%), fato esperado dada a especificação do público-alvo deste estudo. O segundo curso mais mencionado é o de Administração com 21,10% e o terceiro o curso de Economia (5,50%). Vale ressaltar que os respondentes informaram eventualmente a graduação em mais de um desses cursos concomitantemente, fazendo com que o total de respondentes formados em ao menos um deles seja de 86,24%. A diferença entre essa porcentagem e a apurada pela simples soma dos percentuais associados a cada curso (95,41%) se dá pela sobreposição dos conjuntos. O total de respondentes com graduação em área diversa das três mencionadas acima foi de 13,76%

Quanto ao grau de escolaridade, o de maior frequência pelo relato dos respondentes foi o grau de “Pós-Graduação” com 68,81% dos respondentes. “Graduação” foi o segundo grau mais relatado com 18,35%, seguido por “Mestrado” com 11,01% e “Doutorado” com apenas 1,83%. Essa distribuição condiz com o que se pode esperar do público-alvo da pesquisa: práticos da controladoria.

Também foi perguntado aos participantes sobre experiência prévia com estudo de programação ou SQL. Um número relativamente alto (33,94%) respondeu já ter estudado ao

menos um dos temas, o que pode ser entendido como uma evidência da importância da tecnologia para a prática da área de controladoria.

Outra característica com relação à tecnologia respondida pelos participantes foi com relação a possuírem ou não certificado emitido por entidade voltada à tecnologia em tema voltado à tecnologia. Novamente, um número relativamente alto (20,18%) dos respondentes relatou possuir o certificado, relato possivelmente associado ao número relevante de participantes que já estudaram programação ou SQL.

Sobre as indústrias de atuação dos respondentes, a Tabela 23 traz um resumo dos dados coletados.

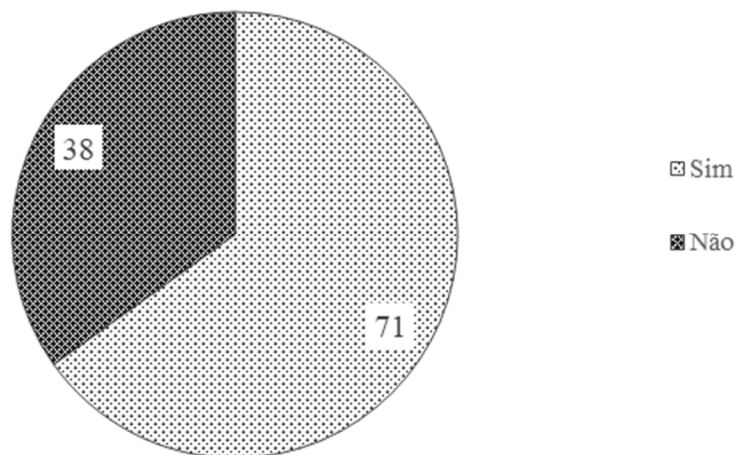
Tabela 23 – Indústria de Atuação do Respondente

DESCRIÇÃO	QUANTIDADE	%
Automotiva	9	8,26
Bancária	9	8,26
Agronegócio	8	7,34
Tecnologia	8	7,34
Alimentícia	7	6,42
Serviços	6	5,50
Saúde	5	4,59
Construção Civil	4	3,67
Educação	4	3,67
Varejo	4	3,67
Energia	3	2,75
Farmacêutica	3	2,75
Outras	39	35,78

As indústrias “Automotiva” e “Bancária” foram as mais citadas pelos respondentes com 8,26% cada. A seguir, as indústrias “Agronegócio” e “Tecnologia” apresentaram 7,34% de frequência nas respostas. As demais indústrias discriminadas possuíram três respondentes ou mais. A denominação “Outras” engloba todas as indústrias mencionadas duas vezes ou menos pelos respondentes.

A Figura 14 traz a proporção de respondentes que relataram que sua empresa possui um departamento de *Data Analytics* fora da área de controladoria, ainda que esse departamento tenha também outras funções (por exemplo, o departamento de TI pode ser encarregado disso).

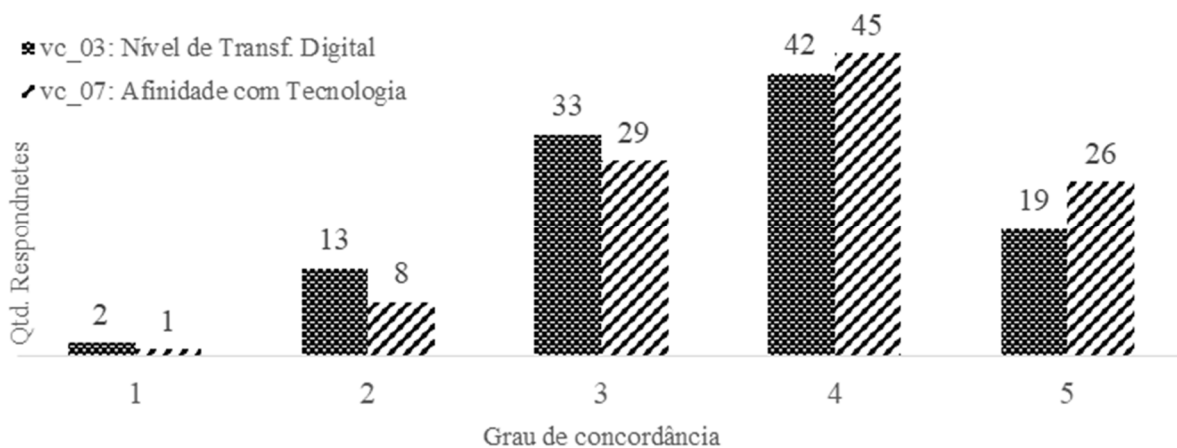
Figura 14 – Presença de Departamento de *Data Analytics* Fora da Área de Controladoria



4.2.2 Percepções do Respondente

Perguntas categóricas de cinco níveis foram feitas aos respondentes com relação às percepções que ele tem quanto à empresa onde atua, à profissão de controladoria de maneira geral e a características próprias. A Figura 15 traz a distribuição das respostas com relação a duas perguntas associadas a empresa de atuação dos respondentes.

Figura 15 – Distribuição das Respostas com Relação a Percepções Sobre a Empresa

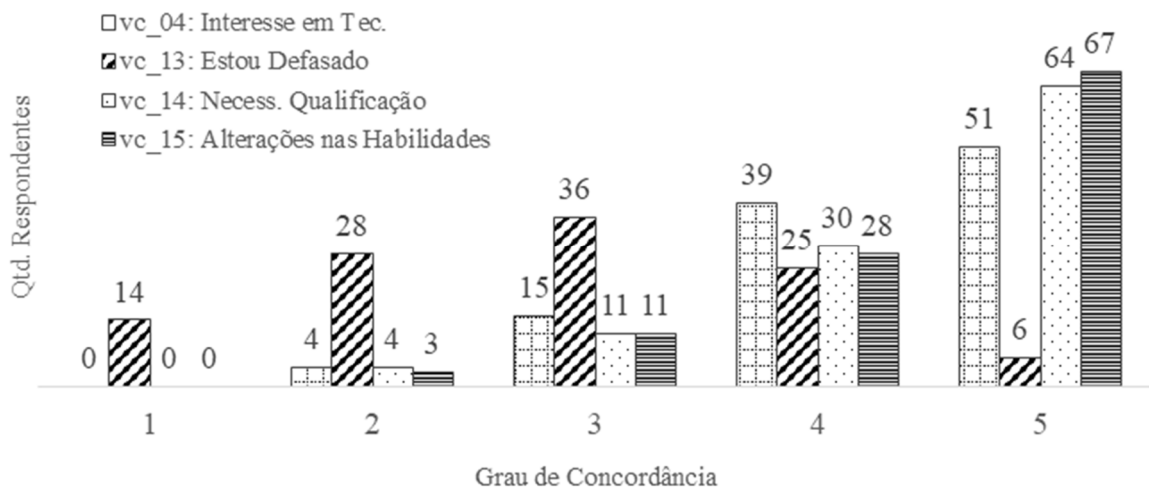


O nível de transformação digital percebido pelos respondentes em suas empresas segue uma distribuição muito próxima daquela apresentada pela percepção que os respondentes

possuem com relação à afinidade de suas empresas com tecnologia de maneira geral. Os itens “vc_03” e “vc_07” estão disponíveis no Apêndice B. As perguntas foram feitas em escala Likert com 5 opções categóricas. As categorias “3”, “4” e “5” foram as mais frequentemente selecionadas pelos respondentes, gerando o entendimento de que a sensação média dos respondentes é de nível médio para alto quanto à afinidade com tecnologia e quanto ao nível de transformação digital em suas empresas de atuação.

A Figura 16 traz a distribuição das respostas para quatro outras variáveis adicionais preenchidas pelos respondentes. A variável “vc_04” diz respeito ao interesse do respondente por tecnologia. A variável “vc_13” indica o grau de defasagem que o respondente sente possuir com relação às tecnologias disponíveis para seu exercício profissional. A variável “vc_14” diz respeito à percepção do respondente sobre a necessidade de qualificação num futuro próximo para o exercício da profissão e a variável “vc_15” indica a percepção do respondente quanto à existência de mudanças no rol de habilidades exigidas do profissional de contabilidade.

Figura 16 – Distribuição das Respostas com Relação a Percepções Pessoais e Profissionais



O padrão apresentado pelos itens “vc_04”, “vc_14” e “vc_15” é semelhante, de maior concentração nas categorias de maior valor. Indicando que o profissional que se vê interessado em tecnologia também vê a necessidade contínua de mudança em suas capacidades para o bom exercício da profissão. Já o item “vc_13” se assemelha a uma curva normal, tendo sua maior concentração na categoria intermediária, mas com mais respondentes abaixo que acima dela, indicando que a percepção de uma grande defasagem é de certa forma rara na amostra coletada.

4.3 Formato Final da Escala Proposta

A escala final do estudo, resultado do processo de desenvolvimento de escala conduzido e explicitado no trabalho, é composta por 10 itens e pode ser visualizada na Tabela 24. A ordem de apresentação dos itens respeita a carga fatorial de cada um deles, do maior para o menor. O grau de concordância apresentado aos respondentes varia de um a cinco. Um representando “Discordo Totalmente” e cinco representando “Concordo Totalmente”.

Tabela 24 – Escala Proposta pelo Estudo

Pensando em sua atividade profissional no escopo de atuação da controladoria, indique abaixo seu grau de concordância para cada um dos itens, levando em consideração sua experiência prévia e suas habilidades.

Sendo: 1 – “discordo totalmente”; e 5 – “concordo totalmente”

Item	Descrição
v_3006	Possuo habilidade para desenvolver um projeto de análise de dados voltado para um objetivo organizacional do planejamento à implementação.
v_4003	Sou capaz de elaborar dashboards relevantes para meu público-alvo de maneira independente.
v_3002	Consigo avaliar um novo conjunto de dados e selecionar as técnicas de análise adequadas e os tratamentos necessários
v_3011	Sou capaz de construir modelos prescritivos para melhorar o desempenho organizacional
v_3007	Sou capaz de desenvolver fluxos completos de dados para integrá-los no processo organizacional, sugerindo as adaptações necessárias nesse processo.
v_3003	Sou capaz de identificar a necessidade de que novos dados sejam gerados em partes do negócio sobre as quais devo elaborar análises.
v_4001	Domino suficientemente softwares para criar visualizações (e.g., gráficos, diagramas e dashboards) a partir dos dados disponíveis.
v_3009	Consigo transformar dados não estruturados para que se enquadrem em modelos de análise estabelecidos, usando para essa finalidade alguma ferramenta digital de automação.
v_3005	Tenho plena capacidade de propor soluções com base em análises de dados para problemas de negócio
v_3008	Tenho habilidades para lidar com grandes conjuntos de dados, maiores que os que uma planilha eletrônica consegue ler, e gerar análises a partir desses conjuntos.

Uma proposta de versão em inglês da escala está disponível no Apêndice D.

4.4 Análise das Informações

O ponto de partida para o desenvolvimento da escala, a geração dos itens inicialmente propostos, derivou dos achados no levantamento bibliográfico que se fez sobre as publicações de IMA e CGMA.

Esse fato, de antemão, tende a produzir resultados com elevada validade de conteúdo, como foi comprovado pelas técnicas de análise conduzidas previamente à aplicação do questionário que não resultaram em adição ou exclusão de nenhum dos itens identificados. Essas análises (juízes e pré-teste) ao não apontarem baixa validade de conteúdo têm o resultado esperado dada a expectativa de grande autoridade e fundamento teórico e prático assertivo por parte das entidades de classe mencionadas. Ainda assim, as análises empregadas foram fundamentais pois acabaram por validar a escolha de palavras e sintaxe por parte do pesquisador, servindo de filtro para eventuais erros ou excesso de complexidade no uso de termos e jargões comuns à população-alvo.

Como os subitens foram gerados subjetivamente pelo pesquisador, embora fundamentados fortemente nas publicações das entidades, a validade de conteúdo poderia ter se perdido nesse processo, outro fato importante para que a condução das análises voltadas para evidências de validade de conteúdo fosse feita criteriosamente.

O elevado número de itens propostos inicialmente no questionário, embora tenha causado extensão em seu formato inicial, demandando mais tempo dos respondentes (tempo médio estimado de 12 minutos para preenchimento do questionário) e provavelmente reduzindo o número de observações coletadas, foi importante devido à natureza exploratória da pesquisa. Dada a elevada validade de conteúdo dos itens, as cargas fatoriais deles foram altas. Em construções de escala há o uso de pontos de corte muito mais baixos que o 0,7 utilizado aqui, chegando mesmo a 0,3. O ponto de corte elevado foi decidido também para que houvesse redução significativa dos itens, mantendo apenas os mais fortemente relacionados ao fator comum para promover uma escala sucinta. Assim a grande redução na quantidade de itens na fase exploratória foi desejada e configura característica comum nos estudos de desenvolvimento de escala. A origem dos itens inicialmente gerados, não provenientes de definição teórica clara, mas derivados de resultados obtidos indutivamente, também enseja a grande redução em sua quantidade e destaca a natureza exploratória do estudo nesse ponto.

A não presença dos esperados quatro fatores conduziu o estudo a métodos de análise fatorial unidimensionais, mas não representou uma perda teórica na escala proposta. Os quatro fatores vieram da divisão antropomórfica proposta pelas entidades e corroborada pelas expectativas apriorísticas deste estudo com relação aos itens relacionados à competência digital e não se comprovaram empiricamente com os dados coletados. Assim, entende-se que a competência digital é melhor representada por um único fator, capturado pelos itens propostos dentro dos dados coletados nesta pesquisa e a existência desse fator comum é corroborada pelos resultados da AP e dos indicadores de unidimensionalidade averiguados na escala ao longo de seu desenvolvimento. Além disso o índice G-H corrobora a estabilidade fatorial do modelo encontrado pela AFE na forma final proposta da escala.

Os parâmetros de TRI estimados para os itens foram relevantes e indicam satisfatório potencial informativo dos itens. Além disso, os *thresholds* ordenados indicam um padrão adequado de resposta aos itens por parte dos respondentes. O valor da discriminação foi importante na etapa confirmatória ao decidir sobre a manutenção de itens após os índices de modificação sugeridos.

Após a AFC, o modelo foi reduzido a 10 itens e teve ótimos indicadores de ajuste. Embora tenha sido encontrado um caso limite do RMSEA e, conseqüentemente, do CFI (ambos indicando ajuste “perfeito”), o SRMR manteve a indicação de bom ajuste. A amostra da pesquisa, embora suficiente para as técnicas empíricas empregadas, uma vez que a qualidade do instrumento é essencial ao definir esse número, pode ter interferido na geração desses indicadores com valores relativamente baixos do qui-quadrado após a retirada do item “v_3012”, que possuía um elevado índice de modificação. Antes de sua retirada, é importante frisar, os indicadores apontavam a adequação do ajuste. Assim, ao retirar a variável “v_3012” essa adequação foi potencializada.

Os valores de confiabilidade do modelo final foram muito satisfatórios, tanto o alfa de Cronbach quanto a confiabilidade composta apresentaram valores acima de 0,90. O Ômega de McDonald também seguiu esse padrão e apesar de ser válido apenas para grandes amostras, o fato dele apontar valor similar aos outros indicadores fez com que sua apresentação fosse considerada adequada, como evidência auxiliar de confiabilidade da amostra. Além disso, a VME de 68,65% é relativamente grande. Em estudos de construção de escalas, valores de VME de 50% são aceitáveis, indicando haver mais variância em comum com o fator do que erro nos itens em média (Hair et al., 2018).

As análises com medidas externas empregadas foram avaliadas com base em todas as variáveis de controle disponíveis e as estatística e teoricamente significantes foram utilizadas como evidências de validade no último passo do desenvolvimento da escala, trazendo resultados satisfatórios quanto às evidências com relação a medidas externas de que a escala proposta, em seu formato final, mensura o que se propõe a mensurar. A variável independente para essas análises foi o escore fatorial gerado para os respondentes na estrutura fatorial final da escala.

Reconhecendo a eventual propensão a superestimar sua própria competência, este estudo poderia esperar grande concentração de respostas nas categorias mais altas dos itens do questionário, fato que não se verificou. Embora possa existir superestimação, ela não foi tamanha a ponto de gerar um “efeito teto” nas respostas aos itens. Quando da elaboração dos itens individualmente, foi uma preocupação da pesquisa a redação deles de maneira a gerar diferentes níveis de dificuldade, mas sem extremos. Assim alguns itens foram sobrecarregados semanticamente para elevar sua dificuldade (usando termos como “detalhadamente” ou “sem auxílio”) e outros aliviados (com termos como “familiaridade” em lugar de “conhecimento”). Esse passo pode ter contribuído para ausência de grandes acumulações de respostas em determinada categoria em qualquer dos itens do questionário. Resultando assim na variação das respostas aos itens, essencial para condução da AFE e da AFC. Consequentemente, verificamos variação nos escores calculados, importante para a estimação dos parâmetros da regressão múltipla, auxiliando a busca por evidências de validade.

Sobre a amostra coletada, pode-se pensar em eventual viés de seleção devido ao fato de a coleta ter se realizado em ambiente digital. Assim, respondentes fora desse ambiente estariam tolhidos da possibilidade de responder a pesquisa, viesando assim os resultados obtidos. No entanto, dada a realidade de atuação do profissional de controladoria, caracteristicamente no ambiente corporativo contemporâneo, extremamente competitivo e cada vez mais digitalizado, é cada vez menos provável que um profissional da área de interesse da pesquisa possa ser tido como excluído do ambiente digital. Ademais, a coleta via LinkedIn, maior fonte de dados do trabalho, que também poderia ser pensada como fator de viés, deve ser compreendida no cenário atual do mercado de trabalho corporativo no Brasil onde grande parte dos profissionais utiliza a plataforma para estabelecer redes de contato e promover sua carreira, reduzindo assim a chance de viés.

O formato final da escala com 10 itens é satisfatoriamente pequeno a ponto de torná-la de rápida aplicação, mantendo uma carga informacional grande com relação ao construto mensurado, de competência digital do profissional de controladoria.

5. CONCLUSÃO

Este estudo se propôs a construir e validar um instrumento de mensuração de competência digital do profissional de controladoria. Essa proposta foi realizada com a intenção de contribuir com o estudo da digitalização na contabilidade gerencial. O estudo se coloca, portanto, como um esforço para o entendimento de um fenômeno atual e relevante para o profissional de controladoria e, conseqüentemente, para a sociedade contemporânea.

Para cumprimento de seus objetivos o estudo buscou referências bibliográficas quanto ao método e fomento teórico e prático para proposição dos itens capazes de capturar o construto de competência digital do profissional de controladoria e pode incorporar conhecimento de outras áreas do conhecimento de maneira relativamente inexplorada na pesquisa em contabilidade gerencial.

A construção de escalas apresenta uma miríade de pequenas e grandes variações metodológicas com implicações fortes sobre a viabilidade de determinadas decisões e consequente construção ou não de instrumentos. Além disso, o processo de construção de escalas é inexoravelmente permeado pela subjetividade do pesquisador em suas decisões sobre quais métodos aplicar, quais itens manter, quais técnicas utilizar para estudar determinadas fontes de validade. Os processos indicados pela literatura para construção de escalas foram seguidos neste trabalho, tendo sempre como referencial a busca por evidências de validade do instrumento e sua parcimônia, metas que no entendimento do pesquisador foram alcançadas ao longo do trabalho. As evidências de validade apresentadas neste trabalho são suficientes, no entendimento do pesquisador, para corroborar a qualidade do instrumento proposto.

A amostra de 109 respondentes não é relativamente grande, mas foi suficiente para condução da pesquisa nos moldes apresentados. Uma amostra maior poderia aumentar a força dos argumentos de validade propostos e expandir as possibilidades de estudo de evidências de validade pela habilitação de métodos e índices estatísticos adequados para grandes amostras, no entanto com a amostra disponível diversas evidências de validade foram suportadas e apresentadas ao longo do trabalho, fazendo com que o instrumento fosse desenvolvido seguindo as principais indicações da literatura e iterativamente fosse apresentando uma forma mais eficiente.

Analisando as características dos respondentes notamos que a maioria é formada por homens (55,05%). A faixa etária média é de 36,74 anos e a média de anos de experiência na profissão é de 12,2. A graduação mais frequente relatada foi em Ciências Contábeis (68,81%).

65,13% dos respondentes relataram a existência de um departamento de *Data Analytics* em sua empresa, diverso do departamento de controladoria. As indústrias automobilística, bancária, de tecnologia e do agronegócio foram as mais citadas e contemplam conjuntamente 31,2% dos respondentes da pesquisa. O nível de transformação digital e o nível de afinidade da empresa de atuação com tecnologia percebidos pelos respondentes tiveram distribuições de respostas similares e concentradas no grau quatro, de cinco. Quanto às percepções individuais, a defasagem profissional com relação às tecnologias teve como resposta mais frequente o grau três, de neutralidade. As demais percepções individuais (interesse em tecnologia, necessidade de qualificação e alterações no conjunto de habilidades requisitadas do profissional) tiveram como resposta mais frequente o grau máximo (cinco) e nenhuma pontuou qualquer resposta no grau mínimo (um).

A forma final do instrumento desenvolvido conta com 10 itens no formato de afirmações com tipo de resposta esperada Likert de cinco pontos. Esse formato manteve relevante carga informacional sobre o fator latente mensurado, o de competência digital do profissional de controladoria, numa estrutura suficientemente sucinta. O objetivo do estudo foi, desta maneira, cumprido.

As contribuições do estudo emanam, por um lado, da existência do instrumento construído. Para as empresas, o instrumento representa uma ferramenta de avaliação aplicável aos profissionais atualmente contratados assim como aos processos de seleção de novos colaboradores. Dessa maneira, seu uso pela área de Recursos Humanos pode ter caráter estratégico em dois aspectos: auxiliando a promover a incorporação no quadro de funcionários de indivíduos com elevada competência digital; e avaliando a necessidade de realização de treinamentos voltados à área de tecnologia na companhia a partir de diagnóstico obtido através do uso do instrumento aqui apresentado.

Para os profissionais da área, o instrumento pode servir como importante ferramenta de avaliação no quesito digital. Indivíduos buscando diferenciação ou mesmo realocação no mercado de trabalho podem usar essa ferramenta para tomada de decisão sobre a busca por capacitação adicional, em busca de constituir um diferencial estratégico em sua colocação no mercado de trabalho. A escala pode também servir para líderes avaliarem os colaboradores sob sua responsabilidade, auxiliando-os na orientação profissional destes e mesmo na atribuição de tarefas cotidianas de acordo com a intensidade da competência digital requerida pela tarefa e aferida pelo colaborador.

Para a academia, o instrumento resultado desta pesquisa representa um possível componente de estudos que se voltem ao tema de digitalização na contabilidade gerencial, sob diversas abordagens. Pode-se ver na escala uma variável de controle para determinados objetivos de pesquisa. Também enquanto ferramenta de diagnóstico do estado da competência digital em determinado ambiente estudado, a escala pode se mostrar de grande utilidade em futuras pesquisas. Além disso a rotina de desenvolvimento de escalas aqui apresentada pode ser replicada em estudos futuros para mensurar outros construtos associados à contabilidade.

Por outro lado, o estudo contribui com a literatura ao compilar informações de diferentes fontes sobre o tema de digitalização na contabilidade gerencial, no esforço realizado na etapa de geração inicial dos itens do questionário, assim como na revisão da literatura, essencial para a tomada de decisão no processo de refinamento da escala. Adicionalmente, a metodologia aplicada neste trabalho, unindo técnicas e teorias diversas como análise fatorial exploratória, análise fatorial confirmatória, regressão múltipla e a teoria de resposta ao item, é pouco disseminada na literatura de contabilidade gerencial e nisso reside também uma contribuição importante que este trabalho produziu.

Uma possível limitação do estudo reside no fato de todas as etapas atuarem sobre a mesma amostra. A AFC, se conduzida sobre nova amostra, resultado da coleta da forma já reduzida do instrumento, poderia resultar em argumento mais forte de generalização da estrutura fatorial. Além disso, uma amostra maior significaria maior força argumentativa para os resultados das análises fatoriais, habilitando, por exemplo, índices adequados a grandes amostras de maneira isolada, como o $\hat{\Omega}$ de McDonald que aqui é apresentado conjuntamente com outros índices de confiabilidade para corroborar a conclusão dele derivada.

Outro efeito de uma amostra maior seria a adequação às diversas recomendações genéricas para tamanho amostral sugeridas para as análises fatoriais. Embora saiba-se que a quantidade amostral mínima depende da qualidade do instrumento, essa qualidade não é diretamente aferível e pode ensejar discussões quanto aos resultados.

Outra limitação reside no eventual viés de seleção do respondente da pesquisa. Embora o esforço de pesquisa tenha sido homogêneo, naturalmente o indivíduo mais interessado em temas associados a tecnologia é mais atraído para responder ao questionário que o indivíduo indiferente ou avesso a esses temas. Pode também existir viés na própria percepção do respondente com relação a suas habilidades, super ou subestimadas, resultando em resposta não precisa aos itens do questionário e isso pode ter reduzido ou aumentado eventuais correlações

com medidas externas ou mesmo distorcido cargas fatoriais de itens individualmente, se esse viés de percepção variar de acordo com alguma característica de grupos de respondentes.

Futuras pesquisas podem expandir o estudo do instrumento realizando nova coleta de dados, desta vez na forma já reduzida da escala para investigar possíveis reduções ainda maiores na quantidade de itens, baseando-se nas cargas fatoriais e discriminações aqui expostas para propor tais reduções. A busca por maiores evidências de validade para a escala proposta ou para um formato reduzido dela também é indicado. Algumas evidências de validade são investigáveis somente mediante estudos longitudinais, objetivo ensejado para pesquisas futuras associadas ao instrumento aqui construído.

Várias possibilidades de pesquisa surgem da aplicação efetiva da escala. Seu resultado pode ser associado a outras variáveis de interesse para promoção de estudos que se voltem ao tema de competência digital e seu vínculo com outras características individuais ou organizacionais. Esses estudos podem investigar a presença ou não de associações relevantes entre nível aferido de competência digital e outras variáveis como idade (Livingstone & Helsper, 2007), gênero (Hargittai & Shafer, 2006), nível socioeconômico (Holmes & Burgess, 2022) e características culturais (Hargittai, 2010), entre outras possíveis associações que, como as mencionadas, são ainda inexploradas em detalhe com relação à contabilidade gerencial, mas conhecidas com relação à competência digital de maneira geral. Tais estudos podem apresentar conclusões com repercussões importantes para tomada de decisão por parte dos profissionais, das empresas e das instituições de ensino da área de contabilidade gerencial. Outrossim, a utilização da escala por pesquisadores ou práticos da controladoria pode ensejar investigações mais detalhadas voltadas ao tema da digitalização na controladoria.

Este estudo se posiciona na literatura que investiga a digitalização na contabilidade gerencial com a incorporação de uma técnica relativamente ainda pouco explorada pela área. Através da aplicação dessa metodologia, um instrumento capaz de mensurar a competência digital foi construído e refinado. O formato final do instrumento, que não encontra antecessor na literatura da área de contabilidade gerencial, é sucinto e capaz de relatar carga informacional relevante. Além disso, sua fácil aplicação e claros resultados configuram uma ferramenta de grande potencial a diversos agentes interessados no tema de digitalização e seus impactos na área de controladoria, podendo guiar decisões estratégicas individuais ou coletivas com relação ao tema.

REFERÊNCIAS

- ACCA. (2016). *Professional accountants - the future: Drivers of change and future skills*. www.accaglobal.com/content/dam/members-beta/images/campaigns/pa-tf/pi-professional-accountants-the-future.pdf
- Amani, F. A., & Fadlalla, A. M. (2017). Data mining applications in accounting: A review of the literature and organizing framework. *International Journal of Accounting Information Systems*, 24, 32–58. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2016.12.004>
- AERA, APA, & NCME. (2014). *Standards for educational and psychological testing*.
- Appelbaum, D., Kogan, A., Vasarhelyi, M., & Yan, Z. (2017). Impact of business analytics and enterprise systems on managerial accounting. *International Journal of Accounting Information Systems*, 25, 29–44. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2017.03.003>
- Arnaboldi, M., Busco, C., & Cuganesan, S. (2017). Accounting, accountability, social media and big data: revolution or hype? *Accounting, Auditing and Accountability Journal*, 30(4), 762–776. <https://doi.org/10.1108/AAAJ-03-2017-2880>
- Asparouhov, T., & Muthén, B. (2010). Simple Second Order Chi-Square Correction. *Mplus Technical Appendix*.
- Barrett, P., & Kline, P. (1981). The Observation to Variable Ratio in Factor Analysis. *Personality Study & Group Behaviour*, 1, 23–33.
- Barrick, J. A., Mecham, N. W., Summers, S. L., & Wood, D. A. (2019). Ranking Accounting Journals by Topical Area and Methodology. *Journal of Information Systems*, 33(2), 1–22. <https://doi.org/10.2308/isys-51981>
- Bhimani, A. (2015). Exploring Big Data's Strategic Consequences. *Journal of Information Technology*, 30(1), 66–69. <https://doi.org/10.1057/jit.2014.29>
- Bhimani, A. (2020). Digital data and management accounting: why we need to rethink research methods. *Journal of Management Control*, 31(1–2), 9–23. <https://doi.org/10.1007/s00187-020-00295-z>
- Bhimani, A., & Willcocks, L. (2014). Digitisation, Big Data and the transformation of accounting information. *Accounting and Business Research*, 44(4), 469–490. <https://doi.org/10.1080/00014788.2014.910051>
- Biesecker, B. B., Woolford, S. W., Klein, W. M. P., Brothers, K. B., Umstead, K. L., Lewis, K. L., Biesecker, L. G., & Han, P. K. J. (2017). PUGS: A novel scale to assess perceptions of uncertainties in genome sequencing. *Clinical Genetics*, 92(2), 172–179. <https://doi.org/10.1111/CGE.12949>
- Bloomfield, R., Nelson, M. W., & Soltes, E. (2016). Gathering Data for Archival, Field, Survey, and Experimental Accounting Research. *Journal of Accounting Research*, 54(2), 341–395. <https://doi.org/10.1111/1475-679X.12104>
- Boateng, G. O., Neilands, T. B., Frongillo, E. A., Melgar-Quiñonez, H. R., & Young, S. L. (2018). Best Practices for Developing and Validating Scales for Health, Social, and

Behavioral Research: A Primer. *Frontiers in Public Health*, 6.
<https://doi.org/10.3389/fpubh.2018.00149>

- Bock, R. D., & Gibbons, R. D. (2021). *Item Response Theory* (1st ed.). Wiley.
- Brands, K., & Holtzblatt, M. (2015). Business analytics: transforming the role of management accountants. *Management Accounting Quarterly*, 16(3).
- Braun, C., & Hadwich, K. (2016). Complexity of internal services: Scale development and validation. *Journal of Business Research*, 69(9), 3508–3522.
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.01.035>
- Breusch, T. S., & Pagan, A. R. (1979). A Simple Test for Heteroscedasticity and Random Coefficient Variation. *Econometrica*, 47(5), 1287. <https://doi.org/10.2307/1911963>
- Brown, T. A. (2006). *Confirmatory Factor Analysis for Applied Research*. The Guilford Press.
- Cattell, R. B. (1978). *The Scientific Use of Factor Analysis in Behavioral and Life Sciences*. Springer US. <https://doi.org/10.1007/978-1-4684-2262-7>
- CGMA. (2019a). *CGMA ® Competency Framework*.
<https://www.cgma.org/content/dam/cgma/resources/tools/downloadabledocuments/cgma-competency-framework-2019-edition.pdf>
- CGMA. (2019b). *Re-inventing*.
<https://www.cgma.org/content/dam/cgma/resources/reports/downloadabledocuments/future-re-inventing-finance-for-a-digital-world.pdf>
- Colbert, A., Yee, N., & George, G. (2016). The Digital Workforce and the Workplace of the Future. *Academy of Management Journal*, 59(3), 731–739.
<https://doi.org/10.5465/amj.2016.4003>
- Comrey, A. L., & Lee, H. B. (1992). *A First Course in Factor Analysis* (2nd ed.). Lawrence Erlbaum Associates.
- Costa, F. J. da. (2011). *Mensuração e Desenvolvimento de Escalas*. Editora Ciência Moderna.
- Costello, A. B., & Osborne, J. (2005). Best practices in exploratory factor analysis: four recommendations for getting the most from your analysis. *Research, and Evaluation Practical Assessment, Research, and Evaluation*, 10, 7. <https://doi.org/10.7275/jyj1-4868>
- Crawford, A. V., Green, S. B., Levy, R., Lo, W.-J., Scott, L., Svetina, D., & Thompson, M. S. (2010). Evaluation of Parallel Analysis Methods for Determining the Number of Factors. *Educational and Psychological Measurement*, 70(6), 885–901.
<https://doi.org/10.1177/0013164410379332>
- Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16(3), 297–334. <https://doi.org/10.1007/BF02310555>
- Damáso, B. F. (2012). Uso da análise fatorial exploratória em psicologia. *Avaliação Psicológica*, 11, 213–228.
http://pepsic.bvsalud.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1677-04712012000200007&lng=pt&tlng=pt

- Davenport, T. H., Barth, P., & Bean, R. (2012). How “Big Data” is Different. *MIT Sloan Management Review*. <https://sloanreview.mit.edu/article/how-big-data-is-different/>
- De Ayala, R. J. (2008). *The Theory and Practice of Item Response Theory* (1st ed.). Guilford Publications.
- DeVellis, R. F. (2017). *Scale Development: Theory and applications* (4th ed.). Sage Publications.
- DiStefano, C., & Morgan, G. B. (2014). A Comparison of Diagonal Weighted Least Squares Robust Estimation Techniques for Ordinal Data. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 21(3), 425–438. <https://doi.org/10.1080/10705511.2014.915373>
- Dunn, T. J., Baguley, T., & Brunsten, V. (2014). From alpha to omega: A practical solution to the pervasive problem of internal consistency estimation. *British Journal of Psychology*, 105(3), 399–412. <https://doi.org/10.1111/bjop.12046>
- Dziuban, C. D., & Shirkey, E. C. (1974). When is a correlation matrix appropriate for factor analysis? Some decision rules. *Psychological Bulletin*, 81(6), 358–361. <https://doi.org/10.1037/h0036316>
- Everitt, B. S. (1975). Multivariate Analysis: The Need for Data, and other Problems. *British Journal of Psychiatry*, 126(3), 237–240. <https://doi.org/10.1192/bjp.126.3.237>
- Fávero, L. P., & Belfiore, P. (2021). *Manual de Análise de Dados* (1st ed.). LTC.
- Ferrando, P. J., & Lorenzo-Seva, U. (2016). A note on improving EAP trait estimation in oblique factor-analytic and item response theory models. 37, 235–247.
- Ferrando, P. J., & Lorenzo-Seva, U. (2017). Program FACTOR at 10: Origins, development and future directions. *Psicothema*, 29(2), 236–240. <https://doi.org/10.7334/psicothema2016.304>
- Ferrando, P. J., & Lorenzo-Seva, U. (2018). Assessing the Quality and Appropriateness of Factor Solutions and Factor Score Estimates in Exploratory Item Factor Analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 78(5), 762–780. <https://doi.org/10.1177/0013164417719308>
- Floyd, F. J., & Widaman, K. F. (1995). Factor analysis in the development and refinement of clinical assessment instruments. *Psychological Assessment*, 7(3), 286–299. <https://doi.org/10.1037/1040-3590.7.3.286>
- Franklin, S. B., Gibson, D. J., Robertson, P. A., Pohlmann, J. T., & Fralish, J. S. (1995). Parallel Analysis: a method for determining significant principal components. *Journal of Vegetation Science*, 6(1), 99–106. <https://doi.org/10.2307/3236261>
- 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>

- Friedman, A. L., & Lyne, S. R. (1997). Activity-based techniques and the death of the beancounter. *European Accounting Review*, 6(1), 19–44.
<https://doi.org/10.1080/096381897336854>
- Gartner. (2021). *Data Mining Definition*. <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/data-mining>
- Ghomi, M., & Redecker, C. (2019). Digital Competence of Educators (DigCompEdu): Development and Evaluation of a Self-assessment Instrument for Teachers' Digital Competence. *Proceedings of the 11th International Conference on Computer Supported Education*, 1, 541–548. <https://doi.org/10.5220/0007679005410548>
- Gilch, P. M., & Sieweke, J. (2021). Recruiting digital talent: The strategic role of recruitment in organisations' digital transformation. *German Journal of Human Resource Management: Zeitschrift Für Personalforschung*, 35(1), 53–82.
<https://doi.org/10.1177/2397002220952734>
- Gorsuch, R. L. (1988). Exploratory Factor Analysis. In *Handbook of Multivariate Experimental Psychology* (pp. 231–258). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4613-0893-5_6
- Graham, A., Davey-Evans, S., & Toon, I. (2012). The developing role of the financial controller: evidence from the UK. *Journal of Applied Accounting Research*, 13(1), 71–88. <https://doi.org/10.1108/09675421211231934>
- Grošelj, D., van Deursen, A. J. A. M., Dolničar, V., Burnik, T., & Petrovčič, A. (2021). Measuring internet skills in a general population: A large-scale validation of the short Internet Skills Scale in Slovenia. *The Information Society*, 37(2), 63–81.
<https://doi.org/10.1080/01972243.2020.1862377>
- Hair, J., Black, W. C., Babin, B., & Anderson, R. E. (2018). *Multivariate Data Analysis* (8th ed.). Cengage Learning.
- Hair, J., Tatham, R., Anderson, R., & Black, W. (1998). *Multivariate data analysis* (5th ed.). Prentice-Hall.
- Hancock, G. R., & Mueller, R. O. (2000). Rethinking construct reliability within latent variable systems. In R. Cudek, S. H. C. duToit, & D. F. Sorbom (Eds.), *Structural equation modeling: present and future* (pp. 195–216). Scientific Software.
- Hargittai, E. (2010). Digital Na(t)ives? Variation in internet skills and uses among members of the “net Generation.” *Sociological Inquiry*, 80(1), 92–113.
<https://doi.org/10.1111/j.1475-682X.2009.00317.x>
- Hargittai, E., & Shafer, S. (2006). Differences in Actual and Perceived Online Skills: The Role of Gender*. *Social Science Quarterly*, 87(2), 432–448.
<https://doi.org/10.1111/j.1540-6237.2006.00389.x>
- Heinzelmann, R. (2019). Digitalizing Management Accounting. In *Controlling – Aktuelle Entwicklungen und Herausforderungen* (pp. 207–226). Springer Fachmedien Wiesbaden.
https://doi.org/10.1007/978-3-658-27723-9_9
- Hernandez-Nieto, R. A. (2002). *Contributions to Statistical Analysis*. Booksurge Publishing.

- Hinkin, T. R. (1998). A Brief Tutorial on the Development of Measures for Use in Survey Questionnaires. *Organizational Research Methods*, 1(1), 104–121.
<https://doi.org/10.1177/109442819800100106>
- Holmes, H., & Burgess, G. (2022). Digital exclusion and poverty in the UK: How structural inequality shapes experiences of getting online. *Digital Geography and Society*, 3, 100041. <https://doi.org/10.1016/j.diggeo.2022.100041>
- Horton, K. E., Wanderley, C. de A., Souza, G. H. C., & Araujo, J. G. (2020). Roles and Attitudes in the Management Accounting Profession: An International Study. *Management Accounting Quarterly*, 21(3).
- Howard, M. C. (2016). A Review of Exploratory Factor Analysis Decisions and Overview of Current Practices: What We Are Doing and How Can We Improve? *International Journal of Human-Computer Interaction*, 32(1), 51–62.
<https://doi.org/10.1080/10447318.2015.1087664>
- Hutcheson, G., & Sofroniou, N. (1999). *The Multivariate Social Scientist: ntroductory Statistics Using Generalized Linear Models*. SAGE Publications, Ltd.
<https://doi.org/10.4135/9780857028075>
- ICAEW. (2015). *Big data and analytics-what's new?*
<https://charteredaccountantsworldwide.com/wp-content/uploads/2018/07/what-is-new-about-big-data-v2-2.pdf>
- ICAEW. (2019). *The internet of things and accounting: lessons from China*.
- Iloimäki, L., Paavola, S., Lakkala, M., & Kantosalo, A. (2016). Digital competence – an emergent boundary concept for policy and educational research. *Education and Information Technologies*, 21(3), 655–679. <https://doi.org/10.1007/s10639-014-9346-4>
- IMA. (2019). *IMA MANAGEMENT ACCOUNTING COMPETENCY FRAMEWORK*.
<https://www.imanet.org/-/media/590889ef44ad401bb94d83cd43e584b8.ashx?la=en>
- IMA. (2020). *TRANSFORMING THE FINANCE FUNCTION WITH RPA - Statement on Management Accounting*. www.imanet.org.
- Jagadish, H. V. (2015). Big Data and Science: Myths and Reality. *Big Data Research*, 2(2), 49–52. <https://doi.org/10.1016/j.bdr.2015.01.005>
- Janvrin, D. J., & Weidenmier Watson, M. (2017). “Big Data”: A new twist to accounting. *Journal of Accounting Education*, 38, 3–8. <https://doi.org/10.1016/j.jaccedu.2016.12.009>
- JASP Team. (2023). *JASP (Version 0.16.3)[Computer software]*. <https://jasp-stats.org/>
- Johnson, H. T., & Kaplan, R. S. (1987). *Relevance Lost: The Rise and Fall of Management Accounting*. Harvard Business Scholl Press.
- Karacay, G. (2018). *Talent Development for Industry 4.0* (pp. 123–136).
https://doi.org/10.1007/978-3-319-57870-5_7
- Kline, R. B. (2015). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling* (4th ed.). The Guilford Press.

- Lawson, R., Jiles, L., Sergeant, A., Venkatesh, R., & Wolcott, S. (2022). Preparing Future Accountants - Strategic Finance. *Strategic Finance*. <https://sfmagazine.com/post-entry/february-2022-preparing-future-accountants/>
- Li, C.-H. (2016). Confirmatory factor analysis with ordinal data: Comparing robust maximum likelihood and diagonally weighted least squares. *Behavior Research Methods*, *48*(3), 936–949. <https://doi.org/10.3758/s13428-015-0619-7>
- Livingstone, S., & Helsper, E. (2007). Gradations in digital inclusion: children, young people and the digital divide. *New Media & Society*, *9*(4), 671–696. <https://doi.org/10.1177/1461444807080335>
- Lorenz, M., Rubmann, M., Strack, R., Lueth, K., & Bolle, M. (2015). *Man and Machine in Industry 4.0. How Will Technology Transform the Industrial Workforce Through 2025?* <https://www.bcg.com/pt-br/publications/2015/technology-business-transformation-engineered-products-infrastructure-man-machine-industry-4>
- Lorenzo-Seva, U., Timmerman, M. E., & Kiers, H. A. L. (2011). The hull method for selecting the number of common factors. *Multivariate Behavioral Research*, *46*(2), 340–364. <https://doi.org/10.1080/00273171.2011.564527>
- MacCallum, R. C., Widaman, K. F., Zhang, S., & Hong, S. (1999). Sample size in factor analysis. *Psychological Methods*, *4*(1), 84–99. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.4.1.84>
- McAfee, A., & Brynjolfsson, E. (2012, October). Big Data: The Management Revolution. *Harvard Business Review*. <https://wiki.uib.no/info310/images/4/4c/McAfeeBrynjolfsson2012-BigData-TheManagementRevolution-HBR.pdf>
- McDonald, R. P. (1999). *Test Theory*. Psychology Press. <https://doi.org/10.4324/9781410601087>
- McLean, G. N., Yang, B., Kuo, M.-H. C., Tolbert, A. S., & Larkin, C. (2005). Development and initial validation of an instrument measuring managerial coaching skill. *Human Resource Development Quarterly*, *16*(2), 157–178. <https://doi.org/10.1002/hrdq.1131>
- MEC. (2011). *Teoria de resposta ao item avalia habilidade e minimiza o “chute” de candidatos*. <http://portal.mec.gov.br/ultimas-noticias/389-ensino-medio-2092297298/17319-teoria-de-resposta-ao-item-avalia-habilidade-e-minimiza-o-chute>
- Moll, J., & Yigitbasioglu, O. (2019). The role of internet-related technologies in shaping the work of accountants: New directions for accounting research. *British Accounting Review*, *51*(6). <https://doi.org/10.1016/j.bar.2019.04.002>
- Morgado, F. F. R., Meireles, J. F. F., Neves, C. M., Amaral, A. C. S., & Ferreira, M. E. C. (2018). Scale development: ten main limitations and recommendations to improve future research practices. *Psicologia: Reflexão e Crítica*, *30*(1), 3. <https://doi.org/10.1186/s41155-016-0057-1>
- NBA. (2017). *Future vision for the profession of Finance Professional NBA Member Group Accountants in Business 2*.

- Netemeyer, R. G., Bearden, W. O., & Sharma, S. (2003). *Scaling Procedures Issues and Applications* (1st ed.). Sage Publications.
- Oesterreich, T. D., & Teuteberg, F. (2019). The role of business analytics in the controllers and management accountants' competence profiles: An exploratory study on individual-level data. *Journal of Accounting and Organizational Change*, 15(2), 330–356. <https://doi.org/10.1108/JAOC-10-2018-0097>
- Oesterreich, T. D., Teuteberg, F., Bensberg, F., & Buscher, G. (2019). The controlling profession in the digital age: Understanding the impact of digitisation on the controller's job roles, skills and competences. *International Journal of Accounting Information Systems*, 35, 100432. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2019.100432>
- Pacanaro, S. V., Rabelo, I. S., & Leme, I. S. (2021). Estudo de validade de conteúdo por meio da avaliação de juízes de uma escala de autoeficácia socioemocional para adultos. *Revista Meta: Avaliação*, 13(40), 597. <https://doi.org/10.22347/2175-2753v13i40.3473>
- Pasquali, L., & Primi, R. (2003). Fundamentos da teoria da resposta ao item: TRI. *Avaliação Psicológica*, 2, 99–110.
- Patil, V. H., Singh, S. N., Mishra, S., & Todd Donavan, D. (2008). Efficient theory development and factor retention criteria: Abandon the 'eigenvalue greater than one' criterion. *Journal of Business Research*, 61(2), 162–170. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2007.05.008>
- Payne, R. (2014). Discussion of 'Digitisation, "Big Data" and the transformation of accounting information' by Alnoor Bhimani and Leslie Willcocks (2014). *Accounting and Business Research*, 44(4), 491–495. <https://doi.org/10.1080/00014788.2014.910053>
- Peterson, R. A. (2000). A Meta-Analysis of Variance Accounted for and Factor Loadings in Exploratory Factor Analysis. In *Marketing Letters* (Vol. 11, Issue 3). Kluwer Academic Publishers.
- Quattrone, P. (2016). Management accounting goes digital: Will the move make it wiser? *Management Accounting Research*, 31, 118–122. <https://doi.org/10.1016/j.mar.2016.01.003>
- Quattrone, P. (2017). Embracing ambiguity in management controls and decision-making processes: On how to design data visualisations to prompt wise judgement. *Accounting and Business Research*, 47(5), 588–612. <https://doi.org/10.1080/00014788.2017.1320842>
- Raykov, T. (1997). Estimation of Composite Reliability for Congeneric Measures. *Applied Psychological Measurement*, 21(2), 173–184. <https://doi.org/10.1177/01466216970212006>
- Reckase, M. D. (1985). The Difficulty of Test Items That Measure More Than One Ability. *Applied Psychological Measurement*, 9(4), 401–412. <https://doi.org/10.1177/014662168500900409>

- Rentz, J., Shepherd, C., Tashchian, A., Dabholkar, P., & Ladd, R. (2013). Measure of Selling Skill: Scale Development and Validation. *Journal of Personal Selling & Sales Management*, 22, 13–21. <https://doi.org/10.1080/08853134.2002.10754289>
- Richardson, V. J., & Shan, Y. (2019). Data Analytics in the Accounting Curriculum. In *Advances in Accounting Education: Teaching and Curriculum Innovations* (Vol. 23, pp. 67–79). Emerald Group Publishing Ltd. <https://doi.org/10.1108/S1085-462220190000023004>
- Richardson, V. J., & Watson, M. W. (2021). Act or Be Acted Upon: Revolutionizing Accounting Curriculums with Data Analytics. *Accounting Horizons*, 35(2), 129–144. <https://doi.org/10.2308/HORIZONS-19-020>
- Richins, G., Stapleton, A., Stratopoulos, T. C., & Wong, C. (2017). Big Data Analytics: Opportunity or Threat for the Accounting Profession? *Journal of Information Systems*, 31(3), 63–79. <https://doi.org/10.2308/isys-51805>
- Rieg, R. (2018). Tasks, interaction and role perception of management accountants: evidence from Germany. *Journal of Management Control*, 29(2), 183–220. <https://doi.org/10.1007/s00187-018-0266-0>
- Rikhardsson, P., & Yigitbasioglu, O. (2018). Business intelligence & analytics in management accounting research: Status and future focus. *International Journal of Accounting Information Systems*, 29, 37–58. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2018.03.001>
- Rogers, P. (2022). Melhores Práticas para sua Análise Fatorial Exploratória: Tutorial no Factor. *Revista de Administração Contemporânea*, 26(6). <https://doi.org/10.1590/1982-7849rac2022210085.por>
- Rossiter, J. R. (2002). The C-OAR-SE procedure for scale development in marketing. *International Journal of Research in Marketing*, 19(4), 305–335. [https://doi.org/10.1016/S0167-8116\(02\)00097-6](https://doi.org/10.1016/S0167-8116(02)00097-6)
- Saunders, M. N. K., Lewis, P., & Thornhill, A. (2019). *Research Methods for Business Students* (8th ed.). Pearson.
- Scussel, F., & Demo, G. (2019). The relational aspects of luxury consumption in Brazil: The development of a luxury customer relationship perception scale and the analysis of brand personality influence on relationship perception on luxury fashion brands. *Brazilian Business Review*, 16(2), 174–190. <https://doi.org/10.15728/bbr.2019.16.2.5>
- Shapiro, S. S., & Francia, R. S. (1972). An Approximate Analysis of Variance Test for Normality. *Journal of the American Statistical Association*, 67(337), 215–216. <https://doi.org/10.1080/01621459.1972.10481232>
- Sijtsma, K. (2009). On the Use, the Misuse, and the Very Limited Usefulness of Cronbach's Alpha. *Psychometrika*, 74(1), 107–120. <https://doi.org/10.1007/s11336-008-9101-0>
- Simms, L. J., Zelazny, K., Williams, T. F., & Bernstein, L. (2019). Does the number of response options matter? Psychometric perspectives using personality questionnaire data. *Psychological Assessment*, 31(4), 557–566. <https://doi.org/10.1037/pas0000648>

- Sledgianowski, D., Gomaa, M., & Tan, C. (2017). Toward integration of Big Data, technology and information systems competencies into the accounting curriculum. *Journal of Accounting Education*, 38, 81–93.
<https://doi.org/10.1016/j.jaccedu.2016.12.008>
- Smith, D. (2016). Big Data on Small Budgets. *Strategic Finance*.
<https://sfmagazine.com/post-entry/december-2016-big-data-on-small-budgets/>
- Spearman, C. (1904). “General Intelligence,” Objectively Determined and Measured. *The American Journal of Psychology*, 15(2), 201. <https://doi.org/10.2307/1412107>
- Sternberg, J. (2020, March 11). *Beyond Spreadsheets*. Forbes.
<https://www.forbes.com/sites/googlecloud/2020/03/11/beyond-spreadsheets/?sh=555821f276c7>
- Summers, S. L., & Wood, D. A. (2017). An Evaluation of the General versus Specialist Nature of Top Accounting Journals. *Accounting Horizons*, 31(2), 105–124.
<https://doi.org/10.2308/acch-51712>
- Tabachnick, B., & Fidell, L. (2019). *Using Multivariate Statistics* (7th ed.). Pearson.
<https://lccn.loc.gov/2017040173>
- Timmerman, M. E., & Lorenzo-Seva, U. (2011). Dimensionality assessment of ordered polytomous items with parallel analysis. *Psychological Methods*, 16(2), 209–220.
<https://doi.org/10.1037/a0023353>
- Valentini, F., & Damásio, B. F. (2016). Variância Média Extraída e Confiabilidade Composta: Indicadores de Precisão. *Psicologia: Teoria e Pesquisa*, 32(2).
<https://doi.org/10.1590/0102-3772e3222225>
- van der Linden, W. J. (2019). *Handbook of Item Response Theory: Three Volume Set* (1st ed.). Chapman and Hall/CRC.
- van der Stede, W. A., Mark Young, S., & Xiaoling Chen, C. (2006). Doing Management Accounting Survey Research. In *Handbooks of Management Accounting Research* (Vol. 1, pp. 445–478). [https://doi.org/10.1016/S1751-3243\(06\)01018-2](https://doi.org/10.1016/S1751-3243(06)01018-2)
- Van der Stede, W. A., Young, S. M., & Chen, C. X. (2005). Assessing the quality of evidence in empirical management accounting research: The case of survey studies. *Accounting, Organizations and Society*, 30(7–8), 655–684. <https://doi.org/10.1016/j.aos.2005.01.003>
- van Laar, E., van Deursen, A. J. A. M., van Dijk, J. A. G. M., & de Haan, J. (2020). Measuring the levels of 21st-century digital skills among professionals working within the creative industries: A performance-based approach. *Poetics*, 81.
<https://doi.org/10.1016/j.poetic.2020.101434>
- Vial, G. (2019). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. In *Journal of Strategic Information Systems* (Vol. 28, Issue 2, pp. 118–144). Elsevier B.V.
<https://doi.org/10.1016/j.jsis.2019.01.003>
- WEF. (2020). *The Future of Jobs Report*.

- White, H. (1980). A Heteroskedasticity-Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroskedasticity. *Econometrica*, 48(4), 817. <https://doi.org/10.2307/1912934>
- Wooldridge, J. M. (2012). *Introdução à Econometria* (4th ed.). Cengage Learning.
- Yi, J. (2009). A measure of knowledge sharing behavior: scale development and validation. *Knowledge Management Research & Practice*, 7(1), 65–81. <https://doi.org/10.1057/kmrp.2008.36>
- Yin, S., & Kaynak, O. (2015). Big Data for Modern Industry: Challenges and Trends [Point of View]. *Proceedings of the IEEE*, 103(2), 143–146. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2015.2388958>
- Zwick, W. R., & Velicer, W. F. (1986). Comparison of five rules for determining the number of components to retain. *Psychological Bulletin*, 99(3), 432–442. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.99.3.432>

ANEXOS

ANEXO A – Detalhamento CGMA *Competency Framework 2019 – Digital Skills*Tabela 25 – CGMA - Níveis de proficiência - *Information and Digital Literacy (ID)*

Nível	Habilidades
<i>Foundational</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Busca por dados, informações e conteúdo em ambiente digital. 2. Criação e atualização de registros pessoais.
<i>Intermediate</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Articular quais informações são necessárias. 2. Organizar, armazenar e recuperar dados, informações e conteúdo em ambiente digital.
<i>Advanced</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Analisar e comparar fontes de dados, informações e conteúdo digital. 2. Analisar e interpretar dados, informações e conteúdo digital. 3. Avaliar dados, informações e conteúdo digital e navegar entre eles.
<i>Expert</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Avaliar de maneira crítica a credibilidade e confiabilidade das fontes de dados, informações e conteúdo digital. 2. Avaliar criticamente dados e conteúdo digital

Fonte: Adaptado de (CGMA, 2019a)

Tabela 26 – CGMA - Níveis de Proficiência - *Digital Content Creation (DC)*

Nível	Habilidades
<i>Foundational</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Criar conteúdo em diferentes formatos.
<i>Intermediate</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Editar e melhorar conteúdo existente.
<i>Advanced</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Modificar, refinar e integrar nova informação e conteúdo em corpo de conhecimento existente para criar conteúdo e conhecimentos novos, originais e relevantes.
<i>Expert</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Aconselhar sobre direitos de uso e licenças aplicáveis a informação e conteúdo digital.

Fonte: Adaptado de (CGMA, 2019a)

Tabela 27 – CGMA - Níveis de Proficiência - *Problem-solving (PS)*

Nível	Habilidades
<i>Foundational</i>	1. Identificar problemas técnicos quando operando dispositivos e/ou utilizando ambientes digitais.
<i>Intermediate</i>	1. Solucionar problemas técnicos quando operando dispositivos e/ou utilizando ambientes digitais.
<i>Advanced</i>	1. Avaliar e selecionar ferramentas digitais para resolver diferentes problemas técnicos.
<i>Expert</i>	1. Usar ferramentas digitais para criar conhecimento e inovar processos e produtos.

Fonte: Adaptado de (CGMA, 2019a)

Tabela 28 – CGMA - Níveis de proficiência - *Data Strategy And Planning (DS)*

Nível	Habilidades
<i>Foundational</i>	1. Demonstrar conhecimento sobre técnicas de gerenciamento de dados.
<i>Intermediate</i>	1. Gerenciar políticas de proteção de dados e privacidade.
<i>Advanced</i>	1. Desenvolver e implementar modelos de dados relevantes. 2. Garantir qualidade, acessibilidade, interoperabilidade e adequação dos dados.
<i>Expert</i>	1. Desenvolver a estratégia geral de dados. 2. Definir metadados usando padrões comuns. 3. Desenvolver políticas sobre proteção de dados, privacidade, direitos de propriedade intelectual e questões éticas relacionadas ao gerenciamento de dados.

Fonte: Adaptado de (CGMA, 2019a)

Tabela 29 – CGMA – Níveis de Proficiência – *Data Analytics (DA)*

Nível	Habilidades
<i>Foundational</i>	1. Entender e ser capaz de selecionar um método para analisar conjuntos de dados selecionados. 2. Coletar dados de múltiplas fontes. 3. Aplicar checagens de qualidade de dados.

<i>Intermediate</i>	<ol style="list-style-type: none">1. Demonstrar entendimento e capacidade de realizar testes de hipótese estatísticos.2. Usar APIs correspondentes para acessar diferentes fontes de dados.3. Definir os métodos de transformação e preparação dos dados necessários.4. Desenvolver soluções de análise para tarefas específicas e conjuntos de dados pré-definidos.5. Garantir interação com outros componentes de soluções de análise de dados.
<i>Advanced</i>	<ol style="list-style-type: none">1. Aplicar técnicas quantitativas designadas incluindo estatística, análise de série temporal, otimização e simulação para implantar modelos adequados para análise e predição.2. Escrever scripts SQL (structured query language) e ETL (extract, transform and load).3. Identificar os dados disponíveis e sugerir novos para que a análise de dados da organização entregue máximo <i>insight</i>.4. Desenvolver aplicações de análise que suportem todo o ciclo de dados da organização.5. Integrar aplicações de análise com os sistemas de informação da organização.
<i>Expert</i>	<ol style="list-style-type: none">1. Desenvolver e planejar as análises de dados necessárias para as atividades da organização. Por exemplo, avaliar requisitos e especificações de problemas para recomendar possíveis soluções baseadas em análise de dados.2. Verificar qualidade e veracidade dos dados.3. Definir política e administrar questões relacionadas a direitos de uso intelectuais.4. Planejar, desenhar, desenvolver e implementar análise de dados para tarefas organizacionais.5. Desenvolver fluxos completos de processamento de dados e integrá-los ao fluxo organizacional.

Tabela 30 – CGMA - Níveis de proficiência - *Data Visualisation (DV)*

Nível	Habilidades
<i>Foundational</i>	1. Aplicar técnicas e ferramentas de visualização para conjuntos de dados e aplicações existentes.
<i>Intermediate</i>	1. Usar múltiplas técnicas de visualização e linguagens para aplicações e processos de análise novos e existentes. 2. Desenvolver dashboards simples.
<i>Advanced</i>	1. Desenvolver novas soluções de visualização e dashboards avançados.
<i>Expert</i>	1. Definir melhores abordagens de visualização e soluções para necessidades de negócio específicas. 2. Usar múltiplas técnicas para criar dashboards interativos.

Fonte: Adaptado de (CGMA, 2019a)

**ANEXO B – Detalhamento IMA *Management Accounting Competency Framework 2019*
– *Technology & Analytics***

Tabela 31 – IMA - Níveis de proficiência - *Information Systems (IS)*

Nível	Habilidades
<i>Limited Knowledge</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Exposição mínima aos dados e sistemas de informação além da entrada de dados.
<i>Basic Knowledge</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Demonstra entendimento de processos relacionados a um único módulo no sistema financeiro. (exemplo: contas a pagar num sistema <i>ERP</i>). 2. Demonstra competência em utilizar <i>hardwares</i> e <i>softwares</i> básicos. 3. Identifica diferentes tipos de dados. (estruturados, não estruturados, numérico, texto). 4. Elabora fluxogramas de negócios básicos (como controle de inventário) com informação obtida de <i>stakeholders</i> relevantes. 5. Demonstra entendimento de potenciais aplicações de tecnologias emergentes (<i>cloud</i>, <i>blockchain</i>, RPA, inteligência artificial).
<i>Applied Knowledge</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Gerencia o módulo de contabilidade geral (plano de contas, lançamentos, etc). 2. Controla quando e como os dados entram no sistema financeiro a partir de outros módulos. 3. Trabalha em conjunto com o departamento de TI para implementar soluções para demandas de negócio e aproveitar oportunidades. 4. Documenta requisitos de negócio para <i>design</i> de sistemas de informação. 5. Demonstra entendimento de elementos em base de dados relacional. 6. Utiliza conceitos de base de dados relacional, como chaves primárias e secundárias, ao elaborar relatórios. 7. Modela tabelas de base de dados relacional.

<i>Skilled</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Desenha fluxos do ERP, plano de contas multinível e integra os sistemas para um controle financeiro confiável. 2. Gerencia a implantação de tecnologias emergentes para melhorar processos financeiros. 3. Usa e treina outros colaboradores em como usar múltiplos módulos dentro de um sistema geral da entidade. (exemplo: módulo de compras, relacionamento com clientes, gestão de armazéns, etc). 4. Identifica fontes de dados e define testes de aceitação para integração da informação com sistemas de avaliação de performance. 5. Reconhece e lida com impactos em cascata de alterações num ambiente de sistemas integrados. 6. Automatiza a coleta e validação de dados, bem como a elaboração de relatórios, usando <i>softwares</i>. 7. Modela e implementa novos modelos de dados com a evolução do negócio e do ambiente. 8. Identifica pontos fracos no fluxo de dados e sugere melhorias.
<i>Expert</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Modela estrutura do sistema para otimizar performance operacional e financeira 2. Avalia, recomenda e implementa sistemas ERP adequados em ambientes complexos. 3. Modela <i>data marts</i> e <i>warehouses</i> para prover acesso à informação por toda a organização.

Fonte: Adaptado de (IMA, 2019)

Tabela 32 – IMA - Níveis de Proficiência - *Data Governance (DG)*

Nível	Habilidades
<i>Limited</i>	1. Conhecimento limitado em governança dos dados.
<i>Knowledge</i>	2. Conhecimento limitado do ciclo de vida dos dados (criação, retenção, armazenamento, obsolescência, deleção).
<i>Basic Knowledge</i>	1. Exercer sólida administração dos dados cumprindo com as políticas de dados e documentando os procedimentos seguidos.

	<ol style="list-style-type: none"> 2. Cumprir as políticas de retenção, arquivamento e descarte de dados como parte do processo de ciclo de vida dos dados. 3. Demonstrar entendimento do negócio e impacto na reputação de fazer decisões com dados incorretos, de baixa qualidade, inválidos e/ou incompletos. 4. Demonstrar entendimento da necessidade de proteger a segurança e privacidade dos dados de <i>stakeholders</i>. 5. Demonstrar entendimento de princípios básicos de segurança de dados.
<i>Applied Knowledge</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Comunicar potenciais erros e pontos fracos relacionados a dados em procedimentos da entidade. 2. Implementar controles como testes de invasão e vulnerabilidade para detectar e frustrar ataques cibernéticos. 3. Implementar um ambiente de sistema financeiro efetivo para dar suporte a controles internos. 4. Demonstrar conhecimento de <i>frameworks</i> de governança de dados. 5. Implementar processos para proteger a privacidade dos dados de <i>stakeholders</i>. 6. Implementar sólidas políticas de retenção, arquivamento e descarte de dados. 7. Identificar e corrigir dados imprecisos ou incompletos.
<i>Skilled</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Melhorar processos de prevenção e correção de problemas com dados. 2. Ponderar risco e materialidade quando determinar o nível de segurança. 3. Avaliar custos e benefícios ao recomendar estratégias para gerenciamento dos dados. 4. Usar processo de validação de dados e testes de segurança. 5. Desenvolver estratégias de mitigação de riscos como sistemas de alerta precoce. 6. Administrar o fluxo de dados por todo seu ciclo de vida.

-
7. Integrar times multifuncionais para avaliar tecnologias e plataformas disponíveis para suprir demandas de negócio.
-

Expert

1. Desenhar e implementar sistemas de governança de acordo com o determinado em *frameworks* de governança de dados como COSO (*Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission*) e COBIT (*Control Objectives for Information and Related Technologies*).
 2. Modelar processos de implementação de governança, incluindo criação de unidade apropriada, integração, teste de invasão e critérios do teste de aceitação.
 3. Definir políticas de retenção e processos de armazenamento de dados de acordo com requisitos legais.
 4. Automatizar processos de limpeza de dados.
-

Fonte: Adaptado de (IMA, 2019)

Tabela 33 – IMA - Níveis de Proficiência - *Data Analytics (DA)*

Nível	Habilidades
<i>Limited Knowledge</i>	1. Conhecimento limitado de <i>Data Analytics</i>
<i>Basic Knowledge</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Criar planilhas, importar dados e manipular dados usando funções e fórmulas básicas. 2. Calcular estatísticas descritivas básicas como razões e médias simples para descobrir tendências. 3. Demonstrar entendimento da importância do uso de dados para tomada de decisão. 4. Demonstrar entendimento de <i>business intelligence</i> e mineração de dados.
<i>Applied Knowledge</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Extrair, transformar e consultar dados usando ferramentas apropriadas como SQL. 2. Interpretar as necessidades de informação e traduzi-las em solicitações para análise de dados. 3. Usar estatísticas descritivas para avaliar eficiência e efetividade de iniciativas do negócio.

	<ol style="list-style-type: none"> 4. Usar regressão linear simples para prever resultados do negócio e interpretá-los. 5. Determinar e relatar causa e efeito usando ferramentas de diagnóstico. 6. Fazer análise exploratória de dados para fins específicos usando linguagens de consulta.
<i>Skilled</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Usar ferramentas de relatório especializadas (como XBRL (<i>eXtensible Business Reporting Language</i>)) e interpretar seus resultados. 2. Desenhar modelos da organização para outros utilizarem. 3. Minerar grandes conjuntos de dados para revelar padrões e gerar <i>insights</i>. 4. Usar técnicas de análise preditiva para interpretar resultados, gerar insights e fazer recomendações. 5. Aplicar estatística a conjunto de dados usando <i>software</i> estatístico especializado ou <i>software</i> de <i>business intelligence</i>. 6. Usar regressões múltiplas com fins preditivos e prescritivos e interpretar seus resultados. 7. Transformar dados brutos não estruturados em formas mais apropriadas para análise.
<i>Expert</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Implementar soluções usando múltiplas linguagens de consulta, <i>script</i> ou interpretadas. (como SQL, python, R). 2. Construir modelos prescritivos para otimizar a performance organizacional. 3. Usar ferramentas estatísticas avançadas para análise exploratória de dados, buscando encontrar padrões e <i>insights</i> para atingir objetivos de negócio. (como análise de <i>cluster</i>, série temporal, Monte Carlo).

Fonte: Adaptado de (IMA, 2019)

Tabela 34 – IMA - Níveis de Proficiência - *Data Visualization (DV)*

Nível	Habilidades
<i>Limited Knowledge</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Conhecimento limitado de visualização de dados.

<i>Basic Knowledge</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Criar gráficos simples usando ferramentas de visualização (ex: Tableau, Excel) ou pacotes de códigos pré-construídos para visualização. 2. Demonstrar entendimento sobre como melhor comunicar resultados com visualizações básicas. (linha, barra, pizza, dispersão).
<i>Applied Knowledge</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Usar boas práticas ao desenhar tabelas e gráficos para evitar distorção ao comunicar informações complexas. 2. Demonstrar entendimento sobre como melhor comunicar resultados com visualizações intermediárias. (histogramas, gráficos de área, mapas de calor).
<i>Skilled</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Avaliar opções de visualização de dados e escolher a melhor abordagem para cada público-alvo. 2. Demonstrar entendimento sobre como melhor comunicar resultados com visualizações avançadas. (diagrama de Sankey, gráfico de bolhas, diagrama de redes). 3. Acelerar tomada de decisão utilizando ferramentas de visualização e/ou pacotes de código para construir <i>dashboards</i> combinando visualizações relevantes. 4. Utilizar técnicas de <i>design</i> que simplifiquem a apresentação de resultados complexos de análise de dados de maneira inteligível. 5. Utilizar recursos avançados de aplicações de visualização.
<i>Expert</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Interpretar e comunicar análises complexas para <i>stakeholders</i> usando técnicas avançadas de visualização apropriadas a cada audiência. 2. Construir visualizações personalizadas utilizando Javascript – tanto na web como com plataformas de <i>business intelligence</i>. 3. Demonstrar expertise nos três aspectos de visualização de dados: substância, estatística e artística.

APÊNDICES

APÊNDICE A – Origem de cada item do questionário nos *frameworks* do IMA e CGMA

O formato da origem apresentada abaixo é:

<framework>.<dimensão>.<nível proficiência>.<item>

Tabela 35 – Origem de cada item do questionário

Origem	Item
-	1.000
CGMA.ID.F.1	1.001
CGMA.ID.I.2	1.002
CGMA.ID.E.1	1.003
CGMA.PS (F.1 + I.1)	1.004
CGMA.PS.E.1	1.005
IMA.IS.B.3	1.006
IMA.IS (B.4 + S.8)	1.007
IMA.IS (A.2 + A.7 + S.1 + S.4 + S.5)	1.008
IMA.IS (A.3 + A.4 + E.1)	1.009
IMA.IS (A.5 + A.6 + A.7 + S.7)	1.010
IMA.IS (A.3 + S.6 + E.2)	1.011
IMA.IS (S.8 + E.3)	1.012
-	2.000
CGMA.DS.I.1	2.001
CGMA.DS.A.2 + CGMA.DA.E2	2.002
CGMA.DS.A.3	2.003
CGMA.ID.I.1	2.004
IMA.DG (L.2 + B.1 + B.2 + S.6)	2.005
IMA.DG.A.4	2.006
IMA.DG(A.7 + S.1)	2.007
CGMA.DC.E.1 + IMA.DG.E.3 + CGMA.DA.E.3	2.008
-	3.000
CGMA.DA (F.2 + I.2)	3.001
CGMA.DA (F.1 + I.3 + A.1 + I.4) + IMA.DA (A4 + A.6 + S.4 + S.6)	3.002
CGMA.DA.A.3	3.003
CGMA.DA.A.5	3.004
CGMA.DA (A.4 + E.1)	3.005
CGMA.DA.E.4	3.006
CGMA.DA.E.5	3.007
IMA.DA.S.3	3.008
IMA.DA.S.7	3.009

IMA.DA.E.1 + CGMA.DA.A2	3.010
IMA.DA.E.2	3.011
CGMA.DC.A.1	3.012
-	4.000
IMA.DV.B.1	4.001
IMA.DV (E1 + B.2 + A.3 + S.2) + CGMA.DV.E.1	4.002
IMA.DV (E.3 + S.4) + CGMA.A.1	4.003
IMA.DV.E.2 + CGMA.E.2	4.004

APÊNDICE B – Variáveis de controle apresentadas no questionário

CÓDIGO	DESCRIÇÃO	TIPO DE RESPOSTA
vc_01	Qual é a sua posição atual na empresa?	Lista: - Controller; - Contador(a); - Funcionário(a) do Setor Contábil; - Diretor(a) Administrativo; - Diretor(a) Financeiro; - Outros (especificar)
vc_02	Quantos anos (em anos completos) de carreira você possui trabalhando na área de controladoria ou finanças?	Inteiro
vc_03	Qual o nível de implementação da transformação digital na sua empresa?	Likert -1 (nenhuma iniciativa) a -5 (completamente implementada)
vc_04	Qual seu nível de interesse em tecnologia, de maneira geral?	Likert -1 (nenhum interesse) a -5 (muito interesse)
vc_05	Qual sua idade? (anos)	Inteiro
vc_06	Qual indústria em que sua empresa atua majoritariamente? (Automotiva, bancária, etc)	Texto
vc_07	Em sua opinião, qual a afinidade da sua empresa com tecnologia, de maneira geral?	Likert -1 (nenhuma afinidade) a -5 (muita afinidade)
vc_08	Quantos colaboradores há na sua empresa?	Lista: - menos de 50; - 50 a 999; - 1.000 a 9.999;

		- 10.000 a 19.999; - 20.000 a 99.999; - 100.000 ou mais;
vc_09	Você é graduado ou está se graduando em qual curso? Caso possua mais de uma graduação, liste todas.	Texto
vc_10	Qual seu grau de escolaridade?	Lista: - Graduação em curso; - Graduação; - Pós-Graduação; - Mestrado; - Doutorado; - Outro (especificar);
vc_11	Você já estudou programação ou SQL?	Sim ou Não
vc_12	Você possui algum certificado emitido por uma entidade voltada à tecnologia (Amazon, Oracle, Microsoft, etc) em tema voltado à tecnologia?	Sim ou Não
vc_13	Indique seu grau de concordância com a frase: "estou defasado com relação às tecnologias disponíveis para minha atividade profissional".	Likert -1 (discordo totalmente) a -5 (concordo totalmente)
vc_14	Indique seu grau de concordância com a frase: "vejo necessidade de qualificação em tema relacionado à tecnologia num futuro próximo para exercer bem minha profissão".	Likert -1 (discordo totalmente) a -5 (concordo totalmente)
vc_15	Indique seu grau de concordância com a frase: "o conjunto de habilidades relacionadas à tecnologia que é necessário ao bom	Likert -1 (discordo totalmente) a -5 (concordo totalmente)

exercício da sua profissão tem se alterado".

vc_16 Sua empresa possui um departamento, Sim ou Não
diferente do seu, que é responsável pela
análise de dados (*Data Analytics*), mesmo
que ele possua também outras funções

vc_17 Qual seu gênero

Lista:

- masculino;
- feminino;
- prefiro não dizer;
- Outros (especificar);

APÊNDICE C – CVC por Item

CÓDIGO	<i>CVC_{clareza}</i>	<i>CVC_{pertinência}</i>	<i>CVC_{relevância}</i>
1.001	0,80	0,87	0,87
1.002	0,97	0,90	0,97
1.003	0,87	0,93	0,87
1.004	0,93	1,00	0,90
1.005	0,97	1,00	1,00
1.006	0,93	0,87	0,87
1.007	0,93	0,93	0,93
1.008	0,80	0,97	0,97
1.009	1,00	0,93	0,93
1.010	1,00	1,00	0,90
1.011	0,90	0,97	0,97
1.012	0,87	1,00	1,00
2.001	1,00	1,00	1,00
2.002	0,87	1,00	1,00
2.003	0,90	0,93	1,00
2.004	0,83	0,97	0,97
2.005	1,00	1,00	1,00
2.006	0,97	0,97	0,87
2.007	1,00	0,93	0,90
2.008	1,00	0,97	0,90
3.001	1,00	0,93	0,87
3.002	0,97	1,00	1,00
3.003	0,93	1,00	1,00
3.004	0,90	0,97	0,97
3.005	0,93	1,00	1,00
3.006	1,00	0,93	0,93
3.007	0,93	0,97	0,87
3.008	1,00	0,97	0,97
3.009	1,00	1,00	1,00
3.010	1,00	1,00	0,97
3.011	0,93	1,00	1,00
3.012	1,00	0,93	0,93
4.001	1,00	1,00	1,00
4.002	1,00	1,00	1,00
4.003	0,93	1,00	1,00
4.004	1,00	1,00	1,00

APÊNDICE D – Versão em inglês da Escala Proposta

Considering your professional activity within the scope of controllership, indicate below your degree of agreement for each item, taking into account your previous experience and skills.

Given that 1 means strongly disagree and 5 means strongly agree

<i>Item</i>	<i>Description</i>
v_3006	<i>I have the ability to develop a data analysis project aimed at an organizational goal from planning to implementation.</i>
v_4003	<i>I am capable of independently creating relevant dashboards for my target audience.</i>
v_3002	<i>I am able to evaluate a new dataset and select appropriate analysis techniques and necessary data treatments.</i>
v_3011	<i>I am able to build prescriptive models to enhance organizational performance.</i>
v_3007	<i>I can effectively develop complete data flows and integrate them into the general organizational process, suggesting the necessary adaptations.</i>
v_3003	<i>I am capable of identifying the need for generating new data in parts of the business for which I need to develop analyses.</i>
v_4001	<i>I am sufficiently proficient in software tools to create visualizations (e.g. graphs, diagrams, and dashboards) from the available data.</i>
v_3009	<i>I am able to transform unstructured data to fit into established analysis models using a digital automation tool for this purpose.</i>
v_3005	<i>I am fully capable of proposing solutions based on data analysis for business problems.</i>
v_3008	<i>I have the necessary skillset to handle large datasets that are too big for a spreadsheet to handle, and generate analysis from these datasets.</i>