

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO

LETÍCIA SILVA ARAÚJO

ADOÇÃO DE *BUSINESS ANALYTICS* NA CONTABILIDADE

Porto Alegre

2021

LETÍCIA SILVA ARAÚJO

ADOÇÃO DE *BUSINESS ANALYTICS* NA CONTABILIDADE

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Administração com ênfase em Gestão de Sistemas e Tecnologia da Informação.

Orientador: Prof. Dr. Ariel Behr

Porto Alegre

2021

CIP - Catalogação na Publicação

Araujo, Leticia Silva
Adoção de Business Analytics na contabilidade /
Leticia Silva Araujo. -- 2021.
173 f.
Orientador: Ariel Behr.

Dissertação (Mestrado) -- Universidade Federal do
Rio Grande do Sul, Escola de Administração, Programa
de Pós-Graduação em Administração, Porto Alegre,
BR-RS, 2021.

1. Business Analytics. 2. Sistemas de Informações
Contábeis. 3. Antecedentes da Adoção. 4. Efeitos da
Adoção. I. Behr, Ariel, orient. II. Título.

LETÍCIA SILVA ARAÚJO

ADOÇÃO DE *BUSINESS ANALYTICS* NA CONTABILIDADE

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Administração com ênfase em Gestão de Sistemas e Tecnologia da Informação.

Orientador: Prof. Dr. Ariel Behr

Aprovada em: Porto Alegre, 2021.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. Ariel Behr – Orientador
PPGA/PPGCONT/UFRGS

Prof. Dra. Carla Bonato Marcolin
UFU/PPGCONT/UFRGS

Prof. Dr. Eusebio Scornavacca
School for the Future of Innovation in Society and Thunderbird School of Global Management ASU

Prof. Dr. Everton da Silveira Farias
PPGCONT/FCE/UFRGS

AGRADECIMENTOS

Esperei muito por este momento. Para mim é muito simbólico escrever esta seção de agradecimentos. Significa que está terminando uma longa jornada e que está na hora de olhar para trás e agradecer por todo o percurso percorrido até aqui. Agradecer por todo aprendizado, desafios e, principalmente, a todos que contribuíram para que esse momento possa estar acontecendo.

Então primeiramente agradeço a Deus pelo dom da vida, pela saúde e por todas as bênçãos que recebo diariamente. Pensar que iniciei meu mestrado uma semana antes de ser decretado *lockdown* devido a pandemia do COVID-19. Tudo o que aconteceu no mundo de lá para cá com tantas perdas, só reforça minha gratidão a Deus pelo dom da vida.

Agradeço imensamente à minha família, especialmente à minha filha Larissa, pela paciência comigo durante esses quase 2 anos e, mais do que isso, por me incentivar a sempre acreditar que é possível e que nunca é tarde demais para aprender. Também agradeço aos meus amigos por entenderem minha ausência, pelas mensagens de apoio e pelos mimos. Tudo isso foi muito importante durante esse processo. Vocês não imaginam o quanto.

Um agradecimento muito especial para o meu orientador, Prof. Ariel Behr. Foram muitos ensinamentos, orientações, desafios propostos e oportunidades concedidas que me fizeram aprender e evoluir na caminhada acadêmica. É impressionante a incansável dedicação para que busquemos sempre nosso melhor em todas as entregas.

Agradeço aos professores do PPGA/UFRGS e aos professores convidados, em especial aos professores da banca de projeto e da dissertação pelas contribuições e oportunidades de aprendizagem.

Agradeço aos colegas do PPGA/UFRGS, tanto os que compartilharam disciplinas comigo quanto os que cruzei pelo caminho em busca de algum conhecimento e apoio. Agradeço pelas trocas sempre muito importantes e que nos salvam nas horas mais tensas.

Agradeço imensamente aos colegas do GP ITEC por todo o compartilhamento de experiências e conhecimento. Agradeço especialmente à Prof Carla Marcolin, Fernanda Momo, Giovana Schiavi e Gwendole Duarte por me inspirarem e me ajudarem a me desenvolver enquanto pesquisadora.

Agradeço à UFRGS e à CAPES por viabilizarem e incentivarem o ensino e a pesquisa, e a todos os que participaram das etapas de coletas de dados para esta pesquisa pelo tempo dispensado para contribuir.

RESUMO

ARAÚJO, Letícia Silva. **Adoção de *Business Analytics* na Contabilidade**. 2021. XX fls. Dissertação (Mestrado em Administração) - Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2021.

A crescente evolução digital associada a mercados cada vez mais competitivos, marcados pelas mudanças no perfil dos clientes, gera oportunidades e ameaças às organizações, que precisam entender os contextos em que estão inseridas, antecipando-se a mudanças rapidamente e tomando decisões assertivas. Soma-se a isso o aumento exponencial dos dados cada vez mais disponíveis, tornando-se um recurso valioso que, se bem explorado, pode impactar no crescimento dos negócios. Diante disso, muitas organizações buscam ferramentas para bem explorar o potencial dos dados, destacando-se o *Business Analytics*. *Business Analytics* (BA) refere-se ao uso de dados, associados a análises estatísticas e métodos quantitativos, usados para fornecer aos gestores melhores informações sobre suas operações, apoiando a tomada de decisão organizacional. Por este motivo, autores apontam que a área contábil deve destacar-se no uso de *business analytics*, contudo pesquisas indicam que essa aproximação está lenta e que há poucas evidências empíricas da adoção de *business analytics* no campo contábil. Nesse contexto, a presente pesquisa busca identificar antecedentes e efeitos da adoção de *business analytics* na contabilidade, de acordo com a literatura, profissionais de contabilidade, especialistas e *early adopters*. Para atender este objetivo esta pesquisa foi organizada em três artigos que buscam: (i) apresentar iniciativas de adoção de *business analytics* pela contabilidade, segmentadas por área contábil e finalidade de uso, de acordo com a literatura, (ii) analisar potenciais antecedentes da adoção de *business analytics*, de acordo com profissionais de contabilidade e (iii) analisar iniciativas de adoção de *business analytics* factíveis à contabilidade e seus potenciais efeitos, de acordo com especialistas e *early adopters*. Os resultados da pesquisa fornecem elementos importantes que reiteram a forte relação entre *business analytics* e contabilidade. Dentre estes, destacam-se: (i) lista das iniciativas de uso, segmentadas por área contábil e por finalidades de uso; e agrupamento das iniciativas de uso em uma proposta de taxonomia validada por especialistas; (ii) levantamento de elementos direcionadores da adoção, de acordo com o modelo TOE; e identificação das características da tarefa, da tecnologia e do indivíduo que corroboram para o *fit* entre *business analytics* e contabilidade, à luz do modelo TTF; (iii) e, por fim, identificação dos efeitos potenciais e reais gerados pelo uso de BA na contabilidade, a partir da análise de 28 unidades de análise, sendo 11 casos de adoção. Esta pesquisa contribui tanto para o meio acadêmico, quanto prático, pois evidencia que o uso de BA produz efeitos benéficos para o campo contábil, existindo *fit* entre as tarefas contábeis e *analytics*. Outra importante contribuição foi o desenvolvimento de um mapa sugestivo por meio de um portfólio de possibilidades de uso, visando facilitar processos de implantação. A área contábil, mesmo inserida em organizações como área de apoio, ao fazer uso de *analytics*, tendo como principal fonte de dados as informações contábeis, pode ser geradora de análises e *insights* que permitam aos diversos gestores organizacionais obter maior conhecimento de suas operações e, conseqüentemente, tomar ações mais assertivas.

Palavras-chave: *business analytics*, sistemas de informações contábeis, TOE, TTF, efeitos da adoção

ABSTRACT

Raising digital evolution, associated with increasingly competitive markets, marked by the change in customers profile, generates opportunities and threats to organizations that need to understand the contexts in which they are inserted by quickly anticipating changes and making decisive decisions. Added to it is the exponential increase of more and more available data, becoming a valuable resource that, once well explored, might impact business growth. That said, many organizations look for tools to well explore the data potential, highlighting Business Analytics. Business Analytics (BA) refers to the data usage associated with statistical analysis and quantitative methods used to provide managers better information about their operations, supporting organizational decision making. Because of that, the authors point that the accounting area should stand out in business analytics usage. Nevertheless, research indicates that this approach is slow and that there is little empirical evidence about adopting business analytics in the accounting field. In this context, this research sought to identify antecedents and effects of the adoption of business analytics in accounting, according to the literature, accounting professionals, specialists, and early adopters. To understand this objective we organized this research into three papers that aim: (i) to introduce initiatives of business analytics adoptions by accounting, segmented by accounting area and purpose of use, according to the literature, (ii) to analyze potential antecedents of adoption of business analytics, according to accounting professionals, and (iii) to analyze initiatives of feasible business analytics adoption to accounting and its potential effects, according to experts and early adopters. The research results provide fundamental elements that reiterate the strong relationship between business analytics and accounting. Among these, the following stand out: (i) list of usage initiatives, segmented by accounting areas and by the purpose of use, and grouping of usage initiatives in a taxonomy proposition validated by specialists; (ii) survey of elements that drive adoption, according to the TOE model; and identification of the task, the technology, and the individual characteristics that corroborate to the fit between business analytics and accounting, in light of the TTF model; (iii) and, ultimately, identification of the potential and actual effects generated by the BA usage in accounting, based on the analysis of 28 units of study, 11 of which were adoption cases. This research contributes to both the academic and practical environments because it evidences that the BA usage produces beneficial effects to the accounting field with a fit between the accounting tasks and analytics. Another key contribution was the development of a suggestive map through a portfolio of usage possibilities, aiming to facilitate deployment processes. The accounting area, even within organizations as a supporting area, when using analytics with accounting information as the principal source of data, can be a generator of analysis and insights that allow the various organizational managers to obtain a superior knowledge of their operations and, consequently, making more decisive decisions.

Keywords: *Business Analytics; Accounting Information Systems; TOE; TTF; Effects of Adopting Information Systems.*

LISTA DE FIGURAS

INTRODUÇÃO

| | |
|---|----|
| Figura 1 - Estrutura da Dissertação | 18 |
|---|----|

PRIMEIRO ARTIGO - INICIATIVAS DE *ANALYTICS* NA LITERATURA CONTÁBIL

| | |
|--|----|
| Figura 1: Estágios da jornada <i>analytics</i> | 25 |
| Figura 2: Sistematização do refinamento de pesquisa..... | 29 |
| Figura 3: Distribuição dos artigos por ano | 32 |
| Figura 4: Amostra com os termos de busca..... | 33 |
| Figura 5: Amostra sem os termos de busca | 33 |
| Figura 6: Nuvem de palavras dos resumos..... | 33 |
| Figura 7: Árvore de palavras termo <i>use</i> | 33 |
| Figura 8: Nuvem de palavras das palavras-chave | 34 |
| Figura 9: Árvore de palavras <i>management</i> | 34 |
| Figura 10: Resumo das iniciativas por área contábil e orientação de análise..... | 35 |
| Figura 11: Resumo das iniciativas por tipo de aplicação e orientação de análise..... | 36 |
| Figura 12: Iniciativas de <i>analytics</i> na Contabilidade Gerencial..... | 38 |
| Figura 13: Iniciativas de <i>analytics</i> na Contabilidade Financeira..... | 40 |
| Figura 14: Iniciativas de <i>analytics</i> na Contabilidade Forense..... | 40 |
| Figura 15: Iniciativas de <i>analytics</i> na Contabilidade Tributária..... | 41 |
| Figura 16: Iniciativas de <i>analytics</i> na Auditoria..... | 42 |
| Figura 17: Síntese das sugestões de estudos futuros | 49 |
| Figura 18: Fluxograma de Categorização dos Dados..... | 58 |

SEGUNDO ARTIGO - POTENCIAIS ANTECEDENTES DA ADOÇÃO DE *BUSINESS ANALYTICS* NA CONTABILIDADE

| | |
|---|----|
| Figura 1: Modelo dos elementos conceituais | 71 |
| Figura 2: Desenho de pesquisa | 72 |
| Figura 3: Modelo estrutural da etapa quantitativa | 73 |
| Figura 4: Construtos e Hipóteses..... | 73 |
| Figura 5: Cálculo da Amostra Mínima com o software Gpower | 75 |
| Figura 6: Perfil da amostra quantitativa | 76 |

| | |
|--|----|
| Figura 7: Etapas para desenvolvimento e validação do instrumento do pré-teste..... | 77 |
| Figura 8: Fluxo do processo das validações do modelo quantitativo | 79 |
| Figura 9: Resultado do modelo estrutural | 87 |
| Figura 10: Modelo final do estudo | 98 |

TERCEIRO ARTIGO - EFEITOS DA ADOÇÃO DE *BUSINESS ANALYTICS* NA CONTABILIDADE

| | |
|---|-----|
| Figura 1: Nuvem de palavras das iniciativas validadas pelos especialistas | 129 |
| Figura 2: Nuvem de palavras das técnicas e algoritmos segundo especialistas | 133 |
| Figura 3: Nuvem de palavras das fontes de dados de acordo com especialistas | 134 |
| Figura 4: Sistematização das dimensões de BA de acordo com os especialistas | 135 |
| Figura 5: Nuvem de palavras dos objetivos das adoções dos <i>early adopters</i> | 136 |
| Figura 6: Síntese dos casos de uso de BA de acordo com os <i>early adopters</i> | 139 |
| Figura 7: Principais <i>drivers</i> da adoção de BA na contabilidade e seus efeitos | 146 |

LISTA DE TABELAS

PRIMEIRO ARTIGO - INICIATIVAS DE *ANALYTICS* NA LITERATURA CONTÁBIL

Tabela 1: Resumo quantitativos das iniciativas.....36

Tabela 2: Síntese das técnicas *analytics* na contabilidade.....45

SEGUNDO ARTIGO - POTENCIAIS ANTECEDENTES DA ADOÇÃO DE *BUSINESS ANALYTICS* NA CONTABILIDADE

Tabela 1: Alfa de Cronbach e Confiabilidade Composta da amostra final82

Tabela 2: AFE da amostra final.....83

Tabela 3: Análise de confiabilidade e validade do modelo de mensuração84

Tabela 4: Validade discriminante do modelo85

Tabela 5: Teste de hipóteses.....86

Tabela 6: Análise do tamanho do efeito f^287

Tabela 7: Análise das MGA88

LISTA DE QUADROS

PRIMEIRO ARTIGO - INICIATIVAS DE *ANALYTICS* NA LITERATURA CONTÁBIL

| | |
|--|----|
| Quadro 1: Principais autores e país sede | 32 |
| Quadro 2: Principais periódicos da amostra | 32 |
| Quadro 3: Métodos da amostra..... | 32 |
| Quadro 4: Teorias utilizadas na amostra | 32 |
| Quadro 5: Taxonomia do uso de <i>business analytics</i> na contabilidade | 43 |

SEGUNDO ARTIGO - POTENCIAIS ANTECEDENTES DA ADOÇÃO DE *BUSINESS ANALYTICS* NA CONTABILIDADE

| | |
|---|----|
| Quadro 1: Exemplos de estudos de adoção de BA utilizando o modelo TOE | 66 |
| Quadro2: Síntese dos construtos do contexto tecnológico e hipóteses | 67 |
| Quadro 3: Síntese dos construtos do contexto organizacional e hipóteses | 68 |
| Quadro 4: Síntese dos construtos do contexto ambiental e hipóteses | 69 |
| Quadro 5: Itens do construto adoção de BA/BD encontrados na literatura..... | 69 |
| Quadro 6: Perfil dos entrevistados..... | 81 |
| Quadro 7: Síntese dos resultados..... | 95 |

TERCEIRO ARTIGO - EFEITOS DA ADOÇÃO DE *BUSINESS ANALYTICS* NA CONTABILIDADE

| | |
|---|-----|
| Quadro 1: Perfil dos entrevistados..... | 124 |
| Quadro 2: Códigos e trechos associados | 127 |
| Quadro 3: Iniciativas dos <i>early adopters</i> | 137 |
| Quadro 4: Principais efeitos das iniciativas de BA na contabilidade | 140 |
| Quadro 5: Antecedentes TOE dos <i>early adopters</i> | 145 |
| Quadro 6: Justificativas para iniciativas não factíveis..... | 147 |
| Quadro 7: Discussão com a literatura..... | 149 |

CONCLUSÃO

| | |
|-------------------------------------|-----|
| Quadro 1: Síntese da pesquisa | 167 |
|-------------------------------------|-----|

SUMÁRIO

| | | |
|--------------|--|-----------|
| 1 | INTRODUÇÃO..... | 14 |
| 1.1 | PROBLEMA DE PESQUISA | 14 |
| 1.2 | OBJETIVO GERAL | 15 |
| 1.2.1 | Objetivos Específicos..... | 15 |
| 1.3 | JUSTIFICATIVA | 15 |
| 1.4 | ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO..... | 17 |
| 2 | PRIMEIRO ARTIGO - INICIATIVAS DE <i>ANALYTICS</i> NA LITERATURA CONTÁBIL..... | 20 |
| 2.1 | INTRODUÇÃO | 21 |
| 2.2 | <i>BUSINESS ANALYTICS</i> E CONTABILIDADE | 22 |
| 2.3 | PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS | 28 |
| 2.4 | RESULTADOS | 31 |
| 2.4.1 | Análise descritiva da amostra..... | 31 |
| 2.4.2 | Iniciativas de <i>analytics</i> na contabilidade | 34 |
| 2.4.3 | Taxonomia das iniciativas de <i>Business Analytics</i> na contabilidade | 43 |
| 2.4.4 | Técnicas e tecnologias de <i>analytics</i> na contabilidade..... | 44 |
| 2.4.5 | Discussão com a literatura | 46 |
| 2.4.6 | Principais contribuições da amostra e sugestões de estudos futuros | 47 |
| 2.5 | CONSIDERAÇÕES FINAIS | 50 |
| | REFERÊNCIAS | 51 |
| | APÊNDICE A - PROTOCOLO DE COLETA DE DADOS | 55 |
| | APÊNDICE B – IDENTIFICAÇÃO DOS ARTIGOS DAS INICIATIVAS DE <i>ANALYTICS</i> | 57 |
| | APÊNDICE C - PROTOCOLO DE ANÁLISE DOS DADOS | 58 |
| 3 | SEGUNDO ARTIGO - POTENCIAIS ANTECEDENTES DA ADOÇÃO DE <i>BUSINESS ANALYTICS</i> NA CONTABILIDADE..... | 61 |
| 3.1 | INTRODUÇÃO..... | 62 |
| 3.2 | <i>BUSINESS ANALYTICS</i> NO CONTEXTO CONTÁBIL E SEUS ANTECEDENTES | 64 |
| 3.3 | PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS DOS MÉTODOS MISTOS | 71 |
| 3.3.1 | Etapa quantitativa | 72 |
| 3.3.2 | Etapa qualitativa | 80 |

| | | |
|---------|---|-----|
| 3.4 | RESULTADOS | 82 |
| 3.4.1 | Resultados da fase 1 – estudo quantitativo | 82 |
| 3.4.2 | Resultados da fase 2 – estudo qualitativo | 89 |
| 3.4.3 | Resultados conjunto da etapa quantitativa e qualitativa e discussão com a literatura | 95 |
| 3.4.4 | Principais contribuições e sugestões de estudos futuros | 99 |
| 3.5 | CONSIDERAÇÕES FINAIS | 101 |
| | REFERÊNCIAS | 102 |
| | APÊNDICE A – QUESTIONÁRIO | 107 |
| | APÊNDICE B– PRÉ-TESTE DO INSTRUMENTO QUANTITATIVO | 110 |
| | APÊNDICE C – PROTOCOLO DE VALIDAÇÃO DE PESQUISA | 112 |
| | APÊNDICE D – ROTEIRO DE ENTREVISTA SOBRE ANTECEDENTES DA ADOÇÃO DE BA NA CONTABILIDADE | 113 |
| | APÊNDICE E – QUADRO DE CODIFICAÇÃO | 115 |
| 4 | TERCEIRO ARTIGO - EFEITOS DA ADOÇÃO DE <i>BUSINESS ANALYTICS</i> NA CONTABILIDADE | 116 |
| 4.1 | INTRODUÇÃO..... | 117 |
| 4.2 | <i>BUSINESS ANALYTICS</i> E CONTABILIDADE | 119 |
| 4.3 | PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS | 121 |
| 4.4 | RESULTADOS | 128 |
| 4.4.1 | Síntese das iniciativas factíveis de BA de acordo com os especialistas | 128 |
| 4.4.1.1 | Finalidades de uso | 129 |
| 4.4.1.2 | Orientação de análise..... | 130 |
| 4.4.1.3 | Abordagens técnicas de <i>analytics</i> | 131 |
| 4.4.1.4 | Sistematização das dimensões de BA de acordo com especialistas | 135 |
| 4.4.2 | Síntese dos casos de uso de BA de acordo com os <i>early adopters</i> | 135 |
| 4.4.3 | Principais efeitos das iniciativas de BA na contabilidade | 140 |
| 4.4.4 | Principais <i>drivers</i> da adoção de BA na contabilidade | 142 |
| 4.4.5 | Análise das iniciativas não factíveis | 147 |
| 4.4.6 | Discussão com a literatura | 148 |
| 4.4.7 | Principais resultados | 150 |
| 4.5 | CONSIDERAÇÕES FINAIS | 153 |
| | REFERÊNCIAS | 156 |
| | APÊNDICE A – ROTEIRO DE ENTREVISTA – ESPECIALISTAS | 160 |

| | | |
|----------|--|------------|
| | APÊNDICE B – ROTEIRO DE ENTREVISTA - <i>EARLY ADOPTERS</i>..... | 162 |
| | APÊNDICE C – QUADRO DE CODIFICAÇÃO..... | 163 |
| 5 | CONCLUSÃO..... | 164 |
| | REFERÊNCIAS | 172 |

1 INTRODUÇÃO

O ambiente de negócios atual – globalizado e movido a rápidas e profundas mudanças tecnológicas - faz com que as organizações enfrentem maior concorrência diante da volatilidade do mercado (Božič & Dimovski, 2019; Knudsen, 2020). Esse cenário pressiona as organizações a tornarem-se mais ágeis e inovadoras para entender e responder às necessidades de seus clientes, bem como antecipar-se aos movimentos de seus competidores. Nesse contexto, a capacidade de identificar oportunidades e ameaças e a agilidade para tomar decisões assertivas vai determinar o sucesso das organizações (Aydiner *et al*, 2019).

Somando-se a essa realidade, o crescente volume de dados amplamente disponíveis faz com que estes sejam considerados um dos recursos organizacionais mais valiosos (Mikalef *et al*, 2020). Isso corrobora com o relatório 2020 - *Global State of Enterprise Analytics* do MicroStrategy (2020) o qual apresentou que para 94% das empresas pesquisadas *data* e *analytics* são importantes para o crescimento dos seus negócios e transformação digital. Essa pesquisa também evidencia como essas empresas estão usando a análise de dados nas suas operações, destacando-se o uso tanto no direcionamento estratégico, quanto na análise de custos e processos.

Diante desse contexto, muitas organizações estão investindo cada vez mais em soluções de *Business Analytics* (BA). O termo *Business Analytics* foi criado por Davenport no final dos anos 2000 e refere-se ao uso de dados, análises estatísticas e métodos quantitativos usados para fornecer aos gestores melhores informações sobre suas operações possibilitando decisões mais assertivas baseadas em fatos (Davenport & Harris, 2017). E para os autores Rikhardsson & Yigitbasioglu (2018) há uma evidente relação entre o uso de *business analytics* e a área contábil. Os autores defendem essa forte ligação argumentando que BA e contabilidade tem uma missão comum, que é facilitar a tomada de decisão organizacional.

1.1 PROBLEMA DE PESQUISA

O relatório “*The Future of Analytics in The Finance Function - Global Survey 2020*” do *The Modern Finance Forum* da FSN (2020), respondido por executivos seniores de finanças e contabilidade, aponta que apenas 14% do esforço analítico de suas respectivas equipes permeia todos os processos da organização. Quando isso ocorre possibilita que os *insights* gerados sejam compartilhados como um recurso corporativo, sendo as ferramentas analíticas usadas para conduzir a visão estratégica, competitividade e tomada de decisão.

Contudo, para Perkhofer *et al* (2019), há uma lacuna entre o que os especialistas e pesquisadores indicam sobre os benefícios do uso de *business analytics* para a área contábil e o que se observa na prática. E diante do exposto na contextualização, esta pesquisa pretende responder a seguinte questão: **quais antecedentes e efeitos da adoção de *Business Analytics* na contabilidade?**

1.2 OBJETIVO GERAL

A partir da contextualização e da problemática apresentada, o objetivo geral desta pesquisa é identificar antecedentes e efeitos da adoção de iniciativas de *Business Analytics* na contabilidade, de acordo com a literatura, profissionais de contabilidade, especialistas e *early adopters*.

1.2.1. Objetivos Específicos

Para conduzir este estudo e atender de forma plena ao objetivo geral e à problemática da presente pesquisa são propostos os seguintes objetivos específicos:

- 1) Apresentar iniciativas de adoção de *business analytics* pela contabilidade, segmentadas por área contábil e finalidade de uso, de acordo com a literatura;
- 2) Analisar potenciais antecedentes da adoção de *business analytics*, de acordo com profissionais de contabilidade;
- 3) Analisar iniciativas de adoção de *business analytics* factíveis à contabilidade e seus potenciais efeitos, de acordo com especialistas e *early adopters*.

Cada objetivo específico desta subseção representa uma etapa de pesquisa da presente dissertação, onde optou-se por cada um destes objetivos serem representados em forma de artigos. A sistematização da estrutura da pesquisa é apresentada de forma completa na subseção 1.4.

1.3 JUSTIFICATIVA

O aumento dos investimentos em *business analytics* tem sido alavancado por organizações que buscam atingir maiores vantagens competitivas sobre seus competidores (Mikalef *et al*, 2020). Conforme o relatório da MicroStrategy (2020), avanços tecnológicos como Internet das coisas (IoT), inteligência artificial e computação em nuvem também são

apontados como as principais tendências que atualmente impactam as iniciativas de *analytics*. Além disso, empresas que já têm ações de uso de *analytics* apontam como principais benefícios a melhora da produtividade e eficiência, tomada de decisão agilizada e melhora no desempenho financeiro; justificando a intenção de aumento de investimentos em iniciativas de *analytics* por 65% dos executivos questionados (MicroStrategy, 2020).

Para Mikalef *et al* (2020) o crescente uso de *analytics* nas organizações gera muitos desafios e oportunidades para novas pesquisas em diferentes domínios, pois as empresas precisam identificar áreas organizacionais que possam se beneficiar do uso de iniciativas de *analytics*, transformando dados em ações. Nesse sentido, Coyne *et al* (2018) destacam que objetivo primordial da contabilidade sempre foi fornecer informações que sejam úteis para a tomada de decisão. Soma-se a isso o fato de que manipular grandes volumes de dados estruturados não é novidade para os profissionais de contabilidade, estando já habituados a realizar análises por meio de suas competências analíticas e conhecimento de negócio (Perkhofer *et al*, 2019). A contabilidade sempre foi vista como uma área responsável por contar histórias a partir dos dados, promovendo um diálogo com as demais áreas das empresas sobre os dados financeiros fornecidos e usando seus conhecimentos na interpretação desses dados (Al-Htaybat & von Alberti-Alhtaybat, 2017).

Diante disso, Kocsis (2019) aponta a necessidade de pesquisas para explorar quais fontes de dados usar, quais análises são feitas e quais decisões apoiam pois são tópicos pouco explorados na literatura de sistemas de informações contábeis. Ainda segundo Gepp *et al* (2018), é fundamental alinhar a pesquisa acadêmica com a prática para fazer com que os profissionais efetivamente entendam o potencial das soluções de *analytics*. Segundo Nam *et al* (2019), apesar do crescente interesse e investimentos na adoção de práticas de *analytics*, um número importante de empresas ainda não conseguiu implementar iniciativas de BA e conseqüentemente colher benefícios resultantes da adoção. Por isso os autores sugerem que sejam feitas pesquisas acerca das diretrizes para adotar BA bem como sobre os efeitos da adoção.

Espera-se, ao identificar antecedentes e efeitos da adoção de *analytics* na contabilidade, evidenciar como efetivamente *business analytics* pode ser promovido e como pode impactar a área contábil e seus profissionais, dessa forma contribuindo para diminuir a lacuna entre o que sugerem os pesquisadores e especialistas e o que ocorre na prática (Gepp *et al*, 2018). Importante destacar a originalidade deste estudo, pois analisa os direcionadores da adoção, apresenta iniciativas de *analytics* em cada área contábil e por fim seus efeitos, a partir da literatura e dos *early adopters*. Tendo conhecimento dos efeitos caberá aos gestores das

organizações e aos profissionais de contabilidade a decisão de realizar ações a fim de incorporar iniciativas de *business analytics* no domínio contábil ou não.

Nas diferentes etapas da pesquisa foram usadas as seguintes lentes teóricas: *Technology-Organization-Environment* - TOE (Depietro *et al*, 1990) e *Task-Technology Fit* – TTF (Goodhue & Thompson, 1995), devidamente apresentadas e justificadas nos artigos correspondentes.

1.4 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Para atender ao objetivo proposto de identificação de Antecedentes e Efeitos da Adoção de Iniciativas de *Business Analytics* na Contabilidade, a presente dissertação foi dividida em três etapas: (1) apresentação de iniciativas de adoção de *business analytics* pela contabilidade, segmentadas por área contábil e finalidade de uso, de acordo com a literatura, (2) análise de potenciais antecedentes da adoção de *business analytics*, de acordo com profissionais de contabilidade e (3) análise de iniciativas de adoção de *business analytics* factíveis à contabilidade e seus potenciais efeitos, de acordo com especialistas e *early adopters*. Cada uma das etapas apresentadas constitui um objetivo específico da pesquisa sendo representado na forma de artigo científico com procedimentos metodológicos próprios. A Figura 1 sintetiza as principais informações metodológicas de cada etapa da pesquisa e apresenta a proposta para a resolução da problemática.



Figura 1 - Estrutura da Dissertação
Fonte: elaborada pela autora (2021)

Conforme Figura 1, a primeira etapa da pesquisa objetiva apresentar iniciativas adoção de *business analytics* pela contabilidade, segmentadas por área contábil e finalidade de uso, e foi realizada por meio de uma revisão sistemática da literatura (artigo 01). A segunda etapa objetiva analisar potenciais antecedentes da adoção de *business analytics*, de acordo com profissionais de contabilidade e foi operacionalizada utilizando-se métodos mistos (artigo 02). Por fim, a última etapa objetiva analisar iniciativas de adoção de *business analytics* factíveis à contabilidade e seus potenciais efeitos, de acordo com especialistas e *early adopters*, sendo realizada por meio de entrevistas semiestruturadas (artigo 03).

Ao final dessas etapas, são apresentadas as conclusões do presente estudo, evidenciando como a problemática foi atendida e realizando uma discussão sobre o entrelaçamento das etapas apresentadas. Também são evidenciadas as contribuições práticas e teóricas da pesquisa, os limites e as sugestões de pesquisas futuras.

2 PRIMEIRO ARTIGO - INICIATIVAS DE *ANALYTICS* NA LITERATURA CONTÁBIL

RESUMO

As organizações, atualmente, têm enfrentado maior concorrência e dinamismo no mercado devido à globalização, rápida evolução tecnológica e crescente volume de dados. Esse cenário cria novos desafios e oportunidades, destacando-se o processo decisório com a necessidade de tomada de decisão mais rápida e assertiva. Neste sentido, destacam-se as soluções de *Business Analytics (BA)*, tendo como objetivo melhorar a análise de dados e aumentar a eficácia da tomada de decisão por meio de tecnologia. Diversas áreas têm buscado se apropriar dos benefícios gerados pelo uso de BA, destacando-se a área contábil cujo objetivo primordial é oferecer informações que sejam úteis para a tomada de decisão. Diante disso, o objetivo desta pesquisa é apresentar iniciativas de *analytics* adotadas na contabilidade de acordo com a literatura, segmentando por área contábil. Para atender esse objetivo foi realizada uma pesquisa qualitativa exploratória, operacionalizada por meio de uma revisão sistemática da literatura e apoio do *software* Nvivo. O resultado da pesquisa apresentou iniciativas de uso de *analytics* em diferentes áreas da contabilidade, bem como a orientação e técnica analítica utilizada, além de uma proposta de taxonomia com as finalidades de uso. A pesquisa é relevante, tanto para o meio acadêmico, quanto para o mercado, por apresentar um mapa de uso nas diferentes áreas, destacando as sugestões potenciais de uso encontradas na literatura, além de apresentar as principais contribuições e sugestões de estudos futuros. Como contribuições destacam-se que pesquisadores podem realizar pesquisas de campo por área contábil, tendo como premissa a taxonomia proposta, para aprofundar o uso e impactos decorrentes e, aos profissionais e organizações de diferentes campos contábeis que quiserem iniciar ou avançar o uso de *analytics*, há diversos exemplos na literatura que podem ser usados para fundamentar suas iniciativas de adoção.

Palavras-chave: *business analytics*, sistemas de informações contábeis, taxonomia

ABSTRACT

Currently, organizations face greater competition and market dynamism because of globalization, fast technological evolution, and growing data volume. This scenario creates new challenges and opportunities, in which decision-making is a crucial factor that needs to be faster and more assertive. In this sense, the solutions of Business Analytics (BA), which aim to improve data analysis and increase the effectiveness of decision-making through technology, stand out. Several areas have sought to appropriate the benefits generated by the BA usage, highlighting the accounting area, whose primary aim is to provide information that is useful for decision making. Therefore, this research presents analytics initiatives adopted in accounting according to the literature, segmented by accounting area. We carried out exploratory qualitative research through a systematic literature review with the aid of the Nvivo software to achieve the objective. The results presented analytics usage initiatives in different accounting areas, presenting the analytics orientation and technique used in these scenarios and a taxonomic suggestion considering the use purposes. This research is relevant both to the academic environment and the market, as it presents a map of analytics usage in different areas, highlighting the potential usage suggestions according to the literature. In addition, we show the main contributions and suggestions for future studies. As contributions, we highlight that researchers can carry out field research by accounting area, based on the proposed taxonomy, to deepen the usage and resulting impacts and, to professionals and organizations from different accounting fields that want to begin or advance the usage of analytics, there are several examples in literature that they can use to base their initiatives of adopting.

Keywords: *Business Analytics*; Accounting Information Systems; Taxonomy.

2.1 INTRODUÇÃO

As organizações, atualmente, têm enfrentado maior concorrência e dinamismo no mercado devido à globalização e rápida evolução tecnológica. Soma-se a isso o crescente volume de dados, cada vez mais disponíveis e valiosos (Božič & Dimovski, 2019; Knudsen, 2020). Esse cenário obriga as organizações a tornarem-se mais ágeis e inovadoras na maneira como identificam as necessidades de seus clientes, assim como os movimentos de seus competidores, identificando oportunidades e ameaças. Nesta nova dinâmica empresarial, o sucesso vai depender da capacidade de agir rapidamente tomando decisões assertivas (Aydiner *et al*, 2019).

Segundo Camm *et al* (2020) o crescimento exponencial dos dados e o desejo da indústria de usá-los para obter melhores resultados nos negócios, têm sido amplamente citado como razões da crescente demanda por soluções analíticas. Nesse contexto surge o termo *business analytics* que, segundo Davenport & Harris (2017) é o uso de dados, análises estatísticas, métodos quantitativos e matemáticos usados para ajudar os gestores a obter informações aprimoradas sobre suas operações e a tomar decisões melhores baseadas em fatos. Segundo Aydiner *et al* (2019), *business analytics* cobre uma variedade de aplicações, tecnologias e processos relacionados à coleta, armazenamento, recuperação e análise de dados. Ainda para Vidgen *et al* (2017) há muitas definições para o termo *analytics*, uma delas de que é um processo científico de transformação de dados em idéias para melhor tomada de decisão.

Diante desse contexto, diversas áreas em distintos segmentos de mercado, têm procurado se apropriar dos benefícios que as soluções de *analytics* pode oferecer aos seus negócios e atividades. Dentre elas, destaca-se a contabilidade visto que apresenta como seu objetivo primordial fornecer informações que sejam úteis para a tomada de decisão (Coyne *et al*, 2018). A tecnologia é vista como um importante pilar para o profissional de contabilidade sendo utilizada tanto em atividades meio quanto atividades fim da área. Nas atividades meio a tecnologia dá o suporte necessário para que os processos sejam executados de maneira segura e eficiente, já nas atividades fins a tecnologia viabiliza análises preditivas e disponibilização de informações de forma a elevar a informação contábil a um patamar de destaque (Deloitte, 2020; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Rezaee *et al*, 2018).

Nesse sentido, há pesquisas exploratórias, ensaios teóricos e estudos de caso sobre o uso de *analytics* em algumas áreas da contabilidade. Pode-se citar a pesquisa de Singh *et al* (2019) com o objetivo de examinar a aplicação de técnicas de *data analytics* na auditoria para

melhor entender como estas técnicas podem apoiar os auditores, e o estudo de Nielsen (2018) com o objetivo de identificar, discutir e fornecer sugestões de como o fenômeno de *business analytics* pode influenciar a contabilidade gerencial e o contador. Contudo, Knudsen (2020) afirma que se faz necessário mapear a proliferação das práticas de *analytics* pela área contábil buscando um entendimento do quanto o uso de *analytics* está impactando nas decisões.

Diante do exposto, esta pesquisa pretende responder a seguinte questão: **quais iniciativas de *analytics* adotadas na contabilidade, de acordo com a literatura?** O objetivo geral deste estudo é apresentar as *iniciativas* de *analytics* adotadas pela contabilidade, segmentando por área contábil, apresentando as respectivas finalidades de uso, e ainda as principais técnicas adotadas.

Para atender ao objetivo deste estudo, optou-se por uma abordagem qualitativa exploratória, operacionalizada através de uma revisão sistemática de literatura (RSL) das bases Web of Science e Scopus, além de um conjunto de periódicos da área de sistemas de informação e de sistemas de informações contábeis.

A presente pesquisa se justifica, pois segundo Richins *et al* (2017) deve-se expandir o escopo de *data analytics* para mais áreas da contabilidade, tais como contabilidade tributária e auditoria interna, assim como realizar mais pesquisas de campo. Inclusive, Tang *et al* (2017), enfatizam que as mudanças resultantes do *big data* e *data analytics* são inevitáveis e por isso os auditores internos devem desenvolver novas habilidades para enfrentar os riscos que tais mudanças podem representar para suas organizações.

Já para Rikhardsson & Yigitbasioglu (2018) há necessidade de que sejam realizadas mais pesquisas relacionadas a aplicações de *business analytics* no contexto da contabilidade gerencial. Segundo estes autores, esta necessidade ocorre principalmente porque há um número relativamente baixo de pesquisas com este foco, enquanto as soluções de *analytics* estão evoluindo rapidamente e, dependendo da sofisticação no uso, podem afetar dramaticamente o papel dos profissionais da contabilidade gerencial.

A fim de dar suporte a este estudo, a próxima seção apresenta o referencial teórico da pesquisa. Na terceira seção é apresentado o detalhamento dos procedimentos metodológicos assim como o desenho do refinamento da coleta de dados da pesquisa. A seção quatro apresenta a análise dos resultados e, por fim, a quinta seção traz as contribuições, sugestões de estudos futuros além das limitações da pesquisa.

2.2 BUSINESS ANALYTICS E CONTABILIDADE

Segundo Agrawal (2014), os sistemas de suporte a decisão (*Decision Support Systems-DSS*) tiveram origem na década de 60 quando os tomadores de decisão passaram a usar ferramentas tecnológicas para fazer análises. Com o avanço da tecnologia surgiu um novo tipo de sistemas de informações conhecido por *Business Intelligence* (BI). Para Negash & Gray (2008), o BI é um DSS que une dados com análises e para Trieu (2017) BI é um termo “guarda-chuva” usado para descrever o processo ou conceitos e métodos, que melhoram a tomada de decisão pelo uso de sistemas de suporte baseados em fatos. Segundo Chen *et al* (2012) o termo *intelligence* tem sido usado pelos pesquisadores de inteligência artificial desde a década de 50, mas somente na década de 90 o termo *Business Intelligence* tornou-se popular na área de negócios e na comunidade de SI.

No final dos anos 2000 o termo *Business Analytics* (BA) foi criado por Davenport para representar o principal componente analítico do *Business Intelligence* (BI). Para Davenport & Harris (2017, p.7) BA é “o uso de dados, tecnologia da informação, análise estatística, métodos quantitativos e modelos matemáticos ou baseados em computador para ajudar os gerentes a obter uma visão melhorada sobre suas operações e tomar melhores decisões baseadas em fatos”. O BA surgiu num cenário onde a internet e o comércio eletrônico expandiam-se, gerando com isso maiores volumes de dados (Chen *et al*, 2012), incorporando o uso de análises mais sofisticadas e avançadas (Holsapple *et al*, 2014). Nesse contexto, os autores Chen *et al* (2012, p. 1166) cunharam o termo BI&A como “o conjunto de técnicas, tecnologias, sistemas, práticas, metodologias e aplicações que analisam criticamente os dados de ambientes empresariais para ajudar as organizações a entender melhor seus mercados de atuação e negócios relacionados e tomar decisões tempestivas”.

Depois disso, diante da ampla ascensão da utilização dos dispositivos de tecnologia móvel que propiciaram a utilização de diversos aplicativos e plataformas de comunicação, surgiu o termo *big data* (BD) cuja idéia central é usar a informação em tempo real a partir de um fluxo contínuo de dados, oriundos de diferentes fontes estruturadas e não estruturadas, processando rapidamente grande volume de dados (Davenport *et al*, 2012). Surge também o termo *big data analytics* (BDA) usado para descrever um conjunto de dados e técnicas usadas em aplicações cujos dados são tão grandes e as análises tão complexas que requerem tecnologias avançadas de armazenamento, gerenciamento, análise e visualização (Chen *et al*, 2012). Contudo, Hindle *et al* (2020) destacam que os dados usados para aplicar técnicas avançadas de análises podem vir de diversas fontes, mas não necessariamente serem “big”, não sendo um requisito indispensável. Os autores justificam que para criar valor a partir dos dados, há organizações que utilizam volumes de dados razoavelmente pequenos que não

havia sido explorados anteriormente. Cabe destacar que na literatura alguns autores usam os termos *business analytics*, *analytics*, *(big) data analytics* intercambiavelmente (Delen & Zolbanin, 2018; Holsapple *et al*, 2014), assim como o termo BI&A é usado para unificar BI e BA evidenciando a dificuldade em estabelecer precisamente as diferenças tecnológicas envolvidas. Diante disso, neste estudo, é adotado apenas o termo *business analytics* (BA) pois se deseja enfatizar a atividade de análise de dados.

Segundo Holsapple *et al* (2014) a análise de dados pode ser usada para transformar evidências em percepções e ações. Para Tang *et al* (2017), a vantagem do uso de *data analytics* é possibilitar a implementação de técnicas de mineração de dados para revelar relacionamentos, tendências ou padrões a partir dos dados existentes nas organizações, mas que seria muito mais difícil discernir pela simples leitura. Importante destacar que parte destas técnicas de DA tem origem na ciência de dados ou *Data Science* (DS), tanto que Chen *et al* (2012) afirmam que BA é a ciência de dados nos negócios. Para os autores Waller & Fawcett (2013), DS é a aplicação de métodos quantitativos e qualitativos para resolver problemas e prever resultados. Provost & Fawcett (2013, p. 2), de forma complementar, afirmam que DS “é um conjunto de princípios fundamentais que norteiam a extração de conhecimento a partir dos dados”.

Os autores Holsapple *et al* (2014) propuseram três dimensões para o entendimento do escopo de BA, denominadas domínio, orientação e técnica. Segundo esses autores, domínio refere-se ao campo onde o BA será aplicado, podendo ser disciplinas de negócios tradicionais, como por exemplo, marketing e finanças. Para Holsapple *et al* (2014) orientação se refere à direção do pensamento e pode ser considerado como o núcleo do BA. Os autores deram três exemplos de possíveis taxonomias para esta dimensão: (i) classificar pelo que o BA faz – análises descritivas, preditivas e prescritivas; (ii) classificar pelo o que é feito a partir do uso de BA, neste caso os autores sugerem o uso do modelo SPED semelhante a matriz SWOT e ainda (iii) classificar pelos benefícios do uso, onde neste caso os autores sugeriram o modelo PAIR. Por fim, a última dimensão foi denominada técnica referindo-se à maneira pela qual uma tarefa de *analytics* é executada, como por exemplo: se usa uma técnica qualitativa, quantitativa ou híbrida; dados estruturados ou não; e qual abordagem é utilizada (mineração de dados, visualização de dados, etc).

Quanto a dimensão **orientação**, a classificação amplamente adotada são as análises descritiva, preditiva e prescritiva. Diversos autores a utilizam, tais como Delen & Demirkan (2013), Appelbaum *et al* (2017), Aydiner *et al* (2019) e Nielsen (2018). Este último se refere aos três tipos de orientações de *analytics* como a “jornada analítica”, porque há diferentes

estágios de uso de *analytics* e cada estágio compreende questões que se pretende responder (Figura 1).

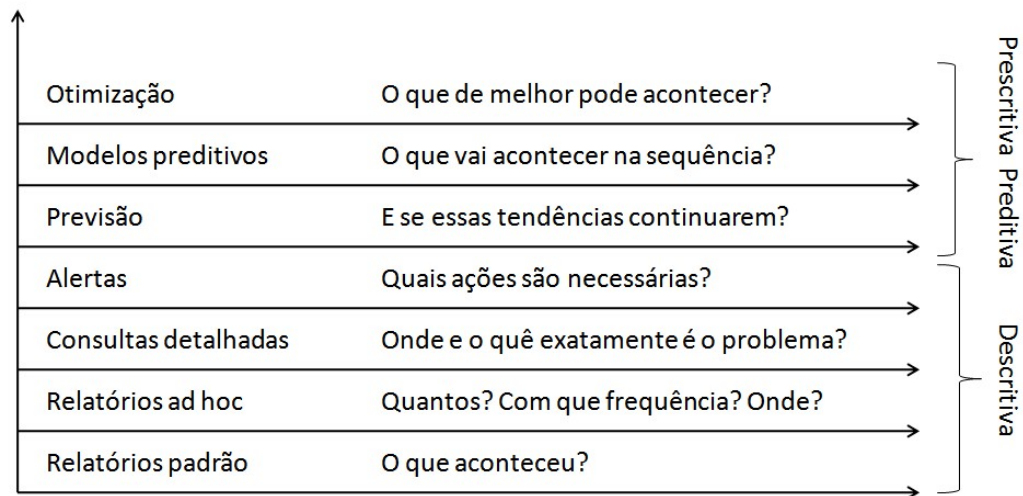


Figura 1: Estágios da jornada *analytics*
 Fonte: adaptado de Nielsen (2018, p.170)

Conforme a Figura 1, a primeira orientação de análise é chamada análise descritiva e visa responder perguntas sobre o que aconteceu e seus desdobramentos, através de relatórios, consultas *ad hoc* e visualizações interativas. É o tipo mais comum de análise usada pelas empresas e geralmente é caracterizada por estatísticas descritivas, KPIs (indicadores chave de desempenho), painéis ou outros tipos de visualizações. A análise descritiva resume o que aconteceu e também forma a base de muitos sistemas de alerta de monitoramento contínuo, nos quais as transações são comparadas com valores de referência e limites estabelecidos a partir de análise de tendências de dados históricos (Appelbaum *et al*, 2017). Para Delen & Demirkan (2013) o principal resultado da análise descritiva é a identificação de oportunidades e problemas.

A segunda orientação de análise é a análise preditiva e busca entender o futuro, respondendo sobre o que poderia acontecer. A análise preditiva inclui o uso extensivo de dados e técnicas estatísticas para revelar padrões explicativos e preditivos de desempenho dos negócios, representando o relacionamento inerente entre causa e efeito, dando visibilidade aos porquês (Delen & Demirkan, 2013). Esses modelos preditivos usam dados históricos acumulados ao longo do tempo para calcular probabilidades de eventos futuros. A análise preditiva também usa técnicas como agrupamento, regras de especialistas, árvores de decisão, simulação, redes neurais e análise estatística (Appelbaum *et al*, 2017; Nielsen, 2018).

A terceira orientação de análise é denominada análise prescritiva e visa responder o que deve ser feito com base nos resultados analíticos descritivos e preditivos. A análise

prescritiva pode ser descrita como uma abordagem de otimização, indo além da descrição e da previsão, recomendando uma ou mais soluções e mostrando a probabilidade de resultado de cada uma (Appelbaum *et al*, 2017). Os autores enfatizam que para entender a diferença entre uma análise preditiva e prescritiva deve-se verificar se é uma análise baseada em tendências (preditiva) ou uma consulta de otimização (prescritiva). Delen & Demirkan (2013, p.361) enfatizam que “o principal resultado desse tipo de análise é oferecer ou o melhor curso de ação para uma determinada questão ou um conjunto amplo e adequado de informações e opiniões de especialistas para um tomador de decisão que, via de regra, terá melhores condições para decidir”.

Quanto às diferentes abordagens **técnicas** de *analytics*, Appelbaum *et al* (2017) as agruparam em quatro grupos a saber: (i) não supervisionadas, (ii) supervisionadas, (iii) regressão e (iv) outras técnicas estatísticas. Contudo, é importante destacar que não há consenso na literatura acerca desse agrupamento. Segundo Han *et al* (2011) as abordagens não supervisionadas são aquelas técnicas que extraem inferências de conjuntos de dados não rotulados nos quais as instâncias não têm saída especificada ou o valor da saída é desconhecido (como por exemplo: se uma transação é fraudulenta ou não). Já as abordagens supervisionadas são aquelas técnicas que extraem inferências de conjuntos de dados rotulados, também conhecidos como dados de treinamento. Importante destacar que dentre essas abordagens podem ser usados algoritmos computacionais para mineração de dados, modelos matemáticos e estatísticos. Os algoritmos usados para minerar os dados cobrem tarefas de classificação, clusterização (ou agrupamento), regressão, análises de redes e de associações, e muitos deles já estão incorporados em sistemas de software aberto e comerciais disponíveis para uso (Chen *et al*, 2012).

Ainda sobre abordagem supervisionada e não supervisionada para mineração de dados, sem conflitar com os autores Appelbaum *et al* (2017), Provost & Fawcett (2013a) complementam os conceitos: (i) abordagem supervisionada: quando um alvo específico pode ser fornecido, ou seja, a técnica supervisionada recebe um objetivo específico para o agrupamento que é prever o alvo, e neste caso, um pré-requisito para utilizar tarefas supervisionadas é ter dados sobre o alvo; (ii) abordagem não supervisionada: é quando não existe o alvo, possui caráter mais exploratório e a partir de uma conjunto de dados produz grupos baseados em similaridades.

As técnicas do grupo regressão, também conhecidas por retração, são usadas para evitar o excesso de ajuste diminuindo os coeficientes variáveis para zero. Esse encolhimento reduz a variação das estimativas de coeficiente que podem afetar a previsão e a precisão

(Gepp *et al*, 2018). E as demais técnicas estatísticas estão no grupo outras, como por exemplo, estatística descritiva e modelos estruturais, conforme a classificação de Appelbaum *et al* (2017). Os autores Provost & Fawcett (2013a) comparam a resolução de problemas de tomada de decisão em negócios com o que acontece em boa parte da engenharia, pois, segundo os autores, embora cada cenário seja único, compondo-se de metas, dados, desejos e limitações exclusivas, há um conjunto de tarefas comuns que se repetem permeando essas resoluções e uma habilidade fundamental é saber como decompor cada questão de negócio até que cada parte corresponda a uma tarefa conhecida para a qual se tenha ferramentas disponíveis.

Outro aspecto da dimensão técnica são os tipos e fontes de dados sob os quais aplicar-se-á alguma ferramenta de *analytics*. Davenport *et al* (2012) ressaltam que o volume de dados disponível para as organizações é grande, assim como a variedade de tipos e de opções de fontes, variando desde dados das redes sociais, em formato de áudios, vídeos, fotos e textos; passando por dados coletados através de sensores além dos tradicionais bancos de dados relacionais. Nesse sentido, Provost & Fawcett (2013a) ressaltam que muitas das tecnologias analíticas, embora poderosas em termos de análises, dependem que os dados estejam em formatos específicos para que possam ser analisados, evidenciando a etapa de preparação dos dados.

Por fim, tem-se a dimensão **domínio**. Holsapple *et al* (2014) exemplificam esta dimensão citando diversas áreas, dentre elas: marketing, recursos humanos, suprimentos e finanças. E dentro de uma disciplina pode-se ainda ter sub-domínios, como por exemplo: domínio – marketing e sub-domínio - varejo. Para Nielsen (2018), o triplo desafio do uso de BA é decidir quais dados usar, implementar análises e usar as idéias advindas dessas análises para transformar operações. E neste estudo a dimensão domínio – campo onde *analytics* é utilizado – é a contabilidade.

Segundo Schneider *et al* (2015) *data analytics* (DA) oferece ferramentas para a contabilidade examinar informações sob três diferentes perspectivas. A primeira é a inferência, como por exemplo, quando por meio de DA a contabilidade entende o padrão das despesas organizacionais a fim de inferir estratégias eficazes de redução de custos e possíveis melhorias nos processos. A segunda é a predição, quando a contabilidade, com o apoio de *data analytics*, prevê a demanda futura de vendas ou o desempenho do estoque e, assim, ajudar os principais tomadores de decisão em uma organização. E a terceira é a conformidade, segundo o autor, quando a contabilidade se beneficia do DA para tarefas que assegurem a confiabilidade das informações contábeis, como por exemplo, monitoramento e auditoria.

Coyne *et al* (2018) acrescentariam outro importante papel dos profissionais de contabilidade nesse cenário de grandes volumes de dados, que não somente de usuários dos sistemas de informações, mas também a responsabilidade de zelar para que os dados sejam adequadamente armazenados e manipulados, para garantir a segurança, privacidade e disponibilidade dos mesmos aos tomadores de decisão. Os autores destacam que o papel dos contadores nas políticas de governança deve ser executado em conjunto com os especialistas de TI, mas que o papel de guardião dos controles internos das organizações os coloca numa posição de destaque.

Ainda, para Cockcroft & Russell (2018), as técnicas e os processos de BDA na área contábil, concentram-se amplamente em torno de três aspectos: identificação de tendências e idéias significativas a partir de dados financeiros e não financeiros; apresentação e visualização inteligente de dados; e o uso dos dados para melhorar o desempenho. Logo, entende-se que a área contábil pode fazer uso das três orientações de *analytics* (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Huikku *et al*, 2017).

Para Nielsen (2018), o triplo desafio do BDA é decidir quais dados usar, implementar análises e usar as idéias advindas dessas análises para transformar operações. Segundo Camm *et al* (2020) há modelos de maturidade que avaliam a maturidade analítica da organização pela progressão do uso de análises descritivas para análises preditivas e análises prescritivas mais complexas. Nesse sentido Nielsen (2018) afirma que se o profissional de contabilidade quer alcançar o mais alto nível de decisão no ambiente de análise de negócios (ou seja, o nível prescritivo), deverá aumentar suas habilidades não apenas em TI, mas também em estatística e econometria. Contudo, Richins *et al* (2017) apostam num modelo híbrido onde os cientistas de dados irão trabalhar em conjunto com os profissionais de contabilidade, devido à capacidade dos contadores de filtrar dados relevantes e chamar a atenção para quais conteúdos devem ser incluídos nas análises exploratórias, além da expertise para auxiliar na interpretação dos resultados de qualquer análise em uma estrutura de negócios. Para os autores, os profissionais de contabilidade continuam ajudando as empresas a atingirem seus objetivos financeiros, pela capacidade de reconhecer as relações entre os dados e como esses fatores afetam o desempenho financeiro da empresa.

2.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Esse estudo adotou uma abordagem qualitativa preocupando-se com o aprofundamento da compreensão de um tema, neste caso das iniciativas de *analytics* adotadas

pela área contábil (Gerhardt & Silveira, 2009). Com base nos objetivos, pode-se considerar uma pesquisa exploratória cujo objetivo principal é o aprimoramento de idéias (Gil, 2002). Este tipo de pesquisa busca proporcionar maior familiaridade com o problema com vistas a torná-lo mais explícito. Entende-se que a pesquisa exploratória se adequa bem ao objetivo deste estudo por permitir maior flexibilidade para que se possa fazer um levantamento amplo acerca das iniciativas de *analytics* em todas as esferas do domínio contábil e permitir a evolução da pesquisa. Outra finalidade importante da pesquisa exploratória é a possibilidade de clarificar conceitos (Marconi & Lakatos, 2004). Neste estudo esse aspecto é relevante visto que o termo *Business Analytics* é relativamente novo ainda gerando necessidade de aprofundamentos conceituais.

A Figura 2 apresenta a sistematização desta etapa da pesquisa.

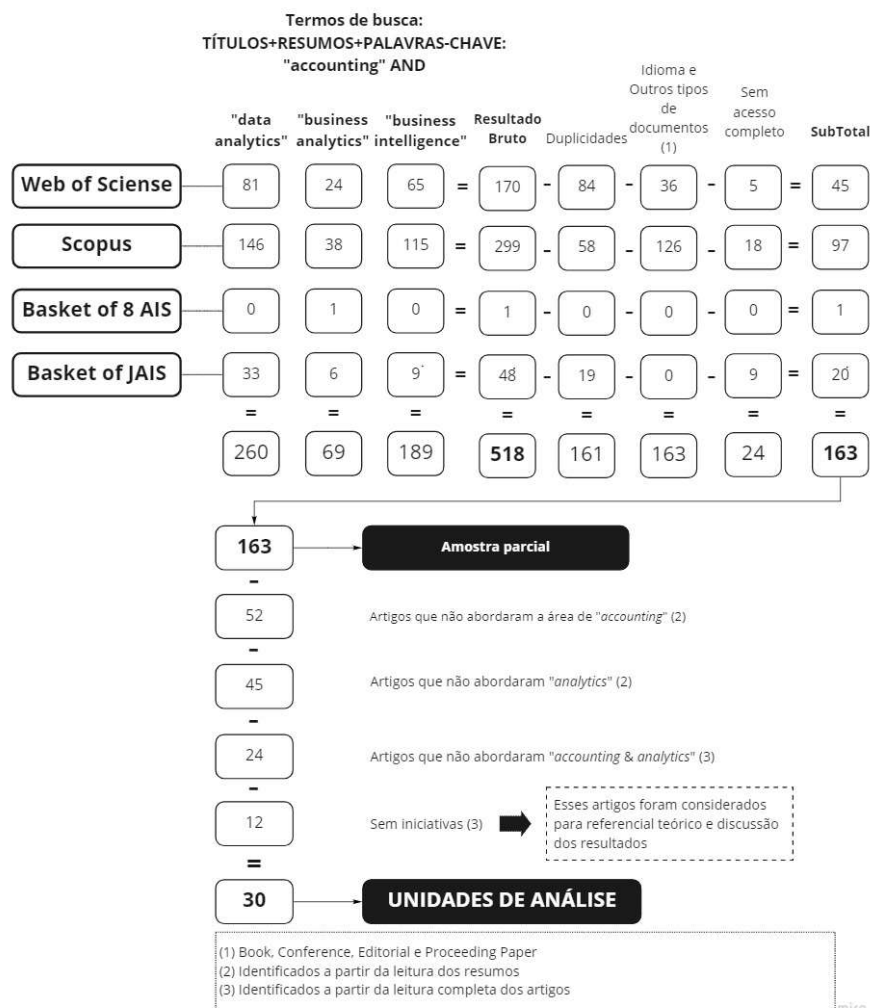


Figura 2: Sistematização do refinamento de pesquisa
Fonte: elaborada pela autora (2020)

A partir da Figura 2 é possível verificar a síntese da aplicação do protocolo de pesquisa (Apêndice A) e os quantitativos identificados a cada procedimento de inclusão e exclusão até obter-se as unidades de análise. As unidades de análise são artigos científicos publicados em periódicos nacionais e/ou internacionais coletados e analisados conforme os protocolos de pesquisa que constam nos Apêndice B e C, respectivamente.

As bases de dados utilizadas foram escolhidas adequadamente conforme o tema da pesquisa a fim de garantir acesso a publicações que pudessem contribuir no processo exploratório. Para tanto foram selecionadas primeiramente as bases de dados *Web of Science* e SCOPUS, por fazerem parte das principais fontes de referências de negócios (Cockcroft & Russell, 2018). Também foram selecionados os principais periódicos da área de Sistemas de Informação, denominado grupo *Basket of 8* da Associação de Sistemas de Informação – AIS. Conforme Jha & Bose (2016), esse conjunto de periódicos oferecem artigos relevantes da área de sistemas de informações de experientes pesquisadores. E, por fim, foram selecionados relevantes periódicos da área de Sistemas de Informações Contábeis, selecionados a partir da ABS List. A ABS List é uma lista de periódicos centrados em negócios e gestão da *Chartered Association of Business Schools* (Cockcroft & Russell, 2018). O critério utilizado foi: na área de ACCOUNT, os *journals* com "*Information System*" no nome, na área de FINANCE, os *journals* com "*Information System*" no nome e na área de INFO MAN, os *journals* com "*Account*" ou "*Finance*" no nome, resultando nos seguintes periódicos, aqui denominados *Basket of Accounting Information Systems Journals (BAISJ): International Journal of Accounting Information Systems, Journal of Accounting and Management Information Systems, Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management e Journal of Emerging Technologies in Accounting*.

Por serem documentos já elaborados e por se tratar de pesquisa que se propõe a analisar diversas iniciativas de adoção de *analytics* na contabilidade, este estudo caracteriza-se como uma pesquisa bibliográfica (Gil, 2012), sistematizada por meio de uma revisão de literatura. A pesquisa bibliográfica apresenta como principal vantagem a possibilidade de o pesquisador ter acesso a um conjunto de elementos muito mais amplo do que poderia obter diretamente (Gil, 2012). Para que essa vantagem se concretize é necessário que a revisão seja sistematizada tendo por base princípios científicos sólidos, para que então possa ajudar a promover o conhecimento da maneira mais científica (Jha & Bose, 2016). Nesta pesquisa o protocolo seguido na etapa de coleta de dados está descrito no Apêndice A.

Para a fase de análise dos dados, foi escolhida a técnica de análise de conteúdo categorial (Bardin, 2011) a fim de enriquecer a abordagem exploratória e organizar o tema de

pesquisa. Para Bardin (2011) a análise de conteúdo é um conjunto de técnicas de análise das comunicações, que através de procedimentos sistemáticos e objetivos aplicados ao conteúdo das mensagens, possibilita ao pesquisador fazer inferências além das mensagens explicitadas.

A análise de conteúdo categorial, neste estudo, busca a identificação das iniciativas de adoção de *business analytics* presentes na literatura, segregadas por área contábil e finalidade de uso, além da construção de uma agenda de pesquisa sobre o uso de *business analytics* na área contábil. Como ferramenta de apoio será utilizado o *software* NVivo versão 1.2 que auxiliará na interpretação e tratamento dos dados.

A fim de validar a análise de dados desta etapa, foi elaborado um protocolo detalhado contendo o fluxo do processo utilizado para analisar os artigos coletados, o desdobramento das etapas de análise de conteúdo conforme Bardin (2011), contendo os procedimentos de pré-análise, exploração do material e tratamento dos resultados, inferência e interpretação. O referido protocolo está descrito no Âpendice C.

Após a seleção das iniciativas, foi feito um agrupamento destas por uma especialista em sistemas de informação e em contabilidade que utilizou-se do critério da tarefa de *analytics* para realizar o agrupamento. Na sequência as descrições dos grupos de iniciativas e iniciativas pertencentes a cada grupo foram avaliadas por cinco especialistas, todos com graduação em contabilidade, sendo dois doutores em administração na área de gestão de sistemas e tecnologia da informação, um mestre em sistemas de informação, um mestre em contabilidade e um mestrando em contabilidade. Essa validação teve por objetivo avaliar tanto a descrição dos grupos quanto a adequação de cada iniciativa dentro de cada grupo. A partir dessas verificações, algumas iniciativas foram trocadas de grupo e algumas descrições sofreram modificações a fim de tornar mais claro. Na próxima seção apresentam-se os resultados alcançados.

2.4 RESULTADOS

2.4.1 Análise descritiva da amostra

Esta subseção apresenta alguns dados descritivos da presente amostra. Na Figura 3 tem-se a distribuição dos artigos por ano, evidenciando um crescimento no número de artigos a partir de 2014, com maior concentração nos anos de 2018 e 2020.

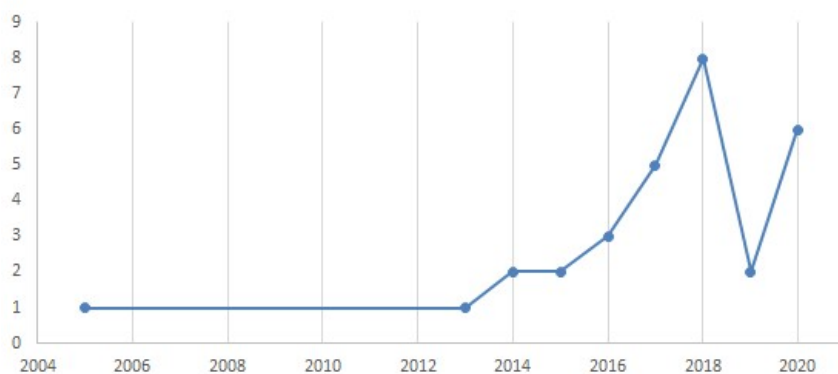


Figura 3: Distribuição dos artigos por ano

Fonte: elaborado pela autora (2020)

No Quadro 1 são apresentados os autores com maior número de artigos da amostra e o país de pesquisa, enquanto no Quadro 2 apresenta-se os periódicos que tiveram mais de um artigo na amostra.

| Principais Autores | Nro artigos | País sede |
|--------------------|-------------|-----------|
| Appelbaum, Deniz | 2 | USA |
| Gepp, Adrian | 2 | AUSTRÁLIA |
| Janvrin, Diane J. | 2 | USA |
| Kogan, Alexander | 2 | USA |
| Raschke, Robyn L. | 2 | USA |
| Rezaee, Zabihollah | 2 | USA |
| Vasarhelyi, Miklos | 2 | USA |

Quadro 1: Principais autores e país sede

Fonte: elaborado pela autora (2020)

| Principais periódicos | Nro artigos |
|---|-------------|
| INTERNATIONAL JOURNAL OF ACCOUNTING INFORMATION SYSTEMS | 3 |
| JOURNAL OF ACCOUNTING EDUCATION | 3 |
| EXPERT SYSTEMS WITH APPLICATIONS | 2 |
| JOURNAL OF ACCOUNTING LITERATURE | 2 |
| MANAGERIAL AUDITING JOURNAL | 2 |
| Outros | 18 |
| Total | 30 |

Quadro 2: Principais periódicos da amostra

Fonte: elaborado pela autora (2020)

Observa-se no Quadro 2 a relevância dos periódicos com maior presença na amostra. Nos Quadros 3 e 4 são apresentados, respectivamente, os métodos utilizados e as teorias.

| Métodos | Nro artigos |
|----------------|-------------|
| Caso de ensino | 3 |
| Estudo de caso | 6 |
| Outros | 20 |
| Survey | 1 |
| Total | 30 |

Quadro 3: Métodos da amostra

Fonte: elaborado pela autora (2020)

| Teorias | Nro artigos |
|--|-------------|
| Não evidenciada | 27 |
| Princípios organizacionais da meta-teoria de IAS | 1 |
| Teoria da agência principal | 1 |
| Teoria da fluência de processamento | 1 |
| Total | 30 |

Quadro 4: Teorias utilizadas na amostra

Fonte: elaborado pela autora (2020)

Conforme o Quadro 3, observa-se que um número significativo de artigos foram classificados como outros, por não terem evidenciado diretamente os métodos utilizados. Já no Quadro 4, observa-se que 90% dos artigos não adotaram nenhuma lente teórica nos seus estudos.

Nas Figuras 4 e 5 são apresentadas duas nuvens de palavras a partir dos títulos dos artigos, com e sem os termos de busca.



Figura 4: Amostra com os termos de busca
 Fonte: elaborada com apoio do Nvivo (2020)



Figura 5: Amostra sem os termos de busca
 Fonte: elaborada com apoio do Nvivo (2020)

Nota-se na Figura 4, as palavras em destaque: “analytics”, “data” e “accounting”, evidenciando a presença dos principais termos de busca. Já na Figura 5, sem os termos de busca, observam-se as palavras em destaque: “auditing”, cujo termo evidencia uma das áreas contábeis onde foram encontradas mais iniciativas de analytics; “big” encontrado nos títulos dos artigos associado com “data” ou ainda “data analytics”, e “opportunities”, inferindo-se que os autores vislumbraram oportunidades em seus estudos.

A seguir pode-se observar a nuvem de palavras dos resumos da amostra sem os termos de busca, bem como a árvore de palavras da principal palavra em destaque.



Figura 6: Nuvem de palavras dos resumos
 Fonte: elaborada com apoio do Nvivo (2020)

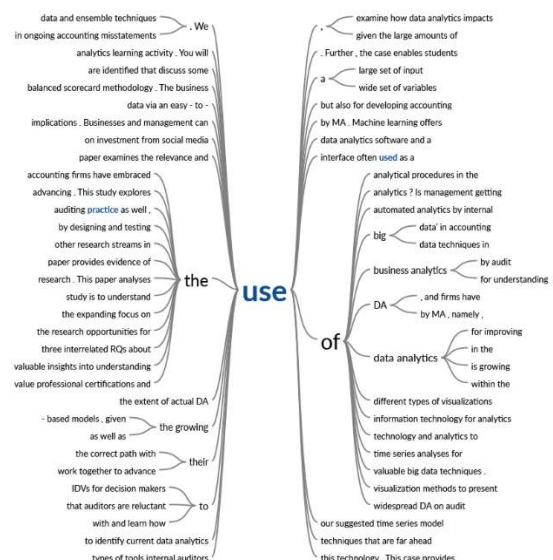


Figura 7: Árvore de palavras termo use
 Fonte: elaborada com apoio do Nvivo (2020)

Na Figura 6, destacam-se as palavras “use” e “information”. Ao analisar a aplicação da palavra “use” nos resumos da amostra através da árvore de palavras apresentada na Figura

7, observou-se a mesma associada com a expressão “*of*”, como por exemplo “*The use of data analytics*”. Logo, pode-se inferir que a amostra contém exemplos de uso de *analytics*. Já a palavra “*information*” sinaliza a centralidade da informação no contexto desta pesquisa.

As próximas figuras apresentam respectivamente a nuvem de palavras a partir das palavras-chave da amostra sem os termos de busca, e a árvore de palavras de uma das palavras em destaque.



Figura 8: Nuvem de palavras das palavras-chave
Fonte: elaborada com apoio do Nvivo (2020)

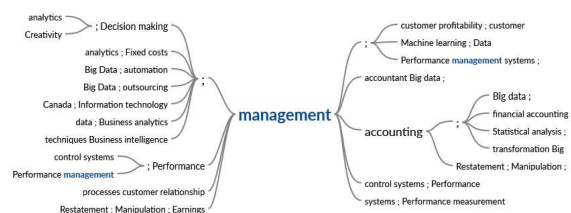


Figura 9: Árvore de palavras *management*
Fonte: elaborada com apoio do Nvivo (2020)

Na Figura 8, além das palavras “*big*” e “*audit*” já contextualizadas, destaca-se a palavra “*management*”. Ao analisar a árvore de palavras na Figura 9, observa-se que a palavra *management* é usada tanto como “gestão”, como por exemplo, em “*performance management*”; quanto “gerencial” como em “*management accounting*”. Logo, pode-se inferir que a amostra contém exemplos de aplicação de *analytics* no contexto gerencial, notadamente na contabilidade gerencial.

2.4.2 Iniciativas de *analytics* na contabilidade

Esta subseção apresenta as iniciativas de *analytics* distribuídas em cinco áreas distintas da contabilidade. Essas iniciativas são oriundas da leitura completa e interpretativa dos artigos da amostra e resultaram em 92 iniciativas.

As seguintes informações foram extraídas a partir dos artigos: (i) área contábil: as áreas foram classificadas em Contabilidade Financeira, Contabilidade Gerencial, Contabilidade Tributária, Auditoria e Contabilidade Forense (no original *fraud domains* e aqui contabilidade forense como boa parte da literatura utiliza), conforme observado em muitos estudos (Schneider *et al*, 2015); (ii) finalidade, ou seja, qual a aplicabilidade na respectiva área contábil; (iii) tipo de solução: aplicada (A) - solução utilizada na prática, simulada (SI) - solução projetada e testada em ambiente de homologação, sugerida (SU) -

sugerida e não localizada evidência de uso efetivo ou indefinida (I) - quando não foi possível identificar; (iv) tecnologia: quando nomeada a tecnologia adotada; (v) técnica de *analytics*: as técnicas evidenciadas foram agrupadas conforme Tabela 1 de Appelbaum *et al* (2017, p. 33); (vi) orientação de *analytics*: descritiva, preditiva ou prescritiva conforme referencial teórico na seção dois deste estudo.

Na Figura 10 apresenta-se um resumo por área contábil e orientação de análise.

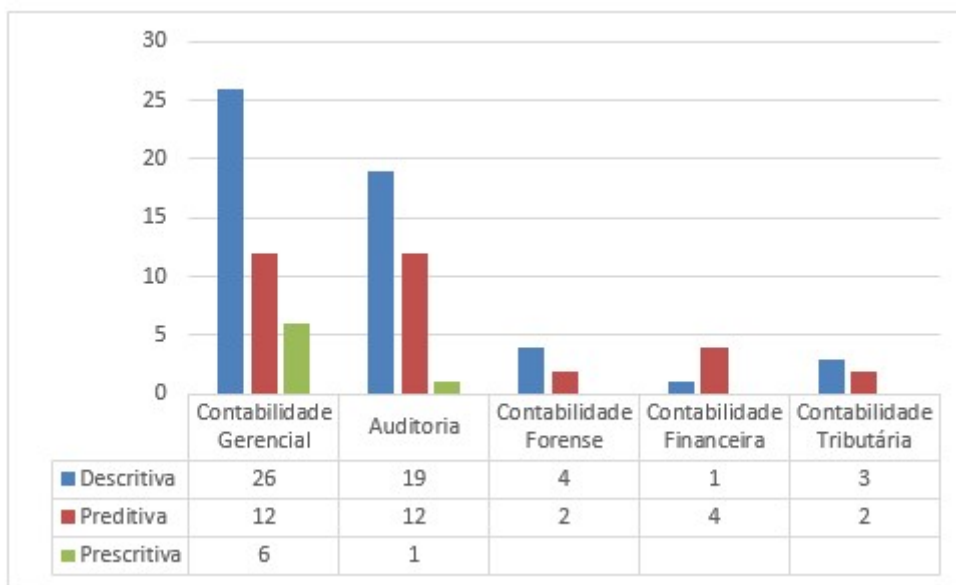


Figura 10: Resumo das iniciativas por área contábil e orientação de análise
Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2020)

A partir da Figura 10, pode-se observar que duas áreas contábeis são responsáveis por aproximadamente 83% das soluções identificadas: Contabilidade Gerencial com 48% seguida pela Auditoria com 35%, podendo-se entender que estas áreas apresentam maior maturidade no uso de *analytics* na contabilidade quando comparadas às subáreas da contabilidade financeira e tributária por exemplo. Em relação a orientação de análise constatou-se que 58% das iniciativas são de análise descritiva, enquanto que 35% referem-se a análises preditivas e apenas 7% para fins prescritivos.

A Figura 11 apresenta a relação entre os tipos de aplicação e a orientação de análise.

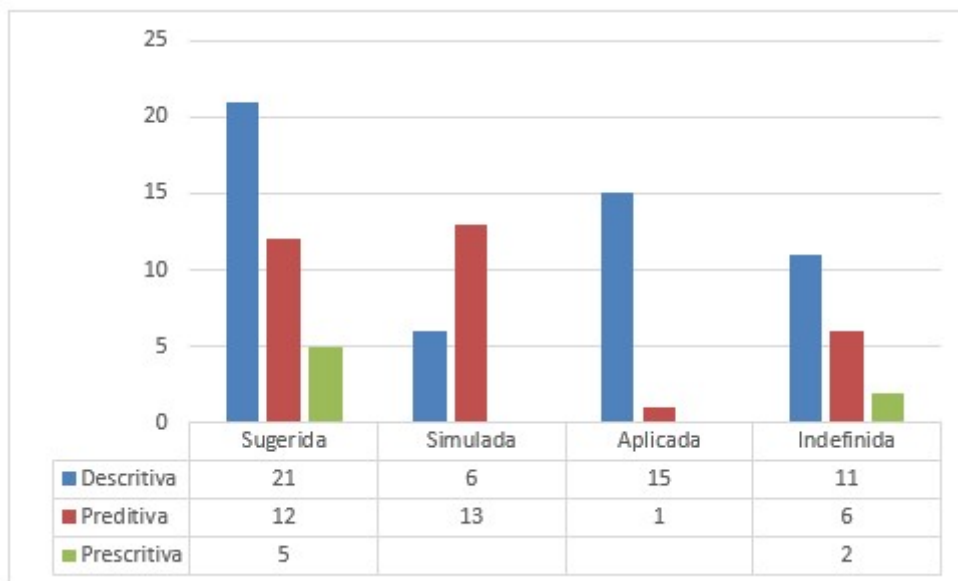


Figura 11: Resumo das iniciativas por tipo de aplicação e orientação de análise
 Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2020)

Com base na Figura 11, evidencia-se que a maior parte das iniciativas corresponde a sugestões de uso de *analytics* pela contabilidade, enquanto que a menor parcela diz respeito a iniciativas já adotadas.

Na Tabela 1 apresenta-se um resumo quantitativo do levantamento das iniciativas.

| | Descritiva | Preditiva | Prescritiva | Total | % |
|---------------------------------|------------|------------|-------------|-----------|------------|
| Contabilidade Gerencial | 26 | 12 | 6 | 44 | 48% |
| Aplicada | 13 | 1 | | 14 | |
| Indefinida | 1 | 3 | 1 | 5 | |
| Simulada | 4 | 2 | | 6 | |
| Sugerida | 8 | 6 | 5 | 19 | |
| Auditoria | 19 | 12 | 1 | 32 | 35% |
| Aplicada | 1 | | | 1 | |
| Indefinida | 4 | 1 | 1 | 6 | |
| Simulada | 2 | 7 | | 9 | |
| Sugerida | 12 | 4 | | 16 | |
| Contabilidade Forense | 4 | 2 | | 6 | 7% |
| Aplicada | 1 | | | 1 | |
| Indefinida | 3 | 2 | | 5 | |
| Contabilidade Financeira | 1 | 4 | | 5 | 5% |
| Simulada | | 4 | | 4 | |
| Sugerida | 1 | | | 1 | |
| Contabilidade Tributária | 3 | 2 | | 5 | 5% |
| Indefinida | 3 | | | 3 | |
| Sugerida | | 2 | | 2 | |
| Total geral | 53 | 32 | 7 | 92 | |
| % | 58% | 35% | 8% | | |

Tabela 1: Resumo quantitativos das iniciativas
 Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2020)

A partir da Tabela 1, observa-se que a maior parcela das finalidades de uso mapeadas nas áreas de Contabilidade Gerencial e Auditoria são sugestões apresentadas na literatura. E que a Contabilidade Gerencial é a área com maior número de finalidades aplicadas efetivamente.

Na Figuras 12 são apresentadas as iniciativas da área de Contabilidade Gerencial, agrupadas por orientação. Cada iniciativa possui um código e por sua vez está associada a um artigo identificado pelo seu ID e a relação completa consta no Apêndice B. Já a indicação do tipo de solução encontra-se no início de cada item, conforme legenda ao final da figura.

Contabilidade Gerencial

Descritiva

- (SU)** I44-Analisar a proporção da taxa de defeitos do produto, a taxa de devolução de mercadorias e a taxa de reclamação de garantia em diferentes canais para medir o nível de satisfação do cliente (AF13)
- (SI)** I80-Apoiar o CFO a elaborar um relatório com sugestões de como aumentar a lucratividade da empresa a partir dos seguintes dados: vendas, margens, lucros, despesas de marketing e inventário de produtos, por área e mês, pelo período de 2 anos (AF6)
- (SU)** I81-Apresentar informações financeiras com mais eficiência, como por exemplo comparando o retorno sobre o capital (ROE) e o retorno do investimento (ROI) com dados históricos para fornecer informações sobre o crescimento da mesma. Comparar esses índices com os dados de referência do setor para indicar se a empresa mantém vantagem competitiva.(AF13)
- (A)** I46-Correlacionar indicadores macroeconômicos, microeconômicos e históricos de vendas para prever as vendas, como por exemplo, na venda de um artigo esportivo, verificar clubes próximos, popularidade e o mercado no geral (AF9)
- (A)** I82-Detalhar as receitas e as despesas de vendas por produto e por vendedor e relacionar ao tráfego do site, hora do dia e localização geográfica dos usuários para otimizar a alocação de mão-de-obra, além de desenvolver indicadores de desempenho que alinham os incentivos dos funcionários com os objetivos estratégicos da empresa (AF21)
- (SU)** I55-Entender a relação entre as despesas de marketing e publicidade com as receitas relacionadas, identificando até quando essas despesas são eficazes e quando elas não geram mais receita adequada (AF25)
- (A)** I57-Fazer análises de tendências e previsões: projeção de orçamento, padrões e o que mudou; tendências para as despesas (AF9)
- (SU)** I83-Fornecer uma visão abrangente dos processos de trabalho que estão ocorrendo dentro da empresa, além das medidas tradicionais de tempo total do ciclo, qualidade, habilidades dos funcionários e produtividade (AF13)
- (A)** I74-Identificar áreas com baixa concorrência para expandir os negócios a partir do cruzamento do número de compradores e fornecedores listados nos formulários das empresas arquivados Securities and Exchange Commission (SEC) gerando combinações quanto ao poder de barganha de compradores e fornecedores (AF21)
- (A)** I47-Identificar áreas de melhorias e oportunidade, como por exemplo, monitorar as redes sociais mesclando com dados de vendas internas para descobrir/confirmar opiniões dos clientes quanto a taxas cobradas (AF21)
- (SU)** I58-identificar funcionalidades problemáticas de produtos ou serviços e fazer recomendações que levam a uma solução (AF21)
- (SU)** I59-Identificar funcionários altamente eficientes combinando indicadores de habilidade, produtividade e outras características (AF13)
- (A)** I60-Identificar funcionários insatisfeitos através dos textos dos emails (AF13)
- (SI)** I61-Identificar tendências nas vendas dos produtos, por cliente, por região e por representante, para projetar cenários futuros. (AF8)
- (I)** I62-Identificar transações de contas a pagar potencialmente fraudulentas (AF27)

Preditiva

- (SU)** I51-Apoiar na efetiva adoção do sistema de gestão de desempenho das organizações respondendo o quê, o porquê, onde e quando (AF25)
- (SI)** I69-Apoiar na tomada de decisão sobre alocação dos recursos limitados da organização, podendo ser materiais, mão-de-obra, ferramentas e capital; notadamente na produção de bens, visando maximizar o lucro (AF4)
- (SU)** I53-Auxiliar na previsão de possíveis eventos futuros para reduzir a possibilidade de contingências, ao compartilhar relatórios preditivos com todos os níveis da organização fazendo com que tenham visão ampla do estado atual e do esperado (AF13)
- (SI)** I70-Calcular o ponto de equilíbrio de pequenas e médias de empresas com maior acuracidade e estimar a curva da margem de contribuição (AF15)
- (SU)** I56-Entender o possível resultado dos investimentos atuais em inovação e treinamento de funcionários, prevendo o retorno destes (AF13)
- (A)** I71-Estimar desempenhos futuros financeiros (AF13)
- (SU)** I48-Identificar necessidades de alteração na política de preços, priorização de contenção de custos e necessidades de capital de giro, a partir do comportamento dos consumidores no e-commerce. (AF24)
- (I)** I63-Integrar dados de P&D e engenharia com informações de fabricação para reduzir o tempo de produção e melhorar a qualidade (AF17)
- (I)** I77-Melhorar a tomada de decisão a partir da detecção de tendências de novos produtos e segmentos (AF17)

Prescritiva

- (SU)** I45-Analisar componentes de custo como preço, qualidade e prazo versus receita com base na satisfação e reação do cliente on-line (AF13)
- (SU)** I52-Apoiar na seleção de fornecedores com objetivo de reduzir custos e, ao mesmo tempo, manter a qualidade do produto (AF13)
- (SU)** I54-Encontrar a solução ótima de produtividade com base nas competências dos funcionários, complexidade das transações e qualidade da produção (AF13)
- (SU)** I75-Indicar abordagens de vendas em tempo real com base no monitoramento e análise de eventos, como por exemplo, padrões de voz de clientes em chamadas de vendas on-line (AF10)
- (SU)** I76-Indicar caminhos para explorar novos mercados, novos produtos e novos clientes (AF13)
- (I)** I73-Previsão e predição para elaboração do orçamento, tanto para previsão de vendas quanto de custos (AF12)

LEGENDA

- Tipo de aplicação:**
- A- Aplicada**
 - SI-Simulada**
 - SU-Sugerida**
 - I-Indefinida**

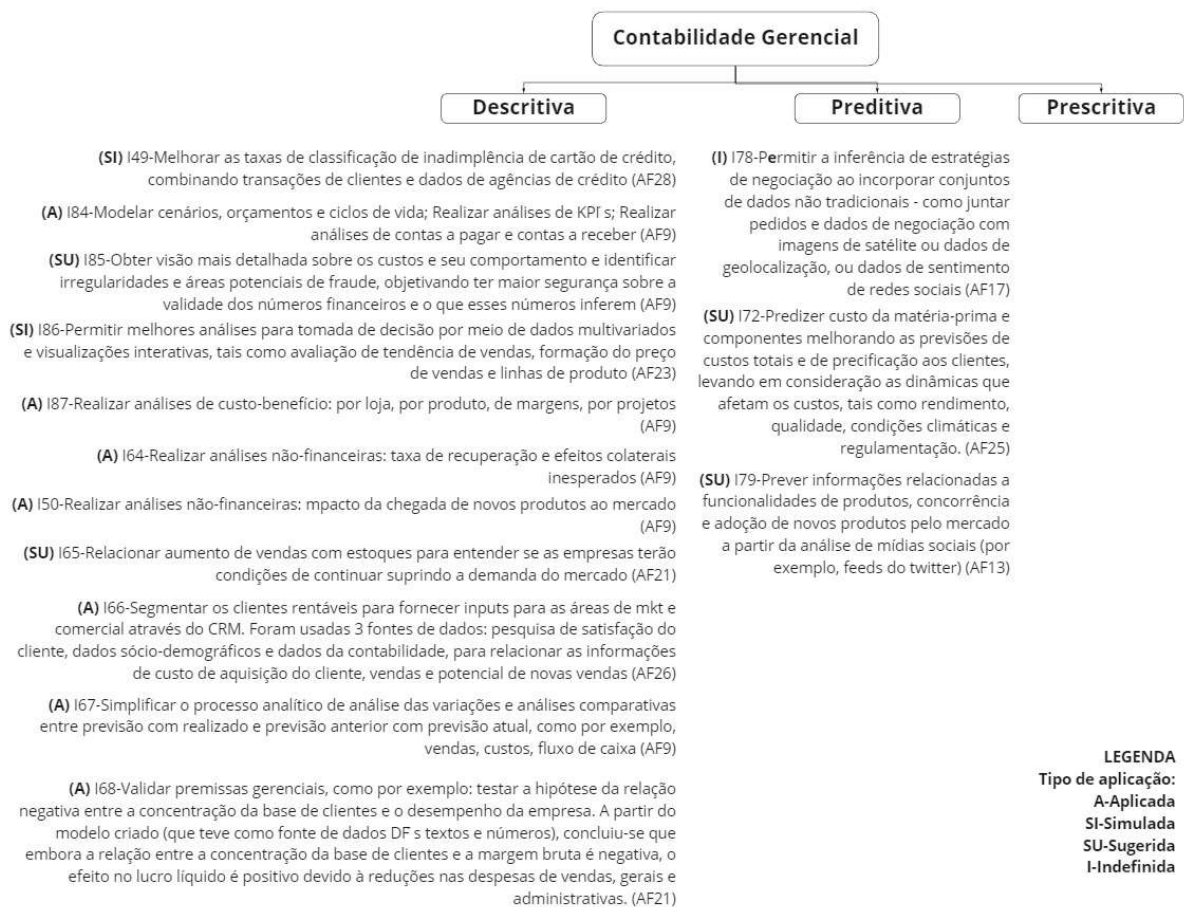


Figura 12: Iniciativas de *analytics* na Contabilidade Gerencial

Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2020)

A partir da Figura 12, pode-se identificar iniciativas principalmente voltadas para a área de vendas com objetivo de potencializar o faturamento da empresa a partir da combinação de diferentes fontes de dados internas (transações contábeis) e externas (satisfação de clientes), mas também foram verificados usos relacionados à produção com objetivo de obter *insights* para aumentar a qualidade e produtividade, inclusive relacionando com dados dos funcionários.

Na Figura 13 são apresentadas as iniciativas da Contabilidade Financeira, agrupadas por orientação. Cada iniciativa possui um código e por sua vez está associada a um artigo identificado pelo seu ID e a relação completa consta no Apêndice B. Já a indicação do tipo de solução encontra-se no início de cada item, conforme legenda ao final da figura.

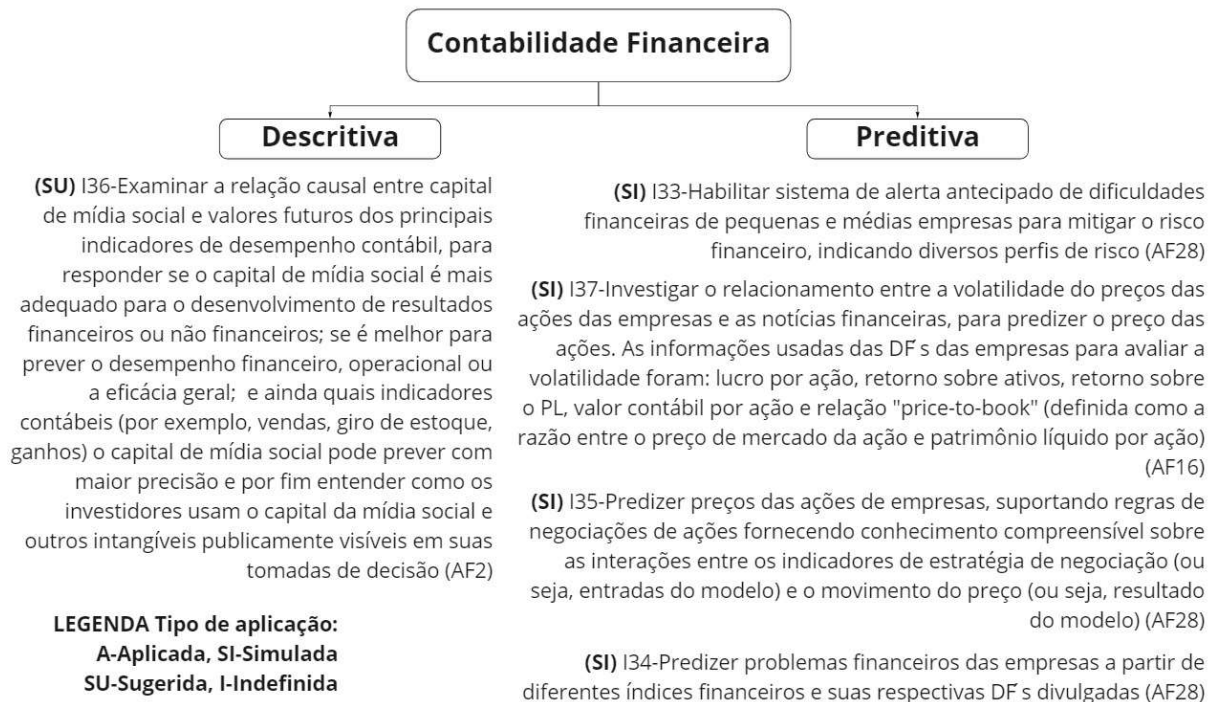


Figura 13: Iniciativas de *analytics* na Contabilidade Financeira

Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2020)

A partir da Figura 13, observa-se que na Contabilidade Financeira, há iniciativas relacionadas à predição de precificação de ações das empresas e antecipação de dificuldades financeiras.

Na Figura 14 são apresentadas as iniciativas da área de Contabilidade Forense, agrupadas por orientação. Cada iniciativa possui um código e por sua vez está associada a um artigo identificado pelo seu ID e a relação completa consta no Apêndice B. Já a indicação do tipo de solução encontra-se no início de cada item, conforme legenda ao final da figura.

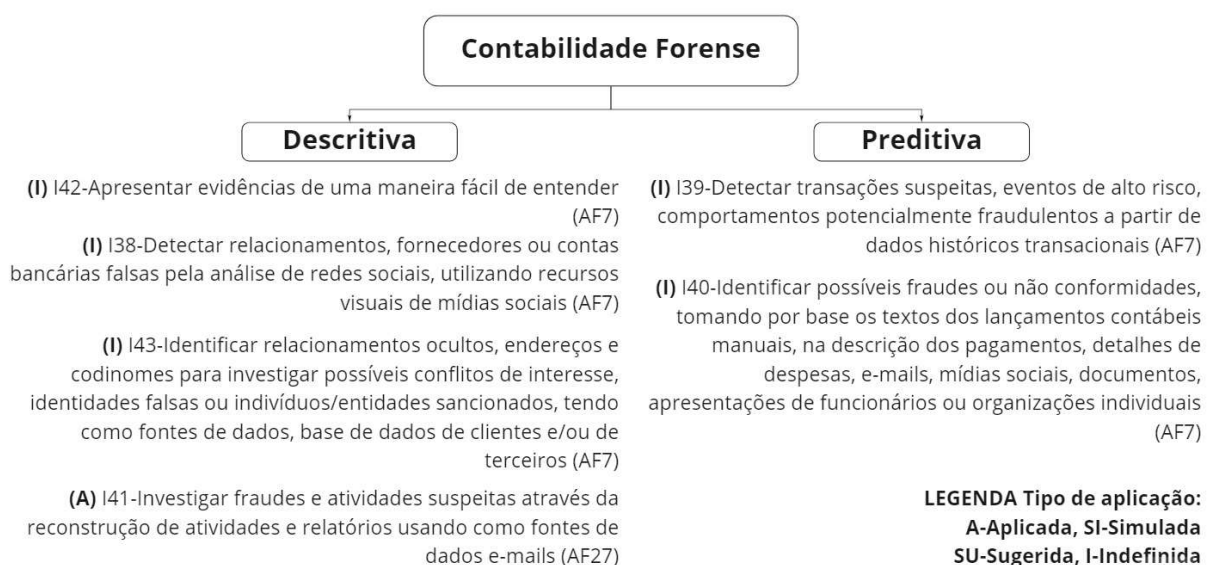


Figura 14: Iniciativas de *analytics* na Contabilidade Forense

Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2020)

Com base na Figura 14, evidencia-se o foco das iniciativas no apoio na identificação de fraudes tendo por base diferentes fontes de dados.

Na Figura 15 são apresentadas as iniciativas da área de Contabilidade Tributária, agrupadas por orientação. Cada iniciativa possui um código e por sua vez está associada a um artigo identificado pelo seu ID e a relação completa consta no Apêndice B. Já a indicação do tipo de solução encontra-se no início de cada item, conforme legenda ao final da figura.

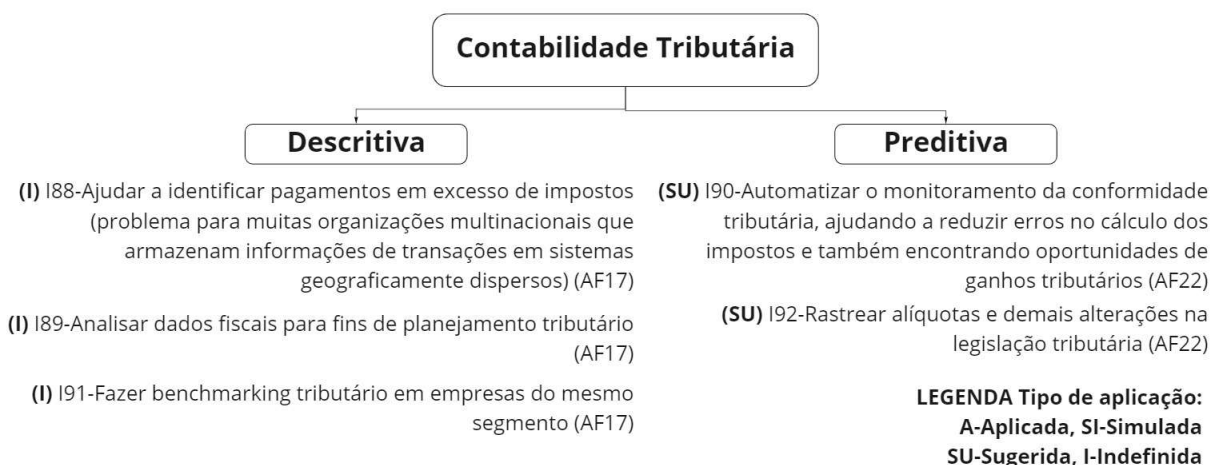


Figura 15: Iniciativas de *analytics* na Contabilidade Tributária

Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2020)

Com base na Figura 15, foram identificadas iniciativas para apoiar na identificação de possíveis pagamentos de impostos a maior e também de automação visando aumento de produtividade e qualidade.

Na Figura 16 são apresentadas as iniciativas da área de Auditoria, agrupadas por orientação. Cada iniciativa possui um código e por sua vez está associada a um artigo identificado pelo seu ID e a relação completa consta no Apêndice B. Já a indicação do tipo de solução encontra-se no início de cada item, conforme legenda ao final da figura.



Figura 16: Iniciativas de *analytics* na Auditoria
 Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2020)

Conforme Figura 16, destaca-se que na área de Auditoria foram mapeados exemplos de iniciativas de uso voltadas para a auditoria externa, focando na minimização dos riscos ao

negócio para agregar valor aos clientes e aumento de produtividade e qualidade na prestação dos serviços.

2.4.3 Taxonomia das iniciativas de *Business Analytics* na contabilidade

Esta subseção apresenta uma proposta de taxonomia das iniciativas de uso de *business analytics* no domínio contábil a partir da análise das iniciativas mapeadas na literatura apresentadas na subseção anterior. No Quadro 5 observa-se o agrupamento das iniciativas por subárea contábil contendo a finalidade de uso, a descrição da finalidade e a identificação das iniciativas através de seus códigos já introduzidos na subseção anterior.

| ÁREA | FINALIDADE DE USO | DESCRIÇÃO DA FINALIDADE | INICIATIVAS |
|--------------------------|-------------------------------|---|--|
| Auditoria | Automação de auditoria | Automatizar tarefas básicas de auditoria dando suporte a processos orientados por julgamento ao empregar capacidades cognitivas supervisionadas para analisar volumes muito maiores de dados estruturados e não estruturados relacionados às informações financeiras de uma empresa, à medida que os auditores "ensinam" a tecnologia como ajustar as avaliações ao longo do tempo. | I01, I02, I03, I04, I05 |
| | Inovação em auditoria | Inovar nos processos de auditoria visando aumentar a qualidade e eficiência, reduzir o viés cognitivo dos auditores, apoiar na seleção de pistas de informações importantes e classificação, e excluir o ruído de dados irrelevantes. | I18, I19, I20, I21, I22, I23, I24, I25, I26, I27, I28, I29, I30, I31, I32 |
| | Investigação de fraudes | Apoiar na identificação de transações anormais, potencialmente fraudulentas, para análise posterior do auditor | I06, I07, I08, I09, I10, I11, I12, I13, I14, I15, I16, I17 |
| Contabilidade Financeira | Análise financeira e de risco | Apoiar nas tarefas de análise financeira e de risco, como por exemplo, predição de problemas financeiros futuros | I33, I34 |
| | Automação financeira | Automatizar tarefas da contabilidade financeira | I35 |
| | Visualização de informação | Permitir melhor entendimento das demonstrações financeiras por meio de visualização detalhada de relacionamentos, padrões e tendências, inclusive para pessoas que não são da área contábil. | I36, I37 |
| Contabilidade Gerencial | Análise gerencial externa | Realizar análises gerenciais tendo por base a combinação de dados internos com dados externos à empresa, tais como: reclamações de clientes, comportamento de consumidores; por meio de análises de padrões, tendências e modelos preditivos | I44, I45, I46, I47, I48, I49, I50 |
| | Análise gerencial interna | Realizar análises gerenciais, que são objeto de áreas de controladoria, custos e orçamento empresarial, com apoio de recursos tecnológicos de BA, combinando dados de diferentes fontes internas da empresa, como por exemplo, RH, produção, despesas; | I51, I52, I53, I54, I55, I56, I57, I58, I59, I60, I61, I62, I63, I64, I65, I66, I67, I68 |
| | Automação gerencial | Automatizar tarefas da contabilidade gerencial através de previsões, simulação de cenários e otimização de recursos | I69, I70, I71, I72, I73 |
| | Inovação gerencial | Apoiar na inovação de atividades da contabilidade gerencial, como por exemplo, indicar abordagens de vendas em tempo real | I74, I75, I76, I77, I78, I79 |
| | Visualização de informação | Apresentar informações de forma mais eficiente, melhorando a visualização das mesmas a fim de evidenciar informações relevantes | I80, I81, I82, I83, I84, I85, I86, I87 |
| Contabilidade Tributária | Otimização tributária | Apoiar na otimização tributária, tanto visando minimizar a carga tributária quanto maximizando as oportunidades | I88, I89, I90, I91, I92 |
| Contabilidade Forense | Deteção de fraudes | Apoiar na deteção de possíveis fraudes ou não conformidades | I38, I39, I40, I41 |
| | Visualização de informação | Melhorar a visualização de informações para possibilitar identificação de relacionamentos ocultos nos dados e facilitar o entendimento | I42, I43 |

Quadro 5: Taxonomia do uso de *business analytics* na contabilidade

Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2021)

Com base no Quadro 5, observa-se as finalidades de uso das iniciativas de *business analytics* nas cinco subáreas contábeis. Destaca-se o uso de BA para automatizar tarefas dessas áreas, para promover diferentes tipos de análises e para melhorar a visualização e apresentação das informações contábeis. Além disso, observa-se que o uso de BA permite que algumas subáreas contábeis possam inovar realizando tarefas antes não executadas e/ou usando fontes de dados diferentes.

2.4.4 Técnicas e tecnologias de *analytics* na contabilidade

Esta subseção apresenta as técnicas de *analytics* distribuídas nas áreas contábeis. Essas técnicas são oriundas da leitura completa e interpretativa dos artigos da amostra que resultaram em 57 cruzamentos entre técnicas, áreas contábeis, tipo de aplicação e orientação de análise.

Optou-se por apresentar em separado, pois nem todas as narrativas de iniciativas localizadas na amostra evidenciaram explicitamente a técnica utilizada, e outras ainda trataram da técnica genericamente. Logo, os quantitativos desta subseção referem-se as iniciativas onde as técnicas puderam ser identificadas e catalogadas conforme a literatura, muito embora o objetivo não seja apresentar o quantitativo em si, mas o mapeamento da aplicação das técnicas.

A Tabela 2 apresenta a síntese das iniciativas relacionando área contábil, tipo de aplicação, orientação de análise, grupo de técnica e técnica de *analytics* utilizada. Utilizou-se para a classificação das técnicas nos respectivos grupos o estudo de Appelbaum *et al* (2017) e a revisão de uma especialista acadêmica na área de sistemas de informações e pesquisa operacional. O tipo de aplicação está indicado conforme legenda.

| Orientação/Técnica | Contabilidade Gerencial | Auditoria | Contabilidade Financeira | Contabilidade Forense | Contabilidade Tributária |
|------------------------------------|-------------------------|-----------|--------------------------|-----------------------|--------------------------|
| Descritiva | | | | | |
| Não supervisionada | | | | | |
| Visualização | Aplicada | Aplicada | | Aplicada | |
| Mineração de texto/dados | Aplicada | Aplicada | Aplicada | | |
| Clusterização | Aplicada | Simulada | | | |
| Supervisionada | | | | | |
| Regressão | | | | | |
| Outras | | | | | |
| Estatística descritiva | | | Aplicada | | |
| Preditiva | | | | | |
| Não supervisionada | | | | | |
| Mineração de texto/dados | Aplicada | | Simulada | Aplicada | |
| Supervisionada | | | | | |
| Máquinas de vetor de suporte (SVM) | Aplicada | | | | |
| Redes neurais artificiais (ANN) | Aplicada | Aplicada | Aplicada | | |
| C4.5 classificação estatística | | Aplicada | | | |
| Algoritmos genéticos | | Simulada | | | |
| Regressão | | | | | |
| Séries temporais | | Simulada | | | |
| Linear múltipla | Simulada | Simulada | | | |
| Logística binária | | Simulada | | | |
| Outras | | | | | |
| Modelagem matemática | | Simulada | | Aplicada | Aplicada |
| Prescritiva | | | | | |
| Não supervisionada | | | | | |
| Supervisionada | | | | | |
| Máquinas de vetor de suporte (SVM) | Aplicada | | | | |
| Redes neurais artificiais (ANN) | Aplicada | | | | |
| Regressão | | | | | |
| Linear | Aplicada | | | | |
| Outras | | | | | |

Tabela 2: Síntese das técnicas *analytics* na contabilidade
Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2020)

A partir da Tabela 2 pode-se observar quais as principais técnicas evidenciadas na amostra, bem como em que cenários foram citadas pelos autores. Percebe-se que as técnicas mais evidenciadas nas análises descritivas foram visualização de dados, mineração de texto e estatística descritiva, enquanto nas análises preditivas mineração de dados e redes neurais artificiais. Em termos de grupos de técnicas mais aplicadas, há prevalescência das técnicas não supervisionadas.

Quanto às tecnologias mapeadas no estudo, poucas publicações informaram o nome das ferramentas utilizadas. As tecnologias identificadas foram agrupadas tomando-se por base os quatro grupos apresentados pelos autores Dzurarinin *et al* (2018) conforme segue:

- (i) ferramentas de visualização sendo as mais citadas Excel e Tableau (AF18, AF6, AF8, AF23). Mas também foram identificadas Qlik, Power BI, Graphviz (AF20), AnalystX Office (AF23), Centrifuge (AF23), Spotfire (AF23) e Visual Mining (AF23);
- (ii) ferramentas, algoritmos e sistemas especialistas com funções de mineração de dados, tais como: ALC audit (AF19), DEA (Data Envelopment Analysis) (AF26), Self-Organizing Map (SOM) (AF26), neural network and C4.5 (AF26);

(iii) ferramentas para modelagem estatística e matemática, como por exemplo SPSS (AF29), Caseware IDEA versão 10 (AF3) e Excel função Solver (AF4) e;

(iv) linguagens de programação: R e Python (AF2).

Nesse sentido, cabe um destaque para a pesquisa de Dzurainin *et al* (2018) por ter apresentado uma relação de ferramentas que podem ser utilizadas para implantar soluções de *analytics* na área contábil, a partir de uma *survey* feita para coletar a opinião dos educadores de contabilidade acerca das prioridades das técnicas, habilidades e ferramentas de *data analytics* a serem ensinadas. Quando questionados sobre quais ferramentas deveriam ser ensinadas, os respondentes ordenaram por ordem de importância, prevalecendo Excel com 79%, seguido de *softwares* com pacotes de *analytics* para auditoria (8%), ferramentas de visualização (7%), *softwares* de banco de dados (4%), pacotes estatísticos (2%) e por último, outras linguagens de programação, como por exemplo, R e Visual Basic.

2.4.5 Discussão com a literatura

Um dos resultados apresentados nessa pesquisa aponta que 35% das iniciativas mapeadas são da área de Auditoria. Esse resultado corrobora com a pesquisa de Schneider *et al* (2015) quanto a uma das três perspectivas de uso de DA para a área contábil, pois o autor enfatiza a aplicabilidade para fins de monitoramento e auditoria. Um estudo que exemplifica essa perspectiva de uso é o de Gal *et al* (2016) ao demonstrar a viabilidade técnica da implementação de métodos de visualização multi-visão para ajudar os auditores na detecção de transações anormais de contas a pagar e potencialmente fraudulentas, tais como o uso da mesma conta bancária por mais de um fornecedor.

Outro resultado presente nessa pesquisa foi o levantamento das principais técnicas adotadas, dentre as quais observa-se a visualização interativa de dados. Esse resultado converge com a pesquisa de Cockcroft & Russell (2018) ao citar que a apresentação e visualização inteligente de dados é uma das técnicas amplamente utilizada. Nesse sentido, Perdana *et al* (2018) conduziram um estudo experimental com mais de 320 investidores e validaram que a visualização de dados contábeis interativa permitiu aos investidores não-profissionais fazer análises das demonstrações financeiras e inferir sobre as empresas analisadas para decidir se deveriam investir ou não. Isso corrobora com os resultados da pesquisa de Spraakman *et al* (2020) com profissionais de contabilidade gerencial onde evidenciaram que é responsabilidade do profissional contábil atuar na preparação dos dados e na apresentação e comunicação dessas informações a partir da incorporação de técnicas de

analytics, e que inclusive esse é um dos fatores que impactam na geração de valor do uso de BA pela contabilidade.

Por fim, um último destaque dentre os resultados atingidos nesse estudo, foi a evidência de poucas iniciativas com orientação prescritiva, representada por 7% dos resultados. Esse resultado corrobora com os achados de Appelbaum *et al* (2017), que concluíram que um mínimo de organizações implanta soluções prescritivas de *analytics*. Segundo os autores, na contabilidade gerencial, a análise descritiva poderia ser usada para relatórios financeiros, a análise preditiva na gestão do desempenho e a partir do resultado dessas duas análises, incorporar a análise prescritiva no planejamento e tomada de decisão. Isso vem ao encontro do estudo de Nielsen *et al* (2015), pois conforme os autores o nível mais avançado de adoção de *analytics* é a prescrição, quando se pretende responder como alcançar o melhor resultado, visto que a análise prescritiva tenta quantificar o efeito de decisões futuras para aconselhar sobre possíveis resultados antes que as decisões sejam efetivamente tomadas. No estudo de Spraakman *et al* (2020) foi evidenciado inclusive o baixo nível de adoção de análises preditivas e os autores especularam que pudesse ser devido a prioridade dos profissionais pesquisados em ter que lidar com problemas atuais urgentes.

2.4.6 Principais contribuições da amostra e sugestões de estudos futuros

Esta subseção apresenta as principais conclusões da amostra e sugestões de estudos futuros relacionados à questão de pesquisa do presente estudo.

Dentre as principais contribuições para a área de auditoria, destacam-se pesquisas que ilustraram aumento de produtividade dos profissionais auditores e qualidade da auditoria, pois devido o uso de técnicas de visualização, mineração de dados e modelos preditivos é possível aumentar o volume de transações auditadas e destacar as transações potencialmente críticas para análise humana posterior a partir de parâmetros pré-estabelecidos pelos auditores (Rezaee *et al*, 2018; Cangemi, 2017; Appelbaum *et al*, 2018). Além disso, esses modelos preditivos ajudam nas tarefas que dependem de julgamento e inclusive da memória do auditor, diminuindo dessa forma o viés cognitivo da auditoria (Tang *et al*, 2017; Ahmad, 2019).

O estudo de Gepp *et al* (2018), trouxe outra importante contribuição ao revisar práticas adotadas fora da contabilidade. Segundo os autores dentre as boas práticas destacam-se que: (i) a combinação de uso de mais de uma técnica de *analytics* produz resultados melhores que o uso individual, (ii) usar DA como complemento aos experts da área e não como substituição

e (iii) o uso de fontes de dados não tradicionais adicionam valor às análises. Por fim, alguns estudos concluíram que o uso de *analytics* vai ajudar a agregar mais serviços e soluções aos clientes das grandes firmas de auditoria, pois através da mineração de dados, textos e até mesmo sentimentos coletados de redes sociais, estas empresas vislumbrarão mais oportunidades de ganhos para seus clientes (Singh *et al*, 2019; Earley, 2015).

Na contabilidade gerencial, os estudos apontam que ao adotar *analytics*, a área consegue aumentar a sua proposição de valor. Uma das boas práticas encontradas é a combinação de dados contábeis com outras fontes de dados disponíveis, sejam internas ou externas (Lee & Park, 2005; Focacci, 2018; Bhimani & Willcocks, 2014). Nesse sentido destaca-se o estudo de caso dos autores Lee & Park (2005) que segmentou os clientes rentáveis a partir de três fontes de dados relacionando informações de custo de aquisição do cliente, vendas para o cliente e potencial de novas vendas usando mineração de dados e classificação por similaridade.

Para Schläpke *et al* (2013) o BA pode ser usado para validar relacionamentos causais nas categorias tradicionais de entrada, processo, saída e resultado, e ao invés de assumir apenas relações causais nos mapas de estratégia (Balanced Scorecard - BSC), o BA pode fornecer fatos concretos sobre os efeitos dos relacionamentos entre indicadores diferentes. Appelbaum *et al* (2017), em um estudo sobre o uso de *analytics* nas quatro perspectivas do BSC, concluíram que como os sistemas empresariais já fornecem acesso a mais tipos de dados, maior armazenamento e melhor poder computacional aos *controllers*, pode-se então utilizar técnicas de análise de dados nas orientações descritiva, preditiva e prescritiva.

Na Figura 17 são apresentadas algumas sugestões de estudos futuros.

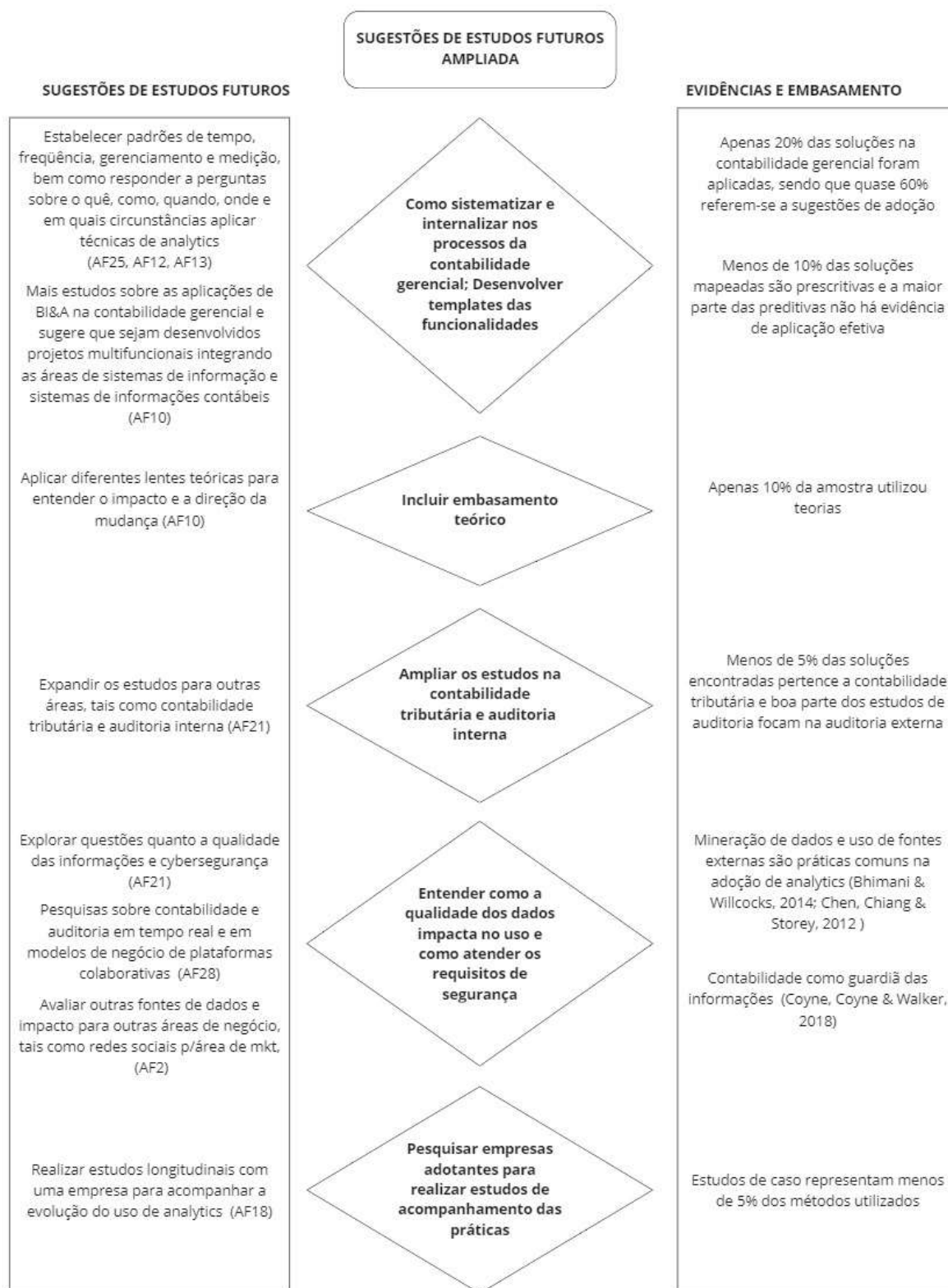


Figura 17: Síntese das sugestões de estudos futuros
 Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2020)

A partir da Figura 17 são destacadas cinco avenidas de estudos futuros (coluna central). Essas sugestões somam-se as sugestões oriundas da amostra (coluna à esquerda) e

estão embasadas pelos resultados e pelo referencial teórico do presente estudo (coluna à direita).

2.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo teve por objetivo principal mapear e analisar quais as iniciativas de *analytics* adotadas na contabilidade de acordo com a literatura. Para tanto, adotou-se uma abordagem qualitativa e exploratória operacionalizada por uma revisão sistemática de literatura, onde foram definidos os termos de busca e as bases de pesquisas que resultaram inicialmente em aproximadamente 200 artigos, já descritos na seção de metodologia. Após a leitura completa e interpretativa da amostra final, foram extraídos diferentes produtos. Portanto, este estudo atingiu seu objetivo, pois apresentou um panorama das finalidades de uso de *analytics* na contabilidade segregando por área contábil, tipo de aplicação, orientação analítica e abordando as principais técnicas evidenciadas.

Um importante resultado deste estudo é o resumo das principais contribuições bem como as sugestões de pesquisas futuras oriundas dos artigos consultados. Destacam-se as contribuições dos autores que trouxeram simulações de modelos preditivos a serem usados para alavancar o uso de *analytics* pela auditoria, como por exemplo, o estudo de Singh *et al* (2019) que utilizou a teoria da agência como lente teórica e examinou a aplicação de técnicas para entender como elas podem apoiar os auditores, focando numa simulação de auditoria sobre a relação empregado-fornecedor num processo de compras.

Dentre as sugestões de estudos futuros analisadas destacam-se as sugestões de Rikhardsson & Yigitbasioglu (2018), Appelbaum *et al* (2017) e Nielsen *et al* (2015) que se complementam para sugerir uma sistematização do uso de *analytics* pela contabilidade gerencial, com forte integração entre a área contábil e a área de SI e AIS, a fim de desenvolver templates de uso para que sejam promovidas as melhores práticas, tanto descritivas, quanto preditivas e prescritivas.

Como contribuição teórica destaca-se o mapeamento das iniciativas de uso em cinco áreas da contabilidade, atendendo ao proposto por Richins *et al* (2017) de que deve-se expandir o escopo de *data analytics* para mais áreas da contabilidade, visto que as pesquisas preferencialmente concentram-se em uma área específica. Com isso foi possível fazer um comparativo entre as áreas evidenciando àquelas que estão nos estágios de maior maturidade analítica. Outro importante resultado foi a elaboração de uma proposta de taxonomia das finalidades de uso de BA nestas subáreas da contabilidade. A taxonomia desenvolvida pode

contribuir com pesquisas futuras com fins confirmatórios, e também pode ser usada como balizadora do que pode ser feito no contexto contábil por meio de BA, neste caso podendo apoiar na realização de diagnósticos para avaliar a extensão do uso de BA nas organizações.

Como contribuições práticas para os profissionais e organizações que quiserem iniciar ou progredir no uso de *analytics*, há diversos exemplos na literatura que podem ser usados para inspirar suas iniciativas de adoção.

Foram encontradas algumas limitações no presente estudo. Dentre elas pode-se citar a seleção dos termos chaves de busca e o uso da interpretação do pesquisador para catalogar as finalidades de uso. Isso pode ter interferido principalmente na definição dos tipos de aplicação entre aplicada, sugerida e indefinida. Mas, sobretudo, interferiu no mapeamento das técnicas utilizadas, pois há uma carência de padronização das técnicas e principalmente porque a maior parte da amostra objeto dessa pesquisa não evidenciou qual técnica foi utilizada individualmente para cada finalidade.

Por fim, esse estudo reforça os achados da literatura quanto à importância e utilidade do uso de soluções de *analytics* nas diferentes áreas da contabilidade (Ahmad, 2019; Aydiner *et al*, 2019; Cockcroft & Russell, 2018), enfatizando que há uma necessidade da área contábil avançar em direção a análises de orientação prescritivas, ajudando dessa forma, a elevar a maturidade analítica de suas organizações (Appelbaum *et al*, 2017; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018), combinando a tecnologia e a *expertise* dos profissionais da área contábil.

REFERÊNCIAS

- Ahmad, F. (2019). *A systematic review of the role of Big Data Analytics in reducing the influence of cognitive errors on the audit judgement*. Revista de Contabilidad-Spanish Accounting Review, 22(2), 187-202.
- Al-Htaybat, K., & von Alberti-Alhtaybat, L. (2017). *Big Data and corporate reporting: impacts and paradoxes*. Accounting, auditing & accountability journal.
- Appelbaum, D. A., Kogan, A., & Vasarhelyi, M. A. (2018). *Analytical procedures in external auditing: A comprehensive literature survey and framework for external audit analytics*. Journal of Accounting Literature, 40, 83-101.
- 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.

- Aydiner, A. S., Tatoglu, E., Bayraktar, E., Zaim, S., & Delen, D. (2019). *Business analytics and firm performance: The mediating role of business process performance*. Journal of business research, 96, 228-237.
- Bhimani, A., & Willcocks, L. (2014). *Digitisation, 'Big Data' and the transformation of accounting information*. Accounting and Business Research, 44(4), 469-490.
- Božič, K., & Dimovski, V. (2019). *Business intelligence and analytics use, innovation ambidexterity, and firm performance: A dynamic capabilities perspective*. The Journal of Strategic Information Systems, 28(4), 101578.
- Camm, J. D., Bowers, M.R. & Davenport, T.H. (2020, June 16). *The Recession's Impact on Analytics and Data Science*. MIT Sloan Management Review. Recuperado em 03 de julho, 2020, de <https://sloanreview.mit.edu/article/the-recessions-impact-on-analytics-and-data-science/>
- Cangemi, M. P. (2017). *Addressing the C-Level Question: How Effectively are Assurance Functions Contributing and Using Automated Analytics?*. EDPACS, 55(5), 1-12.
- Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). *Business intelligence and analytics: From big data to big impact*. MIS quarterly, 1165-1188.
- Cockcroft, S., & Russell, M. (2018). *Big data opportunities for accounting and finance practice and research*. Australian Accounting Review, 28(3), 323-333.
- Coyne, E. M., Coyne, J. G., & Walker, K. B. (2018). *Big Data information governance by accountants*. International Journal of Accounting & Information Management, 26(1), 153-170.
- Davenport, T. H., Barth, P., & Bean, R. (2012). *How 'big data' is different*. MIT Sloan Management Review.
- Davenport, T., & Harris, J. (2017). *Competing on analytics: Updated, with a new introduction: The new science of winning*. Harvard Business Press
- Deloitte (2020). *O futuro da área de finanças – uma visão a ser compartilhada*. Recuperado em 03 de julho, 2020, de <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/br/Documents/finance/cfo/CFO-futuro-financas.pdf>
- Dzuranin, A. C., Jones, J. R., & Olvera, R. M. (2018). *Infusing data analytics into the accounting curriculum: A framework and insights from faculty*. Journal of Accounting Education, 43, 24-39.
- Earley, C. E. (2015). *Data analytics in auditing: Opportunities and challenges*. Business Horizons, 58(5), 493-500.
- Focacci, A. (2018). *Costs function assessment: an empirical business analytics approach for decisional purposes*. International Journal of Business and Systems Research, 12(1), 1-12.

- Gal, G., Singh, K., & Best, P. (2016). *Interactive visual analysis of anomalous accounts payable transactions in SAP enterprise systems*. *Managerial Auditing Journal*.
- Gepp, A., Linnenluecke, M. K., O'Neill, T. J., & Smith, T. (2018). *Big data techniques in auditing research and practice: Current trends and future opportunities*. *Journal of Accounting Literature*, 40, 102-115.
- Han, J., Pei, J., & Kamber, M. (2011). *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier.
- Holsapple, C., Lee-Post, A., & Pakath, R. (2014). *A unified foundation for business analytics*. *Decision Support Systems*, 64, 130-141.
- Huikka, J., Hyvönen, T., & Järvinen, J. (2017). *The role of a predictive analytics project initiator in the integration of financial and operational forecasts*. *Baltic Journal of Management*.
- Knudsen, D. R. (2020). *Elusive boundaries, power relations, and knowledge production: A systematic review of the literature on digitalization in accounting*. *International Journal of Accounting Information Systems*, 36, 100441.
- Lee, J. H., & Park, S. C. (2005). *Intelligent profitable customers segmentation system based on business intelligence tools*. *Expert systems with applications*, 29(1), 145-152.
- MicroStrategy (2020). *2020 Global State of Enterprise Analytics: minding the data-drive gap*. Virginia: MicroStrategy.
- Nielsen, S. (2018). *Reflections on the applicability of business analytics for management accounting—and future perspectives for the accountant*. *Journal of Accounting & Organizational Change*.
- Perdana, A., Robb, A., & Rohde, F. (2018). *Does visualization matter? The role of interactive data visualization to make sense of information*. *Australasian Journal of Information Systems*, 22.
- Rezaee, Z., Dorestani, A., & Aliabadi, S. (2018). *Application of Time Series Analyses in Big Data: Practical, Research, and Education Implications*. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 15(1), 183-197.
- 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.
- 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.
- Schläfke, M., Silvi, R., & Möller, K. (2013). *A framework for business analytics in performance management*. *International Journal of Productivity and Performance Management*.

- Schneider, G. P., Dai, J., Janvrin, D. J., Ajayi, K., & Raschke, R. L. (2015). *Infer, predict, and assure: Accounting opportunities in data analytics*. *Accounting Horizons*, 29(3), 719-742.
- Singh, N., Lai, K. H., Vejvar, M., & Cheng, T. E. (2019). *Data driven auditing: A predictive modeling approach to fraud detection and classification*. *Journal of Corporate Accounting & Finance*, 30(3), 64-82.
- Spraakman, G., Sanchez-Rodriguez, C., & Tuck-Riggs, C. A. (2020). *Data analytics by management accountants*. *Qualitative Research in Accounting & Management*.
- Tang, F., Norman, C. S., & Vandrzyk, V. P. (2017). *Exploring perceptions of data analytics in the internal audit function*. *Behaviour & Information Technology*, 36(11), 1125-1136.
- Trieu, V. H. (2017). *Getting value from Business Intelligence systems: A review and research agenda*. *Decision Support Systems*, 93, 111-124.
- Vidgen, R., Shaw, S., & Grant, D. B. (2017). *Management challenges in creating value from business analytics*. *European Journal of Operational Research*, 261(2), 626-639.

APÊNDICE A - PROTOCOLO DE COLETA DE DADOS

1) OBJETO DA BUSCA:

Artigos de periódicos nacionais/internacionais que tratem sobre a temática de adoção de *analytics* na contabilidade.

2) FONTES DE DADOS:

O universo de pesquisa dos artigos são os indexados nas seguintes plataformas:

- *Web of Science*
- *Scopus*

Além destas plataformas, foram selecionados os principais periódicos da área de Sistemas de Informação, denominado grupo *Basket of 8* da Associação de Sistemas de Informação – AIS, sendo eles:

- *MIS Quarterly*
- *Information Systems Journal*
- *Information Systems Research*
- *Journal of Information Technology*
- *Journal of Management Information Systems*
- *Journal of Strategic Information Systems*
- *Journal of the Association for Information Systems*
- *European Journal of Information Systems*

Acrescenta-se os principais periódicos da área de Sistemas de Informações Contábeis, selecionados a partir da ABS List da *Association of Business Schools* através dos seguintes critérios: (i) na área de ACCOUNT, os journals com "Information System" no nome; (ii) na área de FINANCE, os journals com "Information System" no nome e, (iii) na área de INFO MAN, os journals com "Account" ou "Finance" no nome; resultando nos seguintes periódicos, aqui denominados *Basket of Accounting Information Systems Journals (BAISJ)*:

- *International Journal of Accounting Information Systems*
- *Journal of Accounting and Management Information Systems*
- *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*
- *Journal of Emerging Technologies in Accounting.*

3) TERMOS DE BUSCA:

Os critérios de inclusão foram definidos pelos termos de busca “*accounting*” associados com “*data analytics*”, “*business analytics*” e “*business intelligence*”, entre aspas, buscando nos títulos, resumos e palavras-chave das referidas bases, da seguinte forma:

- a) “*accounting*” AND “*data analytics*”
- b) “*accounting*” AND “*business analytics*”
- c) “*accounting*” AND “*business intelligence*”.

4) SISTEMÁTICA DE BUSCA:

Cada fonte de dados possui sua própria sistemática de busca. Diante disso, com a premissa de obter os dados mais imparciais possíveis, os seguintes parâmetros são adotados:

Parâmetros gerais:

- cada termo de busca é pesquisado em cada fonte de dados;
- a busca é limitada pelo título do documento, resumo e palavras-chave;

• os arquivos, sempre que possível, são salvos em formato compatível com o software Microsoft Excel (.txt ou .csv).

Parâmetros específicos:

• *Web of Science*: busca sistemática realizada na principal coleção da plataforma. No campo “pesquisa básica” adiciona-se o termo de busca com o seguinte filtro: título. Os dados são salvos em “exportar > outros formatos de arquivo” utiliza-se as seguintes opções: registro completo e referências citadas (gravar conteúdo); separado por tabulações (formato de arquivo). Repete-se o processo alterando o filtro para resumo e palavras-chave. Com isso, tem-se a rastreabilidade da origem de cada filtro utilizado;

• *Scopus*: busca sistemática realizada em “documents”. Adiciona-se o termo de busca no campo “Search” com o seguinte filtro: Article title. Os dados são selecionados e salvos em “export” utilizando-se as seguintes opções: CSV (select your method of export); “citation information” e “abstract & keywords” (What information do you want to export?). Repete-se o processo alterando o filtro para Abstract e Keywords. Com isso, tem-se a rastreabilidade da origem de cada filtro utilizado;

• Periódicos de sistemas de informações e sistemas de informações contábeis: para cada um dos periódicos, busca-se o site do mesmo individualmente e na seção de busca, utiliza-se cada um dos filtros individualmente: título, resumo e palavras-chave.

5) ARMAZENAMENTO E TRATAMENTO INICIAL DOS DADOS:

Os dados são retirados da plataforma indexada em formato compatível com o Software Microsoft Excel (.txt ou .csv), onde são armazenados em aba e arquivo únicos. As informações utilizadas como parâmetro para a planilha são as seguintes:

| TAG | BASE | TÍTULO | AUTORES | TÍTULO DA FONTE | ANO | TIPO DE DOCUMENTO | RESUMO | PALAVRAS-CHAVE | IDIOMA |
|-----|------|--------|---------|-----------------|-----|-------------------|--------|----------------|--------|
|-----|------|--------|---------|-----------------|-----|-------------------|--------|----------------|--------|

O intuito é o armazenamento dos dados obtidos nas plataformas de forma “bruta”, ou seja, sem intervenção analítica. A coluna TAG é uma combinação da origem do filtro (título, resumo ou palavra-chave) com o termo de busca, assegurando a rastreabilidade da busca. A tabela produzida é duplicada para uma segunda aba da planilha eletrônica elaborada no software Microsoft Excel de onde são retirados os elementos duplicados (primeiro critério de exclusão).

Dessa forma, a primeira aba da planilha contém todos os dados obtidos sem intervenção e a segunda aba contém os dados já com um primeiro tratamento. Tal prática torna-se relevante e é uma forma de aumentar o rigor científico da coleta, uma vez que é possível identificar posteriormente de quais bases eram as duplicações e possíveis incongruências que possam ocorrer.

Após busca inicial, os resultados são refinados por “tipo de documento”, aplicando-se o segundo critério de exclusão. Os seguintes tipos de documentos são apartados da amostra: Book, Conference, Editorial e Proceeding Paper. Após é aplicado o terceiro critério de exclusão através do filtro do idioma, mantendo-se apenas as publicações do idioma inglês. O quarto critério de exclusão diz respeito a possibilidade de acesso completo da obra. Logo, as publicações sem acesso completo foram devidamente identificadas. Os artigos receberam identificação do motivo da segregação em coluna específica indicando “tipo de documento”, “idioma” ou “sem acesso completo”.

APÊNDICE B – IDENTIFICAÇÃO DOS ARTIGOS DAS INICIATIVAS DE ANALYTICS

| ID | Article |
|------|---|
| AF1 | <i>Analytical procedures in external auditing: A comprehensive literature survey and framework for external audit analytics</i> (Appelbaum, Kogan & Vasarhelyi, 2018) |
| AF2 | <i>Social media capital: Conceptualizing the nature, acquisition, and expenditure of social media-based organizational resources</i> (Saxton & Guo, 2020) |
| AF3 | <i>Risk-based data analytics in the government sector: A case study for a US county</i> (Rozario & Issa, 2020) |
| AF4 | <i>Application of stochastic linear programming in managerial accounting Scenario analysis approach</i> (Wu, Choi & Li, 2020) |
| AF5 | <i>Optimization of cluster-based evolutionary undersampling for the artificial neural networks in corporate bankruptcy prediction</i> (Kim, Jo & Shin, 2016) |
| AF6 | <i>Vistabeans coffee shop data analytics teaching case</i> (Igou & Coe, 2016) |
| AF7 | <i>Relevance of big data to forensic accounting practice and education</i> (Rezaee & Wang, 2019) |
| AF8 | <i>Using Tableau to visualize data and drive decision-making</i> (Hoelscher & Mortimer, 2018) |
| AF9 | <i>Data analytics by management accountants. Qualitative Research in Accounting & Management</i> (Spraaakman, Sanchez-Rodriguez & Tuck-Riggs, 2020) |
| AF10 | <i>Business intelligence & analytics in management accounting research: Status and future focus</i> (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018) |
| AF11 | <i>Using machine learning to detect misstatements</i> (Bertomeu, Cheynel, Floyd & Pan, 2020) |
| AF12 | <i>Reflections on the applicability of business analytics for management accounting - and future perspectives for the accountant</i> (Nielsen, 2018) |
| AF13 | <i>Impact of business analytics and enterprise systems on managerial accounting</i> (Appelbaum, Kogan, Vasarhelyi & Yan, 2017) |
| AF14 | <i>Lifting the numbers game: identifying key input variables and a best-performing model to detect financial statement fraud</i> (Gepp, Kumar & Bhattacharya, 2020) |
| AF15 | <i>Costs function assessment: An empirical business analytics approach for decisional purposes</i> (Focacci, 2018) |
| AF16 | <i>The association between stock price volatility and financial news - a sentiment analysis approach</i> (Seng & Yang, 2017) |
| AF17 | <i>Infer, Predict, and Assure: Accounting Opportunities in Data Analytics</i> (Schneider, Dai, Janvrin, Ajayi & Raschke, 2015) |
| AF18 | <i>Exploring perceptions of data analytics in the internal audit function</i> (Tang, Norman & Vendrzyk, 2017) |
| AF19 | <i>Addressing the C-Level Question: How Effectively are Assurance Functions Contributing and Using Automated Analytics?</i> (Cangemi, 2017) |
| AF20 | <i>Interactive visual analysis of anomalous accounts payable transactions in SAP enterprise systems</i> (Gal, Singh & Best, 2016) |
| AF21 | <i>Big Data Analytics: Opportunity or Threat for the Accounting Profession?</i> (Richins, Stapleton, Stratopoulos & Wong, 2017) |
| AF22 | <i>Data analytics in auditing: Opportunities and challenges</i> (Earley, 2015) |
| AF23 | <i>Making sense of complex data using interactive data visualization</i> (Janvrin, Raschke & Dilla, 2014) |
| AF24 | <i>Digitisation, 'Big Data' and the transformation of accounting information</i> (Bhimani & Willcocks, 2014) |
| AF25 | <i>A framework for business analytics in performance management</i> (Schl afke, Silvi & M oller, 2013) |
| AF26 | <i>Intelligent profitable customers segmentation system based on business intelligence tools</i> (Lee & Park, 2005) |
| AF27 | <i>Big Data Opportunities for Accounting and Finance Practice and Research</i> (Cockcroft & Russell, 2018) |
| AF28 | <i>Big data techniques in auditing research and practice: Current trends and future opportunities</i> (Gepp, Linnenluecke, 2019) |
| AF29 | <i>Data-driven auditing: A predictive modeling approach to fraud detection and classification</i> (Singh, Lai, Vejvar & Cheng, 2019) |
| AF30 | <i>Application of Time Series Analyses in Big Data: Practical, Research, and Education Implications</i> (Rezaee, Dorestani & Aliabadi, 2018) |

APÊNDICE C - PROTOCOLO DE ANÁLISE DOS DADOS

1)ANÁLISE DOS DADOS:

O objetivo desta fase é identificar os artigos que de fato possuem o conteúdo de iniciativas de *analytics* na área contábil. O fluxo utilizado para esta categorização inicial está descrito na Figura 18.

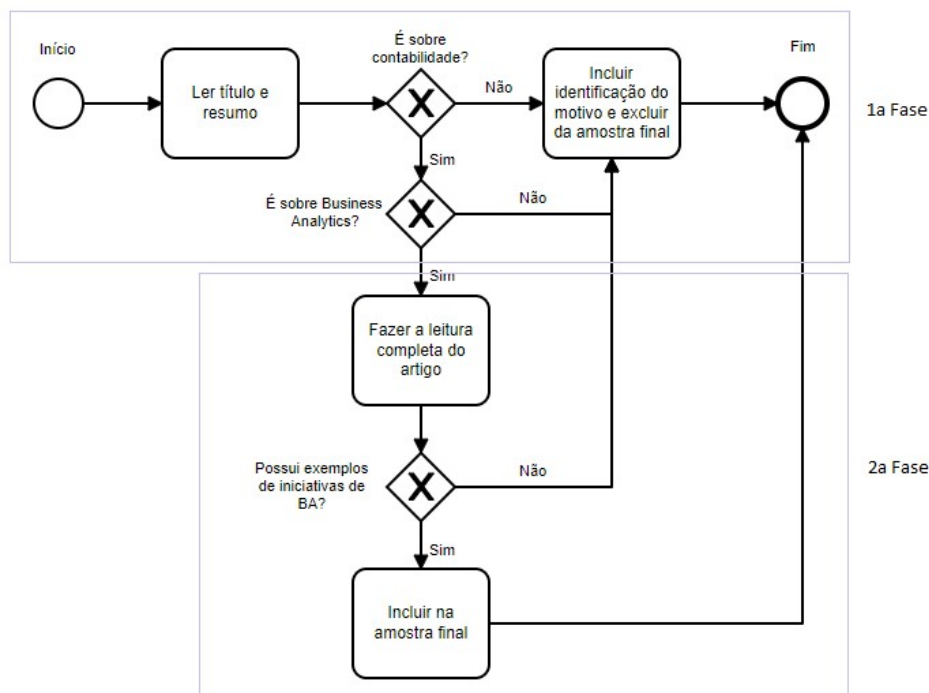


Figura 18: Fluxograma de Categorização dos Dados

Fonte: elaborada pela autora (2020)

Conforme a Figura 18, observa-se essa etapa executada em duas fases distintas, sendo:

1ª Fase: leitura dos títulos e resumos dos artigos para verificar se todos os artigos obtidos na amostra estão no universo da pesquisa. Para a presente pesquisa, o universo que interessa é ter relação com as seguintes temáticas: *business analytics* e contabilidade. Os artigos que não cumprem tal requisito são identificados na planilha por um status diferente (quinto critério de exclusão);

2ª Fase: leitura na íntegra dos artigos que se enquadram dentro da temática a fim de verificar se possuem potencial para contribuir com a pesquisa, caso não possuam são identificados por outro status com a devida justificativa e excluídos da análise de conteúdo (sexto critério de exclusão).

2)ANÁLISE DE CONTEÚDO DOS ARTIGOS:

A análise de conteúdo é baseada na sistematização dos estudos de Bardin (2011) e busca compreender de forma aprofundada as principais nuances da temática estudada. Portanto, foi subdividida em: A) Pré-Análise; B) Exploração do Material; C) Tratamento dos Resultados, Inferência e Interpretação.

A)PRÉ-ANÁLISE:

- 1º Passo: Leitura “flutuante”. Ler os artigos apenas com o objetivo de estabelecer um contato inicial com os documentos analisados e o contexto da pesquisa;

- 2º Passo: Escolha dos documentos. A escolha dos documentos foi delimitada a priori no Apêndice B deste documento. Porém, nesta etapa poderá ser incluído ou excluído algum documento com base na análise de conteúdo e pertinência do pesquisador;

- 3º Passo: Formulação das hipóteses e objetivos. A partir do desenho de pesquisa e do que se espera obter como produto da análise de conteúdo determina-se os objetivos e hipóteses da investigação. Para esta pesquisa, busca-se explorar a adoção de *business analytics* na contabilidade, identificando: os contextos e as problemáticas estabelecidas pela literatura a respeito da temática, as principais evidências e justificativas que tornam a temática de relevantes para a pesquisa, os objetivos e metodologias utilizadas na literatura da temática, as teorias utilizadas, exemplos de iniciativas de uso de *business analytics* na contabilidade e suas respectivas finalidades, as principais técnicas e tecnologias, e lacunas de pesquisa a partir de necessidades emergentes na literatura sobre a temática;

- 4º Passo: Referenciação dos índices e a elaboração de indicadores. Para futura categorização e análise sistemática dos resultados, são estabelecidos os seguintes índices a serem obtidos a partir das unidades de análise: (i) área contábil: as áreas foram classificadas em Contabilidade Financeira, Contabilidade Gerencial, Contabilidade Tributária, Auditoria e Contabilidade Forense (no original *fraud domains* e aqui contabilidade forense como boa parte da literatura utiliza), conforme observado em muitos estudos (Schneider *et al*, 2015); (ii) tipo de solução: aplicada (A) - solução utilizada na prática, simulada (SI) - solução projetada e testada em ambiente de homologação, sugerida (SU) - sugerida e não localizada evidência de uso efetivo ou indefinida (I) - quando não foi possível identificar; (iii) tecnologia: quando nomeada a tecnologia adotada; (iv) técnica de analytics: as técnicas evidenciadas foram agrupadas conforme Tabela 1 de Appelbaum et al (2017, p. 33); (v) orientação de analytics: descritiva, preditiva ou prescritiva conforme referencial teórico na seção dois deste estudo.

- 5º Passo: Preparação do Material. Com auxílio de uma planilha eletrônica no Software Microsoft Excel, os dados serão tabulados e ajustados, verificando se todos os elementos para análise estão presentes.

B) EXPLORAÇÃO DO MATERIAL:

Trata-se da aplicação sistemática das decisões tomadas na etapa anterior. Para a contagem de frequência de palavras e codificação será utilizado o software NVivo 12.0 e o Microsoft Excel. A codificação será obtida a partir da importação completa das unidades de análise no software NVivo em questão e será realizada as seguintes comparações e análises:

- Análise bruta dos títulos, resumos e palavras-chave obtidos (nuvem de palavras, árvore de palavras e análise de clusters);

- Análise dos resultados retirando as palavras-chave da pesquisa (nuvem de palavras, árvore de palavras e análise de *clusters*) (palavras-chave: “*accounting*”; “*data analytics*”; “*business analytics*” e “*business intelligence*”);

- Segregação das iniciativas nas áreas contábeis (sendo cada área representada por um nó no NVivo).

A partir desta primeira análise é possível identificar as categorizações e codificações que serão estabelecidas e se apropriar do texto utilizando as frequências de palavras como validação para tais escolhas.

C) TRATAMENTO DOS RESULTADOS OBTIDOS, INFERÊNCIA E INTERPRETAÇÃO:

A partir da exploração dos dados, cada artigo será analisado novamente buscando identificar a finalidade de uso das técnicas de *analytics* no campo prático da contabilidade. Busca-se analisar como a prática contábil se apropria dessas ferramentas e esses resultados são importantes para a compreensão, aprofundamento e maturidade da temática do estudo.

3) ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA DOS ARTIGOS:

A análise bibliométrica deste estudo objetiva obter os quantitativos de publicações: por ano; periódicos; autores; metodologias e teorias. Esta análise será realizada por meio de estatística básica (média, mediana, moda, frequência) utilizando os dados tabulados na planilha eletrônica do software Microsoft Excel nas etapas anteriores desta pesquisa. O objetivo é verificar as maiores incidências e fazer o cruzamento dos dados em relação as variáveis apresentadas.

3 SEGUNDO ARTIGO - POTENCIAIS ANTECEDENTES DA ADOÇÃO DE *BUSINESS ANALYTICS* NA CONTABILIDADE

RESUMO

O mercado cada vez mais dinâmico pelos avanços tecnológicos e mudança no perfil dos clientes, faz com que as empresas precisem agir rapidamente, de forma assertiva ainda que diante de um crescente volume de dados. Neste sentido, destacam-se as soluções de *Business Analytics (BA)* pois melhoram a análise de dados e possibilitam aumentar a qualidade da tomada de decisão com base em fatos, por meio de tecnologia. Por outro lado, pesquisas indicam que embora haja uma relação evidente entre o papel do BA e da contabilidade – informação para melhor tomada de decisão – há uma lacuna entre a teoria e a prática observada do uso de BA na contabilidade. Diante disso, o objetivo desta pesquisa é analisar quais fatores antecedem a intenção de adoção de BA na contabilidade, de acordo com profissionais atuantes na área. Para atender esse objetivo foi realizada uma pesquisa de métodos mistos com estratégia explanatória sequencial operacionalizada por meio de uma survey online e por entrevistas semiestruturadas, com profissionais de contabilidade. Como técnicas de análise de dados foram utilizados PLS e análise de conteúdo. O resultado da pesquisa apresentou diversos fatores tecnológicos, organizacionais, ambientais e humanos que, segundo os profissionais de contabilidade, impactam negativa ou positivamente na intenção para adotar BA, a maior parte com lastro na literatura, contudo surgiram fatores novos e alguns específicos do contexto contábil. Além disso foram evidenciadas variáveis moderadoras da intenção de adoção de BA e alguns efeitos da adoção de acordo com os profissionais entrevistados. Dentre os efeitos, destacam-se: apoio na tomada de decisão, produtividade e promoção do papel da contabilidade. A partir do conhecimento dos elementos que impactam direta e indiretamente na intenção de adotar BA na contabilidade, pesquisadores, profissionais e fornecedores de soluções podem tomar ações para promover a implementação, como por exemplo promover ações para ampliar o conhecimento do que é BA e como pode contribuir com a profissão contábil, diminuindo assim o fator complexidade, por meio de workshops e treinamentos; demonstrar como as tarefas do profissional contábil podem ser melhoradas pelo uso de BA, aumentando assim o fator vantagem relativa; e promover ações que facilitem a contratação de terceiros para apoiar nos projetos de implantação, visto que suporte externo é uma hipótese suportada.

Palavras-chave: *business analytics*, adoção, TOE, contabilidade

ABSTRACT

The increasingly dynamic market cause companies to act quickly, in a decisive way, even in the face of a growing volume of data because of technological advances and the change in the customers' profile. In that sense, the solutions of Business Analytics (BA) stand out because they improve data analysis and increase the decision-making quality based on facts through technology. On the other hand, researches indicate that although there is an evident relation between the BA and the accounting role – information to better decision making – there is a gap between theory and practice observed in BA usage in accounting. Therefore, this research analyzes which factors precede the intention to adopt BA in accounting according to professionals working in the area. We performed mixed-methods research with a sequential explanatory strategy, operationalized through an online survey and semi-structured interviews with accounting professionals to meet this objective. We used as data analysis techniques PLS and content analysis. The result presented several technological, organizational, environmental, and human factors that, according to accounting professionals and backed by the literature, impact negatively or positively in the intention to adopt BA. However, new aspects appeared, and some are specifics from the accounting

context. In addition, moderating variables of the intention to adopt BA and some effects of adoption were evidenced according to the interviewed professionals. Within the effects, the following stand out: support in the decision making, productivity, and promoting the role of accounting. From the knowledge of the elements that directly and indirectly impact the intention to adopt BA in accounting, researchers, professionals, and solution providers might take actions to promote the implementation such as: promote actions to broaden the knowledge about what it is BA and how it can contribute to the accounting profession, decreasing the complexity factor through workshops and training; to demonstrate how the accounting professional tasks might be improved by the BA usage, that way increasing the relative advantage factor; and to promote actions that facilitate the hiring of third parts to support the deployment projects since the external support is a backed hypothesis.

Keywords: Business Analytics; Adopting of Information Systems; TOE; Accounting.

3.1 INTRODUÇÃO

Em um ambiente de negócios movido a rápidas mudanças tecnológicas, as organizações precisam agir rapidamente para manterem-se competitivas (Božič & Dimovski, 2019; Knudsen, 2020). Nesta dinâmica empresarial, o sucesso vai depender da capacidade de identificar oportunidades e ameaças e tomar decisões assertivas tempestivamente (Aydiner *et al*, 2019). Soma-se a isso, os desafios que surgem do crescente volume de dados disponíveis que acarreta uma corrida para usá-los em prol da obtenção de resultados melhores nos negócios (Camm *et al*, 2020).

Diante desse contexto, muitas organizações estão investindo cada vez mais em soluções de *business analytics* (BA) e destacando esse investimento como fator importante para o crescimento dos seus negócios e transformação digital (*Global State of Enterprise Analytics* do MicroStrategy, 2020). O termo *business analytics* refere-se ao uso de dados, análises estatísticas ou métodos quantitativos usados para fornecer aos gestores melhores informações sobre suas operações possibilitando decisões mais assertivas baseadas em fatos (Davenport & Harris, 2017).

Os autores Rikhardsson & Yigitbasioglu (2018) apontam a relação existente entre o uso de *business analytics* e a área contábil, pois ambos tem o mesmo objetivo de facilitar a tomada de decisão organizacional. Por outro lado, o relatório “*The Future of Analytics in The Finance Function - Global Survey 2020*” do *The Modern Finance Forum* da FSN (2020), respondido por executivos seniores de finanças e contabilidade, aponta que 86% das funções da área não utiliza BA para obter valor a partir dos dados. Para Perkhofer *et al* (2019), há uma lacuna entre o que os especialistas e pesquisadores indicam sobre os benefícios do uso de *business analytics* para a área contábil e o que se observa na prática.

Diante do exposto, esta pesquisa pretende responder a seguinte questão: **Quais fatores tecnológicos, organizacionais e ambientais motivam a adoção de *business analytics* na contabilidade?** A partir da contextualização e da problemática apresentada, o objetivo geral desta pesquisa é analisar potenciais antecedentes da adoção de *business analytics*, de acordo com profissionais de contabilidade.

Para atender ao objetivo deste estudo, optou-se por uma abordagem *mixed-methods* exploratória, com estratégia explanatória sequencial (Creswell, 2010), sendo a parte quantitativa operacionalizada por meio de um questionário e a parte qualitativa através de entrevistas semi-estruturadas. O objetivo do uso de métodos mistos nesta pesquisa é o de complementariedade e expansão (Venkatesh *et al*, 2013), pois a etapa qualitativa foi usada para complementar a etapa quantitativa por meio de novos insights sobre o mesmo fenômeno e explicar os resultados obtidos na etapa quantitativa.

Como lente teórica optou-se pelo uso do modelo *Technology-Organization-Environment* (TOE) proposto pelos autores Depietro *et al* (1990) para estudar a adoção de novas tecnologias nas organizações a partir de fatores dos contextos tecnológicos, organizacionais e ambientais. Como justificativas destaca-se a amplitude do modelo que incorpora fatores organizacionais e ambientais, além dos fatores tecnológicos, corroborando com Holsapple *et al* (2014) que argumentam que a adoção de BA também depende de questões organizacionais e é influenciada por aspectos ambientais. Ademais, tem-se a flexibilidade do modelo visto que o mesmo pode ser aplicado a qualquer tipo e tamanho de organização (Li *et al*, 2018) e por fim, outra importante justificativa é que o modelo TOE se adequa tanto a inovações relacionadas ao suporte dos processos de apoio das organizações quanto aos processos de negócio (Lie *et al*, 2018). Nesta pesquisa a contabilidade pode ser processo de negócio, como por exemplo, em escritórios de contabilidade e firmas de auditoria, e também processo de apoio, como por exemplo, empresas de manufatura e comércio.

Este estudo é importante primeiramente pois ao identificar os elementos que motivam a adoção do uso de *business analytics*, contribui para destacar a novas organizações motivadores para adotar o BA visto que empresas adotantes já apresentam melhora da produtividade e eficiência, tomada de decisão agilizada e melhora no desempenho financeiro, como benefícios da adoção de BA (Mikalef *et al*, 2020; MicroStrategy, 2020). Outra contribuição é o enfoque na visão que o profissional contábil possui sobre a adoção do BA para sua área de trabalho, visto que este tem capacidades para atuar como protagonista neste processo de análise de dados, pois o objetivo primordial da contabilidade está relacionado ao

fornecimento de informações úteis para a tomada de decisão (Coyne *et al*, 2018; Perkhofer *et al.*, 2019).

Por outro lado, segundo Nam *et al* (2019), apesar do crescente interesse e investimentos na adoção de práticas de *analytics*, um número importante de empresas ainda não conseguiu implementar BA. Portanto, há necessidade de estudos que explorem empiricamente a adoção de BA na contabilidade, bem como seus efeitos (Wadan & Teuteberg, 2019; Appelbaum *et al*, 2017; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018). Espera-se, ao identificar potenciais antecedentes da adoção de *analytics* na contabilidade, contribuir para diminuir a lacuna entre o que sugerem os pesquisadores e especialistas e o que ocorre na prática (Gepp *et al*, 2018) e incentivar a adoção de BA nas diferentes áreas da contabilidade.

A fim de dar suporte a este estudo, a próxima seção apresenta o referencial teórico da pesquisa.

3.2 BUSINESS ANALYTICS NO CONTEXTO CONTÁBIL E SEUS ANTECEDENTES

O termo **Business Analytics (BA)** foi criado para representar o principal componente analítico do *Business Intelligence* (BI) e pode ser entendido, portanto, como o uso de dados, análises estatísticas, métodos quantitativos e matemáticos usados para ajudar os gestores a obter informações aprimoradas sobre suas operações e a tomar decisões melhores baseadas em fatos (Davenport & Harris, 2017). Os autores Holsapple *et al* (2014) propuseram três dimensões para o entendimento do **escopo de BA**, denominadas domínio, orientação e técnica. **Domínio** referindo-se a disciplinas de negócios tradicionais, como por exemplo, marketing e finanças. **Orientação** sendo considerada o núcleo do BA e dividindo-se em: descritiva, preditiva ou prescritiva. **Técnica** se refere à maneira pela qual uma tarefa de *analytics* está sendo executada, como por exemplo: se está usando uma técnica qualitativa, quantitativa ou híbrida; dados estruturados ou não; e qual abordagem está usando (mineração de dados, visualização, etc).

Nielsen (2018) destaca três tipos de orientações de *analytics* pois há diferentes estágios de uso de *analytics* e cada estágio compreende questões que se pretende responder. A primeira orientação é denominada descritiva e visa responder perguntas sobre o que aconteceu e seus desdobramentos, através de relatórios, consultas ad hoc e visualizações interativas, sendo o tipo de análise mais comumente utilizado. Também é a base de muitos sistemas de alerta de monitoramento contínuo, nos quais as transações são comparadas com valores de referência e limites estabelecidos a partir de análise de tendências de dados históricos

(Appelbaum *et al*, 2017). A segunda orientação é a análise preditiva e busca entender o futuro, respondendo sobre o que poderia acontecer. Para tanto, este tipo de análise usa extensivamente mineração de dados e técnicas estatísticas para descobrir modelos explicativos e preditivos. Esses modelos preditivos usam dados históricos acumulados ao longo do tempo para calcular probabilidades de eventos futuros (Appelbaum *et al*, 2017; Nielsen, 2018). Por fim, tem-se a análise prescritiva que visa responder o que deve ser feito com base nos resultados analíticos descritivos e preditivos. A análise prescritiva pode ser descrita como uma abordagem de otimização, indo além da descrição e da previsão e recomendando uma ou mais soluções e mostrando a probabilidade de resultado de cada uma (Appelbaum *et al*, 2017).

A análise de dados oferece ferramentas para a contabilidade examinar informações sob três diferentes perspectivas: (i) inferência, pois consegue entender o padrão das transações contábeis e com isso inferir plano de ações, (ii) predição, pois permite prever, por exemplo, a demanda futura de vendas ou o desempenho do estoque e, assim, ajudar na tomada de decisão e (iii) monitoramento, pois permite realizar tarefas de conformidade (Schneider *et al.*, 2015). Logo, entende-se que a área contábil pode fazer uso das três orientações de *analytics* (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Huikku *et al*, 2017).

Para pesquisar sobre os antecedentes da adoção de BA, optou-se pelo uso do modelo *Technology-Organization-Environment* (TOE). Este modelo foi proposto pelos autores Depietro *et al* (1990) para o estudo da adoção de inovações tecnológicas por organizações. O modelo pressupõe três aspectos do contexto de uma empresa que podem influenciar o processo pelo qual a empresa adota e implementa inovações tecnológicas: contexto tecnológico, contexto organizacional e contexto ambiental (Tornatzky & Fleischer, 1990). O contexto tecnológico inclui os equipamentos e processos necessários e suas tecnologias internas e externas relacionadas que sejam relevantes para a empresa (Tornatzky & Fleischer, 1990). O contexto organizacional é normalmente definido em termos de medidas descritivas, tais como: tamanho e escopo da empresa, a sua estrutura gerencial, a qualidade dos seus recursos humanos e a quantidade de recursos disponíveis internamente. O contexto do ambiente se refere ao ambiente externo à empresa - indústria, concorrentes, acesso a recursos fornecidos por terceiros e regulamentações governamentais (Tornatzky & Fleischer, 1990).

O modelo TOE tem sido usado por diversos autores nos estudos de adoção de BA. No Quadro 1 são apresentados alguns desses estudos, identificando o objetivo da pesquisa, a justificativa para o uso do modelo TOE bem como o método de pesquisa.

| Artigo | Objetivo | Justificativa (TOE) | Método |
|--|--|---|--|
| <i>Adoption of business analytics and impact on performance: a qualitative study in retail</i> (Ramanathan et al,2017) | Analisar as questões enfrentadas por empresas de varejo quando iniciam um projeto de implementação de BA e entender o impacto da implementação de BA no desempenho do negócio. | Visão compatível com o modelo TOE ao compreender que as empresas podem ter um desempenho melhor a partir do uso de BA se os fatores de TI estiverem alinhados com outros fatores. | Qualitativo-estudos de casos múltiplos, onde a partir dos construtos revisados na literatura, buscou-se evidências na análise dos resultados |
| <i>Understanding usage and value of audit analytics for internal auditors: An organizational approach</i> (Li et al, 2018) | Identificar e examinar os fatores de nível organizacional que influenciam o uso de <i>analytics</i> na auditoria, e se esse uso melhora o desempenho do processo de auditoria interna. | Os autores enumeram três motivos para o uso do TOE: permite focar no estágio de pós-adoção (uso), estudo do contexto empresarial ao invés de individual e permite estudar todos os tipos de inovação. | Quantitativo-survey aplicada a uma base de clientes de um fornecedor de software de BA aplicado à auditoria |
| <i>The impact of big data on firm performance in hotel industry</i> (Yadegaridehkordi et al, 2020) | Identificar os principais fatores que afetam a adoção de BD e seu conseqüente impacto no desempenho da empresa. | Segundo os autores o modelo TOE é um modelo amplamente utilizado na temática de adoção de tecnologia e um dos pontos fortes é contemplar o contexto ambiental e organizacional. | Quantitativo-survey aplicado a gerentes sênior e/ou donos de hotéis de pequeno e médio porte |
| <i>Understanding the factors affecting the organizational adoption of big data</i> (Sun et al, 2018) | Identificar os principais fatores que afetam a adoção de BD a nível organizacional, de acordo com a literatura | Segundo os autores o TOE é consistente com a teoria da difusão das inovações e teoria institucional e serve como base teórica abrangente para o objetivo do estudo. | Qualitativo-análise de conteúdo, tendo por base artigos na literatura de BI&A, publicados entre 2009 e 2015. |
| <i>Elucidating the determinants of business intelligence adoption and organizational performance</i> (Bhatiasevi & Naglis, 2020) | Investigar a adoção e o uso de BI e entender o impacto no desempenho organizacional entre empresas de pequeno e médio porte na Tailândia | Modelo TOE fornece suporte e é útil na compreensão tecnológica da adoção de inovação | Quantitativo - survey e qualitativo - entrevistas com especialistas em BI&A para comentar os resultados da survey e incluir novos insights. |
| <i>Understanding the determinants of big data analytics (BDA) adoption in logistics and supply chain management</i> (Lai et al, 2018). | Identificar os direcionadores da intenção de adotar BA na logística e gestão da cadeia de suprimentos | Modelo TOE torna a pesquisa de difusão da inovação mais completa por estudar o fenômeno a nível organizacional e introduz o contexto ambiental | Quantitativo-survey, para validar os contrutos, operacionalizado entre empresas da China |

Quadro 1: Exemplos de estudos de adoção de BA utilizando o modelo TOE
Fonte: elaborado pela autora (2020)

A partir do Quadro 1, pode-se evidenciar alguns estudos sobre a adoção de BA. Destaca-se o estudo de Li *et al* (2018) que se diferencia por estudar o uso de *analytics*, no estágio de pós-adoção, em um sub-domínio da disciplina contábil, que é a auditoria interna. Os demais exemplos adotaram por domínio o nível organizacional, direcionando a determinados segmentos e/ou porte de atuação de empresas.

Quanto às justificativas apresentadas, todos ressaltam a aderência aos construtos do modelo como principal fator para o seu uso, por contemplar fatores dos contextos organizacionais e ambientais como predecessores da adoção e novamente um destaque é o estudo de Li *et al* (2018) por também justificar o modelo TOE devido sua adequação a todos os tipos de inovação. Segundo Swanson (1994) os tipos de inovações em sistemas de informações (SI) são: (I) inovações limitadas às tarefas de SI, (II) inovações relacionadas ao suporte dos processos administrativos das organizações, ou seja, apoiam a administração das empresas e tipo (III) inovações que se inserem na tecnologia central do negócio. Segundo Li *et al* (2018) o uso de *analytics* pela auditoria pode ser considerado como inovação de tipo II quando por exemplo, apoia na identificação de fraudes, e inovação de tipo III, ao fornecer insights para o negócio como uma ferramenta estratégica.

Quanto aos métodos apresentados no Quadro 1, observa-se o uso do modelo TOE em abordagens quantitativas e qualitativas, sendo usado tanto no embasamento dos instrumentos de coletas de dados quanto na fase de análise dos resultados, podendo-se inferir a sua adaptabilidade a diferentes tipos de pesquisas. O Quadro 2 apresenta a síntese dos principais construtos do contexto tecnológico encontrados nesses artigos.

| CONSTRUTOS DO CONTEXTO TECNOLÓGICO | HIPÓTESES | FONTE |
|--|--|--|
| Ativos de TI: (i) humanos (competências técnicas, entendimento do negócio, orientados a resolução de problemas), (ii) tecnológicos (plataformas, banco de dados de clientes, arquiteturas, ferramentas de software, etc) | Os elementos TOE têm influência significativa na adoção de BA. | Ramanathan <i>et al</i> , 2017 |
| Complexidade de TI: grau de informatização das transações da empresa, quanto mais transações informatizadas, maior a chance de se usar BA para auditar (Janvrin <i>et al</i> , 2009) | Empresas com maior complexidade de TI têm maior probabilidade de alcançar maior nível de aplicação de uso de BA | Li <i>et al</i> , 2018 |
| Competência tecnológica: infra-estrutura que facilite a adoção e especialistas, ou seja, pessoas que tem conhecimento para executar as tarefas (Zhu and Kraemer, 2005) | Setores de auditoria interna com melhor competência tecnológica têm maior probabilidade de alcançar um maior nível de aplicação de uso de BA | Li <i>et al</i> , 2018 |
| Complexidade: é “o grau em que uma inovação é percebida como relativamente difícil de entender e usar” (Rogers, 2003) | A complexidade percebida tem efeito negativo na adoção de BD | Yadegaridehkordi <i>et al</i> , 2020; Sun <i>et al</i> , 2018; Lai <i>et al</i> , 2018 |
| Compatibilidade: definida como “o grau em que uma inovação é percebida como consistente com os valores existentes, experiências anteriores e necessidades de potenciais adotantes” (Rogers, 2003) | A compatibilidade percebida tem um efeito positivo na adoção de big data | Yadegaridehkordi <i>et al</i> , 2020; Bhatiasevi & Naglis, 2020 |
| Vantagem relativa: definida como "o grau em que uma inovação é percebida como melhor do que a ideia que substitui" (Sun <i>et al</i> , 2016) | A vantagem relativa tem efeito positivo na adoção de big data | Yadegaridehkordi <i>et al</i> , 2020; Sun <i>et al</i> , 2018; Lai <i>et al</i> , 2018 |
| Custo de adoção: definido como "a despesa que uma empresa incorre em sustentar o uso de BD e escalabilidade futura" (Sun <i>et al</i> , 2016) | O custo de adoção tem efeito negativo na adoção de big data | Yadegaridehkordi <i>et al</i> , 2020; Sun <i>et al</i> , 2018 |
| Observabilidade: as características do BD são percebidas como benéficas depois de observar como outras organizações os usam (por exemplo, um adotante potencial observando uma adoção de BD por outra empresa). | não evidenciada | Sun <i>et al</i> , 2018 |

| | | |
|---|---|-------------------------|
| Experimentação: as características do BD são adotadas sem comprometimento total (por exemplo, pode ser facilmente testado com investimento mínimo) | não evidenciada | Sun <i>et al</i> , 2018 |
| Qualidade dos dados: “grau em que os dados necessários para <i>analytics</i> são acessíveis, consistentes e completos (Rai <i>et al.</i> , 2006; Malhotia <i>et al.</i> , 2005) | A qualidade dos dados tem efeito positivo relevante na intenção de adotar BDA | Lai <i>et al</i> , 2018 |

Quadro2: Síntese dos construtos do contexto tecnológico e hipóteses

Fonte: elaborado pela autora (2020)

A partir do Quadro 2, pode-se verificar que quatro construtos do contexto tecnológico foram utilizados por mais de um artigo, sendo eles: complexidade, compatibilidade, vantagem relativa e custo de adoção. No Quadro 3 é apresentada a síntese dos principais construtos do contexto organizacional encontrados nesses artigos.

| CONSTRUTOS DO CONTEXTO ORGANIZACIONAL | HIPÓTESES | FONTE |
|---|---|---|
| O suporte da administração, ou compromisso da administração, é o grau em que a administração de uma empresa investe em inovação tecnológica. (Cohen and Sayag, 2010); é explicado como “o grau em que a gestão compreende a importância da tecnologia e até que ponto está envolvida em iniciativas relacionadas” (Park <i>et al.</i> , 2015). | As empresas com suporte gerencial mais forte têm maior probabilidade de alcançar maior uso de BA. | Li <i>et al</i> , 2018; Yadegaridehkordi <i>et al</i> , 2020; Bhatiasevi & Naglis, 2020; Sun <i>et al</i> , 2018; Ramanathan <i>et al</i> , 2017; Lai <i>et al</i> , 2018 |
| Tamanho da empresa: pesquisas indicam que quanto maior tamanho, maior capacidade de investimentos; e mais transações gerando dados a serem analisados (Hannan & McDowell, 1984; Acs & Audretsch, 1987; Cohen & Klepper, 1996); definido como "a receita anual da empresa e o número de funcionários que poderiam apoiar a adoção”(Sun <i>et al.</i> , 2016) | As empresas maiores têm mais probabilidade de obter maior uso de BA. | Li <i>et al</i> , 2018; Yadegaridehkordi <i>et al</i> , 2020; Sun <i>et al</i> , 2018 |
| Recursos organizacionais: definido como "até que ponto os recursos tecnológicos, humanos e de negócios de uma empresa são adequados para apoiar adoção” (Powell & Dent-Micallef, 1997); Prontidão tecnológica: inclui infraestrutura de tecnologia, bem como recursos humanos equipados com habilidades de TI (Oliveira e Martins, 2008); | O recurso organizacional tem efeito positivo na adoção de big data | Yadegaridehkordi <i>et al</i> , 2020; Sun <i>et al</i> , 2018; Bhatiasevi & Naglis, 2020; Lai <i>et al</i> , 2018 |
| Organização / estrutura de TI: estrutura bem organizada que é adequada para a adoção de BD; | A estrutura de TI tem um efeito positivo na adoção de BD | Sun <i>et al</i> , 2018; Lai <i>et al</i> , 2018 |
| Cultura de tomada de decisão: por exemplo, cultura de tomada de decisão baseada em evidências, normas de tomada de decisão | Não evidenciada | Sun <i>et al</i> , 2018 |
| Orientação da estratégia de negócios: orientada para BA e que usa para fins estratégicos; Orientação da estratégia de SI: a estratégia de SI da empresa prioriza o uso de BD | Não evidenciada | Sun <i>et al</i> , 2018 |
| Eficácia da mudança: é "a medida em que os membros da organização estão psicológica e comportamentalmente preparados para implementar a mudança organizacional" (Weiner <i>et al.</i> , 2008) | A eficácia da mudança tem efeito positivo na adoção de BD | Sun <i>et al</i> , 2018 |
| Adequação: o momento da adoção de big data é vantajoso para a organização (por exemplo, a organização potencialmente se beneficia com a introdução de BD se implementado neste momento) | Não evidenciada | Sun <i>et al</i> , 2018 |

Quadro 3: Síntese dos construtos do contexto organizacional e hipóteses

Fonte: elaborado pela autora (2020)

A partir do Quadro 3, pode-se verificar os três construtos do contexto organizacional mais utilizados, sendo eles: suporte da alta administração, recursos organizacionais adequados e estrutura de TI. No Quadro 4 é apresentada a síntese dos principais construtos do contexto ambiental encontrados nesses artigos.

| CONSTRUTOS DO CONTEXTO AMBIENTAL | HIPÓTESES | FONTE |
|--|---|---|
| Tipo de governança, pressão do negócio (redução de custo, regulação, eficiência de suprimentos, benchmark disponível), mercado de atuação (complexidade e comportamento multi-canais), ativos de relacionamentos (parceria com outras divisões ou consultorias, relacionamento com clientes) | Os elementos TOE têm influência significativa na adoção de BA. | Ramanathan <i>et al</i> , 2017 |
| Pressão externa: são "as influências do ambiente externo" (Verma <i>et al.</i> , 2017); Pressões regulatórias; Pressões competitivas (Lin 2014); Encorajamento dos órgãos profissionais | Pressão externa tem efeito positivo na adoção de big data | Yadegaridehkordi <i>et al</i> , 2020; Sun <i>et al</i> , 2018; Bhatiasevi & Naglis, 2020; Li <i>et al</i> , 2018; Lai <i>et al</i> , 2018 |
| Suporte externo: definido como "disponibilidade de suporte para implementação e utilização de um sistema de informação" (Premkumar e Roberts, 1999); Prontidão do parceiro comercial | Apoio externo tem efeito positivo na adoção de big data | Yadegaridehkordi <i>et al</i> , 2020; Bhatiasevi & Naglis, 2020; Sun <i>et al</i> , 2018; Li <i>et al</i> , 2018 |
| Preocupações com segurança e privacidade: é o grau em que os usuários de BD estão preocupados com invasões de privacidade e riscos de segurança da tecnologia (Park <i>et al.</i> , 2015) | As preocupações com segurança e privacidade têm efeito negativo na adoção de big data | Yadegaridehkordi <i>et al</i> , 2020; Sun <i>et al</i> , 2018 |
| Incerteza / preocupação com o risco: preocupações com relação a possíveis consequências inesperadas relacionadas à adoção de big data (por exemplo, risco relacionado à segurança de dados, lucratividade incerta para adoção de big data) | | Sun <i>et al</i> , 2018 |
| Confiança de base institucional: a crença da empresa de que será seguro adotar big data (por exemplo, confiabilidade, plataforma confiável, sistema de proteção de confiança, "forte relação de confiança", confiança interorganizacional). | | Sun <i>et al</i> , 2018 |
| Turbulência do mercado: mudanças nas preferências, demandas e necessidades de produtos dos clientes em um ambiente de BD | | Sun <i>et al</i> , 2018 |
| Modo de SI: as informações são obtidas por meio de canais de comunicação externos, concentrando-se nos pares de uma organização e especialistas percebidos, como fornecedores e clientes | | Sun <i>et al</i> , 2018 |

Quadro 4: Síntese dos construtos do contexto ambiental e hipóteses

Fonte: elaborado pela autora (2020)

A partir do Quadro 4, pode-se verificar que três construtos do contexto ambiental foram utilizados por mais de um artigo, sendo eles: pressões externas, suporte externo e preocupações com privacidade e segurança. Quanto ao construto adoção de BA/BD, somente dois artigos apresentaram os itens utilizados para caracterizar a adoção, conforme segue no Quadro 5.

| CONSTRUTO ADOÇÃO DE BA/BD | FONTE |
|--|--------------------------------------|
| Uso de BA é medido pela extensão do uso: (i) como suplemento da função de auditoria, (ii) em todas as tarefas, (iii) como base da função de auditoria e (iv) com frequência | Li <i>et al</i> , 2018 |
| Adoção de BD é medido por: (i) pretende-se adotar BD; (ii) pretende-se começar a usar BD regularmente no futuro; (iii) recomendaria-se BD para outras empresas adotarem e (iv) planeja-se usar BD nos próximos meses | Yadegaridehkordi <i>et al</i> , 2020 |

Quadro 5: Itens do construto adoção de BA/BD encontrados na literatura

Fonte: elaborado pela autora (2020)

Outro aspecto encontrado na literatura foram estudos que combinaram o uso do modelo TOE para investigar os direcionadores da adoção com a investigação dos efeitos gerados após a adoção de *analytics*. Destaca-se a pesquisa de Chen *et al* (2015) que propôs dois objetivos: como o uso de *big data analytics* (BDA) afeta a criação de valor

organizacional e quais os antecedentes para o uso de BDA; e a pesquisa de Li *et al* (2018) que teve como objetivo examinar os fatores que antecedem à adoção de *analytics* na auditoria, bem como se o uso de *analytics* melhora o desempenho do processo de auditoria interna.

Com base no estudo do modelo TOE e na observação da aplicação do mesmo por meio da revisão dos artigos acima identificados, apresentam-se quatro justificativas para o uso deste modelo nesta pesquisa, sendo elas:

(1) trata-se de um modelo que considera o contexto organizacional e ambiental, além do contexto tecnológico. Segundo a pesquisa de Holsapple *et al* (2014) a adoção de BA depende do alinhamento de questões técnicas, como por exemplo, conjunto de tecnologias e competências analíticas, mas também questões organizacionais, tais como mudança de cultura e implantação de processos, e é influenciada por aspectos ambientais quando os autores destacam a busca pela vantagem competitiva como primeira justificativa para adotar BA;

(2) é um modelo que permite explorar a adoção de tecnologia tanto a nível organizacional, elegendo-se um segmento de atuação ou não, como em departamentos em organizações, e ainda em diferentes portes de organização. Neste sentido, tem-se a pesquisa de Lai *et al* (2018) que focou no segmento logístico e cadeia de suprimentos; a pesquisa de Li *et al* (2018) que analisou na adoção de *analytics* pelos departamentos de auditoria interna das organizações e por fim a pesquisa de Bhatiasevi & Naglis (2020) focada em pequenas e médias empresas. Neste estudo estes aspectos são importantes visto que a única delimitação do estudo é quanto a atividade contábil, independente do porte da empresa, do segmento de atuação e da contabilidade estar posicionada como o processo chave da organização (como por exemplo em escritórios de contabilidade ou empresas de auditoria) ou processo de apoio (como por exemplo, em empresas de manufatura e varejo);

(3) nesse sentido, pontua-se a terceira justificativa pelo fato do modelo TOE se adequar tanto a inovações relacionadas ao suporte dos processos de apoio das organizações quanto aos processos centrais do negócio (Lie *et al*, 2018);

(4) por fim, a última justificativa foi a observação de que é possível combinar a lente teórica do TOE para analisar os antecedentes com a análise dos efeitos da adoção, tendo esta última análise outra lente teórica como base (*theory-driven*) ou sendo analisada a partir dos dados coletados em campo (*data-driven*), portanto não se limitando ao modelo TOE. Exemplos disso podem ser observados na pesquisa de Chen *et al* (2015) que analisou antecedentes e valor gerado tendo como embasamento teórico o TOE e a Teoria das Capacidades Dinâmicas; a pesquisa de Li *et al* (2018) que usou TOE e a Teoria da Visão Baseada em Recursos com o mesmo objetivo e por fim a pesquisa de Ramanathan *et al* (2017)

que usou TOE para analisar os antecedentes e a partir de estudos de casos fez sua contribuição teórica quanto os consequentes da adoção, não se limitando a uma teoria pré-definida.

Na Figura 1 apresenta-se a síntese dos principais elementos conceituais apresentados na subseção 2.1 e a relação com o modelo TOE e a questão de pesquisa. O

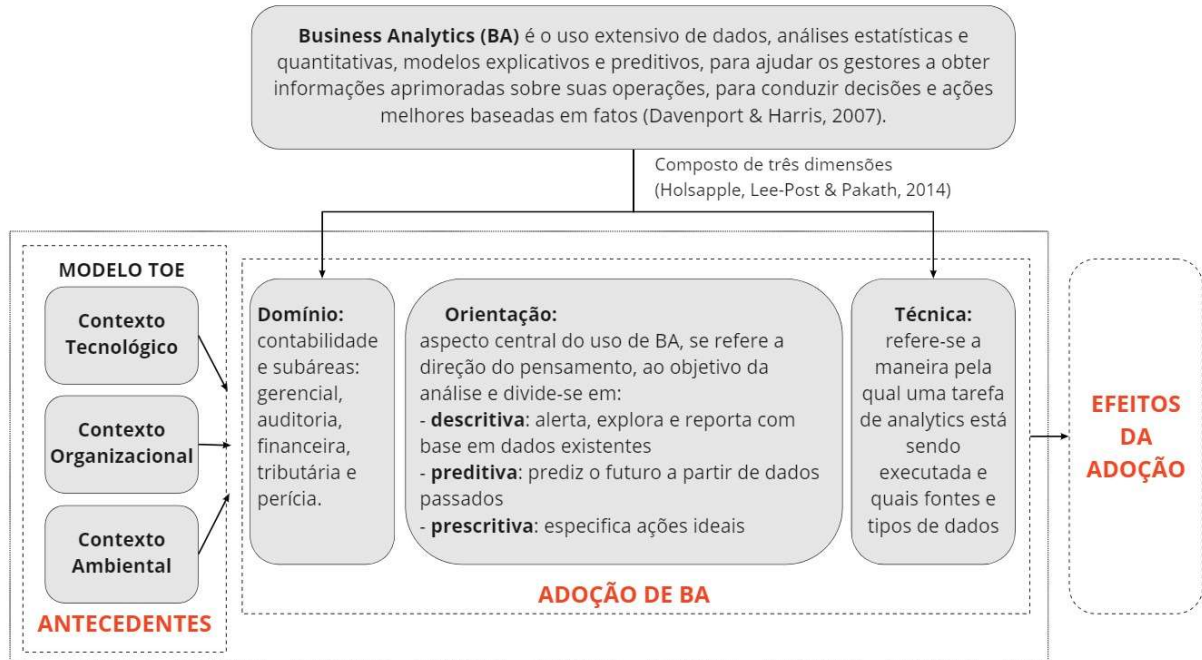


Figura 1: Modelo dos elementos conceituais
 Fonte: elaborada pela autora (2020)

A partir da Figura 1, pode-se observar as três dimensões que formam o escopo do BA (Holsapple *et al*, 2014) compondo o construto adoção da tecnologia do modelo TOE, assim como na sequência do modelo TOE a adição do componente “efeitos da adoção” para evidenciar a questão de pesquisa.

Na próxima seção são apresentados os procedimentos metodológicos deste estudo.

3.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS DOS MÉTODOS MISTOS

Esse estudo adotou uma abordagem de métodos mistos utilizando método quantitativo e qualitativo para responder a mesma questão de pesquisa. Com base nos objetivos, pode-se considerar uma pesquisa exploratória cujo objetivo principal é o aprimoramento de idéias (Gil, 2002). Este tipo de pesquisa busca proporcionar maior familiaridade com o problema com vistas a torná-lo mais explícito, no caso sobre quais são os potenciais antecedentes da adoção de BA na contabilidade. Segundo Venkatesh *et al* (2013) a abordagem de métodos mistos ajuda o pesquisador a obter uma visão mais ampla e com isso melhores resultados do que se utilizasse apenas uma ou outra abordagem. Como o estudo dos antecedentes da adoção

de BA na contabilidade é novo, optou-se pelo uso de métodos mistos para permitir melhor explorar a temática. O desenho de pesquisa adotado é apresentado na Figura 2.

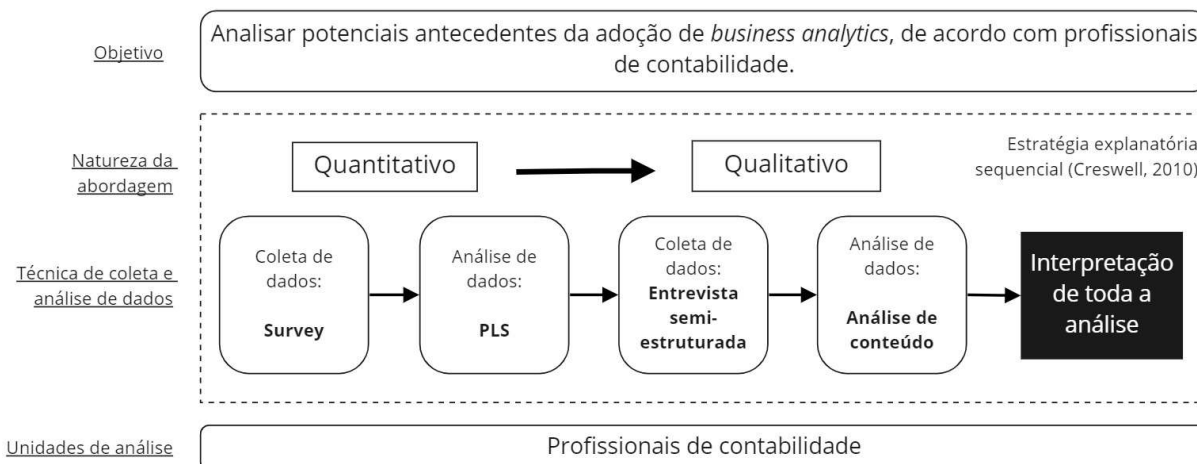


Figura 2: Desenho de pesquisa

Fonte: elaborada pela autora (2021)

Conforme a Figura 2, pode-se observar que a estratégia de métodos mistos adotada é a estratégia explanatória sequencial (Creswell, 2010). Neste desenho de pesquisa primeiro é feito o estudo quantitativo através da coleta e análise dos dados. Os resultados da etapa quantitativa servem de insumo para a parte qualitativa que por sua vez tem técnica de coleta e análise próprias. Ao final, conduz-se a interpretação de toda a análise. Segundo Creswell (2010) essa estratégia é útil para usar resultados qualitativos para auxiliar na explicação e análise dos resultados quantitativos. Justifica-se essa estratégia de desenho de pesquisa pois embora tenha diversas pesquisas sobre adoção de BA usando a lente teórica do modelo TOE, há poucos estudos empíricos sobre adoção de BA no contexto contábil, por isso conforme sugerido por Venkatesh *et al* (2013) esta sequência pode oferecer insights adicionais baseados nos resultados específicos do contexto.

3.3.1 Etapa quantitativa

Com base na revisão de literatura apresentada anteriormente, foram selecionados os construtos para o modelo TOE, utilizando-se dois critérios: maior incidência de utilização nas pesquisas de adoção de BA e adequação ao contexto de aplicação contábil.

O modelo estrutural elaborado para esta pesquisa é apresentado na Figura 3.

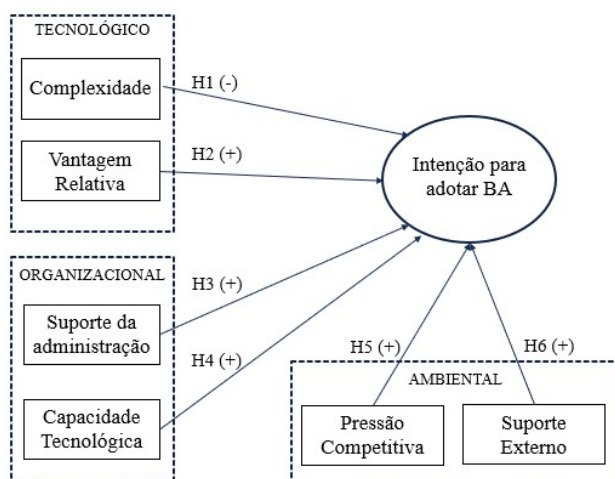


Figura 3: Modelo estrutural da etapa quantitativa
 Fonte: elaborada pela autora (2020)

A partir da Figura 3, pode-se observar o relacionamento entre as variáveis exógenas selecionadas para este estudo e a variável endógena – Intenção para Adotar BA, sendo que todos os relacionamentos são diretamente relacionados a esta. Assim, a Figura 4 descreve os construtos e as hipóteses deste estudo.

| Contexto | Construtos | Descrição | Hipótese |
|----------------|--------------------------|--|--|
| Tecnológico | Complexidade | refere-se ao "o grau em que uma inovação é percebida como relativamente difícil de entender e usar" (Rogers, 2010). Considerando que BA pode envolver análise de dados de diversas fontes internas e externas, grandes volumes e análises estatísticas e matemáticas, é esperado que a alta complexidade adie a adoção (Yadegaridehkordi et al, 2020) | H1: A complexidade percebida tem efeito negativo na adoção de BA |
| | Vantagem Relativa | definida como "o grau em que uma inovação é percebida como melhor do que a ideia que substitui" (Sun et al., 2018). Aspectos como inovação, produtividade, criação de valor para o cliente e resolução de problemas foram percebidos como motivadores à adoção (Sun et al, 2018) | H2: A vantagem relativa tem efeito positivo na adoção de BA |
| Organizacional | Suporte da Administração | é "o grau em que a alta administração entende a importância da tecnologia e está envolvida nas atividades relacionadas" (Park et al., 2015). Um forte suporte da alta administração pode ajudar as organizações a lidar mais facilmente com as dificuldades e complexidades associadas às novas tecnologias e aumentar a taxa de adoção (Ramamurthy et al., 2008). | H3: O suporte da administração tem efeito positivo na adoção de BA |
| | Capacidade Tecnológica | recursos tangíveis (ativos físicos) e intangíveis (recursos humanos, habilidades e experiência) (Iacovou et al., 1995) para implementar inovações de TI. Uma infraestrutura de TI bem desenvolvida (hardware, software e experiência) estabelece uma base técnica para data analytics, de forma que a empresa pode iniciar o projeto de BA (Iacovou et al., 1995). | H4: A capacidade tecnológica tem efeito positivo na adoção de BA |
| Ambiental | Pressão Competitiva | é a principal força motriz que leva uma organização a buscar vantagem competitiva (Lin, 2014). Se as organizações sentirem pressão de seus concorrentes e estiverem cientes que estes também estão implementando, isso agilizará a adoção (Bhatiasevi & Naglis, 2020). | H5: A pressão competitiva tem efeito positivo na adoção de BA |
| | Suporte Externo | definido como "disponibilidade de suporte para implementação e utilização de um sistema de informação" (Premkumar e Roberts, 1999). A disponibilidade de suporte do fornecedor cria uma percepção positiva da tecnologia contribuindo para a intenção de adotar (Maduku et al., 2016). | H6: O suporte externo tem efeito positivo na adoção de BA |

Figura 4: Construtos e Hipóteses
 Fonte: elaborada pela autora (2020)

Importante destacar que alguns itens relativos a cada construto receberam pequenos ajustes para adequar-se a posição da área contábil dentro das organizações: se como atividade-fim ou atividade de apoio. Para tanto o termo “organização” foi substituído por “departamento”, de forma que o respondente possa atuar tanto em organizações onde a

atividade contábil é o *core* do negócio, quanto em organizações onde a atividade contábil é classificada como processo de apoio. Essa informação foi esclarecida aos participantes adicionando-se uma orientação antes das devidas questões.

As unidades de análise são profissionais de contabilidade atuantes em quaisquer áreas contábeis, independente de já conhecer e/ou usar *Business Analytics*. O segmento de atuação da organização e o porte também não foram delimitados. Para fins de validação de que os questionários fossem respondidos pelo público-alvo desejado, foram tomadas algumas medidas: (i) ampla divulgação do objetivo da pesquisa e dos pré-requisitos para participar juntamente com o envio do link através de diversas plataformas, tais como e-mail, WhatsApp e LinkedIn; (ii) no início do questionário, antes de iniciar as seções de perguntas, foi apresentada a pesquisa, seu objetivo e público-alvo; (iii) as primeiras subseções do questionário continham um conjunto de perguntas que permite verificar a adequação do respondente, como por exemplo, área de atuação dentro da contabilidade, formação acadêmica e tempo de experiência na área.

A coleta de dados desta pesquisa ocorre por meio de um levantamento por amostragem operacionalizado por uma *survey online*, com o auxílio da ferramenta do Google Forms. Segundo Gil (2002) essa técnica de pesquisa caracteriza-se por obter respostas diretas das pessoas cuja opinião se deseja conhecer e por isso apresenta como vantagem o conhecimento sem intermediários da realidade permitindo a quantificação das respostas e o uso de análises estatísticas. Outra importante vantagem destacada por Gil (2002) é a agilidade, pois possibilita obter maior número de respostas com custo relativamente baixo. Marconi & Lakatos (2004) adicionam como vantagens do uso de questionários a possibilidade de atingir-se um maior número de pessoas simultaneamente e permitir a expansão geográfica.

Para estimar o tamanho da amostra mínima, utilizou-se o software G*Power 3.1, disponível de forma gratuito. Para o cálculo da amostra mínima, avalia-se a quantidade de preditores da variável dependente, o poder do teste e o tamanho do efeito (f^2), sendo que no modelo deste estudo há seis preditores. Quanto aos outros parâmetros, seguiu-se as recomendações de Hair *et al* (2014) de forma a utilizar 0,80 como poder de teste e 0,15 para o tamanho do efeito (f^2). Com essas informações, obteve-se uma amostra mínima informada pelo software de 98 respondentes, conforme Figura 5.

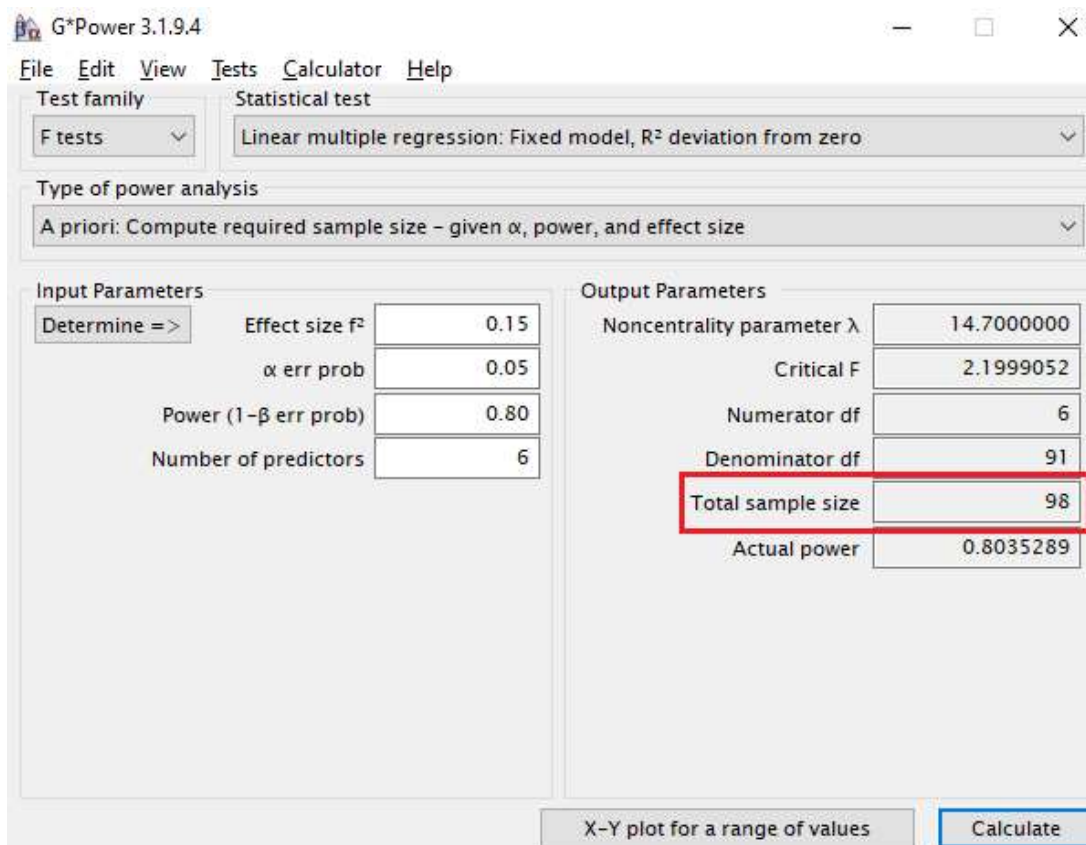


Figura 5: Cálculo da Amostra Mínima com o software Gpower
 Fonte: elaborada pela autora (2020)

O número obtido na Figura 5 de 98 respondentes é um valor mínimo de amostra necessário para realização das análises de forma a se ter um nível de confiança considerável. Contudo, o objetivo é utilizar um número maior de respondentes, para aumentar a precisão e consistência das estimativas do PLS-SEM. Neste estudo, ao total foram obtidas 157 respostas. Foram considerados *outliers* os respondentes com 80% ou mais de respostas em apenas 2 itens do questionário (Hair *et al*, 2014), resultando em 23 *outliers*. Além destes foram subtraídos cinco respondentes por não atuarem na área contábil. Sendo assim a amostra final ficou com 129 questionários válidos, conforme apresentado na Figura 6.

| Perfil dos profissionais | | | | Perfil das organizações | | | |
|---------------------------------|-------------|---|-------------|--|--|----------|-------------|
| Faixa Etária | % | Área de Formação | % | Porte da organização | | % | |
| até 25 anos | 22% | Contabilidade | 75% | Empresa individual | | | 6% |
| de 26 a 35 anos | 35% | Contabilidade e outras formações | 14% | Microempresa (faturamento anual até R\$ 360 mil) | | | 10% |
| de 36 a 45 anos | 21% | Administração/Direito/Economia | 8% | Pequeno porte (R\$360 mil até R\$3,6 milhões) | | | 19% |
| de 46 a 55 anos | 17% | Outras | 3% | Médio porte (R\$3,6 milhões até R\$ 300 milhões) | | | 32% |
| acima de 55 anos | 5% | Total Geral | 100% | Grande porte (acima de R\$ 300 milhões) | | | 33% |
| Total Geral | 100% | | | Total Geral | | | 100% |
| Escolaridade | % | Principal área contábil de atuação | % | Setor de Atividade Econômica | | % | |
| Técnico/Graduação | 46% | Contabilidade Gerencial | 39% | Prestação de serviços (exceto escritório de contabilidade) | | | 31% |
| Especialização | 44% | Auditoria (Interna ou Externa) | 23% | Escritório de contabilidade | | | 25% |
| Mestrado/Doutorado | 10% | Contabilidade Financeira | 17% | Comércio | | | 12% |
| Total Geral | 100% | Contabilidade Tributária | 14% | Setor público | | | 9% |
| | | Perícia | 5% | Indústria | | | 7% |
| Experiência profissional | % | Sistemas de Informações Contábeis | 2% | Indústria e Comércio | | | 5% |
| até 2 anos | 10% | Pública | 1% | Instituição financeira | | | 4% |
| de 2 a 5 anos | 16% | Total Geral | 100% | Elétrico e Energia | | | 2% |
| de 6 a 10 anos | 26% | | | Terceiro Setor | | | 2% |
| de 11 a 15 anos | 14% | Cargo/Função | % | Tecnologia | | | 2% |
| acima de 15 anos | 33% | Técnico/Analista | 29% | Total Geral | | | 100% |
| Total Geral | 100% | Coordenador/Gerente | 24% | | | | |
| | | Assessor/Consultor | 14% | Perfil equipe TI (maior nível) | | | % |
| Quanto ao BA? | % | Diretor/Presidente | 13% | não possui equipe própria | | | 27% |
| Não conhece | 40% | Assistente | 12% | equipe própria - atividades operacionais | | | 22% |
| Conhece e NÃO usa | 38% | Outros | 7% | equipe própria - atividades táticas/gerenciais | | | 14% |
| Conhece e usa | 23% | Total Geral | 100% | equipe própria - atividades estratégicas | | | 37% |
| Total Geral | 100% | | | Total Geral | | | 100% |

Figura 6: Perfil da amostra quantitativa
Fonte: elaborada pela autora (2021)

Conforme observa-se na Figura 6, é evidente a maturidade profissional dos respondentes da pesquisa, visto que 73% possuem no mínimo 6 anos de atuação profissional, 66% atuam em cargos de analista ou superior e a ampla maioria possui formação superior em ciências contábeis. Há uma predominância de atuação na contabilidade gerencial e 40% dos respondentes afirmam não conhecer *business analytics*. Quanto ao perfil das organizações, tem-se que a amostra está dividida em pequeno, médio e grande porte praticamente na proporção de 1/3 para cada, mais de 50% são organizações prestadoras de serviços, sendo que 25% de toda a amostra são escritórios de contabilidade. A ampla maioria são organizações com atuação no RS e quanto ao perfil da equipe de TI pode-se verificar que há um equilíbrio entre empresas que não possuem equipe própria ou a equipe própria atua somente em atividades operacionais, e empresas com equipes de TI assumindo atuando em atividades gerenciais ou estratégicas. Importante destacar que optou-se por manter na amostra final os respondentes que participaram do pré-teste visto que o questionário não sofreu nenhuma modificação, o nível de maturidade dos respondentes no pré-teste manteve-se semelhante aos demais respondentes e uma maior quantidade de respostas permitiu realizar análises de multi-grupos que foram adequadas ao estudo.

A validação do instrumento, segundo Straub *et al* (2004), deve preceder as demais validações estatísticas pois aumenta a confiabilidade de que o instrumento estará medindo o

conteúdo certo. Para tanto, o desenvolvimento do instrumento de coleta de dados desta etapa e sua respectiva validação seguiu os passos previstos por Koufteros (1999), conforme Figura 7.

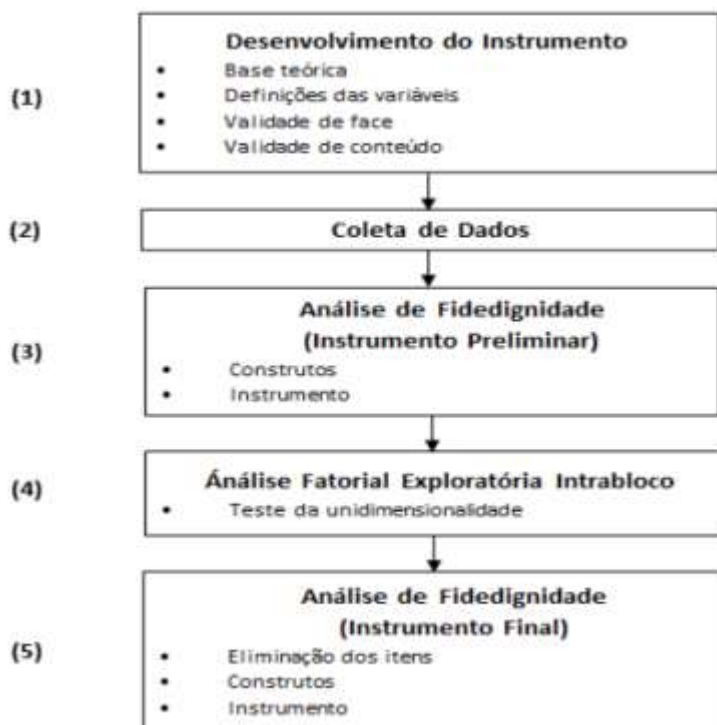


Figura 7: Etapas para desenvolvimento e validação do instrumento do pré-teste
Fonte: Koufteros (1999)

Conforme Figura 7, o **embasamento teórico** é o que sustentará a interpretação dos resultados dos dados (Marconi & Lakatos, 2004), para tanto buscou-se na literatura os estudos e os instrumentos de estudos que utilizaram o modelo TOE associados a adoção de *analytics*, conforme tratado na seção de referencial teórico deste projeto. Inicialmente os construtos utilizados por esses estudos foram tabulados a fim de ter uma visão completa de todos os construtos utilizados por essa revisão de literatura. Com isso, cada construto foi analisado frente ao contexto desta pesquisa de adoção de *business analytics* na contabilidade para fazer-se a seleção dos construtos que seriam utilizados no modelo desta pesquisa. Portanto, todos os itens e construtos foram obtidos por meio de pesquisa na literatura, tendo por base outras pesquisas de temática semelhante e com a mesma lente teórica do TOE.

A **validade de conteúdo** avalia o quão bem os itens representam o construto e a validade de face avalia quando um dos conceitos abordados é obviamente mais pertinente ao significado do conceito do que ao significado de outro conceito (Hair *et al*, 2009; Straub *et al*, 2004). Os itens do questionário foram avaliados por quatro especialistas, todos com graduação em contabilidade, mestrado em contabilidade ou administração, sendo três doutores em administração na área de gestão de sistemas e tecnologia da informação. Dois

especialistas fizeram sugestões de ajustes em quatro itens e as alterações sugeridas foram realizadas.

Com isso, obteve-se a versão final do questionário para a realização do pré-teste, conforme Apêndice A. O questionário subdivide-se em três seções, sendo a primeira seção relativa ao perfil dos respondentes, a segunda seção trata do perfil da organização de atuação dos respondentes e a última seção relativa aos itens dos construtos do modelo de pesquisa. A escala utilizada na última seção é escala Likert de 7 pontos (Engel & Schutt, 2013), variando de discordo totalmente à concordo totalmente.

Segundo Straub *et al* (2004) o **pré-teste** é um teste preliminar do instrumento que pode ser útil para estabelecer qualitativamente a confiabilidade, validade do construto e validade de conteúdo das medidas. O pré-teste é conduzido para detectar pontos fracos no instrumento, consistindo na aplicação com uma amostra pequena, e permite identificar e alterar perguntas confusas ou estranhas que se não vistas a tempo podem causar problemas posteriores na pesquisa (Cooper & Schindler, 2014). As análises estatísticas do pré-teste estão descritas no Apêndice B e importa evidenciar que o instrumento de coleta de dados não sofreu alteração.

Como técnica de análise de dados foi escolhida a abordagem de mínimos quadrados parciais em modelagem de equações estruturais (PLS-SEM), combinada com SPSS. Segundo Lai *et al* (2018) o uso de PLS-SEM apresenta vantagens únicas ao encontrar uma situação especial de pesquisa. Dentre estas vantagens destaca-se: (i) qualidade da avaliação do modelo de mensuração tanto para construtos reflexivos quanto formativos (Hair *et al*, 2016), (ii) não necessita de distribuição normal dos dados e mantém a robustez estatística mesmo diante de pequenas amostras (Wong, 2013) e (iii) uso quando se deseja avaliar modelos preditivos e nesta etapa deseja-se avaliar a capacidade preditiva dos construtos dos contextos tecnológico, organizacional e ambiental na intenção para adotar BA.

Além das análises padronizadas indicadas na literatura, também foram realizadas algumas análises adicionais multi-grupo a fim de explorar analiticamente os subconjuntos da amostra e avaliar se estes afetam os índices de confiabilidade e validade e de que forma. Para tanto são usados alguns itens do tipo nominal incluídos no questionário, como por exemplo: (i) subamostra conhece/não conhece previamente BA; (ii) subamostra por setor de atuação; (iii) subamostra por área contábil, (iv) subamostra por porte da organização e (v) subamostra pelo perfil da equipe de TI.

Para fins de validação são seguidos os procedimentos indicados pelos autores Hair *et al* (2016) e Podsakoff *et al* (2003), conforme sintetizado na Figura 8.

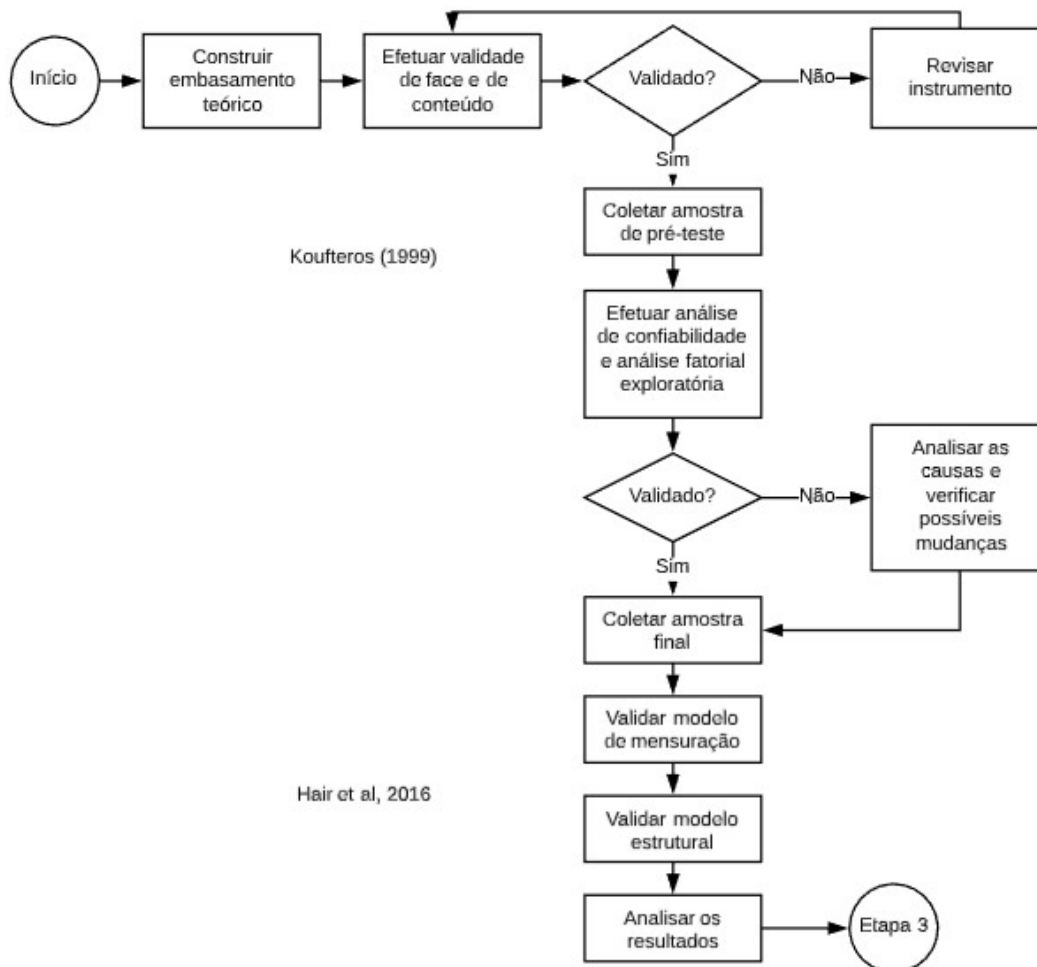


Figura 8: Fluxo do processo das validações do modelo quantitativo
 Fonte: elaborada pela autora (2020)

A partir da Figura 8, tem-se uma visão geral de todas as validações executadas neste estudo, tanto na etapa de pré-teste quanto após a coleta de dados definitiva. As validações que foram executadas após a coleta de dados final – modelo de mensuração e modelo estrutural - encontram-se detalhadas no Apêndice C e o instrumento de coleta de dados devidamente validado no pré-teste e que não sofreu alterações para a coleta definitiva, permanece o mesmo já apresentado no Apêndice A.

Por tratar-se de dados primários foi utilizado o cálculo de fator único de Harman (Podsakoff *et al*, 2003) para avaliar o potencial de viés do método comum. Para as validações do modelo de mensuração e do modelo estrutural foram seguidos os procedimentos indicados por Hair *et al* (2016). Os procedimentos de rigor adotados nesta etapa do estudo foram: (i) desenvolvimento do instrumento conforme o estudo de Koufteros (1999) enfatizando o embasamento teórico, validação com especialistas e análises estatísticas da amostra de pré-teste, (ii) transparência do propósito da pesquisa através da formalização no início do

questionário, (iii) confidencialidade dos respondentes, (iv) validações do modelo de mensuração e estrutural conforme Hair *et al* (2016) e (v) uso do software SMARTPLS amplamente difundido entre os pesquisadores que adotam abordagens quantitativas e análise de dados por PLS-SEM (Hair *et al*, 2016).

3.3.2 Etapa qualitativa

As unidades de análises desta etapa foram profissionais de contabilidade, selecionados por critério de conveniência e buscando representar heterogeneidade similar a dos respondentes da etapa quantitativa.

A técnica de coleta de dados escolhida foi a entrevista semi-estruturada por ser uma técnica muito apropriada na pesquisa social que busca a obtenção de informações do entrevistado sobre determinado assunto ou problema por meio de uma conversação e de questionamentos realizados de maneira metódica, permitindo o aprofundamento necessário para a pesquisa (Marconi & Lakatos, 2004). Neste estudo a entrevista foi guiada por uma relação de pontos de interesse do pesquisador a partir da análise dos dados quantitativos. Importante destacar que todas as entrevistas foram gravadas mediante autorização prévia dos participantes. Este procedimento visa garantir que nenhuma informação se perca durante a coleta de dados. O roteiro de entrevista foi desenvolvido com base na revisão da literatura e nos achados da etapa quantitativa, sendo o mesmo validado por um pesquisador experiente na área de sistemas de informações e contabilidade. O instrumento está apresentado no Apêndice D. Ao total foram realizadas seis entrevistas, todas com profissionais tendo no mínimo graduação em ciências contábeis e o perfil dos respondentes é apresentado no Quadro 6.

| Entr | Tempo (min) | Cargo atual | Tempo de experiência profissional | Área contábil de atuação | Quanto ao BA? | Setor de atividade econômica | Porte da organização | Perfil da equipe de TI |
|------|-------------|-------------------------------|-----------------------------------|--|-------------------|---|----------------------|------------------------|
| 1 | 35 | professora | 5 anos | docência e contabilidade gerencial | conhece e não usa | público-educação | grande porte | estratégico |
| 2 | 45 | contadora | 6 anos | contabilidade financeira, tributária e gerencial | não conhece | escritório contábil | pequeno porte | operacional |
| 3 | 60 | professora | 4 anos | docência | conhece e não usa | público-educação | grande porte | estratégico |
| 4 | 35 | analista de custos | 9 anos | contabilidade gerencial e financeira | conhece e não usa | indústria de papel | grande porte | operacional |
| 5 | 60 | professora | 8 anos | contabilidade financeira, gerencial e tributária | conhece e não usa | público-educação | grande porte | estratégico |
| 6 | 50 | especialista em controladoria | 10 anos | contabilidade gerencial | conhece e usa | prestação de serviços em marketing e tecnologia | médio porte | operacional |

Quadro 6: Perfil dos entrevistados
Fonte: elaborado pela autora (2021)

A técnica de análise dos dados adotada foi a técnica de análise de conteúdo com codificação hierárquica (*hierarchical coding*) (Krippendorff, 2018). Segundo Krippendorff (2018) esta técnica permite ao pesquisador fazer inferências **replicáveis** e **válidas** para os contextos de seu uso. Por meio da aplicação da codificação hierárquica pretendeu-se enriquecer a abordagem exploratória desta pesquisa. Como ferramenta de apoio foi utilizado o software NVivo versão 1.3 auxiliando na interpretação e tratamento dos dados tendo por base as transcrições de todas as entrevistas que foram importadas previamente à etapa de codificação. A codificação utilizada foi híbrida, tendo em vista que os códigos iniciais e finais foram definidos *a priori* da coleta dos dados com abordagem *theory driven* utilizando os fatores do modelo TOE aplicados no modelo de pesquisa quantitativo. À medida que os dados foram sendo explorados, identificou-se a presença de outros fatores existentes na literatura abordados no referencial teórico deste estudo, mas também foram identificados e inseridos novos fatores *a posteriori* com abordagem *data driven*. O codebook utilizado está descrito no Apêndice E, sendo considerado um elemento de rigor deste estudo, contendo detalhes da codificação desenvolvida tais como quantidade de códigos, descrição das categorias e temas, conforme indicado por Tong *et al* (2007).

3.4 RESULTADOS

Nesta seção são apresentados os resultados da análise de dados quantitativa, qualitativa e a interpretação de toda a análise, pois conforme Venkatesh *et al* (2013) o principal objetivo de um estudo de métodos mistos é combinar o resultado dos dois métodos e enriquecer a análise final apresentando as meta-inferências.

3.4.1 Resultados da fase 1 – estudo quantitativo

Como no pré-teste alguns itens obtiveram valores inferiores ao indicado, optou-se por repetir os testes da análise fatorial exploratória calculada no PASW Statistics 18 para a amostra final. Então primeiramente foi realizada a análise de confiabilidade do instrumento e de seus fatores utilizando o coeficiente Alfa de Cronbach e a Confiabilidade Composta (*Composite Reliability-CR*), buscando medir a consistência interna do instrumento. O valor do Alfa de Cronbach e da Confiabilidade Composta deve ser maior que 0,70 (Hair et al, 2014). A Tabela 1 abaixo evidencia os valores de Alfa Cronbach e CR para os construtos desta pesquisa, bem como a quantidade de itens de cada construto.

| Construtos | Alfa de Cronbach | Confiabilidade Composta (CR) | Quantidade de Itens |
|-----------------------------|------------------|------------------------------|---------------------|
| Complexidade | 0,663 | 0,775 | 3 |
| Vantagem relativa | 0,900 | 0,930 | 4 |
| Suporte da administração | 0,938 | 0,960 | 3 |
| Capacidade tecnológica | 0,875 | 0,909 | 5 |
| Pressão competitiva | 0,706 | 0,872 | 2 |
| Suporte externo | 0,885 | 0,929 | 3 |
| Intenção para adotar BA | 0,914 | 0,946 | 3 |
| Total do instrumento | 0,879 | | 23 |

Tabela 1: Alfa de Cronbach e Confiabilidade Composta da amostra final
Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2021)

A partir da Tabela 1, observa-se que todos os construtos, exceto Complexidade, alcançaram o Alfa de Cronbach e a confiabilidade composta maior que 0,7. Quanto ao construto Complexidade, observou-se que ao excluir o item C1 o Alfa de Cronbach obtido é de 0,763 e a CR é de 0,890.

A Análise Fatorial Exploratória (AFE) analisa a unidimensionalidade dentro do conjunto de itens de cada fator verificando se os itens de determinado fator convergem de forma a demonstrar que estes estão associados (Hair et al., 2018). Foram utilizados dois testes

para verificar a adequação dos dados para a realização da análise fatorial: Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) e teste de esfericidade de Bartlett. Valores acima de 0,5 no teste KMO indicam que a análise fatorial é aceitável e para o teste de esfericidade de Bartlett verifica se a amostra é significativa se possui valor de p inferior a 0,05 (Hair, Anderson, & Tatham, 1987). Para a amostra final o KMO obtido foi de 0,824 e o valor de p obtido foi 0,000. Logo, a amostra é adequada para a aplicação de análise fatorial, pois o KMO foi superior a 0,5 e o Teste de Bartlett mostrou que a amostra é significativa. A partir daí, realizou-se a Análise Fatorial Exploratória, avaliando se o valor mínimo dos itens era de 0,40 (Koufteros, 1999; Lewis & Byrd, 2003), conforme Tabela 2.

| CONSTRUTOS | ITENS | AFE | CONSTRUTOS | ITENS | AFE | CONSTRUTOS | ITENS | AFE |
|-------------------|-------|------|--------------------------|-------|------|-----------------------|-------|------|
| Complexidade | C1 | ,493 | Suporte da administração | SA1 | ,898 | Pressão Competitiva | PC1 | ,722 |
| | C2 | ,881 | | SA2 | ,869 | | PC2 | ,685 |
| | C3 | ,799 | | SA3 | ,861 | Suporte Externo | SE1 | ,804 |
| Vantagem Relativa | VR1 | ,797 | Capacidade Tecnológica | CT1 | ,730 | | SE2 | ,804 |
| | VR2 | ,842 | | CT2 | ,688 | | SE3 | ,829 |
| | VR3 | ,910 | | CT3 | ,771 | Intenção de adotar BA | BA1 | ,762 |
| | VR4 | ,818 | | CT4 | ,841 | | BA2 | ,835 |
| | | CT5 | | ,855 | BA3 | | ,765 | |

Tabela 2: AFE da amostra final

Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2021)

Como se observa na Tabela 2 acima, os valores das cargas fatoriais obtidas pelas AFE são maiores que o valor mínimo de 0,40 para todos os itens do modelo. Contudo, analisando-se as cargas internas dos itens tem-se que o item C1 e CT2 possuem *outer loadings* 0,319 e 0,679 respectivamente. Diante disso, optou-se por excluí-los da versão final do modelo. O item C1 questionou se “O uso de BA exige muito esforço mental” e o item CT2 se “Os bancos de dados dentro de nossa empresa estão disponíveis para uso”. Pode-se inferir que talvez os itens não estivessem suficientemente claros para os respondentes.

Por tratar-se de dados primários foi utilizado o cálculo de **fator único de Harman** (Podsakoff *et al*, 2003) para avaliar o potencial de viés do método comum. O resultado apresentou um fator de **31,53%** indicando ausência de problemas de viés de método comum visto que o valor de referência deve ser menor que 50%.

Quanto ao **modelo de mensuração**, foram feitas as seguintes validações: (i) **consistência interna** que “avalia a consistência entre as variáveis em uma escala múltipla” (Hair *et al*, 2009, p. 126). Para tanto foram usados o Alfa de Cronbach que fornece uma estimativa da confiabilidade com base nas intercorrelações das variáveis indicadoras observadas, devendo ser $> 0,7$ e a confiabilidade composta (*composite reliability*-CR) que

leva em consideração as diferentes cargas externas das variáveis indicadoras, devendo ser $> 0,7$ (Hair *et al*, 2014), (ii) **validade convergente** que “avalia o grau em que duas medidas do mesmo conceito estão correlacionadas” (Hair *et al*, 2009, p. 126), medida pela cargas internas dos indicadores (*outer loadings*) considerando que altas cargas externas em uma construção indicam que os indicadores têm muito em comum, o que é captado pelo construto, devendo ser $> 0,7$ (Hair *et al*, 2014) e pela variância média extraída (AVE), devendo ser $> 0,5$ (Hair *et al*, 2014) e (iii) **validade discriminante** que “é o grau em que um construto é verdadeiramente diferente dos demais” (Hair *et al*, 2009, p. 592), pelo critério de Fornell e Larcker sendo que a raiz quadrada do AVE de cada construto deve ser maior do que sua maior correlação com qualquer outro construto (Hair *et al*, 2014). Os resultados das validações do modelo de mensuração são apresentados na Tabela 3.

| Construtos | Itens | Outer Loadings | Alpha de Cronbach | CR | AVE |
|--------------------------|--------------|-----------------------|--------------------------|-----------|------------|
| Complexidade | | | 0,763 | 0,890 | 0,803 |
| | C2 | 0,852 | | | |
| | C3 | 0,938 | | | |
| Vantagem Relativa | | | 0,900 | 0,930 | 0,768 |
| | VR1 | 0,888 | | | |
| | VR2 | 0,903 | | | |
| | VR3 | 0,904 | | | |
| | VR4 | 0,807 | | | |
| Suporte da Administração | | | 0,938 | 0,960 | 0,890 |
| | SA1 | 0,945 | | | |
| | SA2 | 0,949 | | | |
| | SA3 | 0,936 | | | |
| Capacidade Tecnológica | | | 0,876 | 0,916 | 0,732 |
| | CT1 | 0,775 | | | |
| | CT3 | 0,804 | | | |
| | CT4 | 0,914 | | | |
| | CT5 | 0,921 | | | |
| Pressão Competitiva | | | 0,706 | 0,872 | 0,773 |
| | PC1 | 0,864 | | | |
| | PC2 | 0,893 | | | |
| Suporte Externo | | | 0,885 | 0,929 | 0,813 |
| | SE1 | 0,898 | | | |
| | SE2 | 0,916 | | | |
| | SE3 | 0,891 | | | |
| Intenção para adotar BA | | | 0,914 | 0,946 | 0,854 |
| | BA1 | 0,936 | | | |
| | BA2 | 0,959 | | | |
| | BA3 | 0,875 | | | |
| Geral | | | 0,879 | | |

Tabela 3: Análise de confiabilidade e validade do modelo de mensuração
Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2021)

A partir da Tabela 3, pode-se observar que os valores de referência do Alfa de Cronbach, confiabilidade composta (CR), variância média extraída (AVE) e as cargas internas dos itens foram satisfeitos indicando a confiabilidade interna e validade convergente do

modelo de mensuração. Esse resultado foi obtido após a exclusão de dois itens do modelo: C1 e CT2, respectivamente do construto Complexidade e Capacidade Tecnológica. Observa-se também que o Alfa de Cronbach geral é de **0,879** também conforme indicado por Hair *et al* (2016) acima de 0,7.

Considerando que o modelo atingiu valores satisfatórios para os critérios de confiabilidade e validade convergente, realizou-se a análise de validade discriminante conforme apresentada na Tabela 4.

| Construtos | BA | COMPL | CT | PC | SA | SE | VR |
|-------------------------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| Intenção para adotar BA (BA) | 0.924 | | | | | | |
| Complexidade (COMPL) | -0.351 | 0.896 | | | | | |
| Capacidade tecnológica (CT) | 0.373 | -0.228 | 0.856 | | | | |
| Pressão competitiva (PC) | 0.513 | -0.168 | 0.342 | 0.879 | | | |
| Suporte da administração (SA) | 0.452 | -0.268 | 0.343 | 0.401 | 0.943 | | |
| Suporte externo (SE) | 0.576 | -0.149 | 0.422 | 0.555 | 0.342 | 0.902 | |
| Vantagem Relativa (VR) | 0.384 | -0.191 | 0.332 | 0.323 | 0.386 | 0.178 | 0.876 |

Tabela 4: Validade discriminante do modelo

Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2021)

Conforme Tabela 4, observa-se que a validade discriminante foi satisfeita pois a raiz quadrada da AVE de cada construto é maior do que a correlação entre os fatores.

Quanto ao modelo estrutural foram feitas as validações seguindo as recomendações de Hair *et al* (2016), começando pela análise da colinearidade que é expressão da relação entre os itens medida pelo **Fator de Inflação de Variância (variance inflate fator - VIF)**, devendo este ficar entre 0,20 e 5 (Hair *et al*, 2016). Todos os fatores do modelo ficaram dentro desta faixa de valores de referência, variando entre **1.108 e 1.627**, indicando que os resultados não foram afetados negativamente pela colinearidade.

O próximo passo foi avaliar os **coeficientes de caminho** que representam as relações hipotetizadas entre os construtos (Hair *et al*, 2016), sendo que os valores de “t” representam a relação entre os valores originais dos dados e aqueles obtidos pela técnica de reamostragem (bootstrapping com 5000 amostras), sendo os valores “t” críticos para um teste bicaudal são 1,65 (nível de significância = 10%), 1,96 (nível de significância = 5%) e 2,57 (nível de significância = 1%), bem como o **p-value** deve ser menor que 0,10 (nível de significância = 10%), 0,05 (nível de significância = 5%) ou 0,01 (nível de significância = 1%) (Hair *et al.*, 2016). O resultado do teste das hipóteses do modelo estrutural é apresentado na Tabela 5.

| Hipótese | Caminho Hipotetizado | Coefficiente do caminho | Estatística T | p-value | Evidência empírica |
|----------|----------------------|-------------------------|---------------|---------|--------------------|
| H1 | COMPL->BA | -0.196 | 3.075 | 0.002 | Suportada |
| H2 | VR->BA | 0.173 | 2.625 | 0.009 | Suportada |
| H3 | SA->BA | 0.137 | 1.518 | 0.129 | Não Suportada |
| H4 | CT->BA | 0.011 | 0.156 | 0.876 | Não Suportada |
| H5 | PC->BA | 0.155 | 1.741 | 0.082 | Não Suportada |
| H6 | SE->BA | 0.379 | 4.451 | 0.000 | Suportada |

Tabela 5: Teste de hipóteses

Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2021)

Conforme Tabela 5, observa-se que as hipóteses H1, H2 e H6 foram suportadas com nível de significância $< 0,01\%$, indicando respectivamente que a complexidade impacta negativamente a intenção para adotar BA e vantagem relativa e suporte externo impactam positivamente a intenção para adotar BA. Já as hipóteses H3, H4 e H5 não foram suportadas, indicando estatisticamente que o suporte da administração, capacidade tecnológica e pressão competitiva não impactam a intenção para adotar BA. Quanto ao suporte da administração não ter efeito significativo na intenção de adoção de BA na contabilidade (H3) uma possibilidade pode ser a falta de entendimento das possibilidades que o BA pode oferecer para o contexto de uso (Lai *et al*, 2018). Para a H4-capacidade tecnológica não ter efeito significativo na intenção para adoção de BA na contabilidade, os autores Lai *et al* (2018) que também tiveram essa hipótese rejeitada apontam duas possíveis causas: (i) as organizações podem contratar suporte externo para suprir a falta de capacidade tecnológica interna e (ii) falta de familiaridade com a nova tecnologia não sabendo como aproveitar e operar, nem que recursos são necessários. Já a pressão competitiva ter sido rejeitada não foi encontrado na literatura estudos com resultados semelhantes. Essas relações não suportadas foram objeto de intensa exploração na etapa qualitativa deste estudo que será apresentada na próxima subseção.

A terceira avaliação do modelo estrutural é o **coeficiente de determinação (R²)** que mede a acuracidade preditiva do modelo (Hair *et al*, 2009). O **R²** representa a porcentagem de variação na resposta que é explicada pelo modelo (Hair *et al*, 2016), assim sendo valores de 0,75, 0,50 ou 0,25 para os construtos endógenos podem ser descritos como, respectivamente, substanciais, moderados e fracos (Hair *et al*, 2016). A Figura 9 apresenta este resultado.

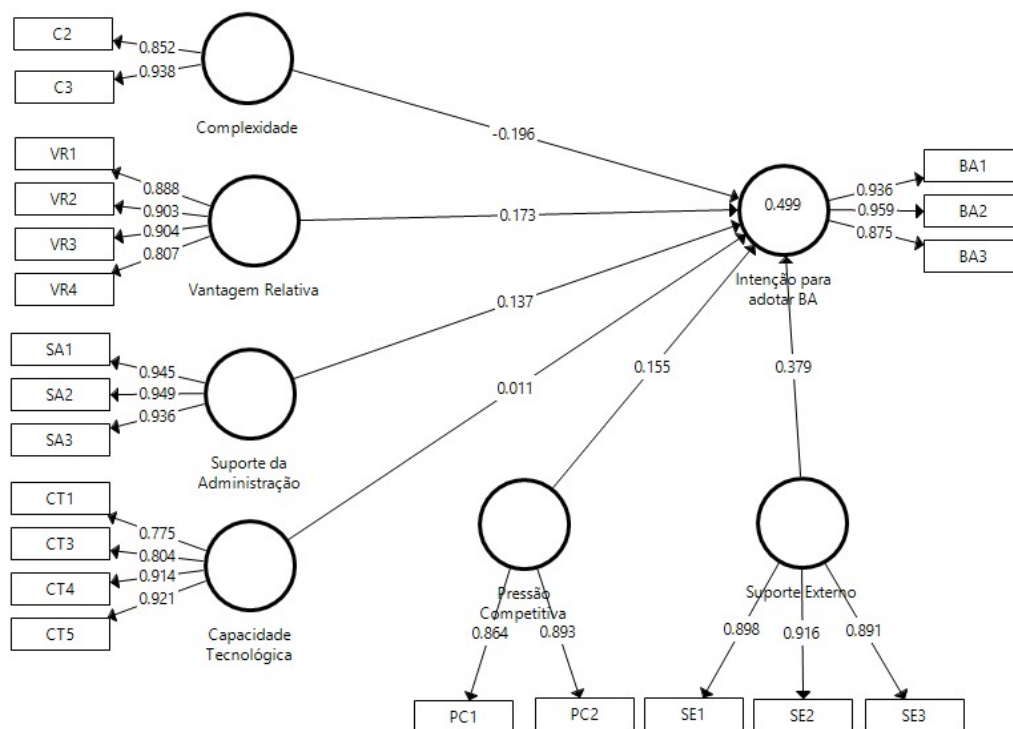


Figura 9: Resultado do modelo estrutural
 Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2021)

Conforme Figura 9, observa-se que este modelo explica **49,9%** ($R^2=0.499$) da intenção para adotar BA na contabilidade, classificando-se de fraco a moderado. Complementarmente, o **tamanho do efeito f^2** avalia a contribuição de uma variável exógena para o valor de R^2 de uma variável latente endógena (Hair *et al*, 2016) e segundo Cohen (1988) as diretrizes para avaliar f^2 são que os valores de 0,02, 0,15 e 0,35, que respectivamente representam pequenos, médios e grandes efeitos. A Tabela 6 apresenta os valores de f^2 deste estudo.

| Hipótese | Caminho Hipotetizado | Tamanho do efeito (f^2) | Análise do f^2 de Cohen |
|----------|----------------------|-----------------------------|---------------------------|
| H1 | COMPL->BA | 0,069 | Pequeno efeito |
| H2 | VR->BA | 0,046 | Pequeno efeito |
| H3 | SA->BA | 0,027 | Pequeno efeito |
| H4 | CT->BA | 0,000 | Sem efeito |
| H5 | PC->BA | 0,029 | Pequeno efeito |
| H6 | SE->BA | 0,177 | Médio efeito |

Tabela 6: Análise do tamanho do efeito f^2
 Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2021)

Conforme Tabela 6, observa-se que somente o construto suporte externo (SE) teve médio efeito na intenção para adotar BA (BA).

E como última etapa indicada por Hair *et al* (2016) verificou-se a relevância preditiva do modelo utilizando o indicador **Q2 de Stone-Geisser** que é estimado pelo procedimento *blindfolding* e representa uma medida de quão bem o modelo de caminho pode prever os valores originalmente observados, devendo ser > 0 (Hair *et al*, 2016). O Q2 apurado de **0,407** indica a relevância preditiva do modelo. Com base na análise dos resultados, evidencia-se que este modelo explica 49,9% da intenção para adotar BA na contabilidade, tendo o fator suporte externo a maior contribuição. Esse resultado corrobora com os achados de Caldeira (1998) de que o suporte externo é importante principalmente para organizações de pequeno porte.

Com o objetivo de aprofundar a análise quantitativa do estudo, foram feitas análises multi-grupos (MGA) com apoio do SmartPLS buscando comparar vários grupos de entrevistados, que segundo Hair *et al* (2016) permitem testar se existem diferenças estatisticamente significativas entre grupos distintos de dados para um mesmo modelo sendo benéfico tanto para perspectiva prática quanto teórica. Foram verificadas as variáveis categóricas do questionário que pudessem formar grupos atendendo aos requisitos mínimos de “rule of thumbs” (Hair *et al*, 2016, p. 250). Diante disso, os seguintes subgrupos foram formados: (i) conhece BA e não conhece BA (perfil do respondente), (ii) sem TI ou TI operacional e TI gerencial ou estratégica (perfil da organização) e (iii) pequeno, médio ou grande porte (perfil da organização). A Tabela 7 apresenta as hipóteses que apresentaram diferenças.

| Hipóteses | Caminho Hipotetizado | Supportada | Não Supportada |
|-----------|----------------------|---|--|
| | | Não conhece BA Sem equipe TI ou TI Operacional | Conhece BA TI Gerencial ou Estratégica Médio Porte ou Grande Porte |
| H1 | COMPL->BA | Pequeno Porte | Porte |
| H2 | VR->BA | Conhece BA | Não conhece BA |
| H4 | CT->BA | Sem equipe TI ou TI Operacional | TI Gerencial ou Estratégica Sem equipe TI ou TI Operacional |
| H5 | PC->BA | TI Gerencial ou Estratégica | Operacional |
| H6 | SE->BA | Pequeno Porte | Médio Porte |

Tabela 7: Análise das MGA

Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2021)

Com base na Tabela 7, observa-se que a hipótese COMPL->BA foi a que mais apresentou diferenças entre os grupos analisados, verificando-se que a mesma não foi suportada nos grupos formados pelos respondentes que conhecem BA, possuem equipe de TI

com atividades gerenciais e estratégicas e de médio e grande porte. A hipótese VR->BA não foi suportada no grupo dos respondentes que não conhecem BA. Já a hipótese CT->BA não foi suportada para os respondentes cujas organizações possuem equipe TI com papel gerencial ou estratégico. Já para os respondentes de organizações sem estrutura de TI, a hipótese PC->BA não foi suportada. Por fim a hipótese SE->BA não foi suportada para os respondentes de organizações de médio porte. A única hipótese que não gerou diferença significativa entre esses grupos não sendo suportada foi SA->BA. Essas diferenças serão exploradas na fase seguinte de abordagem qualitativa buscando melhor entendimento.

A partir da Tabela 7, infere-se que: **algumas variáveis categóricas possuem efeito moderador**, permitindo a elaboração de hipóteses complementares ao modelo proposto inicialmente, sendo elas:

H1a: O conhecimento prévio de BA modera a relação da complexidade com a intenção para adotar BA;

H1b: O perfil da equipe de TI modera a relação da complexidade com a intenção para adotar BA;

H1c: O porte da organização modera a relação da complexidade com a intenção para adotar BA;

H2a: O conhecimento prévio de BA modera a relação da vantagem relativa com a intenção para adotar BA;

H4a: O perfil da equipe de TI modera a relação da capacidade tecnológica com a intenção para adotar BA;

H5a: O perfil da equipe de TI modera a relação da pressão competitiva com a intenção para adotar BA;

H6a: O porte da organização modera a relação do suporte externo com a intenção para adotar BA.

A próxima subseção apresenta a análise dos resultados qualitativos.

3.4.2 Resultados da fase 2 – estudo qualitativo

O objetivo da análise de dados desta etapa foi complementar e explicar os resultados encontrados na etapa quantitativa anterior através da obtenção de visões diferentes do mesmo fenômeno: quais fatores impactam a intenção de adotar BA na contabilidade.

Quanto ao **contexto tecnológico**, segundo os respondentes a **complexidade pode impactar negativamente a intenção de adotar BA sob certas condições**. Foi destacado o efeito moderador do perfil da equipe interna de TI, que se a mesma já possui familiaridade com a ferramenta e trabalhar em conjunto com a área contábil na implantação e suporte, contribuirá para diminuir a complexidade percebida pelo profissional contábil. Outro efeito moderador observado foi quanto ao conhecimento prévio e porte da empresa, conforme

destaca o ENTR6: “Se eu não conheço o BA, não tenho TI, eu sou uma empresa de pequeno porte, então faz sentido a complexidade ser impactada, porque é a primeira vez que estou pensando nisso”. Outro aspecto apontado é em qual etapa de um projeto de adoção a contabilidade será envolvida, visto que as etapas iniciais de escolha e preparação dos dados exigiriam maior esforço mental dos profissionais de contabilidade do que se assumirem um papel de usuários finais da aplicação, conforme destacou ENTR1: “O profissional contábil tem que saber o que quer de informação desse BA e isso exige um pouco de esforço mental, de parada, de reflexão que, às vezes, na correria do dia a dia a gente não está acostumado”.

Quanto a **vantagem relativa**, todos os respondentes apontam como principais vantagens para a área contábil na adoção do BA, a oportunidade de executar melhores análises gerenciais, com mais agilidade e robustez a partir dos insights gerados pelos dados, impactando na melhor prestação de serviço tanto para os usuários internos da informação contábil, quanto para os clientes externos no caso de terceirização da contabilidade. ENTR3 reforça o aspecto das análises gerenciais: “Tem muito como contribuir com as atividades da contabilidade, não só relacionado com essas questões mais operacionais, mas voltadas para insights para redução de custos, ou para questões de precificação, mas também pode impactar positivamente e pode auxiliar muito nas questões gerenciais” e ENTR2 destaca o benefício na prestação de serviço em “BA com certeza deve trazer o incremento de receita inclusive”. Logo, infere-se que: **a adoção de BA permite à contabilidade melhorar a prestação de serviços tanto para clientes internos quanto clientes externos.**

O **custo para adoção** foi apontado pelos respondentes como um fator que pode impactar negativamente a intenção para adotar BA, corroborando com a pesquisa de Wang *et al* (2016). Segundo Yadegaridehkordi *et al* (2020) o custo para adoção contempla os investimentos em hardware, software, contratação de profissionais com competência analíticas e treinamento. Outro fator que surgiu como potencial fator de impacto positivo na intenção de adoção foi a **observabilidade**, que se refere às características da inovação tecnológica sendo percebidas como benéficas depois de observar como outras organizações as usam (Sun *et al*, 2008). Nesse sentido, ENTR4 argumentou: “Eu acredito que seria muito bom que tivesse mais casos de sucesso, muito mais divulgados entre as empresas para que desse para o profissional da contabilidade essa segurança”. Por fim, o último aspecto destacado por um dos respondentes como fator que pode impactar na adoção foi a **confiança** nos resultados apresentados pelo BA, no entendimento que o profissional contábil precisa ter sobre como a ferramenta explora os dados e chega em determinados valores. Essa tensão

ocasionada pela automação de determinadas análises e a possibilidade de uso de maior volume de dados e de fontes externas foi destacada por Knudsen (2020).

Quanto ao **contexto organizacional**, os respondentes elegeram como um fator muito importante que impacta positivamente a adoção de BA na contabilidade o **suporte da administração**. Conforme ENTR3: “Não só impacta, mas talvez seja fundamental. Não só o apoio para a adoção, mas também providenciar as ferramentas e as competências necessárias para esse processo” e ENTR6: “Eu acho que é o principal fator que impacta na decisão de adotar ou não. Eu acho que é bem aquela coisa: quem é meu cliente. O nosso [contabilidade] principal cliente ele sempre vai ser a alta administração, então é o principal impacto”. Esses argumentos vão ao encontro de diversos estudos sobre adoção de BA independente do segmento, do porte e localização das organizações (Li *et al*, 2018; Yadegaridehkordi *et al*, 2020; Bhatiasevi & Naglis, 2020; Sun *et al*, 2018; Ramanathan *et al*, 2017; Lai *et al*, 2018). Entretanto, como este fator foi rejeitado no estudo quantitativo, buscou-se explorar junto aos respondentes possíveis motivos para este resultado. Dentre as possíveis causas, destacou-se que a alta administração tende a priorizar o apoio aos projetos de BA nos principais processos de negócio da empresa, onde o retorno possa ser mais rápido. Outra possível causa levantada é o distanciamento entre a alta administração e a área contábil.

Nesse sentido, os respondentes destacaram um fator que pode impactar a intenção de adoção do BA, aqui denominado **posicionamento contábil**. Segundo os respondentes são aspectos relacionados a forma como a função contábil é vista pela alta administração e seus pares: estratégica ou operacional, e também diz respeito a como os próprios profissionais de contabilidade se posicionam dentro das organizações. Exemplos desse elemento seguem: (i) “Acho que depende um pouco da cultura da empresa, do quanto ela vê a contabilidade assim, porque por vezes, a contabilidade pode ser só aquela que registra o balanço, que faz o básico. Por vezes pode ser a contabilidade que auxilia de fato na tomada de decisão que está condizente com os padrões atuais contábeis, com CPC’s, então acho que depende desse envolvimento também, do quanto contabilidade é importante para o negócio” (ENTR5) e (ii) “Mostra a tendência da contabilidade ser uma bolha às vezes, um mundo a parte” (ENTR1). Por fim, ENTR3 argumentou que dependendo da subárea contábil, se forem áreas com perfil mais gerencial podem receber maior apoio da administração para a adoção do BA. Logo, infere-se que esse direcionador **posicionamento contábil poderia até atuar como um fator moderador no modelo**.

Outro fator explorado nas entrevistas foi a **capacidade tecnológica**. Para os profissionais entrevistados a capacidade tecnológica impacta positivamente a intenção de

adotar BA, pois é a “base necessária para a implantação – é a fundação” (ENTR1). Reforçam que ter uma estrutura e equipe de TI disponível facilita a intenção de adoção na contabilidade, por já conhecer a estrutura da empresa e disseminar a cultura de análise de dados. Quando questionados das possíveis causas da hipótese não ter sido suportada no estudo quantitativo, no geral atribuíram a: (i) possibilidade de contratação externa corroborando com o estudo de Lai *et al* (2018), (ii) dificuldades de acesso ou destruturação das bases de dados para uso.

Também observou-se a evidência da importância do fator **eficácia da mudança**, diferente do estudo de Yadegaridehkordi *et al* (2020) onde o mesmo não foi significativo. Segundo Weiner *et al* (2008) a eficácia da mudança é a medida em que os membros da organização estão psicológica e comportamentalmente preparados para implementar a mudança organizacional. Neste sentido pode-se observar alguns dados coletados que corroboram para esse fator: (i) “Às vezes é muito cômodo, estão muito acostumados, não param para pensar nesse sentido estratégico do modelo de negócio, tá lucrando, tá dando certo, eles não veem a tecnologia muitas vezes como uma ameaça” (ENTR1), (ii) “Porque a questão do novo, o pessoal fica com medo” (ENTR2) e (iii) “Eu acho que é muito mais uma percepção, eu digo mais nessa visão de escritórios contábeis, é aquela coisa: a minha operação ela continua sem mudança nenhuma, mas eu estou mostrando que eu estou me atualizando em tecnologia no que eu mostro lá para a camada de cima, enquanto na camada de baixo ainda continua o mesmo feijão com arroz” (ENTR6). Logo, infere-se que: **há alguns perfis de profissionais de contabilidade com maior dificuldade em implementar mudanças por questões comportamentais (softskills).**

Ainda como fator organizacional foi apontado o **tamanho da organização**. Esse fator vem ao encontro dos autores Zhu *et al* (2006) pois no geral empresas de maior porte possuem maiores capacidades de investimento e infraestrutura e são abertas a correr mais riscos diante de inovações tecnológicas. Por fim o último fator levantado por um entrevistado foi a **disponibilidade de tempo**, argumentando que em cenários onde o setor contábil esteja sobrecarregado e por vezes com dificuldade de cumprir os prazos normais, diminuirá a intenção de adotar inovações tecnológicas.

Quanto ao **contexto ambiental**, o primeiro fator explorado nas entrevistas foi a **pressão competitiva**. No geral os respondentes não percebem que atualmente haja uma tensão na área contábil pressionando a intenção de adoção de BA e justificam por ser algo novo (ENTR4). Também apontam que o tipo de prestação de serviço contábil atua como moderador desse direcionador, como por exemplo, as grandes firmas de auditoria e empresas especializadas em sistemas de informações contábeis teriam maior propensão a se sentirem

pressionadas pelos concorrentes (ENTR5). Outro ponto trazido por ENTR3 foi “Tem que desmistificar o que é esse uso apenas por modismo e o uso porque gera resultados. Porque eu acho que um escritório que daqui a pouco está bem organizado, ele vê outras formas de analisar essas informações. Daqui a pouco não vai ser aquele concorrente que vai querer adotar só porque os outros estão fazendo se ele já consegue daqui a pouco atingir seus resultados de outra forma”. No entanto, ENTR6, que já usa o BA, argumenta: “É uma visão atual. Se eu não tiver fornecendo informações relevantes para os meus clientes eu estou perdendo vantagem competitiva”. Logo infere-se que: **a pressão competitiva é um construto que possui elementos moderadores significativos.**

Por outro lado, alguns respondentes apontaram a **pressão regulatória** como um importante elemento direcionador da adoção de tecnologia na área contábil, conforme destacado pelos autores Li *et al* (2018) embora não haja obrigatoriedade de uso de BA na contabilidade, o incentivo de órgãos reguladores já poderia atuar positivamente na intenção de adoção. Segundo ENTR3 “a contabilidade trabalha com obrigatoriedade, de sistemas, de processos para realmente adotar. Como o BA não é algo obrigatório talvez ainda muitos contadores não estejam vendo essa necessidade de adoção”, por outro lado ENTR6 destaca que pelo fato de o Brasil ter uma forte ênfase tributária, muitos profissionais contábeis se especializam no atendimento a legislação tributária e não se desenvolvem em tecnologia, com isso impactando negativamente na intenção de adotar BA. Logo infere-se que: **os órgãos reguladores podem exercer um importante papel no incentivo ao desenvolvimento de competências tecnológicas no profissional contábil e na adoção do BA.**

O **suporte externo**, embora destacado pelos respondentes como não evidenciado atualmente através de incentivos de fornecedores para a adoção de BA na área contábil, como por exemplo em “Não, para o segmento contábil não. Não vejo nada focado. A contabilidade fica em segundo plano para essas empresas” (ENTR6), é um importante antecedente da adoção de BA na contabilidade, corroborando com a pesquisa de Yadegaridehkordi *et al* (2020), Bhatiasevi & Naglis (2020), Sun *et al* (2018) e Li *et al* (2018). Os resultados quantitativos confirmaram essa importância visto que foi o construto com maior relevância do modelo e dentre os profissionais contábeis entrevistados, todos apontaram que o suporte externo impacta positivamente na intenção de adoção, como por exemplo: “Então eu acho que sim, eles impactam positivamente, principalmente ao fornecer uma ferramenta de fácil acesso, amigável e também ao fornecer competências e também principalmente competências para que as pessoas possam utilizar da melhor forma possível a ferramenta e de forma que elas realmente obtenham resultados ao utilizá-las.” (ENTR3). Logo, infere-se que: **fornecedores**

de soluções de BA podem exercer um importante papel no incentivo à adoção na área contábil.

Outro fator apontado por alguns respondentes como impactando negativamente na intenção de adoção é o medo de não se ter o retorno do investimento (ENTR1; ENTR4). Na literatura os autores Sun *et al* (2018) denominam de **incerteza/preocupação com o risco** e apontam que o trade-off entre benefício-risco é um importante fator para a adoção. Por fim, o último elemento destacado durante as entrevistas foi o efeito do **tipo de organização** de atuação do profissional contábil na intenção de adotar BA, enfatizando que escritórios contábeis tenderiam a diminuir a intenção de adoção, enquanto a contabilidade inserida em outros tipos de organizações internamente, aumentaria a intenção de adoção. Como justificativas tem-se: (i) risco da ferramenta não impactar tão bruscamente as atividades desenvolvidas pelos escritórios contábeis (ENTR3), (ii) perfil do cliente do escritório contábil de não valorizar análises mais robustas (ENTR1, ENTR2), (iii) atividades do escritório voltadas ao atendimento das obrigações regulamentadas (ENTR2), (iv) resistência passiva (ENTR2); por outro lado, ENTR5 destaca que escritórios contábeis com visão inovadora, empresas de auditoria e de sistemas de informações contábeis tem maior propensão para adotar BA. Logo infere-se que: **o tipo de organização pode atuar como um efeito moderador na intenção para adotar BA.**

Além dos fatores dos contextos do modelo TOE, nesta fase foi evidenciado um fator aqui denominado **competências técnicas do profissional contábil**. Os respondentes enfatizaram que quanto mais competências técnicas o profissional tiver, maior será a intenção de adoção da tecnologia. Destacam a necessidade de qualificação para tratar e analisar os dados, tanto do ponto de vista tecnológico quanto de “saber lidar com as informações que são fornecidas pelo BA para ter insights para tomar melhores decisões” (ENTR3), passando também por conhecimentos estatísticos e de mineração de dados (ENTR5). Nesse sentido ENTR4 aponta para o problema da escassez de profissionais contábeis com perfil analítico, devido a falta de programas estruturados nas instituições de ensino e entidades de classe, fazendo com que o profissional que queira se atualizar precise procurar apoio em outros tipos de formação ou contar com o apoio de outros tipos de profissionais na área de dados. Logo, infere-se que: **à medida que os profissionais de contabilidade procurem desenvolver competências de *analytics*, terão maior intenção de adotar soluções de BA.** Neste sentido a pesquisa de Yadegaridehkordi *et al* (2020) combinou o modelo TOE com o modelo Humano-Organizacional-Tecnologia (HOT) criado pelos autores Yusof *et al* (2008)

incorporando fatores do **contexto humano** como potenciais antecedentes da adoção de big data.

Um outro resultado da etapa qualitativa foi a exploração dos possíveis efeitos da adoção de BA na contabilidade. Segundo os respondentes o principal efeito são os diversos tipos de análises gerenciais que podem ser feitas para apoiar a **tomada de decisão** nas organizações. Análises para resolução de gargalos produtivos (ENTR4), planejamentos orçamentários (ENTR3), avaliação de tendências a partir do comportamento dos dados (ENTR5), dentre outros, permitindo que a contabilidade trabalhe no que é sua essência (ENTR2), ou seja, uma contabilidade informacional muito mais voltada para a gestão do negócio (ENTR1). O segundo efeito evidenciado é a **produtividade**, em função da automatização de algumas rotinas contábeis, gerando com isso maior poder de ação devido agilidade em se ter informações contábeis e do negócio tempestivamente (ENTR2; ENTR5; ENTR6). O terceiro efeito observado é a **confiabilidade**, em decorrência da maior qualidade e automação das rotinas contábeis (ENTR1; ENTR2; ENTR3; ENTR6). E por fim, ENTR5 destaca a possibilidade da evolução contínua da contabilidade permitindo desenvolvimento de novas competências e ENTR6 destaca a maior satisfação dos usuários que consomem a informação contábil bem como maior apoio para a comunidade contábil, aspectos esses de **promoção do papel da contabilidade**.

3.4.3 Resultados conjunto da etapa quantitativa e qualitativa e discussão com a literatura

A partir dos resultados analisados individualmente, pode-se observar no Quadro 7 a síntese dos resultados, a discussão com a literatura e as respectivas inferências.

| Antecedentes da adoção de BA na contabilidade | Estudo quantitativo | Estudo qualitativo | Literatura | Inferência |
|--|---|--|--|---|
| TEC: H1: Complexidade tem efeito negativo na intenção de adotar BA | Supportada com pequeno efeito, sendo não suportada nos grupos: conhece BA, equipe TI estratégica e empresas de médio e grande porte | Supportada com variáveis moderadoras: perfil da equipe de TI, conhecimento prévio e porte da organização | Nos estudos quantitativos de Yadegaridehkordi <i>et al</i> (2020) e Lai <i>et al</i> (2018) a complexidade não foi suportada. Estes últimos justificaram pela amostra ser de empresas de tecnologia, logo não julgam BA complexo e porque podem contratar experts para complementar eventuais lacunas de conhecimento. | A percepção da complexidade do BA tende a diminuir à medida que as organizações possuem maior capacidade de investimentos, tanto interno quanto externo, e conhecimento prévio de BA. |

| | | | | |
|--|--|-----------|---|---|
| TEC: H2: A vantagem relativa tem efeito positivo na adoção de BA | Suportada com pequeno efeito, sendo não suportada por quem não conhece BA | Suportada | Suportada nos estudos de Yadegaridehkordi <i>et al</i> (2020), Sun <i>et al</i> (2018) e Lai <i>et al</i> (2018). | Quem conhece BA, reconhece a vantagem relativa em detrimento de outras soluções tecnológicas e aumenta a intenção de adotar. |
| TEC: Custo para adoção | - | Suportada | No estudo quantitativo de Yadegaridehkordi <i>et al</i> (2020) o custo para adoção não foi suportado, sendo que 70% da amostra era de empresas de médio porte. Já no estudo qualitativo de Sun <i>et al</i> (2018) foi suportado. | O custo para adoção pode impactar negativamente na intenção de adotar BA notadamente nas organizações de menor porte pois no geral possuem menor capacidade de investimentos. |
| TEC: Observabilidade | - | Suportada | No estudo qualitativo de Sun <i>et al</i> (2018) este fator foi evidenciado porém com um baixo ranking indicando, segundo os autores, que esse fator não desempenha um papel muito significativo quando comparado a outros. | Poder observar como o BA é usado em outras organizações contribui, ainda que em menor escala, com a intenção de adoção. |
| TEC: Confiança | - | Suportada | No estudo qualitativo de Sun <i>et al</i> (2018) este fator foi listado, porém a nível institucional. | Profissionais de contabilidade são responsáveis pela acuracidade das informações que apresentam, logo tendem a buscar maior entendimento da ferramenta para que possam confiar nos resultados apresentados. |
| ORG: H3: O suporte da administração tem efeito positivo na adoção de BA | Não suportada | Suportada | Suportada nos estudos de Li <i>et al</i> (2018), Yadegaridehkordi <i>et al</i> (2020), Bhatiasevi & Naglis (2020), Sun <i>et al</i> (2018), Ramanathan <i>et al</i> (2017) e Lai <i>et al</i> (2018). | Em algumas organizações, a alta administração não prioriza a adoção de BA na área contábil. |
| ORG: Posicionamento contábil | - | Suportada | - | O posicionamento da contabilidade - operacional ou estratégico - dentro da organização modera a relação entre o suporte da administração e a intenção para adotar BA. |
| ORG: H4: A capacidade tecnológica tem efeito positivo na adoção de BA | Não suportada, sendo suportada por empresas que não possuem estrutura de TI. | Suportada | Suportada nos estudos de Yadegaridehkordi <i>et al</i> (2020), Sun <i>et al</i> (2018) e Bhatiasevi & Naglis (2020). Não suportada no estudo de Lai <i>et al</i> (2018). Os autores apontam como possíveis justificativa a possibilidade de | A capacidade tecnológica é importante para a adoção de BA sendo que: (i) pode ser alcançada por meio de terceiros e (ii) bases de dados desestruturadas ou não acessíveis diminuem a intenção de adotar BA. |

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| | | | contratação externa dos recursos necessários. | |
| ORG: Eficácia da mudança | - | Suportada | Não suportada no estudo de Yadegaridehkordi <i>et al</i> (2020), junto a gestores de hotéis de pequeno e médio porte | A prontidão, em termos de softskills, do profissional contábil impacta positivamente a intenção para adotar BA. |
| ORG: Tamanho da organização | - | Suportada | Suportada nos estudos de Yadegaridehkordi <i>et al</i> (2020) e Sun <i>et al</i> (2018) e não suportada no estudo de Li <i>et al</i> (2018). | O tamanho da organização pode ser considerado como um efeito moderador na intenção de adotar BA. |
| ORG: Disponibilidade de tempo | - | Suportada | - | Algumas subáreas da contabilidade são submetidas a prazos legais para cumprimento de obrigações podendo então a disponibilidade de tempo impactar negativamente na intenção de adotar BA. |
| AMB: H5: A pressão competitiva tem efeito positivo na adoção de BA | Não suportada, sendo suportada por empresas que com estrutura de TI estratégica ou gerencial. | Suportada parcialmente, mediante variáveis moderadoras: tipo de organização | Suportada nos estudos de Yadegaridehkordi <i>et al</i> (2020) e Bhatiassevi & Naglis (2020) | No contexto contábil a pressão competitiva possui variáveis moderadoras e não possui efeito relevante na intenção de adotar BA. |
| AMB: Pressão regulatória | - | Suportada | Suportada nos estudos de Sun <i>et al</i> (2018), Li <i>et al</i> (2018) e Lai <i>et al</i> (2018) | Órgãos reguladores podem exercer um importante papel na intenção para adotar BA. |
| AMB: H6: O suporte externo tem efeito positivo na adoção de BA | Suportada, sendo não suportada para empresas de médio porte | Suportada | Suportada no estudo de Yadegaridehkordi <i>et al</i> (2020) e não suportada nos estudos de Li <i>et al</i> (2018) e Bhatiassevi & Naglis (2020) | O suporte externo tem efeito positivo na intenção para adotar BA, tendo como efeito moderador o porte da organização. |
| AMB: Incerteza/preocupação com o risco | - | Suportada | Evidenciada no estudo qualitativo de Sun <i>et al</i> (2018) | A incerteza quanto ao retorno dos investimentos impacta negativamente a intenção para adotar BA. |
| AMB: Tipo de organização | - | Suportada | - | O tipo de organização de atuação do profissional contábil possui efeito moderador na intenção de adotar BA. |
| HUM: Competências técnicas do profissional contábil | - | Suportada | - | As competências técnicas (hardskills) do profissional contábil impactam positivamente a intenção para adotar BA. |

Quadro 7: Síntese dos resultados

Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2021)

A partir do Quadro 7 observa-se as hipóteses suportadas como resultado da interpretação dos dados coletados nas etapas quantitativa e qualitativa, evidenciando os fatores tecnológicos, organizacionais, ambientais e humanos que antecedem a intenção de adotar BA na contabilidade. Pode-se notar que em sua grande maioria os fatores possuem evidências teóricas e os que não possuem evidências teóricas são específicos do contexto contábil. Na Figura 10 apresenta-se o modelo resultante desse estudo.

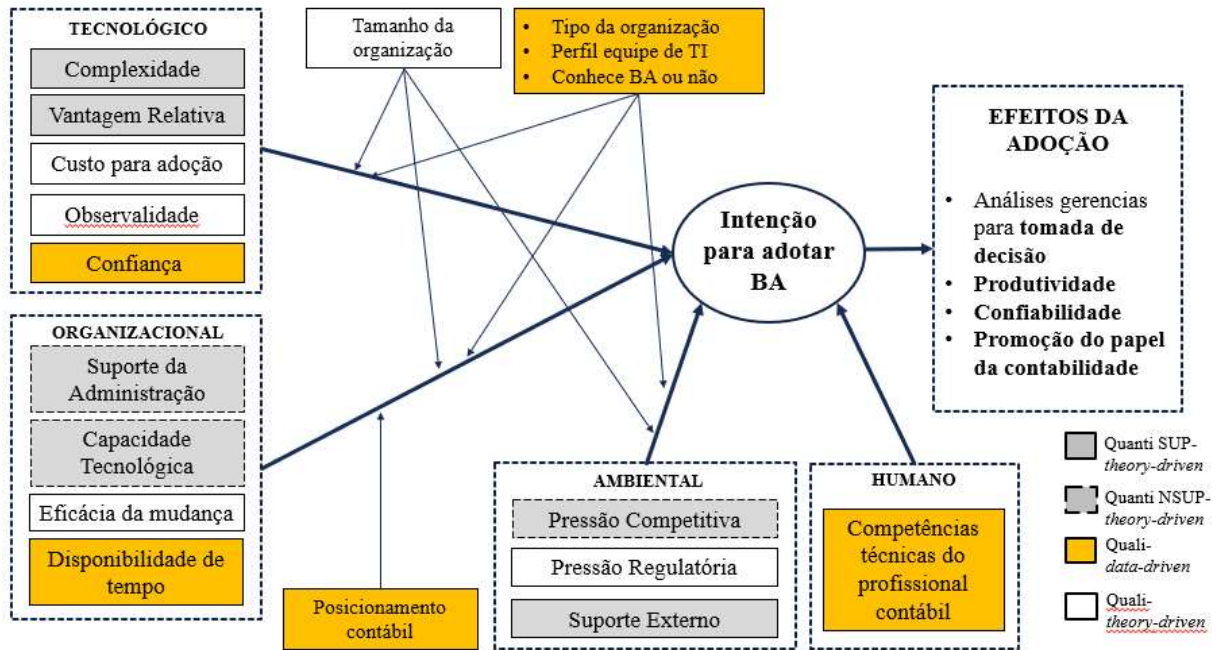


Figura 10: Modelo final do estudo
 Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2021)

Com base na Figura 10, pode-se observar os fatores moderadores do modelo, conforme evidenciado pelas análises multi-grupos realizadas e pela análise dos dados qualitativos. Verifica-se através da legenda na figura os fatores oriundos da fase quantitativa ou qualitativa e também com estudos prévios na literatura (*theory-driven*) ou originados a partir dos dados coletados (*data-driven*). A partir desta figura pode-se concluir que há diversos fatores que impactam na intenção para adotar BA na contabilidade, além dos hipotetizados no modelo quantitativo. Destacam-se os fatores tecnológicos, por terem surgido outros três fatores: custo para adoção, observabilidade e confiança além dos fatores previamente suportados: complexidade e vantagem relativa. Outro aspecto importante é a identificação de fator humano extrapolando o modelo TOE original e corroborando com a pesquisa de Yadegaridehkordi *et al* (2020). Também destacam-se elementos e fatores moderadores específicos do contexto contábil, tais como: posicionamento contábil e tipo da organização.

3.4.4 Principais contribuições e sugestões de estudos futuros

Foram identificados cinco potenciais fatores do **contexto tecnológico** que impactam negativa ou positivamente na intenção para adotar BA na contabilidade. Com efeito negativo tem-se a **complexidade** atribuída a nova tecnologia e o custo para adoção. Pode-se inferir que estes fatores foram fortalecidos pela presença de profissionais que atuam em organizações de pequeno e médio porte, corroborando com os estudos de Li *et al* (2018) e Yadegaridehkordi *et al* (2020) que apontam que empresas menores possuem menor capacidade de investimentos. Outro elemento de destaque foi o fator **confiança** trazido como necessidade do profissional entender para poder confiar nos resultados apresentados a partir das aplicações de BA, que vai ao encontro do perfil analítico que é característico dos profissionais contábeis (Perkhofer *et al*, 2019).

Outro importante resultado foi a hipótese do **suporte da administração** não ter efeito significativo na intenção de adotar BA no estudo quantitativo, visto que este direcionador já está bastante consolidado na literatura de SI como relevante para a adoção de novas tecnologias (Caldeira, 1998) e principalmente no contexto de uso de BA que transcende as questões tecnológicas permeando os processos organizacionais e provocando uma mudança de cultura para a tomada de decisão baseada em dados (Holsapple *et al*, 2014). Ao explorar esse resultado na etapa qualitativa surgiram elementos críticos estruturais sobre o **posicionamento contábil** dentro das organizações, se vista como uma função estratégica ou operacional, podendo atuar com efeito moderador na intenção para adotar BA.

Diante disso, tem-se que esta é uma relevante contribuição teórica ao modelo TOE, ao observar que elementos do contexto onde a tecnologia será adotada, podem interferir em construtos consolidados na literatura, como o suporte da administração. Ainda nessa linha, ao aplicar o modelo TOE no domínio contábil e analisando as hipóteses não suportadas, pode-se inferir que pelo profissional contábil ter a possibilidade de exercer suas funções de forma mais autônoma, como prestador de serviços, a análise pode ser análoga ao nível individual. Por outro lado, quando o profissional contábil está inserido dentro de organizações atuando como área de apoio, a análise é comparada ao nível organizacional. Sugere-se como estudos futuros a investigação para fins de confirmar ou refutar essa inferência.

Ainda no contexto organizacional, destaca-se o fator **capacidade tecnológica** como não suportado quantitativamente, cujo resultado assemelha-se a pesquisa de Lai *et al* (2018). Estes autores julgaram que esse fator não suportado pode ter dentre as razões a possibilidade

de as empresas contratarem essas capacidades necessárias à adoção externamente. Nesse sentido, corroboraria com o fator **suporte externo** ter tido médio efeito na intenção para adotar BA, conforme resultado suportado estatisticamente. Ainda no contexto ambiental foram identificados a **pressão competitiva** e **pressão regulatória** como fatores ambientais que podem impactar positivamente na intenção para adotar BA, corroborando com o estudo de Li *et al* (2018) que trabalhou o fator “padrões” para representar os aspectos normativos como direcionador na adoção de *analytics* na área de auditoria contábil.

Outra importante contribuição desse estudo, foi a identificação de que a predisposição do profissional contábil para implementar o BA e se o mesmo possui as competências técnicas necessárias para participar ativamente do processo de adoção, são fatores que podem impactar na intenção de adoção de BA. O primeiro elemento possui embasamento teórico sendo chamado **eficácia da mudança** e foi encontrado nas pesquisas de Yadegaridehkordi *et al* (2020) e Yusof *et al* (2008). Já o segundo elemento identificado – **competências técnicas do profissional contábil** – não se evidenciou previamente na literatura fator semelhante, constituindo-se uma importante contribuição tanto teórica quanto prática.

Alguns **elementos moderadores** da intenção de adoção também foram evidenciados no estudo quantitativo e foram testados estatisticamente através da análise multi-grupo e constituem importante contribuição teórica e prática. Ainda outros adviram do estudo qualitativo e se somaram agregando mais contribuições. Destacam-se: (i) tipo de organização, no contexto contábil claramente segregados escritórios de contabilidade e demais organizações caracterizadas por terem estrutura interna de contabilidade, (ii) tamanho da organização, fator este que encontra suporte na literatura (Li *et al*, 2018; Yadegaridehkordi *et al*, 2020; Sun *et al*, 2018), (iii) perfil da equipe de TI e (iv) conhecimento prévio de BA.

Por fim, como importante contribuição teórica e prática, evidencia-se quatro principais efeitos da adoção de BA na contabilidade. Os profissionais entrevistados deram ênfase nas análises gerenciais que facilitam a **tomada de decisão** devido a agilidade, informação em tempo real e **confiabilidade** das informações, indo ao encontro do estudo de Rikhardsson & Yigitbasioglu (2018) que argumenta que tanto *business analytics* quanto contabilidade tem por objetivo fornecer dados para melhorar a tomada de decisão nas organizações. Outro efeito listado é a **produtividade**, destacando-se a oportunidade de automação de algumas rotinas contábeis, corroborando com a pesquisa de Schneider (2015) onde aponta inclusive o monitoramento contínuo das transações efetivadas. E como último efeito tem-se a própria **promoção da contabilidade**. Os entrevistados salientaram que, ao usar as potencialidades do BA, a contabilidade pode destacar e fortalecer sua principal função de prover informações

valiosas para a tomada de decisão, dando transparência sobre a situação real e projetada dos negócios.

3.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo teve por objetivo principal analisar potenciais antecedentes da adoção de *business analytics*, de acordo com profissionais de contabilidade, tendo como lente teórica o modelo TOE (Depietro *et al*, 1990) que pressupõe que fatores dos contextos tecnológicos, organizacionais e ambientais impactam na adoção de inovações tecnológicas. Para atingir esse objetivo, adotou-se uma abordagem de métodos mistos com estratégia sequencial explanatória (Creswell, 2010) sendo a parte quantitativa operacionalizada por uma *survey* online e a parte qualitativa operacionalizada por entrevistas semiestruturadas. Ambas as etapas tiveram como unidades de análise profissionais de contabilidade de diferentes segmentos de atuação, portes de empresa e áreas contábeis de expertise. Os fatores de ordem tecnológica, organizacional e ambiental baseados na revisão da literatura foram testados quantitativamente na primeira etapa do estudo e analisados. Após, na etapa qualitativa que teve por objetivo complementar e estender os achados da etapa quantitativa, fatores não suportados inicialmente foram discutidos assim como foram evidenciados outros fatores que podem impactar positiva ou negativamente na intenção para adotar BA na contabilidade. Portanto, este estudo atingiu seu objetivo, pois apresentou um conjunto de diferentes fatores, que de acordo com profissionais de contabilidade, impactam na intenção de adoção de BA.

Dentre as principais contribuições teóricas, destacam-se os fatores tecnológicos, organizacionais, ambientais e humanos, de acordo com profissionais de contabilidade, impactam positiva ou negativamente na intenção para adotar BA na contabilidade. Outra importante contribuição foi a evidenciação de variáveis moderadoras da intenção de adoção que se constituem importantes elementos de futuras pesquisas a fim de identificar se em outros domínios de aplicação essas variáveis encontrarão o mesmo respaldo ou ainda variáveis análogas de acordo com domínios específicos. Ainda como contribuição tem-se a análise de efeitos da adoção de acordo com os profissionais entrevistados na etapa qualitativa, destacando-se: suporte na tomada de decisão, produtividade, confiabilidade e promoção da contabilidade.

Importante destacar que os resultados deste estudo são igualmente importantes para a comunidade contábil, gestores e fornecedores de tecnologia pois tendo conhecimento desses elementos podem atuar proativamente na remoção das barreiras à adoção de BA na

contabilidade, fazendo com que a ciência contábil fortaleça seu papel principal de ser informacional para a tomada de decisão e com isso levar as organizações a alcançar os efeitos do uso da adoção de BA (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Appelbaum *et al*, 2017).

Como limitação desse estudo, aponta-se a quantidade de respondentes na parte quantitativa pois para que fosse possível realizar algumas análises multi-grupo optou-se por manter na amostra final os dados coletados na fase de pré-teste respeitando os critérios de atuação profissional na área contábil. Nesse sentido, sugere-se nova pesquisa acerca dos fatores já contemplando os novos fatores evidenciados na parte qualitativa desse estudo, contudo aumentando o número final de respondentes. Além disso, na etapa qualitativa também aponta-se como limitação o número de respondentes e o perfil visto que não representaram adequadamente a heterogeneidade encontrada na pesquisa quantitativa, por isso sugere-se realizar mais entrevistas para explorar os fatores que podem impactar a intenção de adoção de BA na contabilidade.

REFERÊNCIAS

- Al-Htaybat, K., & von Alberti-Alhtaybat, L. (2017). *Big Data and corporate reporting: impacts and paradoxes*. Accounting, auditing & accountability journal.
- 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.
- Aydiner, A. S., Tatoglu, E., Bayraktar, E., Zaim, S., & Delen, D. (2019). *Business analytics and firm performance: The mediating role of business process performance*. Journal of business research, 96, 228-237.
- Bhatiasevi, V., & Naglis, M. (2020). *Elucidating the determinants of business intelligence adoption and organizational performance*. Information Development, 36(1), 78-96.
- Božič, K., & Dimovski, V. (2019). *Business intelligence and analytics use, innovation ambidexterity, and firm performance: A dynamic capabilities perspective*. The Journal of Strategic Information Systems, 28(4), 101578.
- Caldeira, M. (1998). *Understanding the adoption and use of information systems/information technology in small and medium-sized manufacturing enterprises: a study in Portuguese industry*.
- Camm, J. D., Bowers, M.R. & Davenport, T.H. (2020, June 16). *The Recession's Impact on Analytics and Data Science*. MIT Sloan Management Review. Recuperado em 03 de julho, 2020, de <https://sloanreview.mit.edu/article/the-recessions-impact-on-analytics-and-data-science/>

- Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). *Business intelligence and analytics: From big data to big impact*. *MIS quarterly*, 1165-1188.
- Cockcroft, S., & Russell, M. (2018). *Big data opportunities for accounting and finance practice and research*. *Australian Accounting Review*, 28(3), 323-333.
- Cooper, D. R., & Schindler, P. S. (2014). *Business research methods*. McGraw-Hill.
- Coyne, E. M., Coyne, J. G., & Walker, K. B. (2018). *Big Data information governance by accountants*. *International Journal of Accounting & Information Management*, 26(1), 153-170.
- Creswell, J. W. (2010). *Projeto de pesquisa métodos qualitativo, quantitativo e misto*. In *Projeto de pesquisa métodos qualitativo, quantitativo e misto* (pp. 296-296).
- Davenport, T. H., Barth, P., & Bean, R. (2012). *How 'big data' is different*. MIT Sloan Management Review.
- Davenport, T., & Harris, J. (2017). *Competing on analytics: Updated, with a new introduction: The new science of winning*. Harvard Business Press
- Delen, D., & Zolbanin, H. M. (2018). *The analytics paradigm in business research*. *Journal of Business Research*, 90, 186-195.
- Depietro, R., Wiarda, E., & Fleischer, M. (1990). *The context for change: Organization, technology and environment*. *The processes of technological innovation*, 199(0), 151-175.
- Engel, R. J., & Schutt, R. K. (2013). *Measurement. The Practice of Research in Social Work*. Ch. 4.
- FSN (2020). *The Future of Analytics in The Finance Function - Global Survey 2020*. United Kingdom: The Modern Finance Forum
- Gepp, A., Linnenluecke, M. K., O'Neill, T. J., & Smith, T. (2018). *Big data techniques in auditing research and practice: Current trends and future opportunities*. *Journal of Accounting Literature*, 40, 102-115.
- Gil, A. C. (2002). *Como elaborar projetos de pesquisa*. São Paulo: Atlas
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. (2009). *Análise multivariada de dados*. Bookman editora.
- Hair Jr, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2016). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*. Sage publications.
- Hair Jr, J. F., Sarstedt, M., Hopkins, L., & Kuppelwieser, V. G. (2014). *Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*. *European business review*.
- Holsapple, C., Lee-Post, A., & Pakath, R. (2014). *A unified foundation for business analytics*. *Decision Support Systems*, 64, 130-141.

- Huikku, J., Hyvönen, T., & Järvinen, J. (2017). *The role of a predictive analytics project initiator in the integration of financial and operational forecasts*. *Baltic Journal of Management*.
- Knudsen, D. R. (2020). *Elusive boundaries, power relations, and knowledge production: A systematic review of the literature on digitalization in accounting*. *International Journal of Accounting Information Systems*, 36, 100441.
- Koufteros, X. A. (1999). *Testing a model of pull production: a paradigm for manufacturing research using structural equation modeling*. *Journal of operations Management*, 17(4), 467-488.
- Krippendorff, K. (2018). *Content analysis: An introduction to its methodology*. Sage publications.
- Lai, Y., Sun, H., & Ren, J. (2018). *Understanding the determinants of big data analytics (BDA) adoption in logistics and supply chain management*. *The International Journal of Logistics Management*.
- Li, H., Dai, J., Gershberg, T., & Vasarhelyi, M. A. (2018). *Understanding usage and value of audit analytics for internal auditors: An organizational approach*. *International Journal of Accounting Information Systems*, 28, 59-76.
- Marconi, M. D. A., & Lakatos, E. M. (2004). *Metodologia científica (Vol. 4)*. São Paulo: Atlas.
- MicroStrategy (2020). *2020 Global State of Enterprise Analytics: minding the data-drive gap*. Virginia: MicroStrategy.
- Mikalef, P., Pappas, I. O., Krogstie, J., & Pavlou, P. A. (2020). *Big data and business analytics: A research agenda for realizing business value*. *Information & Management*, 57(1), 103237.
- Nam, D., Lee, J., & Lee, H. (2019). *Business analytics adoption process: An innovation diffusion perspective*. *International Journal of Information Management*, 49, 411-423.
- Nielsen, S. (2018). *Reflections on the applicability of business analytics for management accounting—and future perspectives for the accountant*. *Journal of Accounting & Organizational Change*.
- Perkhofer, L. M., Hofer, P., Walchshofer, C., Plank, T., & Jetter, H. C. (2019). *Interactive visualization of big data in the field of accounting*. *Journal of Applied Accounting Research*.
- Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J. Y., & Podsakoff, N. P. (2003). *Common method biases in behavioral research: a critical review of the literature and recommended remedies*. *Journal of applied psychology*, 88(5), 879.
- Ramanathan, R., Philpott, E., Duan, Y., & Cao, G. (2017). *Adoption of business analytics and impact on performance: a qualitative study in retail*. *Production Planning & Control*, 28(11-12), 985-998.

- 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.
- Schneider, G. P., Dai, J., Janvrin, D. J., Ajayi, K., & Raschke, R. L. (2015). *Infer, predict, and assure: Accounting opportunities in data analytics*. *Accounting Horizons*, 29(3), 719-742.
- Singh, N., Lai, K. H., Vejvar, M., & Cheng, T. E. (2019). *Data driven auditing: A predictive modeling approach to fraud detection and classification*. *Journal of Corporate Accounting & Finance*, 30(3), 64-82.
- Straub, D., Boudreau, M. C., & Gefen, D. (2004). *Validation guidelines for IS positivist research*. *Communications of the Association for Information systems*, 13(1), 24.
- Sun, S., Cegielski, C. G., Jia, L., & Hall, D. J. (2018). *Understanding the factors affecting the organizational adoption of big data*. *Journal of Computer Information Systems*, 58(3), 193-203.
- Swanson, E. B. (1994). *Information systems innovation among organizations*. *Management science*, 40(9), 1069-1092.
- Tang, F., Norman, C. S., & Vendirzyk, V. P. (2017). *Exploring perceptions of data analytics in the internal audit function*. *Behaviour & Information Technology*, 36(11), 1125-1136.
- Tong, A., Sainsbury, P., & Craig, J. (2007). *Consolidated criteria for reporting qualitative research (COREQ): a 32-item checklist for interviews and focus groups*. *International journal for quality in health care*, 19(6), 349-357.
- Tornatzky, L., & Fleischer, M. (1990). *The process of technology innovation*. Lexington, MA: Lexington Books, 165.
- Venkatesh, V., Brown, S. A., & Bala, H. (2013). *Bridging the qualitative-quantitative divide: Guidelines for conducting mixed methods research in information systems*. *MIS quarterly*, 21-54.
- Wadan, R., & Teuteberg, F. (2019, June). *Understanding Requirements and Benefits of the Usage of Predictive Analytics in Management Accounting: Results of a Qualitative Research Approach*. In *International Conference on Business Information Systems* (pp. 100-111). Springer, Cham.
- Wang, Y. S., Li, H. T., Li, C. R., & Zhang, D. Z. (2016). *Factors affecting hotels' adoption of mobile reservation systems: A technology-organization-environment framework*. *Tourism Management*, 53, 163-172.
- Weiner, B. J., Amick, H., & Lee, S. Y. D. (2008). *Conceptualization and measurement of organizational readiness for change: a review of the literature in health services research and other fields*. *Medical care research and review*, 65(4), 379-436.
- Wong, K. K. K. (2013). *Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) techniques using SmartPLS*. *Marketing Bulletin*, 24(1), 1-32.

- Zhu, K., Kraemer, K. L., & Xu, S. (2006). *The process of innovation assimilation by firms in different countries: a technology diffusion perspective on e-business*. *Management science*, 52(10), 1557-1576.
- Yadegaridehkordi, E., Nilashi, M., Shuib, L., Nasir, M. H. N. B. M., Asadi, S., Samad, S., & Awang, N. F. (2020). *The impact of big data on firm performance in hotel industry*. *Electronic Commerce Research and Applications*, 40, 100921.
- Yusof, M. M., Kuljis, J., Papazafeiropoulou, A., & Stergioulas, L. K. (2008). *An evaluation framework for Health Information Systems: human, organization and technology-fit factors (HOT-fit)*. *International journal of medical informatics*, 77(6), 386-398.

APÊNDICE A – QUESTIONÁRIO

INSTRUMENTO DE COLETA DE DADOS – PROFISSIONAIS DE CONTABILIDADE

Me chamo Letícia Araújo, sou aluna de Mestrado em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), na linha de pesquisa Gestão de Sistemas e Tecnologia de Informação, e estou desenvolvendo minha pesquisa sob orientação do Prof. Dr. Ariel Behr. O objetivo desta pesquisa é analisar potenciais antecedentes da adoção de *Business Analytics*, de acordo com profissionais de contabilidade.

Você está sendo convidado(a) a participar de forma espontânea e confidencial deste estudo por meio de um questionário auto aplicado. Você também é livre para recusar-se a participar desta pesquisa e poderá retirar seu consentimento ou interromper a sua participação a qualquer momento. Os dados coletados serão utilizados exclusivamente para fins de estudo, e os resultados desta pesquisa serão tornados públicos a partir de relatórios técnicos e de publicações de trabalhos científicos em congressos e/ou revistas, trazendo benefícios tanto para a academia quanto para a prática contábil. Sua participação é fundamental para esta pesquisa!

Em caso de dúvidas ou esclarecimentos que se fizerem necessários, coloco-me à disposição através do e-mail leticia.s.araujo@hotmail.com.

Declaro que participo voluntariamente da pesquisa “Análise de potenciais antecedentes da adoção de *business analytics*, de acordo com profissionais de contabilidade”, bem como cedo todos os direitos autorais, desde que os dados pessoais sejam mantidos em sigilo. Ao responder, concordo em participar da pesquisa.

1) Perfil do respondente:

Favor selecionar a sua faixa etária:

- até 25 anos
- de 26 a 35 anos
- de 36 a 45 anos
- de 46 a 55 anos
- acima de 55 anos

Favor selecionar o seu grau de escolaridade máximo:

- técnico
- graduação
- especialização
- mestrado/doutorado
- outro(s):

Favor informar a sua área de formação (pode ser marcada mais de uma opção):

- Contabilidade
- Administração
- Economia
- Direito
- Outra(s):

Favor selecionar o seu cargo ou função:

- Estudante/Estagiário
- Técnico/Analista
- Coordenador/Gerente
- Assessor/Consultor
- Diretor/Presidente
- Outro:

Favor selecionar o seu tempo de experiência profissional:

- até 2 anos
- de 2 a 5 anos
- de 6 a 10 anos
- de 11 a 15 anos
- acima de 15 anos

Favor selecionar a área contábil onde atua (** pode ser marcada mais de uma opção):

- Auditoria(Interna ou Externa)
- Contabilidade Gerencial(Controladoria ou Orçamentária ou Custos)
- Contabilidade Financeira
- Contabilidade Tributária
- Perícia
- outra(s):

Quanto ao *Business Analytics*, você:

- Conhece e usa
- Conhece e NÃO usa
- Não conhece

2)Perfil da organização onde atua:

Favor informar a UF da organização (ex.: RS, SP):

Favor selecionar o porte da organização:

- Empresa individual (MEI, Empresário Individual, EIRELI ou Unipessoal)
- Microempresa (Faturamento anual até R\$360 mil)
- Empresa/Instituição de pequeno porte (Faturamento anual de R\$ 360 mil até R\$ 3,6 milhões)
- Empresa/Instituição de médio porte (Faturamento anual de R\$ 3,6 milhões até R\$ 300 milhões)
- Empresa/Instituição de grande porte (Faturamento anual acima de R\$ 300 milhões)

Favor selecionar o setor de atividade econômica:

- Escritório de contabilidade
- Prestação de serviços (exceto escritório de contabilidade)
- Comércio
- Indústria
- Indústria/Comércio
- Terceiro Setor
- Setor Público
- Outro(s):

Favor especificar o setor de atividade econômica (por exemplo: serviços de tecnologia, comércio varejista, indústria calçadista, etc.):

Favor selecionar a opção quanto a área de TI de sua organização:

- não possui equipe própria
- equipe própria com atuação em atividades operacionais (ex.: manutenção /sustentação)
- equipe própria com atuação em atividades táticas/gerenciais (ex.: projetos de médio prazo e em alguns setores da empresa)
- equipe própria com atuação em atividades estratégicas (ex.:projetos de médio/longo prazo, alinhados à estratégia da organização)

Considerações sobre o *Business Analytics* (BA):

* O *Business Analytics* (BA) é visto como uma evolução do *Business Intelligence* (BI), fazendo uso de tecnologia, mineração de dados, estatística e métodos quantitativos para apoiar

os processos decisórios das organizações e fornecer aos gestores informações aprimoradas sobre suas operações;

* Suas três orientações de análise são:

(i) descritiva: visa responder perguntas sobre o que aconteceu

(ii) preditiva: busca entender o futuro, respondendo sobre o que pode acontecer

(iii) prescritiva: visa responder o que deve ser feito com base nos resultados analíticos descritivos e preditivos

Tendo em vista essas considerações, marque seu grau de concordância, usando uma escala que varia de “discordo totalmente” (valor = 1) a “concordo totalmente” (valor = 7). Obs.: caso você atue em uma organização prestadora de serviços contábeis, nas questões a seguir, onde está escrito “departamento”, favor considerar a organização como um todo.

| Construtos | Itens | Referências |
|--------------------------|---|--------------------------------------|
| Complexidade | O uso de BA exige muito esforço mental. | Maduku <i>et al</i> , 2016 |
| | O uso de BA é muito complexo para o “departamento” onde atuo. | Maduku <i>et al</i> , 2016 |
| | É difícil para o nosso “departamento” se tornar hábil no uso de BA. | Maduku <i>et al</i> , 2016 |
| Vantagem relativa | O uso de BA melhora a qualidade das operações do meu “departamento”. | Davis, 1989 |
| | O uso de BA melhora a produtividade do meu “departamento”. | Davis, 1989 |
| | O uso de BA oferece novas oportunidades para o meu “departamento”. | Davis, 1989 |
| | O uso de BA fornece informações valiosas para a tomada de decisões. | Davis, 1989 |
| Suporte da administração | A alta administração acredita que o investimento e os gastos com BA valem a pena. | Yadegaridehkordi <i>et al</i> , 2020 |
| | A alta administração acredita que BA tem um valor estratégico potencial. | Yadegaridehkordi <i>et al</i> , 2020 |
| | A alta administração acredita que é importante fornecer os recursos necessários para a adoção de BA. | Maduku <i>et al</i> , 2016 |
| Capacidade tecnológica | A infraestrutura de TI em nossa empresa é suficiente para o uso de BA. | Lai <i>et al</i> , 2018 |
| | Os bancos de dados dentro de nossa empresa estão disponíveis para uso. | Lai <i>et al</i> , 2018 |
| | O meu “departamento” facilita o uso de BA por profissionais analíticos. | Lai <i>et al</i> , 2018 |
| | Ao implementar o uso de BA, o meu “departamento” terá uma equipe de apoio suficiente. | Lai <i>et al</i> , 2018 |
| | Ao implementar o uso de BA, o meu “departamento” terá suporte suficiente no treinamento. | Lai <i>et al</i> , 2018 |
| Pressão competitiva | Meu “departamento” sofre pressão competitiva de concorrentes para implementar BA. | Lin, 2014 |
| | Meu “departamento” sofrerá uma desvantagem competitiva se o BA não for adotado. | Lin, 2014 |
| Suporte externo | Os fornecedores estão incentivando meu “departamento” a adotar BA, oferecendo-nos sessões de treinamento gratuitas. | Maduku <i>et al</i> , 2016 |
| | Há suporte técnico adequado para a adoção de BA oferecido por fornecedores. | Maduku <i>et al</i> , 2016 |
| | Fornecedores comercializam ativamente soluções de BA. | Maduku <i>et al</i> , 2016 |
| Intenção para adotar BA | Meu “departamento” pretende adotar BA. | Mishra <i>et al</i> , 2014 |
| | Meu “departamento” pretende começar a usar BA regularmente no futuro. | Mishra <i>et al</i> , 2014 |
| | Meu “departamento” recomendaria fortemente para outros departamentos e empresas adotarem BA. | Mishra <i>et al</i> , 2014 |

APÊNDICE B– PRÉ-TESTE DO INSTRUMENTO QUANTITATIVO

A coleta de dados para o pré-teste foi realizada por meio de uma *survey online*, com o auxílio da ferramenta do Google Forms. Foram convidados a participar desta etapa estudantes de graduação de ciências contábeis de diferentes instituições de ensino já atuantes profissionalmente na área contábil. A coleta de dados ocorreu entre os dias 29 de outubro de 2020 e 12 de novembro de 2020. Neste período foram obtidas 45 respostas.

Essas respostas foram exportadas para uma planilha do Microsoft Excel onde foi calculado a frequência de respostas de cada respondente para avaliar os outliers. Foi utilizado como critério de corte os respondentes que selecionaram 80% ou mais em apenas um ou dois pontos do questionário (Hair *et al.*, 2009). Sendo assim, dos 45 questionários respondidos, 7 foram excluídos, totalizando uma amostra final para o pré-teste de 38 questionários.

Realizou-se a análise de confiabilidade do instrumento e de seus fatores utilizando o coeficiente Alfa de Cronbach e a Confiabilidade Composta (*Composite Reliability-CR*), buscando medir a consistência interna do instrumento. O valor do Alfa de Cronbach e da Confiabilidade Composta deve ser maior que 0,70 (Hair *et al.*, 2014). A tabela abaixo evidencia os valores de Alfa Cronbach e CR para os construtos desta pesquisa, bem como a quantidade de itens de cada construto.

| Construtos | Alfa de Cronbach | Confiabilidade Composta (CR) | Quantidade de Itens |
|-----------------------------|------------------|------------------------------|---------------------|
| Complexidade | 0,486 | 0,410 | 3 |
| Vantagem relativa | 0,883 | 0,912 | 4 |
| Suporte da administração | 0,918 | 0,948 | 3 |
| Capacidade tecnológica | 0,860 | 0,895 | 5 |
| Pressão competitiva | 0,741 | 0,885 | 2 |
| Suporte externo | 0,869 | 0,920 | 3 |
| Intenção para adotar BA | 0,941 | 0,962 | 3 |
| Total do instrumento | 0,902 | | 23 |

Fonte: elaborado pela autora (2020)

A partir da tabela, observa-se que todos os construtos, exceto Complexidade, alcançaram o Alfa de Cronbach e a confiabilidade composta maior que 0,7. Quanto ao construto Complexidade, observou-se que ao excluir o item C1 o Alfa de Cronbach obtido é de 0,634 e a CR é de 0,817. Contudo, ao analisar que o Alfa de Cronbach do instrumento é 0,902, evidenciando que o instrumento é consistente, e considerar que a amostra do pré-teste conta com 35 respondentes e que o perfil dos mesmos não é exatamente igual ao perfil dos respondentes do estudo completo, opta-se por manter todos os itens e reavaliar com a amostra final.

A Análise Fatorial Exploratória (AFE) analisa a unidimensionalidade dentro do conjunto de itens de cada fator verificando se os itens de determinado fator convergem de forma a demonstrar que estes estão associados (Hair *et al.*, 2018). Foram utilizados dois testes para verificar a adequação dos dados para a realização da análise fatorial: Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) e teste de esfericidade de Bartlett. Valores acima de 0,5 no teste KMO indicam que a análise fatorial é aceitável e para o teste de esfericidade de Bartlett verifica se a amostra é

significante se possui valor de p inferior a 0,05 (Hair *et al*, 1987). Para a amostra de pré-teste o KMO obtido, calculado a partir do software PASW Statistics, foi de 0,638 e o valor de p obtido foi 0,000. Logo, as amostras são adequadas para a aplicação de análise fatorial, pois o KMO foi superior a 0,5 e o Teste de Bartlett mostrou que a amostra é significativa. A partir daí, realizou-se a Análise Fatorial Exploratória, avaliando se o valor mínimo dos itens era de 0,40 (Koufteros, 1999; Lewis & Byrd, 2003), utilizando-se os seguintes parâmetros: método de rotação varimax com normalização Kaiser e 7 fatores.

| CONSTRUTOS | ITENS | AFE | CONSTRUTOS | ITENS | AFE | CONSTRUTOS | ITENS | AFE |
|-------------------|-------|------|--------------------------|-------|------|-----------------------|-------|------|
| Complexidade | C1 | ,182 | Suporte da administração | SA1 | ,681 | Pressão Competitiva | PC1 | ,632 |
| | C2 | ,846 | | SA2 | ,590 | | PC2 | ,876 |
| | C3 | ,770 | | SA3 | ,636 | Suporte Externo | SE1 | ,616 |
| Vantagem Relativa | VR1 | ,789 | Capacidade Tecnológica | CT1 | ,533 | | SE2 | ,837 |
| | VR2 | ,828 | | CT2 | ,095 | | SE3 | ,761 |
| | VR3 | ,862 | | CT3 | ,320 | Intenção de adotar BA | BA1 | ,821 |
| | VR4 | ,821 | | CT4 | ,562 | | BA2 | ,849 |
| | | CT5 | | ,724 | BA3 | | ,702 | |

Fonte: elaborado pela autora (2020)

Como se observa na tabela acima, os valores das cargas fatoriais obtidas pelas AFE são maiores que o valor mínimo de 0,40 para a maioria dos itens do modelo. Os itens que apresentaram valores inferiores ao valor mínimo (C1, CT2 e CT3) não serão excluídos antes da coleta de dados final; mas serão destacados como possíveis itens a serem excluídos tendo em vista os resultados obtidos no pré-teste.

APÊNDICE C – PROTOCOLO DE VALIDAÇÃO DE PESQUISA

Na tabela a seguir são apresentadas as validações que serão realizadas a partir da coleta de dados definitiva.

| Etapa | Validação | Indicadores e Valores de Referência |
|----------------------------------|--|--|
| Variância do Método Comum | Variância do Método Comum é a variância que é atribuída ao método de medição e não aos construtos que as medidas representam. Por se tratar de dados primários, será necessário garantir que nenhum viés sistemático influencie os dados coletados (Podsakoff <i>et al</i> , 2013) | Teste de Harman de fator único (Harman's single-factor test): consiste em carregar, simultaneamente, todos os itens do conjunto de dados combinados em análise fatorial sem rotação, para determinar o número de fatores que são necessários para explicar a variância nas variáveis, devendo ser < 50% (Podsakoff <i>et al</i> , 2013) |
| Modelo de Mensuração | 1) Consistência interna: “avalia a consistência entre as variáveis em uma escala múltipla” (Hair <i>et al</i> , 2009, p. 126) | Alfa de Cronbach que fornece uma estimativa da confiabilidade com base nas intercorrelações das variáveis indicadoras observadas, devendo ser > 0,7 (Hair <i>et al</i> , 2014) Confiabilidade composta (composite reliability-CR) leva em consideração as diferentes cargas externas das variáveis indicadoras, devendo ser > 0,7 (Hair <i>et al</i> , 2014) |
| | 2) Validade convergente: “avalia o grau em que duas medidas do mesmo conceito estão correlacionadas” (Hair <i>et al</i> , 2009, p. 126) | Cargas internas dos indicadores (outer loadings): Altas cargas externas em uma construção indicam que os indicadores têm muito em comum, o que é captado pelo construto, devendo ser > 0,7 (Hair <i>et al</i> , 2014) Variância Média Extraída (AVE) , devendo ser > 0,5 (Hair <i>et al</i> , 2014) |
| | 3) Validade discriminante: “é o grau em que um construto é verdadeiramente diferente dos demais” (Hair <i>et al</i> , 2009, p. 592) | Critério de Fornell e Larcker: a raiz quadrada do AVE de cada construto deve ser maior do que sua maior correlação com qualquer outro construto (Hair <i>et al</i> , 2014) |
| | | |
| Modelo Estrutural | 1) Colinearidade: expressão da relação entre os itens (Hair <i>et al</i> , 2009) | Fator de Inflação de Variância (variance inflate fator – VIF): entre 0,20 e 5 (Hair <i>et al</i> , 2016) |
| | 2) Coeficientes de caminho: representam as relações hipotetizadas entre os construtos (Hair <i>et al</i> , 2016) | Valores de “t”: representam a relação entre os valores originais dos dados e aqueles obtidos pela técnica de reamostragem, sendo os valores “t” críticos para um teste bicaudal são 1,65 (nível de significância = 10%), 1,96 (nível de significância = 5%) e 2,57 (nível de significância = 1%), bem como o p-value deve ser menor que 0,10 (nível de significância = 10%), 0,05 (nível de significância = 5%) ou 0,01 (nível de significância = 1%) (Hair <i>et al.</i> , 2016). |
| | 3) Coeficiente de determinação (R²): mede a acuracidade preditiva do modelo (Hair <i>et al</i> , 2009) | R² representa a porcentagem de variação na resposta que é explicada pelo modelo (Hair <i>et al</i> , 2016), assim sendo valores de 0,75, 0,50 ou 0,25 para os construtos endógenos podem ser descritos como, respectivamente, substanciais, moderados e fracos (Hair <i>et al</i> , 2016) |
| | 4) Tamanho do efeito f²: avalia a contribuição de uma variável exógena para o valor de R ² de uma variável latente endógena (Hair <i>et al</i> , 2016) | As diretrizes para avaliar f² são que os valores de 0,02, 0,15 e 0,35, respectivamente, representam pequenos, médios e grandes efeitos (Cohen, 1988). |
| | 5) Relevância preditiva Q²: avalia a qualidade preditiva do modelo (Hair <i>et al</i> , 2016) | Q² de Stone-Geisser: estimados pelo procedimento blindfolding representam uma medida de quão bem o modelo de caminho pode prever os valores originalmente observados, devendo ser > 0 (Hair <i>et al</i> , 2016) |

APÊNDICE D – ROTEIRO DE ENTREVISTA SOBRE ANTECEDENTES DA ADOÇÃO DE BA NA CONTABILIDADE

a) Preâmbulo:

Me chamo Letícia Araújo, sou aluna de Mestrado em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), na linha de pesquisa Gestão de Sistemas e Tecnologia de Informação, e estou desenvolvendo minha pesquisa sob orientação do Prof. Dr. Ariel Behr. O objetivo desta pesquisa é analisar potenciais antecedentes da adoção de *Business Analytics*, de acordo com profissionais de contabilidade.

Você está sendo convidado(a) a participar de forma espontânea deste estudo por meio de uma entrevista semi-estruturada. Os dados coletados serão utilizados exclusivamente para fins de estudo, e os resultados desta pesquisa serão tornados públicos a partir de relatórios técnicos e de publicações de trabalhos científicos em congressos e/ou revistas, trazendo benefícios tanto para a academia quanto para a prática contábil. A primeira fase desta pesquisa foi uma etapa quantitativa também com profissionais de contabilidade operacionalizada por uma survey. Nesta etapa qualitativa o objetivo adicional é explorar alguns resultados obtidos na fase quantitativa buscando aumentar a compreensão dos mesmos.

Considerações sobre o *Business Analytics* (BA):

* O *Business Analytics* (BA) é visto como uma evolução do *Business Intelligence* (BI), fazendo uso de tecnologia, mineração de dados, estatística e métodos quantitativos para apoiar os processos decisórios das organizações e fornecer aos gestores informações aprimoradas sobre suas operações;

* Suas três orientações de análise são:

(i) descritiva: visa responder perguntas sobre o que aconteceu

(ii) preditiva: busca entender o futuro, respondendo sobre o que pode acontecer

(iii) prescritiva: visa responder o que deve ser feito com base nos resultados analíticos descritivos e preditivos.

b) Identificação do entrevistado:

Nome:

Formação acadêmica:

Cargo atual:

Tempo de experiência profissional:

Área contábil de atuação:

Quanto ao *Business Analytics*, você:

Conhece e usa

Conhece e NÃO usa

Não conhece

c) Atuação profissional:

Favor selecionar o setor de atividade econômica:

Escritório de contabilidade

Prestação de serviços (exceto escritório de contabilidade)

Comércio

Indústria

Indústria/Comércio

Terceiro Setor

Setor Público

Outro(s):

Favor especificar o setor de atividade econômica (por exemplo: serviços de tecnologia, comércio varejista, indústria calçadista, etc.):

Porte da organização:

Empresa individual (MEI, Empresário Individual, EIRELI ou Unipessoal)

Microempresa (Faturamento anual até R\$360 mil)

Empresa/Instituição de pequeno porte (Faturamento anual de R\$ 360 mil até R\$ 3,6 milhões)

Empresa/Instituição de médio porte (Faturamento anual de R\$ 3,6 milhões até R\$ 300 milhões)

Empresa/Instituição de grande porte (Faturamento anual acima de R\$ 300 milhões)

Favor selecionar a opção quanto a área de TI de sua organização:

não possui equipe própria

equipe própria com atuação em atividades operacionais (ex.: manutenção /sustentação)

() equipe própria com atuação em atividades táticas/gerenciais (ex.: projetos de médio prazo e em alguns setores da empresa)

() equipe própria com atuação em atividades estratégicas (ex.: projetos de médio/longo prazo, alinhados à estratégia da organização)

d) Entrevista:

| Construtos | Perguntas | Referências |
|--------------------------|--|----------------------------|
| Complexidade | 1)Você acredita que o uso de BA exija muito esforço mental (do profissional contábil), sendo difícil de entender? (C1) Por quê? | Maduku <i>et al</i> , 2016 |
| | 2)Você acredita que a complexidade impacta (de maneira negativa) a intenção para adotar BA? | |
| Vantagem relativa | 3)Você acredita que o uso de BA melhora a qualidade e/ou produtividade das operações da contabilidade? | Davis, 1989 |
| | 4)Você acredita que o uso de BA oferece novas oportunidades de negócios e/ou fornece informações valiosas para a tomada de decisões? | Davis, 1989 |
| | 5)Você acredita que a vantagem relativa impacta (positivamente) a intenção para adotar BA? | |
| | 6)Por que essa relação pode não existir? | |
| Suporte da administração | 7)Você acredita que a alta administração acredite que é importante fornecer os recursos necessários para a (contabilidade) adotar BA? | Maduku <i>et al</i> , 2016 |
| | 8)Você acredita que o suporte da alta administração impacta (positivamente) a intenção para adotar BA? | |
| | 9)Por que essa relação pode não existir? | |
| Capacidade Tecnológica | 10)Você acredita que os bancos de dados (dentro de empresa) estão disponíveis para uso? (CT2) | Lai <i>et al</i> , 2018 |
| | 11)Você acredita que a capacidade tecnológica (infraestrutura, banco de dados, treinamento, suporte, facilitação de profissionais analíticos) impacta (positivamente) a intenção para adotar BA? | |
| | 12)Por que essa relação pode não existir? | |
| Pressão competitiva | 13)Você acredita que há alguma pressão competitiva de concorrentes para implementar BA ou se não for adotado vai gerar uma desvantagem competitiva (contabilidade)? | Lin, 2014 |
| | 14)Você acredita que a pressão competitiva de concorrentes impacta (positivamente) a intenção para adotar BA? | |
| | 15)Por que essa relação pode não existir? | |
| Suporte externo | 16)Você acredita que os fornecedores estão “promovendo” a adoção de BA para a contabilidade? | Maduku <i>et al</i> , 2016 |
| | 17)Você acredita que o suporte externo impacte (positivamente) a adoção de BA? | |
| Outros fatores | 18)Você indicaria algum outro fator (tecnológico, organizacional, ambiental ou outro tipo) que possa afetar a intenção de adoção de BA, positiva ou negativamente? | |
| Análise multi-grupo | 19)Você acredita que os fatores que impactam na intenção de adotar BA na contabilidade possam variar de acordo com o perfil da equipe de TI, ou de acordo com o segmento de atuação da organização, ou de acordo com a área contábil, ou ainda se o profissional de contabilidade conhece ou não BA? | |
| Efeitos da adoção | 20)Quais efeitos você acredita que a adoção de BA gere para a contabilidade? | |

APÊNDICE E – QUADRO DE CODIFICAÇÃO

| Categorias Iniciais | Categorias Finais | Descrição |
|---|--|--|
| Contexto Tecnológico: elementos da tecnologia a ser adotada, tangíveis e intangíveis, que sejam relevantes para a empresa (Tornatzky & Fleischer, 1990) | Complexidade | É “o grau em que uma inovação é percebida como relativamente difícil de entender e usar” (Rogers, 2003) |
| | Confiança | Refere-se a confiança nos resultados apresentados pelo BA advinda do entendimento sobre como a ferramenta explora os dados e chega em determinados valores (<i>data-driven</i>) |
| | Custo da Adoção | Definido como "a despesa que uma empresa incorre em sustentar o uso da tecnologia e escalabilidade futura" (Sun <i>et al.</i> , 2016) |
| | Observabilidade | As características da tecnologia são percebidas como benéficas depois de observar como outras organizações as usam (Sun <i>et al.</i> , 2018) |
| | Vantagem Relativa | Definida como "o grau em que uma inovação é percebida como melhor do que a ideia que substitui" (Sun <i>et al.</i> , 2016) |
| Contexto Organizacional: é normalmente definido em termos de medidas descritivas, tais como: tamanho e escopo da empresa, a sua estrutura gerencial, a qualidade dos seus recursos humanos e a quantidade de recursos disponíveis internamente (Tornatzky & Fleischer, 1990) | Capacidade Tecnológica | São recursos de TI tangíveis (ativos físicos) e intangíveis (recursos humanos, habilidades e experiência) para implementar inovações tecnológicas (Iacovou <i>et al.</i> , 1995) |
| | Disponibilidade de tempo | Refere-se a disponibilidade de tempo para atuar em projetos de inovações tecnológicas (<i>data-driven</i>) |
| | Posicionamento contábil | Refere-se a forma como a função contábil é vista pela alta administração e outros setores: se estratégica ou operacional |
| | Eficácia da Mudança | É "a medida em que os membros da organização estão psicológica e comportamentalmente preparados para implementar a mudança organizacional" (Weiner <i>et al.</i> , 2008) |
| | Suporte da Administração | É “o grau em que a alta administração entende a importância da tecnologia e está envolvida nas atividades relacionadas” (Park <i>et al.</i> , 2015) e é o grau em que a administração de uma empresa investe em inovação tecnológica (Cohen and Sayag, 2010) |
| | Tamanho da organização | Definido como "a receita anual da empresa e o número de funcionários que poderiam apoiar a adoção" (Sun <i>et al.</i> , 2016) |
| Contexto Ambiental: refere-se ao ambiente externo à empresa - sua indústria, concorrentes, acesso a recursos fornecidos por terceiros e regulamentações governamentais (Tornatzky & Fleischer, 1990) | Incerteza-Preocupação com risco | Preocupações com relação ao retorno incerto do investimento relacionado à adoção (Sun <i>et al.</i> , 2018) |
| | Pressão Competitiva | É a principal força motriz que leva uma organização a buscar vantagem competitiva (Lin 2014) |
| | Pressão regulatória | As agências governamentais incentivam ou obrigam a adoção (Sun <i>et al.</i> , 2018) |
| | Suporte Externo | Definido como "disponibilidade de suporte para implementação e utilização de um sistema de informação" (Premkumar e Roberts, 1999) |
| | Tipo de organização | Refere-se ao tipo de organização de atuação do profissional contábil, variando entre escritório contábil ou contabilidade interna nas empresas (<i>data-driven</i>) |
| Contexto Humano: relacionado a aspectos de satisfação do usuário com o sistema e seu uso; e funções e habilidades (Yusof <i>et al.</i> , 2008) | Competências técnicas do profissional contábil | Refere-se as competências técnicas (<i>hardskills</i>) para tratar, analisar e interpretar os dados; conhecimentos estatísticos e de mineração de dados, requisitadas do profissional contábil |

4 TERCEIRO ARTIGO - EFEITOS DA ADOÇÃO DE *BUSINESS ANALYTICS* NA CONTABILIDADE

RESUMO

O ambiente de negócios atual é fortemente centrado em dados e o volume dos mesmos não para de crescer, com isso as organizações buscam formas de obter melhores resultados e manterem-se competitivas a partir de *insights* que possam ser gerados com base nos dados disponíveis. Neste sentido, destacam-se as soluções de *Business Analytics (BA)* e seu arsenal de técnicas e ferramentas que visam apoiar os profissionais a explorar esses dados e revelar padrões e tendências. Por outro lado, pesquisas indicam que embora haja uma relação evidente entre o papel do BA e da contabilidade – informação para melhor tomada de decisão – há uma lacuna entre a teoria e a prática observada do uso de BA na contabilidade. Diante disso, o objetivo desta pesquisa é analisar iniciativas de adoção de *business analytics* factíveis à contabilidade e seus potenciais efeitos, de acordo com especialistas e *early adopters*. Para atender esse objetivo foi adotada uma abordagem qualitativa exploratória operacionalizada por meio de entrevistas semiestruturadas com 28 unidades de análise nas áreas de Auditoria, Contabilidade Gerencial, Tributária, Financeira e Forense. Como técnica de análise de dados foi utilizada a análise de conteúdo com codificação hierárquica, desenvolvimento de *codebook* e apoio do *software* NVivo. O resultado da pesquisa apresentou efeitos potenciais do uso de BA na contabilidade, de acordo com especialistas, e efeitos efetivos a partir dos 11 casos de uso de adotantes iniciais. Além disso, elaborou-se um mapa com o agrupamento das finalidades de uso das iniciativas analisadas pelos especialistas e das iniciativas implementadas pelos adotantes iniciais, contendo as principais técnicas de *analytics* e fontes de dados utilizadas. Os elementos que precedem a factibilidade ou não das iniciativas foram analisados tendo como base o modelo TTF e os antecedentes da adoção foram analisados tendo por base o modelo TOE. A pesquisa é relevante, tanto para o meio acadêmico, quanto para o mercado, por evidenciar os efeitos, principais usos e técnicas, características da tarefa, tecnologia e indivíduo que impactam positiva e negativamente o *fit* entre BA e contabilidade. Além disso, evidencia os principais antecedentes da adoção e boas práticas dos projetos de sucesso dos adotantes iniciais, com isso diminuindo a lacuna entre teoria e prática e trazendo novos elementos que podem impulsionar a adoção de BA por mais profissionais e organizações. Como contribuição evidencia-se que diferentes partes interessadas podem tomar conhecimento dos principais aspectos das tarefas contábeis e das ferramentas de *analytics* que precisam ser gerenciados para aumentar o *fit* entre BA e contabilidade, além de conhecer barreiras existentes que podem minimizar o êxito da adoção. Além disso, é importante destacar que as análises empíricas realizadas permitiram inferir que a adoção de BA no campo contábil está primeiramente voltada para as necessidades da área contábil, gerando aumento de eficiência e qualidade; e que também gera efeitos organizacionais, tais como apoio para tomada de decisão e lucratividade, mas que há outros potenciais efeitos que podem ser atingidos à medida que a contabilidade expandir o uso de *analytics*. Como contribuição prática, destaca-se que fornecedores de tecnologia, profissionais de TI e contábeis, que se identifiquem com os exemplos de decisões que são suportadas por *analytics* neste artigo, podem se apoiar nos resultados desse estudo em seus projetos de implantação de *analytics*. Além disso, fica evidente a importância da disponibilidade e preparo dos dados para a eficácia das análises.

Palavras-chave: *business analytics*, adoção, TTF, TOE, contabilidade

ABSTRACT

The current business environment is heavily data-centric, and its volume continues to grow, so organizations are looking for ways to obtain better results and remain competitive based

on insights that can be generated based on available data. In that regard, solutions of Business Analytics (BA) and their arsenal of techniques and tools, that aim to support professionals to explore these data and reveal patterns and tendencies, stand out. On the other hand, researches indicate that although there is an evident relation between the BA and the accounting role – information to better decision-making – there is a gap between theory and practice observed in BA usage in accounting. Thus, this research objective is to analyze initiatives of feasible business analytics adoption to accounting and its potential effects, according to experts and early adopters. Thus, the objective of this research is to analyze initiatives of accounting feasible business analytics adoption and its potential effects, according to experts and early adopters. As the technique of data analysis, we used content analysis with hierarchical encoding, codebook development, and NVivo software support. The research presented potential effects to the usage of BA in accounting, according to specialists, and actual effects from the 11 cases of early adopters' use. Furthermore, we drew a map with the grouping of purposes of use from the initiatives analyzed by the experts and the initiatives implemented by the early adopters, containing the main analytics techniques and data sources used. The elements that precede the feasibility of the initiative, or not, were analyzed based on the model TTF, and the adopting antecedents were analyzed based on the TOE model. The research is relevant both to the academic environment and to the market because it demonstrates the effects, principal usage and technique, the task characteristics, the technology, and the individual that impact positively and negatively the fit between BA and accounting. Besides that, it highlights the main antecedents of adoption and good practices of successful projects of early adopters, thereby reducing the gap between theory and practice and bringing new elements that can boost the adoption of BA by more professionals and organizations. As a contribution, it highlights that different interested parts can take notice of the main aspects of the accounting task and the analytics tools that need management to increase the fit between BA and accounting, in addition to knowing existing barriers that might minimize the adoption success. Besides, it is important to highlight that the empirical analysis realized allowed us to infer that the adopting of BA in the accounting field is primarily focused on the need of the accounting area, generating efficiency and quality growth, and generate organizational effects such as support to the decision making and profitability, but other potential effects could be reached as the accounting expands its analytics usage. As a practical contribution, we highlight that provider of technology, IT and accounting professionals, that identify themselves with the decisions examples that are backed by analytics in this paper, can rely on the results of this study during their analytics deployment projects. Furthermore, the importance of availability and data preparation for the effectiveness of the analyses are evident.

Keywords: Business Analytics; Adopting of Information Systems, TTF; TOE; Accounting.

4.1 INTRODUÇÃO

O ambiente de negócios atual está fortemente centrado em dados (Appelbaum *et al*, 2021) e os desafios que surgem diante do crescente volume de dados disponíveis provoca nas organizações uma necessidade urgente de aprender a usar essas informações para a geração de melhores resultados (Camm *et al*, 2020). As empresas precisam agir rapidamente para manterem-se competitivas nesse cenário de mudanças, pois o sucesso vai depender da capacidade de identificar oportunidades e ameaças e tomar decisões assertivas

tempestivamente (Aydiner *et al*, 2019; Božič & Dimovski, 2019). Neste sentido, Davenport (2021) destaca que entre 20% e 37% das maiores corporações globais estão adotando ou experimentando alguma nova tecnologia de inteligência artificial (IA) e que, muitas dessas companhias, estão experimentando IA na forma de *machine learning (ML)* – usada nos projetos de *business analytics*. De fato, de acordo com Deloitte (2021), modelos sofisticados de *machine learning* ajudam as empresas a explorar esses dados e revelar padrões, tendências e gerar insights para suas operações.

Segundo Austin *et al* (2021), *analytics* está transformando os mercados globais e impactando o ambiente contábil. Wongsim *et al* (2019) explica o impacto em função da natureza do trabalho do profissional contábil de dar suporte aos gestores por meio de informações contábeis. Para Rikhardsson & Yigitbasioglu (2018) há uma relação clara entre o uso de *business analytics* e a área contábil, por terem uma missão comum que é facilitar a tomada de decisão organizacional. Cockcroft & Russell (2018) complementam essa ligação ao afirmar que as técnicas e os processos de BA na área contábil, concentram-se amplamente em torno de três aspectos: identificação de tendências e idéias significativas a partir de dados financeiros e não financeiros; apresentação e visualização inteligente de dados; e o uso dos dados para melhorar o desempenho.

Contudo, segundo Schmidt *et al* (2020), embora seja óbvia a revolução dos negócios centrados em dados e o importante papel que a contabilidade pode ocupar nesse contexto, há pouca evidência do uso de BA pela contabilidade. Diante do exposto, a presente pesquisa pretende responder a seguinte questão: **Quais são as iniciativas de adoção de *business analytics* factíveis à contabilidade e seus potenciais efeitos?** A partir da contextualização e da problemática apresentada, o objetivo geral desta pesquisa é analisar iniciativas de adoção de *business analytics* factíveis à contabilidade e seus potenciais efeitos, de acordo com especialistas e *early adopters*.

Para atender ao objetivo deste estudo, optou-se por uma abordagem qualitativa e exploratória, operacionalizada por meio de entrevistas semiestruturadas com especialistas e *early adopters* com conhecimento em *analytics* e em algum subdomínio contábil. Este estudo é importante pois, de um lado, pesquisas indicam que as organizações continuarão investindo no uso de *business analytics* para obter vantagens competitivas, diante de avanços tecnológicos, como por exemplo Internet das coisas (IoT), inteligência artificial e computação em nuvem (Deloitte, 2021; MicroStrategy, 2020), mas segundo Nam *et al* (2019) um número importante de empresas ainda não conseguiu implementar BA. Diante disso, há necessidade de estudos que explorem empiricamente a adoção de BA na contabilidade, bem como seus

efeitos (Perkhofer *et al*, 2019; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018). Espera-se, ao analisar iniciativas factíveis de adoção de *analytics* na contabilidade e seus efeitos, contribuir para diminuir a lacuna entre o que sugerem os pesquisadores e especialistas e o que ocorre na prática, quanto aos efeitos do uso de ferramentas analíticas, como por exemplo, análises preditivas no campo contábil, a percepção dos profissionais em relação à essas ferramentas e o entendimento de como os contadores poderiam mudar frente a adoção de BA (Wadan & Teuteberg, 2019) e incentivar a adoção de BA nas diferentes áreas da contabilidade.

A fim de dar suporte a este estudo, a próxima seção apresenta o referencial teórico da pesquisa. Na terceira seção é apresentado o detalhamento dos procedimentos metodológicos. A seção quatro apresenta a análise dos resultados e principais contribuições e, por fim, a quinta seção traz as considerações finais, sugestões de estudos futuros além das limitações da pesquisa.

4.2 BUSINESS ANALYTICS E CONTABILIDADE

Para Davenport & Harris (2017) *Business Analytics* (BA) é o uso de dados, análises estatísticas, métodos quantitativos e matemáticos usados para ajudar os gestores a obter informações aprimoradas sobre suas operações e a tomar decisões melhores baseadas em fatos. Davenport criou este termo para representar o principal componente analítico do *Business Intelligence* (BI) e os diferencia pela forma como atendem o objetivo primário. Segundo Davenport (2014), BI baseia-se em relatórios para apoiar os decisores, enquanto BA foca em análises estatísticas e matemáticas.

Com o avanço tecnológico, houve o crescimento do volume de dados e com isso surgiu o termo *big data analytics* usado para descrever quando ferramentas de análises são aplicadas sobre conjuntos de dados tão grandes e variados, cuja complexidade requer tecnologias avançadas de armazenamento, gerenciamento, análise e visualização (Chen *et al*, 2012). No mesmo contexto – uso de diferentes combinações de técnicas para analisar dados de ambientes empresariais com objetivo de ajudar as organizações a entender melhor seus mercados de atuação e tomar decisões tempestivas – Chen *et al* (2012) cunharam o termo BI&A. Ainda, a AICPA (2017, p. 92) define *data analytics* como “a ciência e a arte de descobrir e analisar padrões, identificar anomalias e extrair outras informações úteis em dados, por meio de análise, modelagem e visualização”.

Com o objetivo de unificar a literatura desta temática, os autores Holsapple *et al* (2014) propuseram três dimensões para o entendimento do escopo de BA. A primeira

dimensão chamaram **domínio** referindo-se a disciplinas de negócios tradicionais, neste estudo, contabilidade. A segunda chama-se **orientação** e refere-se ao porquê está sendo usado BA e divide-se em: descritiva, preditiva ou prescritiva. E a terceira, chamada **técnica** se refere à maneira pela qual uma tarefa de *analytics* está sendo executada. Nielsen (2018) se refere aos **três tipos de orientações de analytics** como a “jornada analítica” pelas suas características evolutivas, sabendo-se que: (i) descritiva visa responder perguntas sobre o que aconteceu e seus desdobramentos, através de relatórios, consultas ad hoc e visualizações interativas e também é base de muitos sistemas de alerta de monitoramento contínuo (Appelbaum *et al*, 2017); (ii) preditiva busca entender o futuro, respondendo sobre o que poderia acontecer, usando extensivamente mineração de dados e técnicas estatísticas para descobrir modelos explicativos e preditivos, que usam dados históricos acumulados ao longo do tempo para calcular probabilidades de eventos futuros (Appelbaum *et al*, 2017; Nielsen, 2018); e (iii) prescritiva visa responder o que deve ser feito com base nos resultados analíticos descritivos e preditivos. Quanto as **técnicas de analytics** utilizadas no domínio contábil, Appelbaum *et al* (2017) destacam modelos de agrupamento e classificação, mineração de dados e texto, e visualização; além de redes neurais artificiais, árvores de decisão, regressões e estatística. Segundo os autores, há uma evolução das técnicas utilizadas, sendo que no passado originavam-se de análises estatísticas e atualmente incorporam técnicas que se originam do aprendizado de máquinas - *machine learning (ML)*. Segundo Cho *et al* (2020), ML é um método computacional que aprende padrões a partir de dados existentes para fazer previsões de eventos futuros, sendo um subconjunto da inteligência artificial.

Para analisar as iniciativas factíveis de BA na contabilidade e os respectivos determinantes dos efeitos das mesmas, foi utilizado o construto Task-Technology Fit (TTF) dos autores Goodhue & Thompson (1995). Segundo os autores Goodhue & Thompson (1995, p. 216) TTF é “o grau em que uma tecnologia auxilia um indivíduo na execução de suas tarefas” e, quanto maior o grau, ou seja, o ajuste – *fit* – maior a probabilidade de utilização da tecnologia e isso levará a um melhor desempenho, uma vez que atende mais de perto as necessidades da tarefa do indivíduo. Para tanto são consideradas as características da tarefa, da tecnologia e do indivíduo, de forma que a combinação entre os requisitos da tarefa, as habilidades individuais e a funcionalidade da tecnologia irão determinar o TTF (Goodhue & Thompson, 1995).

Justifica-se a escolha desta lente teórica pois pode suportar a dupla questão de pesquisa deste estudo. Primeiramente permite analisar as características das tarefas, tecnologia e indivíduos que antecedem as iniciativas de BA na contabilidade, factíveis ou não

factíveis, pois conforme o estudo dos autores Staples & Seddon (2004) reforçou, há um forte impacto do *fit* no desempenho dos usuários e nas intenções de uso. Além disso, Hong et al (2013) aponta que é importante entender profundamente a relação entre as características específicas da tecnologia de BA, as características dos usuários e o contexto de uso, para conhecer relevantes direcionadores das intenções de uso, que por sua vez impactam nos efeitos resultantes. Por fim, assim como o estudo de Kokina & Blanchette (2019) apresentou características das tarefas contábeis que estão sendo automatizadas por RPA, espera-se com o uso do TTF identificar quais são as características das tarefas contábeis mais aderentes às características de BA, que suportadas pelas características dos profissionais contábeis, geram maior *fit* e consequentemente maior uso, provocando assim mais impacto individual e organizacional.

Já o modelo *Technology-Organization-Environment* (TOE) foi proposto pelos autores Depietro *et al* (1990) para o estudo da adoção de inovações tecnológicas por organizações. O modelo pressupõe três aspectos do contexto de uma empresa que podem influenciar o processo pelo qual a empresa adota e implementa inovações tecnológicas: contexto tecnológico, contexto organizacional e contexto ambiental (Tornatzky & Fleischer, 1990). O contexto tecnológico inclui os equipamentos e processos necessários e suas tecnologias internas e externas relacionadas que sejam relevantes para a empresa (Tornatzky & Fleischer, 1990). O contexto organizacional é normalmente definido em termos de medidas descritivas, tais como: tamanho e escopo da empresa, a sua estrutura gerencial, a qualidade dos seus recursos humanos e a quantidade de recursos disponíveis internamente. O contexto do ambiente se refere ao ambiente externo à empresa - sua indústria, concorrentes, acesso a recursos fornecidos por terceiros e regulamentações governamentais (Tornatzky & Fleischer, 1990). Neste estudo o modelo TOE foi a lente teórica usada para analisar os antecedentes da adoção dos *early adopters*.

4.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Com o objetivo de analisar iniciativas de adoção de *business analytics* factíveis à contabilidade e seus potenciais efeitos, de acordo com especialistas e *early adopters*, foi adotada nesta pesquisa uma abordagem qualitativa e exploratória. Essa abordagem se justifica pois é onde ocorreu mais contato com o campo de estudo, a fim de aumentar a proximidade com os elementos das dimensões de *business analytics*, sua factibilidade e aplicação prática,

sendo esta uma das finalidades da pesquisa de cunho exploratório, conforme Marconi & Lakatos (2004); e adequada com a abordagem qualitativa (Denzin & Lincoln, 2006).

Este estudo é composto por dois perfis diferentes de unidades de análise. O primeiro perfil é formado por **especialistas** que já atuaram ou atuam na área contábil. Segundo Bogner and Menz (2002, apud Flick, 2018) especialistas são pessoas com conhecimento técnico orientado a processos e também interpretativos de suas respectivas áreas, possuindo um conhecimento prático em grande parte, de forma que suas orientações e conhecimento estruturam a prática profissional de outras pessoas de forma substancial.

Ainda segundo Flick (2018) a opinião de especialistas nas pesquisas deve ser vista não como uma contribuição isolada, mas representando um grupo de acordo com a *expertise* de cada especialista. A partir dessas considerações, para fins deste estudo foram considerados especialistas contábeis em uma das subáreas de contabilidade e que possuíam conhecimento de *business analytics*, independente de usarem ou já terem participado de algum projeto de *analytics*. Esses especialistas representaram cada subárea da contabilidade divididas em: Auditoria, Contabilidade Gerencial, Contabilidade Financeira, Contabilidade Tributária e Contabilidade Forense. O objetivo foi que estes especialistas pudessem indicar quais as iniciativas mapeadas na literatura são factíveis e analisar potenciais efeitos da adoção de BA na contabilidade. Logo, a escolha foi realizada por critério de nível de conhecimento da temática, conveniência e proximidade das empresas/profissionais.

O segundo perfil de unidades de análise desta etapa foi o dos *early adopters*. Por se tratar de um termo relativamente novo e com poucos estudos empíricos no contexto contábil, neste estudo, foram considerados *early adopters* os profissionais de contabilidade que já tiveram alguma experiência profissional no âmbito das atividades da área contábil com práticas de *analytics*, preferencialmente com o uso contínuo das técnicas. O objetivo foi aprofundar a adoção de BA junto a estes adotantes iniciais, descrevendo que tipo de adoção de BA é feita, caracterizando a iniciativa em termos de orientação e aspectos técnicos, investigar quais foram os antecedentes da adoção e principalmente quais os efeitos da adoção de BA, a fim de agregar a visão prática e analisar os achados na literatura comparativamente ao mercado.

Como técnica de coleta de dados foram utilizadas entrevistas semiestruturadas em profundidade (Morris, 2015). Segundo Morris (2015) esse tipo de entrevista é similar a uma conversação onde busca-se obter o máximo de informações do entrevistado. Ainda para Flick (2018) as relações formuladas nas questões da entrevista objetivam explicitar o conhecimento implícito dos entrevistados. O objetivo para o uso de entrevistas com especialistas foi para

explorar e orientar em um campo relativamente novo a fim de elaborar uma estrutura temática quanto ao construto de adoção de BA na contabilidade. Essa motivação se apoia em uma das finalidades de aplicação de entrevistas com especialistas citadas por Bogner & Menz (2002, apud Flick, 2018).

Em relação aos *early adopters*, a entrevista teve como principal objetivo analisar a adoção e seus efeitos, com base na experiência de organizações ou setores que já tinham feito alguma implementação prática. Neste estudo foi dada preferência para adotantes de BA em subáreas diferentes da contabilidade em organizações de segmentos de atuação diversas. A partir do consentimento dos entrevistados, as entrevistas foram gravadas, resultando em quase 30 horas de gravação, as quais, posteriormente, foram transcritas para análise. Este procedimento visou garantir que nenhuma informação se perdesse durante a coleta de dados.

O roteiro de entrevista dos especialistas foi preliminarmente desenvolvido com base na revisão da literatura e nos produtos desenvolvidos na etapa 01 desta pesquisa (grupos de iniciativas). Ele é constituído de três seções: (i) preâmbulo para apresentar o objetivo da pesquisa e contextualização, (ii) sete perguntas de identificação do participante a fim de evidenciar seu perfil de especialista e (iii) cinco perguntas sobre adoção de BA na contabilidade. A última seção do instrumento é personalizada por área contábil, pois na primeira pergunta é apresentado o grupo de iniciativas de *analytics* de acordo com a área contábil do especialista. As demais perguntas refletem as outras duas dimensões de BA de Holsapple *et al* (2014) – orientação e técnica - e tiveram por objetivo obter respostas que permitissem a descrição completa da iniciativa, e por fim, a penúltima questão é quanto aos efeitos da adoção de BA e a última quanto aos determinantes dos efeitos. O roteiro de entrevista foi validado por um pesquisador experiente na área de sistemas de informações e contabilidade e está apresentado no Apêndice A.

O roteiro de entrevistas aplicado aos *early adopters*, que também foi elaborado com base na revisão de literatura, possui duas seções: (i) oito perguntas para a identificação do respondente e (ii) nove perguntas sobre a adoção de BA com foco em aprofundar o entendimento sobre a(s) iniciativa(s) de *analytics* adotada(s) pela organização, bem como os antecedentes da adoção e os efeitos da mesma. O roteiro foi validado por um pesquisador experiente em sistemas de informações e contabilidade e está descrito no Apêndice B.

O Quadro 1 apresenta os especialistas e *early adopters* que participaram deste estudo. Os especialistas estão identificados pelo ID iniciando por “ESP” e os adotantes iniciais iniciando por “EA”. As entrevistas foram realizadas entre março e julho de 2021.

| ID | ÁREA CONTÁBIL | FORMAÇÃO ACADÊMICA | CARGO ATUAL | TEMPO DE EXPERIÊNCIA | SEGMENTO DE ATUAÇÃO E PORTE DA ORGANIZAÇÃO | |
|-----------------|---------------|---|--|----------------------|--|---------|
| | | | | | | |
| ESP1-A | Tributária | Mestre e Doutor em Ciências Contábeis | Sócio de Consultoria | 21 anos | Consultoria contábil e financeira | Pequena |
| ESP1-F | Financeira | | | | | |
| ESP1-O | Forense | | | | | |
| ES1-T | Tributária | | | | | |
| ESP2-A | Auditoria | Especialização em Gestão Estratégica de TI | Gerente de TI | 18 anos | Consultoria e prestação de serviços | Pequena |
| ESP2-T | Tributária | | | | | |
| ESP3-A | Auditoria | Análise e Desenvolvimento de Sistemas | Gerente de serviços de auditoria digital | 9 anos | Consultoria e auditoria | Grande |
| ESP4-A | Auditoria | Administração de Empresas e Ciências Contábeis | Gerente Sênior | 9 anos | Consultoria e auditoria | Grande |
| ESP5-G | Gerencial | Ciências Contábeis e Especialização em Compliance | Especialista de Planejamento Financeiro | 10 anos | Instituição Financeira | Grande |
| ESP6-A | Auditoria | Mestre em engenharia elétrica e computação; Doutor em Ciências da Computação | Cientista de Dados Líder | 12 anos | Consultoria em Ciência de Dados | Pequena |
| ESP6-O | Forense | | | | | |
| ESP7-T | Tributária | Sistemas de Informação, Especialização em Engenharia de Software e MBA em Big Data e Analytics | Gerente Tributário | 16 anos | Indústria Farmacêutica | Grande |
| EA2-T | Tributária | | | | | |
| ESP8-T | Tributária | Análise e Desenvolvimento de Sistemas e Especialização em BI | Analista Tributário | 10 anos | Varejo | Grande |
| ESP9-F | Financeira | Técnico em Contabilidade, Análise e Desenvolvimento de Sistemas e Especialização em Gestão de TI | Analista de Negócios | 15 anos | Tecnologia da Informação | Grande |
| ESP10-O / EA6-O | Forense | Ciências Contábeis, Especialização em Administração Industrial | Diretor de Operações | 24 anos | Consultoria em Contabilidade Forense | Grande |
| | | Análise de sistemas, Especialização em Marketing, MBA em Gestão de Tecnologia | Diretor de Segurança Cibernética | 34 anos | Tecnologia da Informação | Grande |
| ESP11-O | Forense | Ciências Contábeis, Comunicação Social e MBA em Gestão | Diretor de Forense | 22 anos | Consultoria Empresarial | Grande |
| EA7-O | Forense | | | | | |
| ESP12-F | Financeira | Estatística, Especialização em Inteligência Competitiva, MBA em Data Science e Mestrado em Ciências da Computação | Especialista de Produtos de Créditos | 8 anos | Instituição Financeira | Grande |
| EA8-F | Financeira | | | | | |
| EA1-T | Tributária | Ciências Contábeis, Economia e Mestrando em Administração de Empresas | Vice-Presidente Tributário | 26 anos | Indústria Automotiva | Grande |
| EA3-A | Auditoria | Ciências da Computação, Engenharia Elétrica | Auditor Público Externo | 20 anos | Administração Pública | Grande |
| EA4-G | Gerencial | Ciências Atuariais | Gerente Atuarial | 20 anos | Serviços de Saúde | Grande |
| EA5-F | Financeira | Comércio Exterior | Analista de Ciência de Dados | 5 anos | Instituição Financeira | Grande |
| EA10-F | Financeira | Ciências Contábeis, Mestrado em Contabilidade | Gerente Sênior de Contabilidade | 17 anos | Tecnologia e Telecomunicações | Grande |
| | | Administração de Empresas e Ciências Contábeis, Especialização em Auditoria e Controladoria | Gerente de Contabilidade | 18 anos | Tecnologia e Telecomunicações | Grande |
| EA9-G | Gerencial | Ciências Contábeis, Especialização em Inteligência Estratégica e em | Controller | 12 anos | Marketing e Tecnologia | Médio |
| EA9-F | Financeira | | | | | |

Quadro 1: Perfil dos entrevistados

Fonte: elaborado com base nos dados da pesquisa (2021)

Conforme pode-se observar no Quadro 1, foram entrevistados 20 diferentes profissionais em cinco distintas áreas, distribuídos em 28 unidades de análise visto que quatro profissionais possuíam perfil tanto de especialista quanto de *early adopter*, outros quatro profissionais tinham expertise em mais de um subdomínio contábil e duas unidades de análise foram formadas por duas pessoas cada, sendo que para cada uma das subáreas contábeis, contou-se com pelo menos três respondentes. Dessa forma, buscou-se assegurar a qualidade e a quantidade de informação útil.

A técnica de análise dos dados adotada foi a técnica de análise de conteúdo com codificação hierárquica (*hierarchical coding*) (Krippendorff, 2018). Segundo Krippendorff (2018) esta técnica permite ao pesquisador fazer inferências **replicáveis** e **válidas** para os contextos de seu uso. Por meio da aplicação da codificação hierárquica pretendeu-se enriquecer a abordagem exploratória desta pesquisa. Como ferramenta de apoio foi utilizado o *software* NVivo versão 1.5 auxiliando na interpretação e tratamento dos dados tendo por base as transcrições de todas as entrevistas que foram importadas previamente à etapa de codificação. Neste estudo foram utilizados diferentes conjuntos de codificação. Para as iniciativas e para os efeitos, a codificação foi *data driven*. Para a análise dos antecedentes da adoção a codificação foi *theory driven*, utilizando os fatores do modelo TOE, e *a posteriori* pois os fatores foram sendo identificados a partir da análise dos resultados. Para os determinantes dos efeitos a codificação foi híbrida, tendo em vista que os códigos iniciais foram definidos *a priori* da coleta dos dados com abordagem *theory driven* com base no modelo TTF, e as categorias finais foram definidas com abordagem *data driven*. O *codebook* utilizado está descrito no Apêndice C, sendo considerado um elemento de rigor deste estudo, contendo detalhes da codificação desenvolvida tais como quantidade de códigos, descrição das categorias e temas, conforme indicado por Tong *et al* (2007).

Dentre os critérios de rigor utilizados nesta pesquisa, utilizou-se a triangulação de fontes de evidência (YIN, 2015) que, segundo Flick (2009, p.62), “implica que os pesquisadores assumam diferentes perspectivas sobre uma questão em estudo ou, de forma mais geral, ao responder a perguntas de pesquisa”. A forma de triangulação mais utilizada pelos pesquisadores é a triangulação de fontes (Paiva Júnior *et al*, 2011), que pode ser fontes de dados ou ainda fontes de técnicas de coleta de dados (Merriam, 1998, apud Paiva Júnior *et al*, 2011). Neste estudo foi feita triangulação de fontes de dados, ao entrevistar-se especialistas e *early adopters*. Isso possibilitou inferir acerca dos efeitos da adoção de BA na contabilidade de forma mais ampla, buscando a convergência dos dados.

A saturação teórica é um importante elemento qualificador da pesquisa qualitativa, pois tem como objetivo facilitar a validade de conteúdo (Fusch & Ness, 2015). A saturação teórica é atingida quando o pesquisador observa que novos dados coletados não estejam gerando novos resultados de pesquisa (Marshall *et al*, 2013). Neste estudo, o processo de elaboração do *codebook* foi conduzido em duas etapas a fim de aumentar a possibilidade de criação de códigos *data-driven* e, depois disso, nenhum novo código foi criado. As etapas foram: (i) leitura completa de todas as entrevistas (leitura vertical, do início ao fim de cada entrevista) e (ii) leitura completa das respostas de todos os entrevistados, pergunta a pergunta (leitura horizontal). O Quadro 2 ilustra os códigos e a quantidade de trechos de entrevista associados a cada código.

| Categorias Iniciais | Freq | % | Categorias Intermediárias | Freq | % | Categorias Finais | Freq | % | | | | | |
|--|-------------|---------------|-----------------------------------|-------------|---------------|----------------------------------|-----------------|-------------------------|------------------------------------|------------------------------|-----------------------------|------|------|
| Iniciativas Factiveis | 801 | 55,2% | Automatizar | 67 | 4,6% | Identificar transações suspeitas | 31 | 2,1% | | | | | |
| | | | | | | Identificar duplicidades | 10 | 0,7% | | | | | |
| | | | | | | Análises diversas | 19 | 1,3% | | | | | |
| | | | | | | Prestar informações | 7 | 0,5% | | | | | |
| | | | Turbinar | 72 | 5,0% | | | | Análises com maior volume de dados | 19 | 1,3% | | |
| | | | | | | | | | Análises preditivas | 24 | 1,7% | | |
| | | | | | | | | | Inovar | 29 | 2,0% | | |
| | | | Orientação | 139 | 9,6% | | | | Descritiva | 41 | 2,8% | | |
| | | | | | | | | | Descritiva-preditiva | 22 | 1,5% | | |
| | | | | | | | | | Preditiva | 64 | 4,4% | | |
| | | | | | | | | | Prescritiva | 12 | 0,8% | | |
| | | | Abordagem | 125 | 8,6% | | | | Supervisionada | 53 | 3,7% | | |
| | | | | | | | | | Não Supervisionada | 30 | 2,1% | | |
| | | | | | | | | | Híbrida | 33 | 2,3% | | |
| | | | | | | | | | Não aplicável | 9 | 0,6% | | |
| | | | Técnicas | 151 | 10,4% | | | | Machine learning | 28 | 1,9% | | |
| | | | | | | | | | Regressão | 38 | 2,6% | | |
| | | | | | | | | | Outras | 85 | 5,9% | | |
| | | | Fontes de dados | 247 | 17,0% | | | | Internas-estruturadas | 123 | 8,5% | | |
| | | | | | | | | | Internas-não-estruturadas | 26 | 1,8% | | |
| Externas-estruturadas | 64 | 4,4% | | | | | | | | | | | |
| Externas-não-estruturadas | 34 | 2,3% | | | | | | | | | | | |
| Antecedentes da intenção de adoção das iniciativas factíveis | 57 | 3,9% | Contexto Tecnológico | 30 | 2,1% | | | Competência tecnológica | 23 | 1,6% | | | |
| | | | | | | | | Vantagem Relativa | 6 | 0,4% | | | |
| | | | | | | | | Observabilidade | 1 | 0,1% | | | |
| | | | Contexto Organizacional | 20 | 1,4% | | | | | Suporte da Administração | 13 | 0,9% | |
| | | | | | | | | | | Eficácia da Mudança | 5 | 0,3% | |
| | | | Contexto Ambiental | 7 | 0,5% | | | | | Cultura de Tomada de Decisão | 2 | 0,1% | |
| | | | | | | | | | | Pressão Externa | 4 | 0,3% | |
| | | | | | | | Suporte Externo | 3 | 0,2% | | | | |
| | | | | | | | | | | | | | |
| Elementos determinantes do efeito das iniciativas factíveis | 223 | 15,4% | Tarefa | 43 | 3,0% | | | | Complexa | 18 | 1,2% | | |
| | | | | | | | | | Repetitiva | 16 | 1,1% | | |
| | | | | | | | | | Grande volume de dados | 9 | 0,6% | | |
| | | | Tecnologia | 97 | 6,7% | | | | | | Evolução Tecnológica | 47 | 3,2% |
| | | | | | | | | | | | Disponibilidade dos dados | 40 | 2,8% |
| | | | | | | | | | | | Preparação dos dados | 10 | 0,7% |
| | | | Indivíduo | 83 | 5,7% | | | | | | Conhecimento de analytics | 33 | 2,3% |
| | | | | | | | | | | | Análise Crítica | 23 | 1,6% |
| | | | | | | | | | | | Conhecimento do negócio | 18 | 1,2% |
| | | | | | | | | | | | Apresentação dos resultados | 5 | 0,3% |
| Efeitos da adoção das iniciativas | 369 | 25,4% | Efeitos da adoção das iniciativas | 369 | 25,4% | | | | Aceitação | 4 | 0,3% | | |
| | | | | | | | | | Eficiência | 109 | 7,5% | | |
| | | | | | | | | | Qualidade | 85 | 5,9% | | |
| | | | | | | | | | Melhora da tomada de decisão | 57 | 3,9% | | |
| | | | | | | | | | Aumento da lucratividade | 52 | 3,6% | | |
| | | | | | | | | | Compliance | 26 | 1,8% | | |
| | | | | | | | | | Eficácia | 28 | 1,9% | | |
| Antecipação das tendências de mercado | 12 | 0,8% | | | | | | | | | | | |
| Total de trechos | 1450 | 100,0% | Total de trechos | 1450 | 100,0% | Total de trechos | 1450 | 100,0% | | | | | |

Quadro 2: Códigos e trechos associados

Fonte: elaborado com base nos dados da pesquisa (2021)

Percebe-se do Quadro 2, que a maioria dos códigos possuem mais de três trechos de entrevistas associados. Contudo cabem algumas ressalvas em relação aos códigos de menor frequência. Ao analisar as **categorias iniciais**, observa-se que a categoria denominada

anteriores da adoção apresenta a menor quantidade. Isso ocorre porque foram códigos criados somente com base em entrevista com os *early adopters*, diferentemente das demais categorias iniciais que contemplaram também os especialistas. Ao analisar as **categorias intermediárias**, observa-se que dentre os elementos do modelo TOE, itens do contexto ambiental foram os menos citados pelos *early adopters* como preponderantes para a adoção de BA na contabilidade. Por fim, ao analisar as **categorias finais**, observa-se que: (i) prestar informações possui menor frequência de trechos dentre as finalidades de uso, porque foi citada somente pelos *early adopters*, (ii) observabilidade – item do contexto tecnológico, foi mantido apesar da ocorrência em apenas uma das falas de entrevista, pois mostrou ser potencialmente relevante, pela ênfase dada pelo entrevistado na importância daquele tema para sua adoção da tecnologia e (iii) aceitação – código *data-driven* do código indivíduo do modelo TTF, embora com menor quantidade de trechos, foi mantido pelo destaque na narrativa de alguns entrevistados da importância da decisão individual de cada profissional em querer aprender algo novo e isso ser fator crítico para a adoção de BA.

4.4 RESULTADOS

Nesta seção são apresentados os resultados da análise dos dados coletados a partir dos especialistas e *early adopters*, bem como a discussão com a literatura.

4.4.1 Síntese das iniciativas factíveis de BA de acordo com os especialistas

A primeira análise feita é sobre os comentários acerca das iniciativas que os especialistas julgaram factíveis. Na Figura 1 tem-se a nuvem de palavras, onde pode-se observar com destaque a palavra “empresa” indicando o cunho de aplicação prática nos negócios empresariais das iniciativas analisadas e as palavras “auditoria” e “cliente” pelo fato de boa parcela dos especialistas serem profissionais de auditoria externa. Observa-se também as palavras “análise”, “dados” e “informações” inerentes ao campo de estudo de BA. E, por fim, as palavras “trabalho”, “forma”, “processo” e “consegue” que traduzem a visão prática trazida pelos respondentes.



Figura 1: Nuvem de palavras das iniciativas validadas pelos especialistas¹
 Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2021)

4.4.1.1 Finalidades de uso

Quanto às finalidades de uso das iniciativas, foram divididas em dois grupos: iniciativas que **automatizam** as tarefas dos profissionais contábeis e iniciativas que **turbinam** as atividades do campo contábil. Dentre as iniciativas que **automatizam** as atividades dos profissionais contábeis, foram tidas como factíveis iniciativas para **identificar transações suspeitas** utilizadas na contabilidade forense como afirma ESP10-O “*os quesitos aí seriam detectar relacionamentos, isso sim, bastante viável, eu diria que é 100% aplicável*” e também na auditoria conforme ESP3-A:

[...] a gente tem uma ferramenta hoje que eu simplesmente faço a carga dos dados, e de acordo com o tipo de necessidade que eu quero, ela me traz as respostas, então eu consigo ver se eu tenho alguma coisa muito fora da curva, se eu tenho algo que tem que me chamar a atenção e investigar, se algo que não deveria estar acontecendo [...] (ESP3-A)

Também foram confirmadas iniciativas para **identificar duplicidades**, tanto na auditoria quanto na área tributária. ESP1-A destaca: “*eu indicaria usar programação para isso e por usar programação tu tá automatizando coisas e eu acho que tá enquadrado dentro de analytics, a questão é que é uma abordagem simples, é uma abordagem supervisionado*” e ESP2-A ratifica “*eu acho que esse aqui é o item que a gente pode com certeza explorar através do Analytics, porque a gente pode partir de uma abordagem supervisionada*”. Por fim, os especialistas visualizam uso de *analytics* para atividades de **análises diversas** na contabilidade tributária, gerencial, financeira e auditoria, como por exemplo “*é possível de se ter análise histórica dos preços da empresa e das notícias, é claro muito baseado em dados*”

¹ Destaca-se que as palavras destacadas nas nuvens de palavras da presente pesquisa foram realizadas de forma automática pelo software NVivo, mas houve preocupação da pesquisadora que não gerassem viés aos resultados.

não estruturados” (ESP9-F) e *“para monitorar nível de satisfação do cliente que não é nenhuma forma, nenhuma abordagem preditiva, eu acho que se encaixa a descritiva de fato”* (ESP5-G).

Quanto as iniciativas de *analytics* que **turbinam** as atividades da contabilidade, tem-se **análise de maior volume de dados**, conforme explica ESP11-O: *“posso fazer isso de uma forma muito mais artesanal, mas aqui ao utilizar uma ferramenta de Analytics, eu consigo fazer uma varredura muito maior para cobrir minha base inteira ao invés de cobrir por exemplo uma amostra”* e ressalta ESP1-A:

E hoje como tem a facilidade de analisar dados em volume maior, tu pode depender muito menos de amostragem, tu pode lidar com integralidade nesses casos, tu pode testar todo um conjunto de coisas ao invés de ter que depender de 10, 20, 30 transações, o que durante muito tempo a auditoria se serviu desses números menores mas está longe do ideal né, se tu puder na verdade trabalhar e testar a integralidade dos números e garantir que tudo está sendo capturado pelos sistemas é muito melhor (ESP1-A)

Outro conjunto de iniciativas são as que permitem **desenvolver análises preditivas**. Essa finalidade foi validada por especialistas de todas as áreas contábeis. Por fim, os especialistas analisaram um conjunto de iniciativas que julgam factíveis que permitiriam o campo contábil **innovar**, como por exemplo a iniciativa para *“Apoiar a auditoria externa na fase de planejamento e avaliação de risco, como por exemplo, desenvolver modelos que permitam inferir o que poderia e deveria acontecer, e comparar ao que efetivamente aconteceu, ajudando no dimensionamento da auditoria.”* que segundo ESP1-A *“é uma questão de usar analytics para criar modelos preditivos de avaliação de risco, por exemplo, então aí eu vejo que realmente tem uma bela de uma aplicação”*. **Logo, infere-se que: os especialistas legitimam o uso de business analytics no contexto contábil pois possibilita tanto a automatização de algumas tarefas executadas pelos profissionais contábeis, quanto potencializa a atividade do profissional contábil.**

4.4.1.2 Orientação de análise

Quanto à **orientação de análise** das iniciativas factíveis, os especialistas atribuíram que a grande parte das iniciativas são descritivas, algumas descritivas-preditivas, outras preditivas e poucas foram classificadas como prescritivas. As iniciativas classificadas como orientação **descritiva** tiveram as seguintes justificativas: a necessidade de *“entender o pormenor da informação”* (ESP2-T), *“buscar o que está acontecendo”* (ESP3-A) e *“é muito*

mais painel, indicadores e resultados de outros produtos de analytics” (ESP6-A). Para o grupo de iniciativas de orientação **descritiva-preditiva**, os especialistas explicam que são tarefas de *analytics* que iniciam explorando os dados do passado para se ter um entendimento dos mesmos e a partir disso cria-se modelos para fazer previsões. Tem-se uma evidência dessa prática em ESP7-T: *“a inicial seria uma descritiva, eu preciso minimamente olhar para o passado para identificar esses valores que ocorreram no passado para conseguir levantar, separar esses valores, então claro depois da descritiva eu poderia caminhar para uma preditiva, digamos assim, porque ele poderia aprender e depois começar a sugerir”* e pelo ESP11-O: *“eu vou ter uma orientação muito mais descritiva/preditiva do que qualquer outra, eu poderia usar a mesma técnica com a visão investigativa, então aí nesse caso é necessariamente descritiva, mas no caso de detecção eu tô buscando olhar para frente, é uma combinação descritiva e preditiva sem dúvida”*.

Outro grupo de iniciativas foi classificado como orientação **preditiva**. Para esse grupo, os especialistas destacaram o uso de técnicas de *analytics* para fazer previsões a partir dos dados históricos por meio de treinamento de modelos, e o papel necessário do profissional contábil para analisar o resultado desses modelos a fim de concluir a tarefa contábil, como explicado por ESP6-A: *“eu provavelmente vou rodar estatísticas, comparar estatísticas de algo e eu vou inferir que essa transação que eu tô olhando é fraudulenta ou não, então eu diria que é preditivo porque eu indico pro auditor o que tem de possivelmente de fraude e ele toma decisão depois”*. Por fim, algumas iniciativas foram classificadas como **prescritivas**. Para os especialistas modelos prescritivos *“é quando praticamente a máquina, o algoritmo toma a decisão mais sozinho”* (ESP6-A). Neste sentido ESP12-F destaca a iniciativa de *“Habilitar sistema de alerta antecipado de dificuldades financeiras”*, como sendo prescritiva pois *“vai usar uma predição de futuro para ligar um alerta e dizer tome alguma ação para mitigar esse risco que está sendo previsto para o futuro, não é um alerta de algo que já aconteceu, é um alerta de que aumentou o risco de acontecer um evento no futuro”*. Ainda quanto as orientações de análise, ESP12-F destaca que *“a gente fala em análise preditiva e prescritiva, mas sem esquecer que a gente começa pela descritiva”*. **Logo infere-se que: a análise descritiva é a base preliminar necessária para evoluir-se para as análises preditivas e prescritivas e, no campo contábil, prevalece o uso de análises descritivas e preditivas.**

4.4.1.3 Abordagens técnicas de *analytics*

Quanto às opiniões acerca das **abordagens técnicas de *analytics***, os especialistas classificaram as iniciativas factíveis como usando abordagem supervisionada, não supervisionada, híbrida ou não aplicável. Para justificar o uso da abordagem **supervisionada** os principais argumentos se referiram a necessidade da relação de causa e efeito, por exemplo na iniciativa “I36-Examinar a relação causal entre capital de mídia social e valores futuros dos principais indicadores de desempenho contábil”(ESP12-F), o fato de ter modelos com variáveis pré-definidas pela literatura, por exemplo em iniciativas sobre “I25-Avaliar a razoabilidade dos gastos e provisão de garantia de produtos comparativamente às reclamações dos clientes”, onde ESP1-A aponta: *“na maior parte dos casos eu acredito que ele vai ser supervisionado, porque tu já coloca o modelo do que tu espera que vá gerar, ou no mínimo tu teria uma boa base teórica pra definir quais são os determinantes do gasto e garantia”* e quando se tem regras a cumprir, onde inclusive ESP6-A destaca que pode haver uma divergência em relação ao que a literatura conceitua como supervisionado, que segundo ESP6-A *“pressupõe-se que você tem uma tabela e se tem sempre um resultado esperado ali”*.

Quanto ao uso de abordagem **não supervisionada**, os argumentos foram a necessidade de se fazer uma exploração inicial dos dados, como por exemplo: *“talvez fosse legal começar com uma análise não supervisionada para tentar categorizar essas notícias financeiras, entender que notícias são essas, que tipo de categorização elas tem, porque podem ser muitas”* (ESP12-F) ou *“Eu acho que as melhores técnicas para esse tipo de detecção são as não supervisionados, tu joga o teu banco de dados e tenta aprender a partir do que tu tem à disposição”* (ESP1-A); não se ter dados “rotulados” antecipadamente (ESP6-A), serem eventos complexos (ESP1-T) e/ou com baixa frequência como explica ESP6-A: *“justamente aqui procurar o que foi errado não vai tantos exemplos assim”*. Para algumas iniciativas, os especialistas apontaram que a abordagem poderia ser **híbrida**, pois podem ser usadas ambas as abordagens alternativamente ou ainda ambas consecutivamente. ESP1-A explica *“a abordagem pode ser supervisionada e não supervisionada, e por que que eu digo isso? Porque a maior parte dos modelos começa com algo pré-definido, uma regressão simples, pra tentar cria uma previsão, e depois pode trabalhar também em coisas mais complexas de machine learning”* ou ainda *“acho que combina um pouco o supervisionado e o não supervisionado, a gente teria que ter uma mescla do que eu conheço como em comum e o que o algoritmo me diz que é incomum”* (ESP6-A). E por fim, algumas iniciativas, foram apontadas com abordagem **não aplicável**. ESP1-A explica e justifica da seguinte forma:

Eu me sentiria mais confortável para falar de supervisionado e não supervisionado para aquilo que eu acho que tu podes usar regressão ou *machine learning*. A partir de um certo nível de método tu consegues classificar bem entre supervisionado e não supervisionado, a questão é que tipo assim eu vou fazer um teste de diferença de médias, não tem sentido de chamar de supervisionada ou não supervisionada, eu não estou querendo prever, eu não estou querendo explicar uma relação, eu só estou comparando, é uma comparação mais simples, eu vou separar entre supervisionado e não supervisionado quando eu tiver fazendo realmente uma análise classificatória ou preditiva mesmo, explicativa, então do nível de complexidade da regressão para cima eu acho que a gente pode classificar, da regressão para baixo não (ESP1A)

As principais **técnicas** e **algoritmos** citados pelos especialistas para aplicação nas iniciativas factíveis podem ser observadas na nuvem de palavras na Figura 2.



Figura 2: Nuvem de palavras das técnicas e algoritmos segundo especialistas
Fonte: elaborada com base nos dados da pesquisa (2021)

Com base na Figura 2, observa-se com destaque “*machine learning*” e “regressão”. *Machine learning* foi usado pelos especialistas como um conjunto amplo de técnicas e algoritmos com potencial de utilização conforme exemplo de ESP1-A: “*tem diversos algoritmos que tu podes usar de machine learning, tem árvore de regressão, tem random forest, tem redes neurais artificiais, tem redes neurais recorrentes, é uma infinidade de técnicas, então eu iria pro machine learning no sentido mais amplo*”. A regressão e suas variações também foram indicadas como técnica muito útil para diversas iniciativas de *analytics*. Além destes dois grupos de técnicas, destacam-se ainda: clusterização, classificação, agrupamento, redes neurais, estatística, combinação por similaridade e visualizações gráficas.

segmento de atuação e concorrentes são indicadas como **fontes externas-estruturadas** e, finalmente, como **fontes externas-não estruturadas** foram citados dados de mídias sociais para verificação do comportamento de agentes relacionados. **Logo, conclui-se que: dados estruturados são os mais utilizados, sendo de fontes internas majoritariamente oriundos do ERP e sistemas legados.**

4.4.1.4 Sistematização das dimensões de BA de acordo com especialistas

A Figura 4 sintetiza o resultado da análise das iniciativas factíveis de acordo com os especialistas, à luz das três dimensões de BA dos autores Holsapple *et al* (2014).

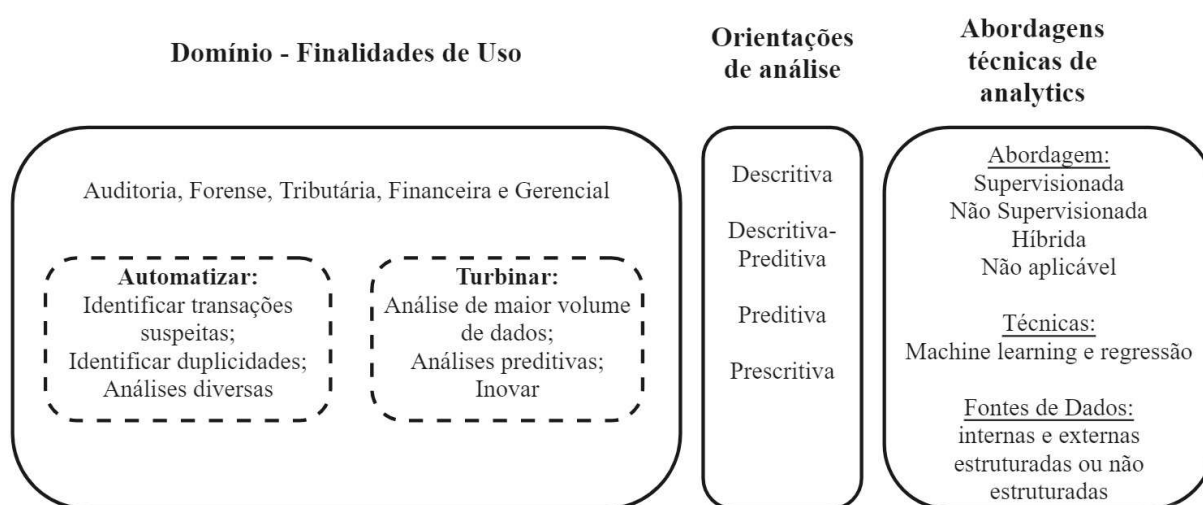


Figura 4: Sistematização das dimensões de BA de acordo com os especialistas
Fonte: elaborada a partir dos dados da pesquisa (2021)

A partir da Figura 4, infere-se finalmente que os especialistas entrevistados neste estudo, das subáreas contábeis Auditoria, Contabilidade Forense, Tributária, Financeira e Gerencial, **validam o uso de BA na contabilidade com duas principais finalidades – Automatizar e Turbinar – as tarefas da área contábil, tendo como objetivos descrever os dados e prever o que pode acontecer.** Para tanto, são adotadas diferentes abordagens e técnicas, agrupadas genericamente como *machine learning* e regressão, tendo como principais fonte de dados as já existentes nas organizações de forma estruturada e as externas estruturadas e não estruturadas.

4.4.2 Síntese dos casos de uso de BA de acordo com os *early adopters*

Nesta seção foram analisados os casos de uso de BA pelos *early adopters*. Primeiramente verificou-se as respostas dadas a pergunta “Qual o objetivo dessa iniciativa?” e conforme observado na Figura 5 destacam-se as palavras “melhor” e “tempo”.

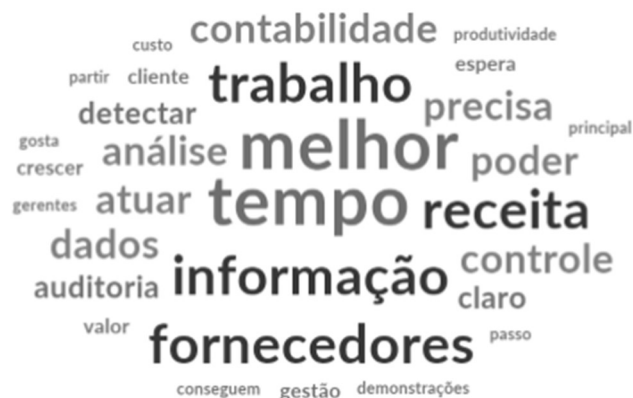


Figura 5: Nuvem de palavras dos objetivos das adoções dos *early adopters*
 Fonte: elaborado com base nos dados da pesquisa (2021)

A partir da Figura 5 e análise aprofundada das entrevistas, **infere-se que: as principais finalidades de uso de BA pelos adotantes iniciais estão alinhadas as finalidades destacadas pelos especialistas, podendo-se classificar a adoção como meio de “automatizar”, relacionando a palavra “tempo”; e “turbinar”, relacionando a palavra “melhor”.**

No que se refere a **automatizar**, predomina o uso para **análises diversas**, conforme destacado por EA3-A: “*várias análises contábeis que são feitas em cima desses dados, dados de receita, dados de despesa tanto orçamentária quanto patrimonial, dados de folha de pagamento, rubricas, enfim é bem completo*” e EA9-G: “*acompanhamento de rentabilidade mais voltado para gestão de projetos por cliente*”. Também observa-se o uso para **detecção de transações suspeitas**, como exemplificado por EA7-O: “*monitoramento de transações sensíveis ou transações com terceiros para identificação de padrões*”. Contudo, dentre os *early adopters*, destacou-se uma finalidade de uso não presente na análise dos especialistas, que é o uso de BA para **prestar informações** a terceiros, conforme ressalta EA4-G: “*automatizar ao máximo o que é popular planilha por exemplo [...] estamos nessa busca de automatizar via analytics*”. O fato desta finalidade de uso ter surgido somente dentre os *early adopters*, pode ser explicada por estar mais relacionada ao uso de BI e não de BA, podendo-se inferir que dentre os *early adopters* não é clara a diferença entre BI e BA. Quanto a **turbinar** observa-se o uso para permitir **analisar grandes volumes de dados**, como explica EA3-A: “*identificar dentro de todo o volume de dados que a gente recebe onde estariam os pontos focais para atuação das auditorias in loco ou a distância*”; **desenvolver análises preditivas**, como por exemplo “*se usa muito para provisão e aí se usa vários algoritmos de predição baseado no comportamento daquela operação*” (EA8-F) e **inovar** como na narrativa de EA1-T em “*criamos dois produtos pra área tributária*”.

No Quadro 3 são apresentados os casos de adoção dessa pesquisa. A maior parte das iniciativas são descritivas, sendo os adotantes destacados em cinza os que possuem iniciativas com orientação preditivas mais avançadas.

| | INICIATIVA | PÚBLICO-AVO | FREQUÊNCIA DE USO | ABORDAGEM, TÉCNICA, ALGORITMO |
|--------|--|--|---|--|
| EA1-T | Rotinas de conferência da área tributária que consolidam informações de diversos sistemas legados e indicam registros para análise; Dashboards das métricas tributárias e de preços de transferência com visão geral e detalhada de todas as operações de entrada e saída de todas as unidades da empresa. | Stakeholder externo; Áreas de negócio: comercial, supply chain e procurement; Entidades do segmento de atuação | On-line com atualização diária | Visualização; Agrupamentos; Técnicas estatísticas usando Python e R |
| EA2-T | Ferramenta que analisa o histórico dos pedidos de compra e indica qual deveria ser o código de tributação para um determinado item que está sendo adquirido; e modelo para otimizar a previsão do Imposto de Renda e Contribuição Social para os próximos 12 meses | Compliance tributário; Área tributária | Mensal e Trimestral | Supervisionada; regressão; mapa de calor; árvore de decisão; visualização; séries temporais |
| EA3-A | Dashboards usados para analisar contas contábeis de receitas, dados de despesas tanto orçamentárias quanto patrimoniais, de folha de pagamento e rubricas; Ferramenta para detectar anomalias, a partir de uma análise temporal anterior do comportamento das despesas, e emite alertas para que os auditores façam as análises | Auditores internos; Órgãos governamentais; Sociedade | On-line com atualização diária e mensal | Estatística descritiva; Visualização |
| EA4-G | Dashboards usados diretamente para análises diversas, como por exemplo, análise da rentabilidade de contratos; e também como base de dados consolidada intermediária de outras análises e relatórios | Área contábil e comercial; Gerentes, diretoria e superintendentes | On-line com atualização mensal | Estatística descritiva; Visualização |
| EA5-F | Dashboards para acompanhamento de estatísticas e volumetria dos processos da área contábil e análise de tributos | Áreas de negócio e corporativo/back-office | On-line com atualização mensal | Visualização |
| EA6-O | Identificar relacionamentos ocultos, tendo por base o cadastro de fornecedores, entre as organizações, pessoas jurídicas e pessoas físicas. | Stakeholder externo; Auditoria externa | Sob demanda | Supervisionada; Estatística descritiva; Classificação; Agrupamento; Mineração de texto |
| EA7-O | Na área de compliance, monitorar transações sensíveis ou transações com terceiros para identificação de padrões; Identificar empresas com alguma similaridade, a partir do cruzamento do cadastro de fornecedores e clientes com base de dados proprietária, elegendo potenciais cadastros para serem investigados em profundidade | Área de compliance, auditoria interna ou gestão de riscos; Área jurídica e perícia | Atualização mensal, trimestral, semestral ou anual; e sob demanda | Agrupamento; classificação; visualização; Fuzzy Match; ferramenta de e-discovery |
| EA8-F | Acompanhamento da evolução da carteira geral e detalhado; Previsões de ganhos, perdas e mensuração de riscos, baseados em dados históricos | Área comercial, área contábil e diretoria | On-line e sob demanda | Supervisionada; Regressão; Árvore de decisão |
| EA9-F | Elaboração das demonstrações financeiras | Área contábil | Anual | Visualização |
| EA9-G | Divulgação dos resultados para os sócios e acompanhamento de rentabilidade voltado para gestão de projetos por cliente | Gerentes e coordenadores | Semanal e mensal | Visualização |
| EA10-F | Controle das atividades da área contábil e dashboard que aponta os outliers de divergências entre partes relacionadas e permitem o acompanhamento de saldos judiciais | Área contábil | Mensal | Visualização |

Quadro 3: Iniciativas dos *early adopters*

Fonte: elaborado com base nos dados da pesquisa (2021)

A partir do Quadro 3, observa-se que muitas iniciativas são voltadas para a própria área contábil, corroborando com o relatório *The Modern Finance Forum* de que boa parte das iniciativas de uso ainda não transpassaram o limite de seus próprios departamentos (FSN, 2020). Em termos de **frequência de uso** observa-se a predominância do uso diário e mensal, o que indica que de fato são soluções sistematizadas em uso nas organizações, conforme indicam Goodhue & Thompson (1995). Quanto às **técnicas**, as mais utilizadas são visualização, estatística descritiva, classificação, regressão e árvore de decisão. A **visualização** e a **apresentação dos dados** é um aspecto relevante evidenciado por muitos respondentes, conforme explica EA1-T: “*Comunicação não é o que a gente fala, mas o que os outros entendem [...] a gente pega o dado, a gente avalia em qual gráfico aquilo ficaria melhor, e o nosso combinado é que tudo isso é visual [...] e a gente simplifica muito a comunicação, ou seja, pra mim é carga tributária, é otimização fiscal, são coisas assim, conceitos mais friendly para todo mundo. Então esses são os dois grandes valores, tudo muito visual e tudo muito simples*”. Nesse sentido EA7-O, no contexto forense, afirma sobre a visualização e a apresentação dos dados: “*Ela é um meio, mas pode ser um fim [...] nós usamos nas duas pontas e eu acho que ela é poderosa nas duas pontas. Ela é uma ótima ferramenta de comunicação, mas ela traz muitos insights para o próprio processo, na fase exploratória*”. Isso corrobora com os autores Cockcroft & Russell (2018) ao afirmarem que a apresentação inteligente de dados é uma das características do uso de BA no campo contábil. As formas mais utilizadas de apresentação dos resultados pelos respondentes são gráficas, tabelas em Excel e relatórios, disponibilizados por meio de *dashboards*, que permitem facilidades como uso de filtros e *drill-downs*.

Quanto às **fontes de dados**, as mais utilizadas são as fontes internas e estruturadas, com dados obtidos principalmente dos sistemas das empresas, como ERP e sistemas legados, confirmando a indicação dos especialistas. Neste tópico, o destaque fica com os adotantes da área forense, visto que ambos enfatizam o uso de dados externos para cruzar com os dados internos, tanto estruturados como não estruturados. Para EA7-O “*A maior riqueza na análise em um contexto forense é quando eu consigo combinar dados internos e externos*”.

Em relação a esses casos de adoção cabe observar que em boa parte das organizações deste estudo a jornada analítica, no momento da coleta de dados, já durava entre um ano e quatro meses até aproximadamente dois anos. Com base na experiência dos adotantes iniciais, observam-se alguns elementos que podem **contribuir para alavancar projetos de analytics no contexto contábil**. O primeiro elemento é a **capacitação das pessoas**, em função do conhecimento necessário tanto para trabalhar no desenvolvimento dos produtos de *analytics*,

quanto para consumir os resultados a fim de melhor analisá-los. Os adotantes comentam de conhecimentos de tecnologia, estatística e competência para lidar com dados analiticamente necessários aos profissionais contábeis; formação de pessoas em tecnologia, mas também conhecimentos de conceitos básicos de contabilidade para as áreas de negócio conseguirem entender o resultado das análises (EA2-T, EA3-A, EA4-G, EA5-F, EA7-O, EA8-F, EA9-G, EA10-F). O segundo aspecto mais relatado é que ter **pessoas com conhecimento em *analytics* dentro do time contábil**, sendo profissionais de contabilidade ou sendo equipes multidisciplinares, é um fator que assegura mais velocidade e assertividade nos projetos de *analytics* (EA1-T, EA2-T, EA5-F, EA7-O, EA8-F, EA9-G). **Logo, infere-se que: os profissionais de contabilidade que procuram desenvolver competências para uso de *analytics*, poderão assumir posições em times de desenvolvimento de produtos de *analytics*, contribuindo para acelerar a adoção de BA na contabilidade.**

Por fim, EA1-T e EA9-G comentam que após mostrar os primeiros resultados do esforço analítico – “*quick wins*”, conseguiram levantar mais recursos para continuar avançando em função do apoio das áreas de negócio.

A Figura 6 sintetiza o resultado da análise dos casos de uso dos *early adopters*, à luz das três dimensões de BA dos autores Holsapple *et al* (2014).

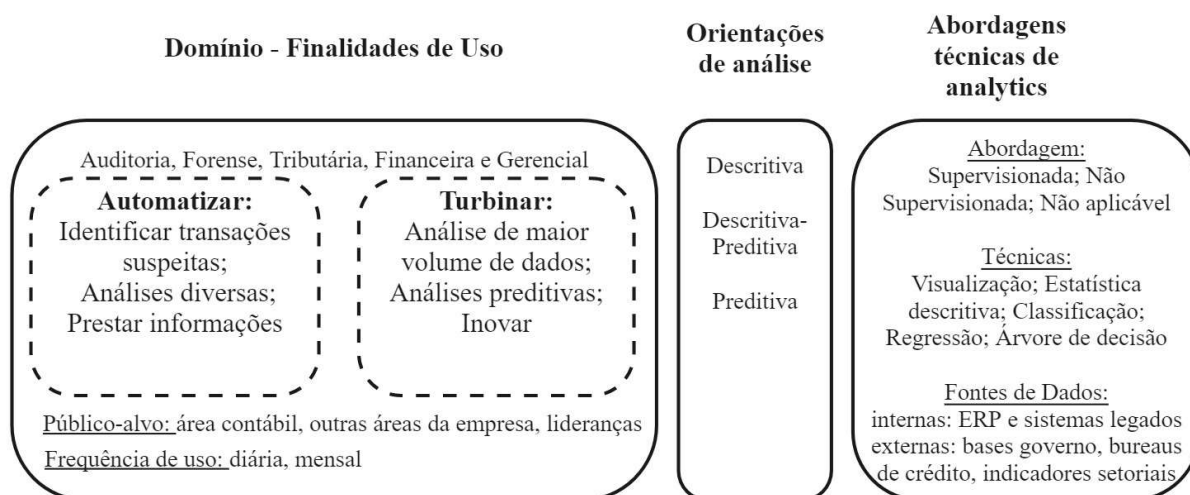


Figura 6: Síntese dos casos de uso de BA de acordo com os *early adopters*
Fonte: elaborada a partir dos dados da pesquisa (2021)

A partir da Figura 6, infere-se finalmente que os *early adopters* entrevistados neste estudo, das subáreas contábeis Auditoria, Contabilidade Forense, Tributária, Financeira e Gerencial, **usam sistematicamente – diária e mensalmente - BA na contabilidade com duas principais finalidades – Automatizar e Turbinar, destacando a finalidade de uso para a prestação de informações contábeis, tendo como principal objetivo descrever os**

dados para diferentes públicos internos. Para tanto, são adotadas diversas abordagens e técnicas, tendo como principais fontes de dados as já existentes nas organizações de forma estruturada, predominantemente dados de ERP e sistemas legados; e fontes externas estruturadas coletadas de bases públicas governamentais e bases com indicadores setoriais.

4.4.3 Principais efeitos das iniciativas de BA na contabilidade

O Quadro 4 apresenta os principais efeitos destacados pelos respondentes.

| EVIDÊNCIAS DOS EFEITOS | EFEITOS |
|--|---|
| "Eu consigo fazer isso de uma forma mais eficiente, por exemplo, combinação de uma técnica não supervisionada onde eu consigo revisar uma base de um milhão de e-mails e a partir de 10000 que eu revisei eu consigo projetar para o restante da base quais e-mails ou quais aqueles 990000 seria de uma alta probabilidade de serem relevantes, eu consigo substancialmente direcionar meu esforço e ser muito mais eficientes e certo na minha revisão." (ESP11-O) | Especialistas e early adopters de todas as áreas contábeis pesquisadas destacaram como principal efeito a eficiência . Destacaram-se as palavras produtividade, tempo, processo, agilidade, maior e melhor. |
| "Melhor eficiência para direcionamento de recursos no que tange em aumento de vendas em uma região específica, e otimização dos recursos operacionais" (ESP5-G) | |
| "É a otimização do processo, ou seja, de certa forma a gente conseguir fazer com mais produtividade, demandar menos do time, e melhorar a velocidade dessa tomada de crédito. Melhora o processo e toma esse crédito mais rápido." (EA2-T) | |
| "É acurácia, acurácia na classificação, então consegue prever para organização que tá calculando, consegue prever um cenário com maior precisão, ter ações, digamos assim, para minimizar a imprevisibilidade." (ESP12-F) | Especialistas e early adopters de todas as áreas contábeis pesquisadas destacaram o efeito da qualidade . Destacaram-se as palavras maior acuracidade, cobertura, precisão e segurança. |
| "O mais sensível a primeira coisa é a acuracidade dos dados né, uma confiabilidade, agilidade também em obter os dados né, eu foco na confiabilidade porque geralmente não sei qual o percentual, mas a grande parte dos erros que ocorrem que tomam muita do fisco é por erro de dados." (ESP8-T) | |
| "Há uma melhora na qualidade da informação, saber o quanto a gente vai crescer, o quanto a gente vai perder e aí consegue investir melhor." (EA8-F) | |
| "Efeitos aqui é um suporte na tomada de decisão corporativa, porque com resultado dessa análise a empresa vai saber que ela tem que tomar algum plano de ação pra melhorar." (ESP3-A) | Especialistas e early adopters de todas as áreas contábeis pesquisadas destacaram a melhora da tomada de decisão como um dos efeitos, derivada de melhores condições de planejar e gerir o negócio, tendo por base informações confiáveis e de fácil acesso. |
| "Eu acho que tem N possibilidades na questão da predição mas as principais são essas assim, melhora a tomada de decisão na empresa" (ESP5-G) | |
| "Existe uma outra frente que me ajuda a tomar decisões, chamar o comercial por exemplo e dizer: olha, vamos mexer na política de preço desse item, desse item, desse item, e o retorno pra empresa vai ser esse aqui, vamos otimizar a cadeia tributária em tanto, e etc." (EA1-T) | |
| "A melhor tomada de decisão na verdade se a gente for pensar né, conseguir otimizar ganho financeiro, vou comprar, vou vender, vou negociar com base naquela na resposta do modelo né, se tá caindo eu vou comprar, enfim né, pra esse tipo de tomada de decisão para ganho." (ESP12-F) | Com exceção da área forense, especialistas e early adopters destacaram o aumento da lucratividade como um dos efeitos, com maior destaque dado pelas áreas financeira e gerencial. |
| "Ganho econômico no mercado de capitais, é porque com essas técnicas o auditor audita melhor, pode fazer o trabalho dele melhor e isso protege o mercado de modo geral, resulta em informação contábil de melhor qualidade." (ESP1-A) | |
| "A gente consegue aumentar a lucratividade da empresa e aumentar realmente as pessoas fazerem aquilo que deveriam estar fazendo." (EA9-G) | |
| "Um maior controle sobre transações, sobre operações, sobre interações sensíveis, de acordo com a visão de risco da empresa." (ESP11-O) | Compliance é um dos efeitos presentes na pesquisa. Está fortemente relacionado as áreas forense, auditoria e tributária. As principais palavras associadas são: fraude, controle, fornecedor e detecção. |
| "Consegue muitas vezes interromper uma licitação com sobrepreço ou alguma coisa assim antes dela acontecer, porque a gente já recebe os dados diariamente, a gente já consegue através também de geração de alertas conseguir detectar." (EA3-A) | |
| "A empresa não gosta nem de surpresa positiva nem surpresa negativa, ela gosta de previsibilidade, coisa que num país como o Brasil é complicado, ela gosta de estar dentro de um compliance[...].Então essa frente de analytics ela procura trazer pra nossa mesa um pouco mais de coerência tributária." (EA1-T) | |
| "É, basicamente, você vai ter uma empresa rodando mais redonda eu diria, você vai detectar fraude, vai aperfeiçoar os controles, vai inibir as fraudes." (ESP10-O) | Eficiência é um dos efeitos destacados pelos especialistas. |
| "Eu acho que aí o efeito é fortalecimento da estrutura de controles internos [...] tu melhora o teu controle para da próxima vez não se repetir." (ESP1-A) | |
| "A gente traria para empresa novos negócios, novas possibilidades, pode abrir clientes, lançamento de novos produtos." (ESP2-A) | Os especialistas acreditam que algumas iniciativas possuem como efeito a antecipação de tendências de mercado . |
| "Trazer novas perspectivas de clientes que possam modelar novos produtos e trazer novas ideias que possam acrescentar dentro do portfólio da empresa." (ESP5-G) | |
| "Um entendimento de mercado talvez nesse sentido, um entendimento maior [...] mercado de atuação né, nichos de mercado de atuação para promover novos negócios e oportunidades." (ESP9-F) | |

Quadro 4: Principais efeitos das iniciativas de BA na contabilidade
Fonte: elaborado com base nos dados da pesquisa (2021)

Com base no Quadro 4, observam-se os principais efeitos de acordo com a visão dos especialistas sobre as iniciativas factíveis e os principais efeitos de acordo com os *early adopters*, neste caso tendo por base seus casos de uso.

Outras considerações foram feitas e complementam-se aos efeitos, destacando-se primeiramente o fato de que durante a implementação de uma iniciativa de *analytics* ou até mesmo ao final, com um determinado propósito, surgem **insights e dados para fazer novas análises**, conforme explica ESP6-A: “*geração de insight eu enxergo como isso: vou gerar novas hipóteses, novos produtos de analytics*” e conforme relata EA1-T:

“Quando começa um projeto dessa magnitude, a gente tem resultados que a gente espera e a gente tem reflexões e provocações que surgem e que a gente nem esperava [...] considero que tem uma longa jornada pela frente porque a gente vê que tem muito dado, muita mineração de dados para ser feita quando a gente compara com outros sistemas, por exemplo, o de compras, ou por exemplo, de logística, ou por exemplo, do comercial, ou da manufatura. Então hoje a gente trabalha muito com dados ainda financeiros, senta-se para discutir em comitês multidisciplinares em outras áreas, mas a gente tá agora numa segunda onda em que a gente vai começar a confrontar esses dados com outros indicadores operacionais de outras áreas” (EA1-T)

Outro efeito indireto é gerar para a organização uma capacidade de **conhecer melhor seus processos e próprios dados**, como explica ESP9-F “*na maioria dos casos nas implantações, provoca maior conhecimento dos próprios dados*”. Neste sentido, EA1-T corrobora exemplificando: “*Algumas perguntas do questionário da OECD, demandaram perguntas, demandaram informações que eu percebi que a gente tinha rapidamente. Eu poderia dizer assim: “eu consigo isso pra amanhã”. E eu via muita gente dizendo: “eu vou precisar de uns três ou quatro dias para conseguir isso aqui.” Então isso me dava uma mensagem de que a gente estava num estágio, se não é o mais avançado, a gente tá numa turma de early adopters mesmo*”. Já **melhorar a jornada do cliente** foi um efeito comentado por EA7-O em: “*especialmente para aquelas empresas que são prestadoras de serviços para os clientes é que fazendo uso dos mecanismos de visualização eles facilitam o processo de comunicação dos achados e ajudam a contar a história de uma forma mais compreensível e muitas vezes engajando melhor o interlocutor*”. Neste sentido, ESP1-A complementa com a narrativa de que, à medida que o profissional contábil contribui com novos insights para o

negócio, ele se torna mais valioso, logo pode-se inferir que o uso de *analytics* pode ajudar a **promover o profissional contábil**.

Por fim, alguns especialistas destacaram o efeito da **mudança de comportamento** que determinadas iniciativas de monitoramento para detecção de transações suspeitas podem causar, tanto mudanças positivas, como por exemplo redução de atos fraudulentos por inibição causada pelo uso de *analytics*; quanto mudanças negativas, como por exemplo, usar a mesma inteligência do modelo para ocultar transações suspeitas e com isso enganar o monitoramento, conforme explica ESP1-A: *“se a academia começa a analisar as divulgações das empresas procurando o tom de texto usando o algoritmo de machine learning, o que que impede a empresa de contratar um pesquisador para passar suas demonstrações por um algoritmo desses antes de levar elas a mercado e aí basicamente embelezar sua demonstração contábil, deixar ela de uma forma que dê o melhor resultado em qualquer algoritmo conhecido?”* e sintetiza ESP3-A: *“E conseqüentemente o efeito disso também é óbvio, tem lá uma faca de dois gumes, porque se a empresa usa isso, antes de fazer um relatório financeiro ela vai usar em benefício próprio pra esconder o que pode estar fazendo”*.

4.4.4 Principais *drivers* da adoção de BA na contabilidade

Os principais elementos determinantes do efeito do uso de *analytics* na contabilidade, das iniciativas consideradas factíveis pelos especialistas e das iniciativas adotadas pelos *early adopters*, foram agrupados conforme o modelo TTF (Goodhue & Thompson, 1995). As características da **tarefa**, segundo os respondentes, concentram-se em três aspectos. Primeiramente o fato da tarefa contábil ser **complexa** se executada manualmente, pois pode ensejar falha humana como explica ESP3-A: *“A tarefa no sentido da complexidade de fazer isso sem o apoio da tecnologia, pois hoje esse é um dos tipos de análise que se não fosse a tecnologia, ia passar fraude atrás de fraude”*. A segunda característica da tarefa é ser **repetitiva**. Para EA9-F: *“o principal determinante foi a tarefa porque todo ano eu vou ter que perder horas e horas [...]. É muito a cultura na área mesmo de otimizar tudo que a gente faz mais de uma vez [...] é meio que ranso de atividade repetitiva”*. Por fim, a última característica da tarefa citada tanto por ambos os perfis de respondentes, foi precisar trabalhar com **grandes volumes de dados**, conforme explica EA10-F: *“as bases analíticas elas são bastante pesadas e bastante volumosas e muita das vezes você pega alguns casos para usar de amostragem e não tem nem representatividade”* e complementa ESP6-A: *“eu acho que a*

tarefa em si porque é volume né, a gente está falando de volume, então a tarefa em si é o maior determinante”.

Quanto as características da **tecnologia**, destaca-se em primeiro lugar a própria **evolução tecnológica** evidenciada pela existência de ferramentas que encapsulam diversas técnicas de *analytics* e facilitam o uso pelos profissionais (ESP3-A, ESP8-T, EA7-O, EA10-F), pela evolução dos modelos e algoritmos estatísticos e de *machine learning* amplamente utilizados nas análises preditivas (ESP1-A, ESP5-G, ESP7-T, EA2-T) e pelo hardware que oferece maior capacidade de processamento e análises (EA3-A, EA7-O). Outro aspecto da tecnologia é a **disponibilidade dos dados**. Os respondentes destacam a importância de ter **acesso** aos dados, em quantidade suficiente, com qualidade assegurada e tempestividade, para que se façam melhores análises, conforme explica ESP12-F: *“Eu acho que é uma boa qualidade dos dados, da coleta dos dados, então assim precisa ter dados, quanto mais tiver histórico, quanto mais tiver informações que tenha garantia estão corretas, que estão bem atualizadas é o principal”*. Por fim, tem-se a questão da **preparação dos dados**. Conforme ESP1-A *“a preparação dos dados eu acho que é um ponto bem forte, do tipo se tu não tiveres dados bons ou se tu não tiver coisas que ajudam a contar a história que tá querendo prever, complica [..]*. Neste aspecto ESP1-A explica a importância dos rótulos nos dados históricos para determinadas análises, conforme justifica: *Qualidade, quantidade e também risco de eventos raros, porque sempre que tiver querendo prever evento raro é um problema”*, e do feature engineering onde explica: *“como eu vou transformar esse conjunto de dados que eu tenho e vou reduzir esses dados em dados que sejam mais úteis? tipo eu tenho idade, eu tenho estado civil, será que uma variável que mistura idade com estado civil não é mais informativa e crucial pro meu problema do que as duas em separado?”*. EA4-G e EA9-G adicionam o aspecto da padronização dos dados, quando relatam atividades de criação e formatação de um *datawarehouse* com regras unificadas e de criação de taxonomia dos dados, antes da implementação. Importante destacar que as características da tecnologia evidenciadas pelos respondentes deste estudo que contribuíram para a análise da factibilidade das iniciativas, segundo o relatório das tendências da Deloitte (2021) continuarão em evolução, com destaque para o MLOps, onde a IA artesanal será mais industrializada, e a revolução nos dados, que propõe facilitar a coleta e preparação do crescente volume de dados.

As características do perfil do **indivíduo** de executor da tarefa evidenciadas nesta pesquisa baseiam-se fundamentalmente no **conhecimento de analytics** que o profissional contábil precisa ter das principais técnicas de analytics, de estatística, das ferramentas disponíveis e das possibilidades de uso frente a um problema de negócio ou uma necessidade

que precisa ser suprida, conforme destaca ESP1-A: “*se a gente não treina os contadores desde cedo pra aplicar essas tecnologias, morre ali na frente*” e ratifica EA2-T ao afirmar que “*Faz toda diferença ter duas pessoas no time de tributário que têm bastante expertise em tecnologia, com certeza também é um diferencial*”. Também ESP6-A corrobora ao destacar “*eu tendo a achar que o perfil do profissional é mais relevante aqui, então tudo que eu enxergo de soluções práticas que envolve pegar um dado bruto, pegar um resultado e ver como que eu vou planejar isso, como que eu vou tomar ação tem muito mais a ver com a pessoa do que uma tarefa em si*”. Outra característica destacada é a capacidade de **análise crítica**, conforme evidencia-se no relato de ESP12-F: “*é usar essas informações, conseguir perceber essas relações de causa-efeito, fator humano*”. Soma-se também **conhecimento do negócio** e de outras áreas afins, conforme ESP5-G: “*perfil profissional contábil focado no planejamento financeiro, alinhamento de estratégias com os executivos*”. Alguns especialistas pontuam também a importância do profissional contábil saber **apresentar os resultados** das análises, conforme destaca ESP11-O: “*a visão do profissional de como comunicar o resultado do seu trabalho, ou como comunicar os seus achados ou a sua visão no caso, ela é o principal fator determinante*” e complementa ESP1-O: “*contar uma história bem contada pelos dados não é uma coisa tão simples, é difícil de aprender na verdade, tu precisa de muita experiência, ler bastante a respeito de como apresentar os teus resultados em gráfico*”. Por fim, ESP3-A, EA1-T e EA10-F destacam a questão comportamental do profissional de **aceitar** o uso da nova tecnologia como um fator determinante para a utilização e seus efeitos.

Cabe ressaltar que, de acordo com os *early adopters*, o principal determinante foi a tarefa, pelas questões já explicitadas de grande volume de dados, repetibilidade, tornando a execução manual morosa e muito suscetível a erro humano. Como segundo determinante foram destacadas as características dos profissionais, tanto competências técnicas como conhecimento de *analytics* e estatística, quanto competências comportamentais que ajudaram a promover as iniciativas. Por último, os *early adopters* citaram como determinante do efeito a tecnologia, destacando a evolução tecnológica.

Além disso, no estudo dos *early adopters* foram identificados os elementos que motivaram a adoção das iniciativas. Esses elementos foram analisados à luz do modelo TOE (Depietro *et al*, 1990) e são apresentados no Quadro 5.

| | ANTECEDENTES DA ADOÇÃO | EVIDÊNCIAS |
|-------------------------|---|--|
| FATORES TECNOLÓGICOS | Vantagem relativa: definida como "o grau em que uma inovação é percebida como melhor do que a ideia que substitui" (Sun et al., 2016) | "Aumento de produtividade. As equipes são cada vez mais enxutas e a necessidade de rapidez na entrega." (EA4-G) |
| | Observabilidade: as características da tecnologia são percebidas como benéficas depois de observar como outras organizações as usam. | "Então começamos a discutir isso e visitamos aqui o cubo do XXX para avaliar novas frentes, fizemos benchmarking com outras empresas e aí a gente percebeu que a gente estava no caminho." (EA1-T) |
| FATORES ORGANIZACIONAIS | Competência tecnológica: infra-estrutura que facilite a adoção e especialistas, ou seja, pessoas que tem conhecimento para executar as tarefas (Zhu and Kraemer, 2005) | "Faz toda diferença ter duas pessoas no time de tributário que têm bastante expertise em tecnologia, com certeza também é um diferencial." (EA2-T) "Cada superintendência tem um time de ciência de dados alocado, o que dá velocidade nas entregas e melhor entendimento da área de negócio." (EA5-F) "Foi feita pelo time contábil mas com consultoria do time de data que é um time produtivo da empresa, e quando a gente tem dúvida a gente chama eles também, mas a implantação foi toda feita pelo time mesmo." (EA9-G) |
| | O suporte da administração, ou compromisso da administração, é o grau em que a administração de uma empresa investe em inovação tecnológica. (Cohen and Sayag, 2010); é explicado como "o grau em que a gestão compreende a importância da tecnologia e até que ponto está envolvida em iniciativas relacionadas" (Park et al., 2015). | "E aí, sem o respaldo da nossa head aqui, e essa relação muito bacana que a gente tem com a matriz, a gente dificilmente conseguiria tocar, porque é um projeto que ele demora, é uma coisa inédita para a área, e até no mercado não tem muito benchmarking." (EA2-T) "Inicialmente, até foi um estímulo que veio da própria direção da organização para a gente começar a investir nessas novas tecnologias de análise de dados." (EA3-A) |
| | Eficácia da mudança: é "a medida em que os membros da organização estão psicológica e comportamentalmente preparados para implementar a mudança organizacional" (Weiner et al., 2008) | "O que motivou a adoção inicial foi a questão da visibilidade mesmo. A gente conseguir tirar a informação do setor e aquela coisa de todo mundo colaborar para o resultado da empresa." (EA9-G) |
| | Cultura de tomada de decisão: por exemplo, cultura de tomada de decisão baseada em evidências, normas de tomada de decisão | "Há um direcionador estratégico da organização que é a tomada de decisão data-driving, com isso cada superintendência tem um time de ciência de dados alocado." (EA5-F) |
| | | |
| FATORES AMBIENTAIS | Pressão externa: são "as influências do ambiente externo" (Verma et al., 2017); Pressões regulatórias; Pressões competitivas (Lin 2014); Encorajamento dos órgãos profissionais | "No sentido de boas práticas e pensar assim como o mercado tem adotado tais soluções, tem adotado tais ferramentas, tem pensado nesse tema para continuar ou permanecer competitivo no futuro, então precisamos adotar essas práticas." (EA8-F) "[Nosso país] é hoje o país que mais tá na frente dessa iniciativa de Tax Transformation, não porque a gente é melhor, não porque a gente é mais rápido, mas porque é um país muito complexo na área tributária, a gente viu nisso uma oportunidade de tornar isso menos complexo." (EA1-T) |
| | Suporte externo: definido como "disponibilidade de suporte para implementação e utilização de um sistema de informação" (Premkumar e Roberts, 1999); Prontidão do parceiro comercial | "De uns dois anos para cá a gente começou a trabalhar junto com um fornecedor que a gente fez um contrato com ele de mentoria, e então desenvolver internamente junto com eles na organização essas ferramentas para acelerar e pra conseguir realmente analisar todos os dados." (EA3-A) "A gente precisaria de um suporte externo, por exemplo, uma BigFour, uma XXX, enfim, empresas que trabalham nessa área." (EA1-T) |

Quadro 5: Antecedentes TOE dos *early adopters*

Fonte: elaborado com base nos dados da pesquisa (2021)

Com base no Quadro 5, observam-se os fatores tecnológicos, organizacionais e ambientais que motivaram as iniciativas de BA dentre os adotantes iniciais desta pesquisa, com destaque para a **Competência Tecnológica**, visto que a maior parte das organizações pesquisadas possui dentro do time contábil ou ainda dentro do time da TI, profissionais com as competências técnicas requeridas para a implantação. Outro importante fator é o **Suporte da Alta Administração**, agindo como uma alavanca para os projetos especialmente tratando-se de projetos exploratórios de média e longa duração. Por fim, dentre os Fatores Ambientais, destaca-se a **Pressão Externa**. Nesta pesquisa, tanto a pressão competitiva em função da concorrência, quanto a pressão devido a complexidade da legislação tributária, pressionam as organizações a buscar alternativas tecnológicas para executar suas atividades. **Logo, pode-se inferir que: uma vez que as competências tecnológicas estão disponíveis e que há apoio**

da alta administração e/ou pressão externa, as iniciativas de adoção de BA na contabilidade são priorizadas com base nas características da tarefa a ser executada.

A Figura 7 ilustra e consolida todos os elementos trazidos na análise dos resultados da presente pesquisa, de acordo com especialistas e *early adopters*.

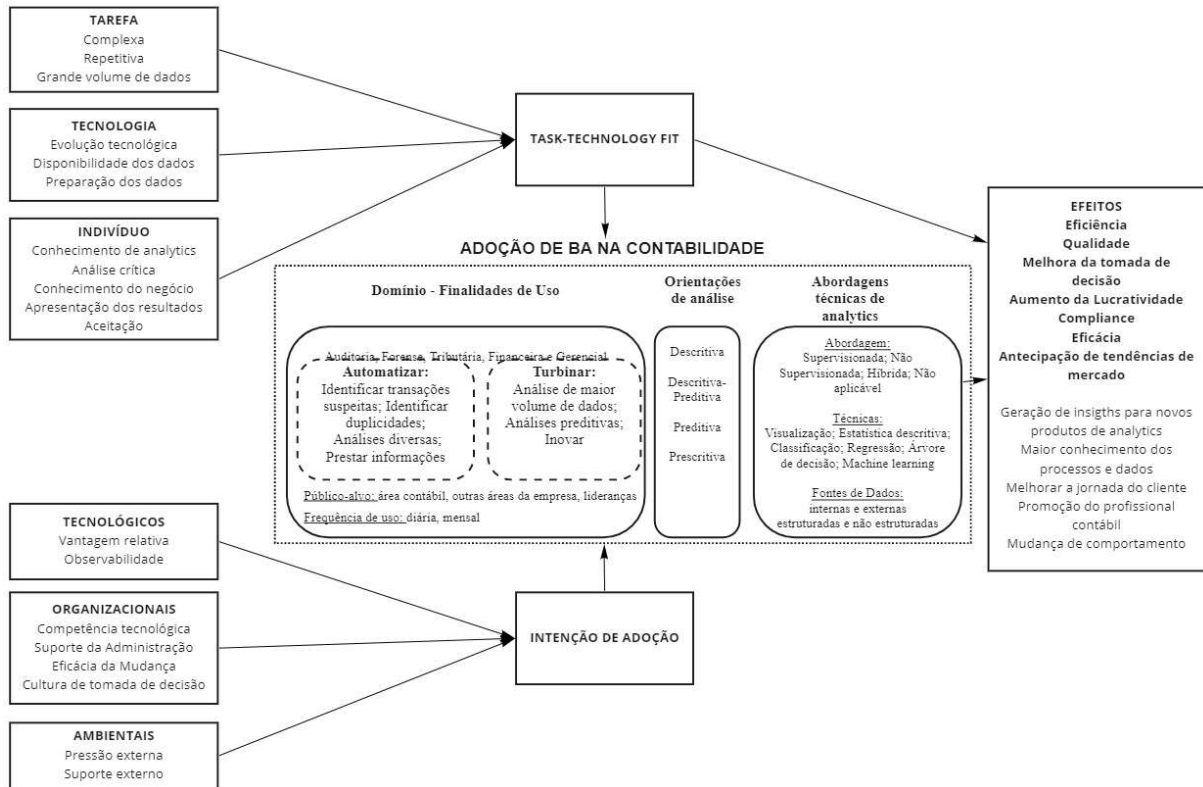


Figura 7: Principais *drivers* da adoção de BA na contabilidade e seus efeitos
 Fonte: elaborado com base nos dados da pesquisa (2021)

A partir da Figura 7, pode-se verificar que a adoção de BA na contabilidade está voltada para as **finalidades de uso automatizar e turbinar**, tendo como **objetivos de análise** prioritariamente **descrever** e, de forma mais avançada, **predizer cenários**, fazendo uso de abordagens de mineração de dados variadas, através de **técnicas** diversas de **machine learning** e **regressão**, tendo como principal **fonte de dados as estruturadas e internas**, dentre elas ERP e sistemas legados. Além disso, cabe ressaltar que todos adotantes iniciais entrevistados tiveram como motivação para adoção pelo menos um elemento dos contextos tecnológico, organizacional ou ambiental do modelo TOE. Logo, infere-se que: o modelo TOE explica os antecedentes da intenção da adoção de BA por estas organizações, visto que todas as motivações foram categorizadas em algum dos construtos do TOE, destacando-se Competência Tecnológica, Suporte da Alta Administração e Pressão Externa.

As iniciativas consideradas válidas para uso, foram analisadas à luz do modelo TTF a fim de identificar as **características da tarefa, tecnologia e indivíduo** responsáveis pelo *fit*, sendo assim foram levantadas diferentes características da tarefa e da tecnologia, além de diversas características do perfil do profissional, dentre elas **habilidade com tecnologia e motivação**, em conformidade com as características apresentadas pelos autores Goodhue & Thompson (1995). Por fim, observa-se os principais efeitos de acordo com os especialistas e *early adopters*, destacando-se **eficiência e qualidade**. Importante destacar que não houve nenhum conflito entre os efeitos sugeridos pelos especialistas e os efeitos reais experimentados pelos adotantes. **Logo, infere-se que: o modelo TTF explica os elementos responsáveis pelo fit entre BA e contabilidade, pois foram identificadas características da tarefa, tecnologia e indivíduo geradoras do fit; e o fit, por sua vez, antecede a efetiva utilização, ajudando a explicar os determinantes do efeito de BA na contabilidade. Infere-se também que o uso efetivo de BA na contabilidade produz efeitos tanto para o profissional contábil diretamente, quanto para as organizações.**

4.4.5 Análise das iniciativas não factíveis

Segundo os respondentes, algumas das iniciativas não são factíveis. As justificativas foram analisadas à luz do TTF e são apresentadas no Quadro 6.

| TAREFA | TECNOLOGIA | INDIVÍDUO |
|--|--|---|
| <p>Regulatório: não há previsão legal para automatizar, por exemplo, a opinião do auditor; e o uso de determinadas fontes de dados que podem ferir a legislação de proteção de dados, como por exemplo, e-mails (ESP1-A, ESP4-A)</p> <p>Desconhecimento do uso no contexto contábil: uso de fontes de dados como localização de GPS, sensores, fotos, vídeos e chamadas telefônicas para apoiar tarefas de auditoria e contabilidade forense (ESP1-A, ESP3-A, ESP4-A)</p> <p>Complexidade: devido o excesso de variáveis dos cenários, como por exemplo, em análises preditivas na contabilidade tributária e financeira (ESP1-F, ESP9-F)</p> <p>Custo-benefício: são iniciativas na auditoria e contabilidade forense que, segundo os especialistas, poderia ser aplicado BA porém o benefício não compensa o esforço da implementação ou não agrega valor, como por exemplo, detectar distorções nas republicações das DF's (ESP1-A, ESP4-A, ESP11-O)</p> <p>Julgamento humano: tarefas que demandam olhar humano, por enquanto de difícil automação, como por exemplo, avaliação de riscos empresariais (ESP1-A)</p> | <p>Disponibilidade dos dados: alguns modelos preditivos exigem determinado volume de dados históricos para performar bem e muitas vezes as organizações não tem acesso a esses dados por não serem dados próprios (exemplo de concorrentes), ou simplesmente por não existirem em quantidade suficiente (ESP1-F, ESP2-T)</p> <p>Desnecessário uso de analytics: iniciativas que podem ser implementadas sem uso de BA, como por exemplo, relativas a funcionalidades de produtos (ESP2-T, ESP5-G)</p> <p>Desconhecimento das técnicas: iniciativas que os especialistas optaram por não opinar por não terem conhecimento da técnica de analytics a ser aplicada (ESP2-A, ESP3-A)</p> <p>Demanda evolução tecnológica: reconhecimento de imagem e análise semântica em português são exemplos de uso que a tecnologia precisa evoluir para serem usados na auditoria contábil (ESP1-A)</p> <p>Causalidade: exemplos de uso onde, segundo ESP1-F, falta modelo causal maduro que viabilize a implementação</p> | <p>Calibragem das análises: risco do profissional usar regras de negócio que resultem em um volume de dados grande ou com falso-positivos e não tenha capacidade de analisar; ou ainda desenvolver over solução e se perca do propósito (ESP11-O)</p> <p>Capacitação: a baixa ou ausência de capacitação em analytics pode inibir o desenvolvimento e uso de produtos de analytics (ESP11-O, EA5-F)</p> <p>Resistência: profissional resistente ao uso de novas tecnologias (ESP3-A, EA10-F)</p> |

Quadro 6: Justificativas para iniciativas não factíveis

Fonte: elaborado com base nos dados da pesquisa (2021)

A partir do Quadro 6, pode-se observar os motivos fornecidos pelos respondentes para a vedação de algumas iniciativas. Há motivos relacionados a **tarefa contábil** sendo a justificativa preponderante as questões relacionadas a legislação não permitir a automatização ou ainda o acesso às fontes de dados indicadas na iniciativa. No que tange a **tecnologia**, o principal item que ilegítima o uso é a restrição de acesso ou até mesmo limitação na quantidade necessária de dados para aplicar os modelos sugeridos nas iniciativas. Por fim, ao analisar as justificativas para o não uso de BA no aspecto do **indivíduo**, ESP11-O destaca o perigo do profissional que está a frente da implementação não fazer a regulagem adequada no modelo de forma que não seja praticável analisar todos os resultados gerados, o que segundo ESP11-O é *“muito temerário, em uma área de risco como a forense, você ter um monte de dados e fatos que você não consegue analisar”*, enquanto que EA5-F explica: *“O time de ciência de dados está fazendo um trabalho de mostrar o que o analytics pode oferecer de benefícios, pois os profissionais de contabilidade não conhecem as possibilidades e por isso não demandam”*. Um ponto de destaque é que dentre os adotantes emergiram mais alguns elementos relacionados ao indivíduo que impactam na adoção, tais como ter profissionais capacitados e dispostos para desenvolver e consumir os produtos de *analytics*. Embora as iniciativas apontadas como não factíveis não tenham sido unânimes entre os respondentes, constata-se que todas puderam ser analisadas à luz do TTF que, segundo Goodhue & Thompson (1995, p.218), é *“a correspondência entre os requisitos da tarefa, as habilidades individuais e a funcionalidade da tecnologia”*. **Logo, infere-se que: iniciativas não factíveis são iniciativas que não possuem o grau necessário de fit para que sejam adotadas, ratificando os antecedentes tarefa, tecnologia e indivíduo.**

4.4.6 Discussão com a literatura

No Quadro 7 apresenta-se a discussão com a literatura ao comparar os resultados desta pesquisa com os estudos anteriores de diversos autores.

| Resultado da pesquisa | Literatura | Inferências/Observações |
|--|--|---|
| Os especialistas validaram diversas iniciativas pesquisadas na literatura e notadamente na auditoria e forense , há muitas iniciativas para automatizar tarefas. | Appelbaum et al (2021) destacam que muitas ferramentas utilizadas pelos auditores ainda não possuem modernas técnicas de analytics internalizadas, tais como mineração de textos e análise de sentimentos. | Torna-se importante capacitar os auditores em técnicas e ferramentas mais avançadas de analytics a fim de agregar valor ao negócio com tarefas que precisam de julgamento humano, ao invés de simplesmente terem seu trabalho automatizado. |
| Uma finalidade de uso factível segundo os especialistas é o uso de analytics para automatizar a identificação de transações suspeitas. O uso dessa iniciativa em forma de monitoramento de controles contínuo foi evidenciado por ESP11-O na contabilidade forense, que também alertou para a necessidade do profissional balancear qual nível de riscos deseja mitigar, a fim de zelar pela relação custo x benefício. | Segundo IIA (2021) a evolução da jornada analítica para os auditores é a implantação do monitoramento contínuo de controles em função dos benefícios da automatização, cobertura de 100% da base de dados, e alerta das exceções a partir de parâmetros previamente estabelecidos. IIA (2021) destaca para tanto o uso de análise e mineração de dados para a implantação deste monitoramento. | Logo, pode-se inferir que: o uso do monitoramento, usando técnicas de analytics, pode ser benéfico tanto na auditoria, quanto contabilidade forense . Nesta última com ampla abrangência conforme o mapa de riscos que cada organização possui e prioriza. |
| A ferramenta mais utilizada pelos early adopters pesquisados é a visualização de dados . Contudo, alguns adotantes relataram a resistência de alguns profissionais em usar visualizações mais gráficas por não compreenderem as informações, e que foram necessárias capacitações dos usuários para que viessem a adotar o uso de dashboards. | Perdana et al (2019) consideram as técnicas de visualização importantes ferramentas que ajudam a promover o entendimento das informações contábeis e financeiras e permitem que os mesmos aproveitem melhor os insights gerados. O resultado da sua pesquisa enfatiza o valor das visualizações interativas no campo contábil por causa da capacidade de aliviar as habilidades restritas dos investidores não profissionais . Por outro lado, segundo Prokofieva (2021), embora a visualização de dados seja uma competência fundamental para os profissionais de contabilidade, ainda há uma baixa taxa de adoção pela falta de conhecimento. | Esse estudo corrobora com o estudo de Hampton & Stratopoulos (2016) de que a visualização é uma das técnicas de analytics mais utilizada pelos profissionais de contabilidade. Logo, pode-se inferir que: o uso da visualização contribui nas tarefas dos profissionais contábeis e que são necessárias capacitações para desenvolvimento e uso efetivo, dos profissionais e estudantes do campo contábil, para alavancar novas formas de visualização das informações contábeis. |
| Importância da capacitação dos profissionais contábeis em tecnologia, desde entendimento dos dados, ferramentas de <i>analytics</i> e estatísticas, para elevar o <i>fit</i> entre a tarefa e a tecnologia e aumentar a utilização. | Há muitos estudos discutindo formas de incluir essas capacitações nos currículos de graduação dos profissionais contábeis (Aldredge et al, 2021; Moore & Felo, 2021; Qasim & Kharbat, 2020) | Pesquisadores estão alinhados às demandas de mercado e contribuindo através de pesquisas científicas na discussão de como preparar os futuros profissionais contábeis para estarem aptos a acompanhar a rápida evolução tecnológica. |
| Dentre os early adopters deste estudo, há um gerente tributário sem formação em contabilidade mas com ampla formação em tecnologia. | Diante da rápida e contínua evolução tecnológica e das faculdades estarem sofrendo críticas de não conseguir preparar novos profissionais de acordo com as necessidades do mercado, os autores Qasim & Kharbat (2020) alertam para o risco de, no futuro, serem contratados profissionais de TI para posições hoje ocupadas por profissionais contábeis. Em função da digitalização, Knudsen (2020) aponta a importância do posicionamento do profissional contábil frente aos limites elusivos da contabilidade, visto que tanto o profissional pode alavancar sua relevância nas organizações ao combinar novas fontes de dados com as que já domina, quanto ao não estar preparado abrir espaço para profissionais de outras áreas, atuarem no contexto contábil. | Neste estudo, há evidências da importância do alerta dos autores quanto ao risco no futuro das tarefas contábeis serem desempenhadas por profissionais de formação não contábil. Da mesma forma, também há evidências de que as informações contábeis bem comunicadas são importantes para tomada de decisão de diferentes áreas de negócio. Logo, infere-se que: para profissionais contábeis, atualizados tecnologicamente, há muitas oportunidades de aumentar o rol de suas tarefas. |
| Equipes multi-disciplinares e profissionais contábeis com skills de tecnologia conferem maior velocidade e assertividade nos projetos de analytics. | Os autores Wongsim et al (2019) destacam que equipes multi-disciplinares formadas por profissionais contábeis juntamente profissionais de TI, dentre outros, tem sido uma prática nos projetos de analytics. | Pode-se concluir que: equipes multi-disciplinares são benéficas para os projetos de analytics na medida que as competências necessárias são supridas por diferentes membros de diferentes áreas da empresa. |
| Os dois principais efeitos encontrados nesta pesquisa foram eficiência e qualidade . | | |
| As fontes de dados mais citadas nesta pesquisa foram internas estruturadas - ERP e sistemas legados . Quanto ao uso de fontes mais diversas, tais como sensores, os especialistas entrevistados não tinham expertise, e não surgiu em nenhum caso de early adopter. | Nos achados do estudo de Christ et al (2021), foi evidenciado um expressivo aumento de eficiência e qualidade no procedimento de inventário da auditoria, pelo uso de drones. | Os efeitos " eficiência " e " qualidade " evidenciados nesta pesquisa tiveram fontes de dados razoavelmente tradicionais. Logo, pode-se inferir que: os efeitos podem ser maiores ao combinar novas tecnologias com tarefas contábeis repetitivas e morosas. |
| A importância dos dados foi fortemente destacada pelos respondentes desta pesquisa, destacando-se atributos de disponibilidade, qualidade, acesso e quantidade. | Na pesquisa de Goodhue & Thompson (1995), metade dos fatores do construto TTF confirmados são relativos a dados. | Logo, infere-se que: dados são um dos fatores decisivos na adoção efetiva de SI. |
| A aceitação do profissional contábil frente a inovação pelo uso de BA foi destacada pelos early adopters tanto como barreira, quando inexistente, quanto decisiva para acelerar a implementação dos projetos de analytics. | Segundo Goodhue & Thompson (1995) motivação é uma das características dos indivíduos que pode afetar o quanto e quão bem a tecnologia é utilizada. | Logo, observa-se a aderência do modelo TTF para a análise dos fatores determinantes para a adoção de BA na contabilidade e a importância do profissional estar motivado para o uso da nova tecnologia. |

| | | |
|--|--|--|
| Dentre os antecedentes da adoção presentes na pesquisa junto aos <i>early adopters</i> estão: competência tecnológica, suporte da alta administração e pressão competitiva; e dentre os determinantes do efeito destacaram-se também as <i>skills</i> dos indivíduos relacionadas a conhecimento de <i>analytics</i> | Nos estudos de Wongsim et al (2019) sobre os efeitos do Big Data na contabilidade em empresas da Tailândia, os autores identificaram que compromisso da alta administração, desenvolvimento de habilidades em BDA, capacidade tecnológica e ambientes competitivos, são quatro dos cinco fatores que antecedem a adoção. | Percebe-se muitos fatores em comum que antecedem a adoção de práticas de <i>analytics</i> em empresas na Tailândia e os adotantes iniciais deste estudo brasileiro, destacando-se competência tecnológica e suporte da alta administração. |
| Neste estudo, a área gerencial obteve menor número de respondentes. Observou-se o uso dominante de análises descritivas, por meio de visualizações, e o uso de BA para automatizar tarefas repetitivas. | Korhonen et al (2020) pesquisaram sobre a automação de tarefas da contabilidade gerencial e concluíram que há tarefas em que o julgamento humano é tão importante que as chances de automação com sucesso são baixas. Segundo os autores é importante que os profissionais sejam cautelosos para evitar tentar automatizar tarefas que não sejam viáveis. No entanto os autores Spraakman et al (2020) destacam que a área contábil gerencial deveria melhor explorar as oportunidades de <i>analytics</i> fazendo uso de fontes externas, dados não financeiros e modelos preditivos. | Dentre os resultados do estudo do modelo TTF (Goodhue & Thompson, 1995), foi evidenciado que indivíduos que realizam tarefas não rotineiras avaliam pior o uso dos SI, visto que ao serem forçadas a constantemente buscarem novas soluções para suas tarefas, deparam-se com as deficiências dos SI. Pode-se inferir que: a natureza dinâmica das tarefas do contador gerencial aumentam o custo de entrada deste profissional na adoção de BA, acarretando em menor uso. |
| Maior parte dos <i>early adopters</i> adotam BA para análises descritivas, embora os especialistas indiquem elevado potencial de efeitos no uso de análises preditivas. | Uso de <i>analytics</i> na contabilidade gerencial muito focado em análises descritivas (Spraakman et al, 2020). Na auditoria, observa-se predominância no uso de análises descritivas operacionalizadas por técnicas de visualização (Buchheit et al, 2020). | Logo, infere-se que a área contábil pode elevar o uso de <i>analytics</i> aumentando o uso de análises preditivas. |
| Identificou-se que na implementação as principais partes interessadas são a alta administração e a própria área contábil, e no uso a área contábil, gestores e áreas de negócio. | Segundo Phillips-Wren et al (2021) uma das lacunas na pesquisa de BI&A é a identificação de quais são as partes interessadas na implementação e uso. | Logo, infere-se que: a identificação das principais partes interessadas - alta administração, área contábil e área de negócio - são uma importante contribuição teórica. |
| Grande parte dos efeitos identificados impactam direta ou indiretamente na performance organizacional, como por exemplo, eficiência, qualidade e antecipação de tendências de mercado. | Segundo Phillips-Wren et al (2021) uma das lacunas na pesquisa de BI&A é responder como o BI&A pode contribuir na melhora da performance organizacional. | Este estudo contribui na lacuna de pesquisa à medida que apresenta onze diferentes cenários de uso efetivo de BA na contabilidade com relatos diversos de contribuição para a performance organizacional. |

Quadro 7: Discussão com a literatura

Fonte: elaborado com base nos dados da pesquisa (2021)

A partir do Quadro 7, pode-se verificar que muitos resultados deste estudo corroboram com os resultados de pesquisa de diversos autores, além de alguns resultados irem ao encontro de lacunas de pesquisas, destacando-se a identificação das partes beneficiadas pelo uso de BA na contabilidade e a evidenciação, por meio de onze *early adopters*, de como BA pode contribuir na performance organizacional. Soma-se a esse Quadro a evidência de que, neste estudo, não foi constatada pelos respondentes, a diferenciação entre *Business Intelligence* (BI) e *Business Analytics* (BA) feita por Davenport (2014) de que BI apoia a tomada de decisões tendo ênfase em relatórios, enquanto BA dá ênfase para análises estatísticas e matemáticas. Tem-se ainda que o *codebook* (Âpendice C) reforça os resultados desta pesquisa enumerados neste quadro.

4.4.7 Principais resultados

As principais contribuições desta pesquisa estão relacionadas à análise das iniciativas de *analytics* na contabilidade pelos especialistas e *early adopters*, e seus potenciais e reais efeitos respectivamente. Os resultados dos **especialistas** trazem uma visão objetiva de como a área contábil pode se apropriar das ferramentas de *analytics* - em qual tarefa, com qual técnica e fonte de dados. Outro resultado é a segregação das iniciativas julgadas como não factíveis e

suas respectivas justificativas, pois isso **aponta para barreiras existentes no campo contábil para a adoção de *analytics*.**

Os elementos determinantes dos efeitos das iniciativas factíveis e da não aplicabilidade de outras, foram analisados à luz do modelo TTF, e este é mais um importante resultado, pois apresenta elementos dos construtos tarefa, tecnologia e indivíduo direcionadores do *fit* e opostos do *fit*. Dentre os elementos que contribuem para aumentar o *fit* destacam-se tarefa repetitiva e com grande volume de dados, disponibilidade dos dados e conhecimentos de tecnologia, *analytics* e estatística por parte dos indivíduos. Quanto aos elementos opostos do *fit*, foram evidenciadas questões regulatórias da atividade contábil como impeditivas para uso de *analytics*, a má relação custo e benefício ao comparar-se o esforço da implementação com o benefício e a falta de capacitação dos profissionais. Esse resultado é relevante, pois **evidencia para diferentes partes interessadas, os principais aspectos das tarefas contábeis e das ferramentas de *analytics* que precisam ser gerenciados para aumentar o fit entre BA e contabilidade e, conseqüentemente, aumentar a adoção e os efeitos.**

A partir da análise dos *early adopters*, desdobram-se distintos resultados. Os elementos motivadores da adoção foram analisados com base no modelo TOE e foram evidenciados como principais antecedentes suporte da alta administração e competência tecnológica. Todos entrevistados, mas principalmente os adotantes iniciais, pontuaram fortemente a importância do profissional contábil estar atualizado tecnologicamente. Neste sentido, cabe destacar outra evidência deste estudo de que, embora um dos principais usos evidenciados de *analytics* na contabilidade seja a automatização de tarefas, não surgiu dentre os entrevistados nem como motivação para adoção nem como efeito do uso, a redução de postos de trabalho para o profissional contábil em função da automatização de suas tarefas proporcionada pela tecnologia, mas sim a possibilidade de aumento da disponibilidade de tempo e qualidade da informação para análises mais elaboradas que exigem julgamento humano. Entretanto, segundo os adotantes, ainda que não seja o profissional contábil a operacionalizar a solução, ele precisa conhecer minimamente para saber o que *analytics* oferece de possibilidades e como extrair melhores resultados a partir dos produtos de *analytics*. **Diante disso, este estudo reforça a importância da capacitação do profissional contábil para acelerar a adoção de BA principalmente em atividades que potencializam a função contábil.**

Entre os *early adopters* deste estudo observou-se diferentes configurações de equipes para viabilizar as implementações, mas a prática mais comum foi usar recursos internos do

time contábil, sejam estes profissionais com formação contábil ou não, corroborando com os autores Qasim & Kharbat (2020) e Knudsen (2020), de que profissionais com outras formações poderão desempenhar tarefas contábeis, caso os profissionais de contabilidade não consigam capacitar-se tecnologicamente na velocidade demandada pelas organizações, reforçando a necessidade da formação dos profissionais contábeis em tecnologia.

Destaca-se também a importância do suporte da alta administração de confiar no resultado do investimento, visto que as iniciativas de *analytics* dos casos de uso aqui analisados, caracterizaram-se por serem projetos exploratórios de médio prazo. Neste estudo o tempo médio levantado foi de vinte meses, e por isso alguns adotantes sinalizaram como boa prática fazer pequenas entregas ao longo deste período, a fim de mostrar valor, ganhar credibilidade e obter mais recursos. **Essa estratégia se associa as boas práticas das metodologias ágeis de desenvolvimento de software** (Beck *et al*, 2001).

Outro ponto de destaque é a predominância dos casos estudados serem em empresas de grande porte, o que pode corroborar com os achados de Li *et al* (2018) em função de que maiores organizações possuem mais recursos financeiros para investir em capacitação dos funcionários, aquisição de ferramentas e suporte externo, e inclusive suportar o custo da equipe durante o tempo de desenvolvimento dos produtos de *analytics*. **Com isso as empresas de grande porte se posicionam como *early adopters* de BA na contabilidade.**

Um ponto de destaque do presente estudo deve-se ao fato de a **contabilidade gerencial** ter apresentado menos evidências de iniciativas de *analytics*, isso podendo estar relacionado ao fato de que as tarefas contábeis desta área sejam menos repetitivas e, segundo Appelbaum *et al* (2017), mais aderentes às análises preditivas e prescritivas. Contudo um dos resultados desta pesquisa foi justamente a priorização da adoção de *analytics* em tarefas repetitivas e a orientação de análise mais utilizada pelos adotantes é a descritiva. **Portanto, pode-se inferir que para a contabilidade gerencial aumentar a adoção de *analytics*, é necessário saber usar recursos mais avançados de *analytics*, tais como modelos preditivos, que sejam aderentes às tarefas dinâmicas do contexto contábil gerencial.**

Ainda como resultado da presente pesquisa, pode-se observar as variações das finalidades de uso por área contábil dentre os *early adopters*, tendo-se a automatização de tarefas repetitivas como conferências de conciliações e elaboração de relatórios como foco da contabilidade financeira. Na contabilidade gerencial o foco é a prestação de informações por meio de dashboards otimizados e interativos. A identificação de transações suspeitas é o foco da contabilidade forense, enquanto a visualização como instrumento de apoio para os auditores e identificação de possíveis anomalias é o foco da auditoria. Por fim, observa-se na

contabilidade tributária as iniciativas mais abrangentes e maduras de adoção de *analytics*, tais como automações para detecção de *outliers* de tributos, visualizações interativas do mapa tributário e uso de modelos preditivos para *forecast* de impostos. **Diante disso, tem-se que as características do sistema tributário podem ter contribuído para alavancar a adoção de *analytics* na área tributária das organizações.**

Por fim, apresenta-se como relevante resultado deste estudo a identificação dos potenciais e efetivos efeitos de BA na contabilidade, segundo especialistas e *early adopters* respectivamente. Os efeitos que mais se destacaram para ambos os perfis de respondentes foram eficiência e qualidade, reforçando o efeito imediato para os profissionais contábeis e contrapondo o protagonismo do efeito suporte para tomada de decisão, presente na literatura como objetivo primordial para adoção de BA na contabilidade (Coyne *et al*, 2018; Al-Htaybat & von Alberti-Alhtaybat, 2017). Além disso, apenas dentre os especialistas evidenciou-se o efeito de antecipação de tendências do mercado. **Diante disso, pode-se inferir que a adoção de BA no campo contábil está primeiramente voltada para as próprias necessidades da área contábil, gerando aumento de eficiência e qualidade, mas que há outros potenciais efeitos que podem ser atingidos à medida que a contabilidade expandir o uso de *analytics*.**

4.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo teve por objetivo principal analisar iniciativas de adoção de *business analytics* factíveis à contabilidade e seus potenciais efeitos, de acordo com especialistas e *early adopters*. Para atingir esse objetivo, adotou-se uma abordagem qualitativa exploratória operacionalizada por entrevistas semiestruturadas, tendo como unidades de análises especialistas e *early adopters*. Ao total foram entrevistados 20 diferentes profissionais em cinco distintas áreas da contabilidade – Auditoria, Contabilidade Gerencial, Tributária, Financeira e Forense, distribuídos em 28 unidades de análise. Os dados foram analisados e foram identificadas iniciativas de BA factíveis e não factíveis de serem implementadas, segundo os especialistas. Os determinantes dos efeitos destas iniciativas foram analisados à luz do modelo TTF. Os resultados dos especialistas foram ratificados pelo estudo de onze casos de adoção bem como a análise dos antecedentes dessa adoção, tendo como modelo teórico o TOE. Este estudo atingiu seu objetivo ao apresentar os principais efeitos do uso de BA na contabilidade e uma visão abrangente das tarefas contábeis automatizadas (ou

melhoradas) pelo uso de *analytics*, evidenciando os principais objetivos de análise, técnicas e algoritmos utilizados, assim como as principais fontes de dados.

Dos resultados, destacam-se os efeitos da adoção de BA para o campo contábil, sendo os mais evidenciados eficiência, qualidade, melhora da tomada de decisão e compliance tributário e contábil. Destacam-se também as principais características da tarefa, da tecnologia e do indivíduo que impactam positiva e negativamente o *fit* entre o uso de BA e a área contábil, e os principais antecedentes da adoção. Outro importante resultado foi a evidência de que BA na contabilidade é usado para automatizar e/ou acelerar as tarefas dos profissionais contábeis, por meio de diferentes técnicas e fontes de dados, fazendo com que o profissional contábil se dedique a tarefas mais nobres, aumente a utilização da informação contábil por outras áreas de negócio e *stakeholders*, e contribua mais significativamente com o processo decisório. Como contribuições destacam-se a identificação das barreiras que impactam a adoção de BA na contabilidade; que as finalidades de uso, a profundidade da adoção e os efeitos diferem conforme a área contábil e que os principais efeitos de uso de BA na contabilidade impactam primeiramente a própria área contábil, depois estendendo-se para as demais partes interessadas.

Em termos de contribuições práticas, destacam-se os resultados trazidos pelos *early adopters* quanto aos principais antecedentes da adoção – suporte da alta administração e competência tecnológica. Somam-se a isso as boas práticas e aprendizados dos projetos implementados pelos *early adopters*, onde conhecimentos em *analytics* e negócio foram fundamentais para o sucesso de suas iniciativas, sendo muitas vezes esses conhecimentos supridos por equipes multidisciplinares. Outro resultado é a importância da disponibilidade dos dados para poder aplicar técnicas mais avançadas e elevar o nível dos produtos de *analytics*, além de espaço e tempo para aprender no decorrer dos projetos de implementações. Além disso, todos os participantes foram enfáticos em destacar a importância de o profissional contábil estar capacitado para assumir diferentes papéis nos projetos de *analytics* e de como *analytics* pode promover a função contábil nas organizações, conforme Seção 4.3, corroborando com diversos autores (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Appelbaum *et al*, 2017).

Diante dos diversos resultados desta pesquisa, e principalmente em função da evidência dos efeitos benéficos produzidos a partir do uso de ferramentas de *analytics* em diferentes áreas contábeis, sugere-se algumas oportunidades de estudos futuros para contribuir para a ascensão do BA na contabilidade. Dentre elas sugere-se avaliar qualitativa e quantitativamente se o uso de análises preditivas e prescritivas acarreta novos efeitos e/ou

potencializa os efeitos já identificados neste estudo, principalmente no que se refere ao suporte à tomada de decisão organizacional. Outra sugestão de estudo futuro é aplicar este estudo em adotantes de BA com contextos que possuam diferentes níveis de complexidade de sistema tributário, a fim de comparar as finalidades de uso, *drivers* do *fit* e efeitos, para verificar as possíveis diferenças nos resultados obtidos nestes cenários.

Ainda, para os profissionais e empresas, interessados em contribuir no aumento do uso de BA na contabilidade e seus efeitos, diminuindo uma importante barreira, sugere-se ampliar a capacitação em tecnologia, ferramentas de análise de dados e estatística, dos profissionais contábeis em todos os estágios da vida profissional, ou seja, estudantes que ainda ingressarão no mercado de trabalho, profissionais em posições operacionais e em cargos de gestão, com objetivo de aumentar o patrocínio das iniciativas e a adoção, acelerar os projetos de implantação e potencializar os efeitos. Por fim, sugere-se estudos de como ampliar a adoção de BA na contabilidade em pequenas e médias organizações, para que as organizações de menor porte também possam se beneficiar dos principais efeitos de uso do BA na contabilidade. Com base nos resultados deste estudo, pode-se entender que uma das formas é tomar ações que diminuam o tempo dos projetos de implementações.

Como limitação desse estudo, não foram discutidos com maior profundidade as técnicas e os algoritmos citados pelos especialistas como úteis às iniciativas de contabilidade, por isso sugere-se estudos para potencializar o uso de análises preditivas e prescritivas por meio de técnicas mais avançadas e heterogêneas, e de como aumentar a diversidade das fontes de dados combinando fontes internas e externas, estruturadas e não-estruturadas. Acrescenta-se ainda como limitação dessa pesquisa, os códigos com menor frequência de trechos identificados, sendo eles: pressão e suporte externos do contexto ambiental, observabilidade como item do contexto tecnológico e aceitação como característica do indivíduo, item do construto TTF. Sugere-se para estudos futuros pesquisas para explorar porque os elementos ambientais corroboram em menor escala do que os elementos tecnológicos e organizacionais para a adoção de BA na contabilidade. Sugere-se também pesquisas acerca do item Observabilidade para entender se é uma característica do contexto contábil de adoção de novas tecnologias não fazer benchmarkings em outras organizações e/ou setores. Também sugere-se investigar o item Aceitação para melhor estudar seu impacto no *fit*. Por fim ressalta-se que a presente pesquisa, pelo seu cunho qualitativo, não permite que seus resultados sejam generalizados.

REFERÊNCIAS

- AICPA (2017). *Guide to audit data analytics*. New York: AICPA.
- Al-Htaybat, K., & von Alberti-Alhtaybat, L. (2017). *Big Data and corporate reporting: impacts and paradoxes*. Accounting, auditing & accountability journal.
- Aldredge, M., Rogers, C., & Smith, J. (2021). *The strategic transformation of accounting into a learned profession*. Industry and Higher Education, 35(2), 83-88.
- Appelbaum, D., Showalter, D. S., Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2021). *A Framework for Auditor Data Literacy: A Normative Position*. Accounting Horizons, 35(2), 5-25.
- 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.
- Austin, A. A., Carpenter, T. D., Christ, M. H., & Nielson, C. S. (2021). *The data analytics journey: Interactions among auditors, managers, regulation, and technology*. Contemporary Accounting Research, 38(3), 1888-1924.
- Aydiner, A. S., Tatoglu, E., Bayraktar, E., Zaim, S., & Delen, D. (2019). *Business analytics and firm performance: The mediating role of business process performance*. Journal of business research, 96, 228-237.
- Beck, K., Beedle, M., Van Bennekum, A., Cockburn, A., Cunningham, W., Fowler, M., ... & Thomas, D. (2001). *Manifesto for agile software development*.
- Božič, K., & Dimovski, V. (2019). *Business intelligence and analytics use, innovation ambidexterity, and firm performance: A dynamic capabilities perspective*. The Journal of Strategic Information Systems, 28(4), 101578.
- Buchheit, S., Dzurainin, A. C., Hux, C., & Riley, M. E. (2020). *Data Visualization in Local Accounting Firms: Is Slow Technology Adoption Rational?*. Current Issues in Auditing, 14(2), A15-A24.
- Camm, J. D., Bowers, M.R. & Davenport, T.H. (2020, June 16). *The Recession's Impact on Analytics and Data Science*. MIT Sloan Management Review. Recuperado em 03 de julho, 2020, de <https://sloanreview.mit.edu/article/the-recessions-impact-on-analytics-and-data-science/>
- Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). *Business intelligence and analytics: From big data to big impact*. MIS quarterly, 1165-1188.
- Cho, S., Vasarhelyi, M. A., Sun, T., & Zhang, C. (2020). *Learning from machine learning in accounting and assurance*.
- Christ, M. H., Emett, S. A., Summers, S. L., & Wood, D. A. (2021). *Prepare for takeoff: Improving asset measurement and audit quality with drone-enabled inventory audit procedures*. Review of Accounting Studies, 1-21.

- Cockcroft, S., & Russell, M. (2018). *Big data opportunities for accounting and finance practice and research*. Australian Accounting Review, 28(3), 323-333.
- Coyne, E. M., Coyne, J. G., & Walker, K. B. (2018). *Big Data information governance by accountants*. International Journal of Accounting & Information Management, 26(1), 153-170.
- Davenport, T. H. (2014). *How strategists use “big data” to support internal business decisions, discovery and production*. Strategy & Leadership.
- Davenport, T. H. (2021). *Enterprise Adoption and Management of Artificial Intelligence*. Management and Business Review, 1(1).
- Davenport, T., & Harris, J. (2017). *Competing on analytics: Updated, with a new introduction: The new science of winning*. Harvard Business Press
- Deloitte (2021). *Tech Trends 2021*. Brasil: Deloitte Insights.
- Denzin, N. K., & Lincoln, Y. S. (2006). *O planejamento da pesquisa qualitativa: teorias e abordagens*. Artmed.
- Depietro, R., Wiarda, E., & Fleischer, M. (1990). *The context for change: Organization, technology and environment*. The processes of technological innovation, 199(0), 151-175.
- FSN (2020). *The Future of Analytics in The Finance Function - Global Survey 2020*. United Kingdom: The Modern Finance Forum
- Fusch, P. I., & Ness, L. R. (2015). *Are we there yet? Data saturation in qualitative research*. The qualitative report, 20(9), 1408.
- Goodhue, D. L., & Thompson, R. L. (1995). *Task-technology fit and individual performance*. MIS quarterly, 213-236.
- Hampton, C., & Stratopoulos, T. C. (2016). *Audit data analytics use: An exploratory analysis*. Available at SSRN 2877358.
- Holsapple, C., Lee-Post, A., & Pakath, R. (2014). *A unified foundation for business analytics*. Decision Support Systems, 64, 130-141.
- Hong, W., Chan, F. K., Thong, J. Y., Chasalow, L. C., & Dhillon, G. (2014). *A framework and guidelines for context-specific theorizing in information systems research*. Information systems research, 25(1), 111-136.
- IIA (2021). *Folha Informativa: Análise de Dados e Monitoramento Contínuo dos Controles*. Austrália: The Institute of Internal Auditors.
- Knudsen, D. R. (2020). *Elusive boundaries, power relations, and knowledge production: A systematic review of the literature on digitalization in accounting*. International Journal of Accounting Information Systems, 36, 100441.

- Kokina, J., & Blanchette, S. (2019). *Early evidence of digital labor in accounting: Innovation with Robotic Process Automation*. *International Journal of Accounting Information Systems*, 35, 100431.
- Korhonen, T., Selos, E., Laine, T., & Suomala, P. (2020). *Exploring the programmability of management accounting work for increasing automation: an interventionist case study*. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*.
- Krippendorff, K. (2018). *Content analysis: An introduction to its methodology*. Sage publications.
- Li, H., Dai, J., Gershberg, T., & Vasarhelyi, M. A. (2018). *Understanding usage and value of audit analytics for internal auditors: An organizational approach*. *International Journal of Accounting Information Systems*, 28, 59-76.
- Marconi, M. D. A., & Lakatos, E. M. (2004). *Metodologia científica (Vol. 4)*. São Paulo: Atlas.
- Marshall, B., Cardon, P., Poddar, A., & Fontenot, R. (2013). *Does sample size matter in qualitative research?: A review of qualitative interviews in IS research*. *Journal of computer information systems*, 54(1), 11-22.
- MicroStrategy (2020). *2020 Global State of Enterprise Analytics: minding the data-drive gap*. Virginia: MicroStrategy.
- Moore, W. B., & Felo, A. (2021). *The evolution of accounting technology education: Analytics to STEM*. *Journal of Education for Business*, 1-7.
- Morris, A. (2015). *A practical introduction to in-depth interviewing. (1st ed)*. Sage.
- Nielsen, S. (2018). *Reflections on the applicability of business analytics for management accounting—and future perspectives for the accountant*. *Journal of Accounting & Organizational Change*.
- Perkhofer, L. M., Hofer, P., Walchshofer, C., Plank, T., & Jetter, H. C. (2019). *Interactive visualization of big data in the field of accounting*. *Journal of Applied Accounting Research*.
- Phillips-Wren, G., Daly, M., & Burstein, F. (2021). *Reconciling business intelligence, analytics and decision support systems: More data, deeper insight*. *Decision Support Systems*, 113560.
- Prokofieva, M. (2021). *Using dashboards and data visualizations in teaching accounting*. *Education and Information Technologies*, 1-17.
- 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.
- Schneider, G. P., Dai, J., Janvrin, D. J., Ajayi, K., & Raschke, R. L. (2015). *Infer, predict, and assure: Accounting opportunities in data analytics*. *Accounting Horizons*, 29(3), 719-742.

- Schmidt, P. J., Riley, J., & Swanson Church, K. (2020). *Investigating Accountants' Resistance to Move beyond Excel and Adopt New Data Analytics Technology*. *Accounting Horizons*, 34(4), 165-180.
- Spraakman, G., Sanchez-Rodriguez, C., & Tuck-Riggs, C. A. (2020). *Data analytics by management accountants*. *Qualitative Research in Accounting & Management*.
- Staples, D. S., & Seddon, P. (2004). *Testing the technology-to-performance chain model*. *Journal of Organizational and End User Computing (JOEUC)*, 16(4), 17-36.
- Tang, F., Norman, C. S., & Vandrzyk, V. P. (2017). *Exploring perceptions of data analytics in the internal audit function*. *Behaviour & Information Technology*, 36(11), 1125-1136.
- Tong, A., Sainsbury, P., & Craig, J. (2007). *Consolidated criteria for reporting qualitative research (COREQ): a 32-item checklist for interviews and focus groups*. *International journal for quality in health care*, 19(6), 349-357.
- Tornatzky, L., & Fleischer, M. (1990). *The process of technology innovation*. Lexington, MA: Lexington Books, 165.
- Wadan, R., & Teuteberg, F. (2019, June). *Understanding Requirements and Benefits of the Usage of Predictive Analytics in Management Accounting: Results of a Qualitative Research Approach*. In *International Conference on Business Information Systems* (pp. 100-111). Springer, Cham.
- Wongsim, M., Tantrabundit, P., Khantong, S., & Savithi, C. (2019, December). *Effect of Big Data in Accounting: Case Studies in Thailand*. In *2019 4th Technology Innovation Management and Engineering Science International Conference (TIMES-iCON)* (pp. 1-5). IEEE.
- Yadegaridehkordi, E., Nilashi, M., Shuib, L., Nasir, M. H. N. B. M., Asadi, S., Samad, S., & Awang, N. F. (2020). *The impact of big data on firm performance in hotel industry*. *Electronic Commerce Research and Applications*, 40, 100921.
- YIN, R. K. *Estudo de caso: planejamento e métodos*. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2015.
- Yusof, M. M., Kuljis, J., Papazafeiropoulou, A., & Stergioulas, L. K. (2008). *An evaluation framework for Health Information Systems: human, organization and technology-fit factors (HOT-fit)*. *International journal of medical informatics*, 77(6), 386-398.

APÊNDICE A – ROTEIRO DE ENTREVISTA – ESPECIALISTAS

Você está sendo convidado(a) a participar de forma espontânea deste estudo por meio de uma entrevista semi-estruturada. Os dados coletados (áudios das entrevistas que serão depois transcritos) serão utilizados exclusivamente para fins de estudo. O nome dos profissionais e das organizações participantes não serão divulgados, e os resultados desta pesquisa serão tornados públicos a partir de relatórios técnicos e de publicações de trabalhos científicos em congressos e/ou revistas, trazendo benefícios tanto para a academia quanto para a prática contábil.

O termo **BA (Business Analytics)** foi criado por Davenport para representar o principal componente analítico do *Business Intelligence* (BI) e, segundo Davenport & Harris (2017), BA é o uso de dados, análises estatísticas, métodos quantitativos e matemáticos usados para ajudar os gestores a obter informações aprimoradas sobre suas operações e a tomar decisões melhores baseadas em fatos. As tecnologias de BA são fundamentadas principalmente em análises estatísticas e mineração de dados, cuja vantagem é o uso para revelar relacionamentos, tendências ou padrões a partir dos dados existentes nas organizações, mas que seria muito mais difícil discernir pela simples leitura (Tang *et al*, 2017).

As três orientações de análise são: (i) descritiva: visa responder perguntas sobre o que aconteceu, (ii) preditiva: busca entender o futuro, respondendo sobre o que pode acontecer e (iii) prescritiva: visa responder o que deve ser feito com base nos resultados analíticos descritivos e preditivos (Appelbaum *et al*, 2017). Segundo Schneider *et al* (2015) a análise de dados oferece ferramentas para a contabilidade examinar informações sob três diferentes perspectivas: inferência, predição e conformidade.

A partir destas definições, foram pesquisadas na literatura por meio de uma revisão sistemática, as principais iniciativas de uso de *analytics* na área de XX. **Sendo assim, gostaríamos de sua opinião para analisar as iniciativas abaixo se são factíveis e quais os efeitos para a área.**

1) Dados de identificação:

Nome:

Formação acadêmica:

Cargo atual:

Tempo de experiência profissional:

Segmento de atuação da organização atual:

Tempo na organização atual:

Porte da organização:

Setor/Cargo onde atua:

2) Essas são as iniciativas previamente mapeadas. Gostaria de incluir mais alguma?

| ÁREA | FINALIDADE DE USO | DESCRIÇÃO DA FINALIDADE | INICIATIVAS |
|--------------------------|-------------------------------|---|--|
| Auditoria | Automação de auditoria | Automatizar tarefas básicas de auditoria dando suporte a processos orientados por julgamento ao empregar capacidades cognitivas supervisionadas para analisar volumes muito maiores de dados estruturados e não estruturados relacionados às informações financeiras de uma empresa, à medida que os auditores "ensinam" a tecnologia como ajustar as avaliações ao longo do tempo. | I01, I02, I03, I04, I05 |
| | Inovação em auditoria | Inovar nos processos de auditoria visando aumentar a qualidade e eficiência, reduzir o viés cognitivo dos auditores, apoiar na seleção de pistas de informações importantes e classificação, e excluir o ruído de dados irrelevantes. | I18, I19, I20, I21, I22, I23, I24, I25, I26, I27, I28, I29, I30, I31, I32 |
| | Investigação de fraudes | Apoiar na identificação de transações anormais, potencialmente fraudulentas, para análise posterior do auditor | I06, I07, I08, I09, I10, I11, I12, I13, I14, I15, I16, I17 |
| Contabilidade Financeira | Análise financeira e de risco | Apoiar nas tarefas de análise financeira e de risco, como por exemplo, predição de problemas financeiros futuros | I33, I34 |
| | Automação financeira | Automatizar tarefas da contabilidade financeira | I35 |
| | Visualização de informação | Permitir melhor entendimento das demonstrações financeiras por meio de visualização detalhada de relacionamentos, padrões e tendências, inclusive para pessoas que não são da área contábil. | I36, I37 |
| Contabilidade Gerencial | Análise gerencial externa | Realizar análises gerenciais tendo por base a combinação de dados internos com dados externos à empresa, tais como: reclamações de clientes, comportamento de consumidores; por meio de análises de padrões, tendências e modelos preditivos | I44, I45, I46, I47, I48, I49, I50 |
| | Análise gerencial interna | Realizar análises gerenciais, que são objeto de áreas de controladoria, custos e orçamento empresarial, com apoio de recursos tecnológicos de BA, combinando dados de diferentes fontes internas da empresa, como por exemplo, RH, produção, despesas; | I51, I52, I53, I54, I55, I56, I57, I58, I59, I60, I61, I62, I63, I64, I65, I66, I67, I68 |
| | Automação gerencial | Automatizar tarefas da contabilidade gerencial através de previsões, simulação de cenários e otimização de recursos | I69, I70, I71, I72, I73 |
| | Inovação gerencial | Apoiar na inovação de atividades da contabilidade gerencial, como por exemplo, indicar abordagens de vendas em tempo real | I74, I75, I76, I77, I78, I79 |
| | Visualização de informação | Apresentar informações de forma mais eficiente, melhorando a visualização das mesmas a fim de evidenciar informações relevantes | I80, I81, I82, I83, I84, I85, I86, I87 |
| Contabilidade Tributária | Otimização tributária | Apoiar na otimização tributária, tanto visando minimizar a carga tributária quanto maximizando as oportunidades | I88, I89, I90, I91, I92 |
| Contabilidade Forense | Deteção de fraudes | Apoiar na deteção de possíveis fraudes ou não conformidades | I38, I39, I40, I41 |
| | Visualização de informação | Melhorar a visualização de informações para possibilitar identificação de relacionamentos ocultos nos dados e facilitar o entendimento | I42, I43 |

3) Qual o objetivo dessa iniciativa (Holsapple *et al*, 2014)

- descritiva: analisar dados históricos para responder o que aconteceu e/ou monitorar continuamente as transações?
- preditiva: responder o que pode acontecer, tomando por base dados históricos e calculando probabilidades futuras? Ou ainda tentar responder o que vai acontecer na sequência se essas tendências continuarem?
- prescritiva: responder o que deve ser feito ou ainda o que de melhor pode acontecer?

4) Qual(is) a(s) técnica(s) utilizada(s) (Appelbaum *et al*, 2017)

- abordagem: não supervisionada e/ou supervisionada
- técnica, como por exemplo: classificação, agrupamento, combinação por similaridade, regressão, outras estatísticas) outras estatísticas
- qual algoritmo, como por exemplo: clusterização, SVM, rede neural, ...

5) Qual(is) a(s) fonte(s) de dados(s)?

(Exemplos: internas: ERP, sistemas legados; externas: mídias sociais; estruturadas ou não-estruturadas)

6) Quais os efeitos pelo uso desta iniciativa?

(efeitos para o ambiente, para a organização, para o setor, para a área contábil e para o prof contábil)

7) Para estas iniciativas qual o principal determinante do efeito: se relacionado a TAREFA, a TECNOLOGIA, ao PERFIL DO PROF CONTÁBIL ou outro?

APÊNDICE B – ROTEIRO DE ENTREVISTA - *EARLY ADOPTERS*

Você está sendo convidado(a) a participar de forma espontânea deste estudo por meio de uma entrevista semi-estruturada. Os dados coletados (áudios das entrevistas que serão depois transcritos) serão utilizados exclusivamente para fins de estudo. O nome dos profissionais e das organizações participantes não serão divulgados, e os resultados desta pesquisa serão tornados públicos a partir de relatórios técnicos e de publicações de trabalhos científicos em congressos e/ou revistas, trazendo benefícios tanto para a academia quanto para a prática contábil.

O termo **BA (*Business Analytics*)** foi criado por Davenport para representar o principal componente analítico do *Business Intelligence* (BI) e, segundo Davenport & Harris (2017), BA é o uso de dados, análises estatísticas, métodos quantitativos e matemáticos usados para ajudar os gestores a obter informações aprimoradas sobre suas operações e a tomar decisões melhores baseadas em fatos. As tecnologias de BA são fundamentadas principalmente em análises estatísticas e mineração de dados, cuja vantagem é o uso para revelar relacionamentos, tendências ou padrões a partir dos dados existentes nas organizações, mas que seria muito mais difícil discernir pela simples leitura (Tang *et al*, 2017).

As três orientações de análise são: (i) descritiva: visa responder perguntas sobre o que aconteceu, (ii) preditiva: busca entender o futuro, respondendo sobre o que pode acontecer e (iii) prescritiva: visa responder o que deve ser feito com base nos resultados analíticos descritivos e preditivos (Appelbaum *et al*, 2017). Segundo Schneider *et al* (2015) a análise de dados oferece ferramentas para a contabilidade examinar informações sob três diferentes perspectivas: inferência, predição e conformidade.

1) Dados de identificação:

Nome:

Formação acadêmica:

Cargo atual:

Tempo de experiência profissional:

Segmento de atuação da organização atual:

Porte da organização:

Setor/Cargo onde atua:

Tempo de experiência na organização atual:

- 2) Quais as iniciativas de BA utilizadas na sua organização na contabilidade? Em quais subáreas da contabilidade?
- 3) Quais os objetivos destas iniciativas?
- 4) O que motivou a adoção?
- 5) Qual o público-alvo (para quem)?
- 6) Com que frequência (quando - sob demanda, periodicidade estabelecida ou em tempo real)?
- 7) Qual a técnica/abordagem/algoritmo utilizada considerando esta iniciativa? (Appelbaum *et al*, 2017)
- 8) Como os dados analisados são visualizados e apresentados para os usuários finais da iniciativa (Nielsen, 2018, Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018)?
Exemplo: Relatórios, dashboards interativos, drill-down, gráficos
- 9) Quais fontes de dados são usadas? Quais tipos de fontes de dados são usados: internas, externas ou mistas? Estruturados ou não-estruturados? (Coyne *et al*, 2018)
Exemplos: internas: ERP, sistemas legados; externas: mídias sociais
- 10) Quais os resultados atingidos (efeitos)? Há alguma medição? (qualitativo e quantitativo)
- 11) Para estas iniciativas qual o principal determinante do efeito: se relacionado a TAREFA, a TECNOLOGIA, ao PERFIL DO PROF CONTÁBIL ou outro?

APÊNDICE C – QUADRO DE CODIFICAÇÃO

| Categories Iniciais | Categories Intermediárias | Categories Finais | Descrição | |
|--|---|---|--|--|
| Iniciativas Factíveis: são as iniciativas que pelo menos um especialista analisou e considerou realizável e útil para a contabilidade | Automatizar: grupo de iniciativas que automatizam alguma tarefa (ou parte da tarefa) contábil | Identificar transações suspeitas | Conjunto de iniciativas de BA utilizadas principalmente no campo forense e auditoria, para identificar transações duvidosas, que precisem ser melhor investigadas, a fim de confirmar ou refutar a hipótese suspeita, como por exemplo, relacionada a fornecedores. | |
| | | Identificar duplicidades | Conjunto de iniciativas de BA utilizadas principalmente pela auditoria e área tributária, para identificar transações duplicadas, notadamente de pagamentos de impostos e/ou fornecedores. | |
| | | Análises diversas | Conjunto de iniciativas de BA utilizadas nas áreas de auditoria, financeira, tributária e gerencial, com o objetivo de realizar diferentes tipos de análises, tendo por base a informação contábil, como exemplo: análises de clientes, contratos, receitas, despesas e horas. | |
| | | Prestar informações | Uso de BA, presente entre os <i>early adopters</i> , principalmente nas áreas financeira, gerencial e tributária, para automatizar e facilitar o report das informações contábeis para própria área contábil, áreas de negócio da empresa, gestores e entidades governamentais. | |
| | Turbinar: grupo de iniciativas que incrementam a tarefa contábil | Análises com maior volume de dados | Uso de BA, principalmente pelas áreas forense e auditoria, em tarefas onde grande volume de dados é necessário, com cruzamento de dados de diversas fontes, sejam internas ou externas, estruturados ou não. | |
| | | Análises preditivas | Conjunto de iniciativas de BA utilizadas principalmente pela área tributária, financeira e auditoria, para fazer previsões a partir de modelos estruturados em cima de dados históricos com variáveis estudadas conforme o problema de pesquisa objeto da tarefa. | |
| | | Inovar | Uso de BA, principalmente na auditoria e tributária, para realizar tarefas contábeis inovando, como por exemplo, auditoria orientada pelos outliers encontrados nos dados, monitoramento contínuo a partir de regras definidas para destacar transações, mineração de processos e uso de novas fontes de dados (como por exemplo, mídias sociais, sensores, fontes públicas) em cruzamento com fontes consagradas como ERP e sistemas legados. | |
| | Orientação: é a direção do pensamento da análise, núcleo do BA, o que <i>analytics</i> faz (Holsapple et al, 2014) | Descritiva | Visa responder perguntas sobre o que aconteceu e seus desdobramentos (Appelbaum et al, 2017). Utilizada como base para as outras orientações, devido o cunho exploratório e diagnóstico (ESP12). | |
| | | Descritiva-preditiva | Inicia-se pela descritiva a fim de conhecer melhor a base de dados, e desenvolve-se o modelo preditivo | |
| | | Preditiva | Busca entender o futuro, respondendo sobre o que pode acontecer (Appelbaum et al, 2017). | |
| | | Prescritiva | Visa responder o que deve ser feito com base nos resultados analíticos descritivos e preditivos (Appelbaum et al, 2017). | |
| | Abordagem: forma de resolver uma tarefa de analytics que envolva mineração de dados (Han et al, 2011) | Supervisionada | Técnicas que extraem inferências de conjuntos de dados rotulados, também conhecidos como dados de treinamento (Han et al, 2011). | |
| | | Não Supervisionada | Técnicas que extraem inferências de conjuntos de dados não rotulados nos quais as instâncias não têm saída especificada ou o valor da saída é desconhecido (Han et al, 2011). | |
| | | Híbrida | Iniciativas de BA que podem ser usadas tanto algoritmos supervisionados quanto não supervisionados, a depender dos dados disponíveis; ou ainda que para resolver é necessário usar uma mescla iniciando geralmente por uma abordagem não supervisionada e depois passando para supervisionada. | |
| | | Não aplicável | Iniciativas de BA que, segundo especialistas, são resolvidas com técnicas mais simples e portanto, avaliam como não aplicável categorizar entre supervisionada ou não supervisionada. | |
| | Técnicas: é a maneira que a tarefa de analytics é executada (Holsapple et al, 2014) | Machine learning | Algoritmos diversos que podem ser usados para resolver a mesma tarefa, a depender do volume de dados disponíveis e do objetivo da tarefa, dentre eles: algoritmos de classificação, como redes neurais e árvores de decisão (ESP1). | |
| | | Regressão | Técnica estatística amplamente usada em analytics no campo contábil e há vários tipos (Appelbaum et al, 2017). Neste estudo regressão logística foi a mais indicada. | |
| | | Outras | Outras técnicas para possível aplicabilidade na contabilidade citadas pelos especialistas. | |
| | Fontes de dados | Internas-estruturadas | Dados internos da organização, originalmente estruturados, como por exemplo, ERP e sistemas legados. | |
| | | Internas-não-estruturadas | Dados internos da organização, não estruturados, como por exemplo, e-mails e documentos, tais como contratos. | |
| | | Externas-estruturadas | Dados externos da organização, estruturados, como por exemplo, bases de dados de órgãos públicos, contendo indicadores econômicos. | |
| | | Externas-não-estruturadas | Dados externos da organização, não estruturados, como por exemplo, mídias sociais. | |
| | Antecedentes da intenção de adoção das iniciativas factíveis pela lente teórica do modelo TOE | Contexto Tecnológico: elementos da tecnologia a ser adotada, tangíveis e intangíveis, que sejam relevantes para a empresa (Tomatzky & Fleischer, 1990) | Competência tecnológica | Infra-estrutura que facilite a adoção e especialistas, ou seja, pessoas que tem conhecimento para executar as tarefas (Zhu and Kraemer, 2005). |
| | | | Vantagem Relativa | Definida como "o grau em que uma inovação é percebida como melhor do que a ideia que substitui" (Sun et al, 2016). |
| Observabilidade | | | As características da inovação tecnológica são percebidas como benéficas depois de observar como outras organizações as usam (Sun et al, 2018). | |
| Contexto Organizacional: definido em termos de medidas descritivas, tais como: tamanho e escopo da empresa e sua estrutura gerencial (Tomatzky & Fleischer, 1990) | | Suporte da Administração | É o grau em que a administração de uma empresa investe em inovação tecnológica. (Cohen and Sayag, 2010); é explicado como "o grau em que a gestão compreende a importância da tecnologia e até que ponto está envolvida em iniciativas relacionadas" (Park et al., 2015). | |
| | | Eficácia da Mudança | É "a medida em que os membros da organização estão psicológica e comportamentalmente preparados para implementar a mudança organizacional" (Weiner et al., 2008) | |
| | | Cultura de Tomada de Decisão | É a cultura de tomada de decisão baseada em evidências, normas de tomada de decisão (Sun et al, 2018) | |
| Contexto Ambiental: refere-se ao ambiente externo à empresa - sua indústria, concorrentes, acesso a recursos fornecidos por terceiros | | Pressão Externa | São "as influências do ambiente externo" (Verma et al., 2017); Pressões regulatórias; Pressões competitivas (Lin 2014); Encorajamento dos órgãos profissionais | |
| | Suporte Externo | Definido como "disponibilidade de suporte para implementação e utilização de um sistema de informação" (Premkumar e Roberts, 1999); Prontidão do parceiro comercial | | |
| Elementos determinantes do efeito das iniciativas factíveis pela lente teórica do modelo ITT (Goodhue & Thompson, 1995) | Tarefa: definidas como as ações realizadas por indivíduos para transformar entradas em saídas. | Complexa | Tarefa de execução sujeita a falhas, pois combina tempo elevado com necessidade de atenção concentrada. | |
| | | Repetitiva | Tarefa com ciclos de repetição | |
| | Tecnologia: ferramentas usadas pelos indivíduos para executarem suas tarefas. | Grande volume de dados | Tarefas com grandes volumes de dados | |
| | | Evolução Tecnológica | Evolução da infra-estrutura, ferramentas de software e modelos estatísticos. | |
| | Indivíduo: pessoas que usam tecnologia como suporte na execução de suas tarefas | Disponibilidade dos dados | Refere-se a acesso, confiabilidade, quantidade necessária e tempestividade. | |
| | | Preparação dos dados | Refere-se a necessidade e capacidade de manipular os dados a fim de deixá-los prontos para as tarefas | |
| | | Conhecimento de analytics | Conhecimento das skills de BA, tais como: técnicas de mineração de dados, ciência de dados, estatística e ferramentas de software. | |
| | | Análise Crítica | Senso crítico, raciocínio lógico, estabelecimento de relações de causa-efeito | |
| | | Conhecimento do negócio | Skills relacionadas tanto ao segmento de atuação da organização, como também a própria área contábil e de outros setores da organização. | |
| | | Apresentação dos resultados | Skills para saber o quê e como apresentar, e como melhor comunicar a mensagem | |
| Efeitos da adoção das iniciativas | Aceitação | Capacidade do indivíduo de aceitar a inovação tecnológica | | |
| | Eficiência | Melhor desempenho das tarefas contábeis, dos processos da empresa e maior eficiência organizacional. | | |
| | Qualidade | Maior qualidade da informação e dos processos, agregando confiabilidade e acuracidade. | | |
| | Melhora da tomada de decisão | Melhora da tomada de decisão graças ao resultado das análises | | |
| | Aumento da lucratividade | Aumento da lucratividade devido a tempestividade das informações para ação | | |
| | Compliance | Efetividade do compliance, mitigando imprevistos e riscos | | |
| Antecipação das tendências de mercado | Eficiência | Aumento da eficiência organizacional | | |
| | Eficiência | Aumento da eficiência organizacional | | |
| | Antecipação das tendências de mercado | Antecipar-se em relação aos clientes e concorrentes devido os modelos preditivos | | |

5 CONCLUSÃO

Nesta seção são retomados os objetivos da pesquisa e como eles foram atingidos, unificando as conclusões de cada artigo que estrutura esta dissertação. Na sequência, as principais contribuições e implicações da pesquisa são apresentadas. Ao final, destacam-se as limitações. Importa retomar que a realização desta pesquisa teve como objetivo geral identificar antecedentes e efeitos da adoção de *business analytics* na contabilidade.

Considerando que de um lado diversas pesquisas apontam para a importância do uso de *Business Analytics* para o desenvolvimento dos negócios (MicroStrategy, 2020; Mikalef *et al*, 2020; Knudsen, 2020) e pesquisadores da área contábil levantam importantes argumentos acerca dos benefícios do uso de BA na contabilidade (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Wadan & Teuteberg, 2019; Nielsen, 2018); e que, por outro lado, há uma agenda de debate enfatizando que há uma lacuna entre esses estudos e a prática (Gepp *et al*, 2018; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Nam *et al*, 2019), o presente estudo contribui para a extensão da literatura e para o mercado de tecnologia e contabilidade, ao identificar e analisar iniciativas factíveis de BA na contabilidade, antecedentes e efeitos da adoção de BA na contabilidade a partir da opinião de especialistas, profissionais contábeis e *early adopters*.

A fim de atingir o objetivo geral desta pesquisa, foram propostos três objetivos específicos, os quais foram explorados em três artigos; cada um com método e entregas próprios e que, em conjunto, contribuem para a elaboração da dissertação. O primeiro artigo buscou apresentar iniciativas adoção de *business analytics* pela contabilidade, segmentadas por área contábil e finalidade de uso, de acordo com a literatura (objetivo específico 1). Para tanto foi feita uma revisão sistemática de literatura pesquisando nos melhores periódicos e obteve-se 30 artigos científicos. Estes artigos foram analisados pela análise de conteúdo categorial e foram identificadas iniciativas de uso de *analytics* na contabilidade gerencial, financeira, tributária, forense e auditoria. Também foram apresentados as principais técnicas, algoritmos, fontes de dados e orientações de análise. Por fim, foi desenvolvida uma proposta de taxonomia das finalidades de uso dessas iniciativas por área contábil, tomando por base a tarefa analítica de cada iniciativa. Esse artigo contribuiu para organizar as sugestões oriundas da literatura de onde usar BA na contabilidade, apresentando como área de maior aplicabilidade a auditoria e a contabilidade gerencial, atendendo ao proposto por Richins *et al* (2017) de que deve-se expandir o escopo de *data analytics* para mais áreas da contabilidade e por Mikalef *et al* (2020) de que as empresas precisam identificar áreas organizacionais que possam se beneficiar do uso de iniciativas de *analytics* para transformar dados em ações.

Também foi observado que as análises descritivas, seguidas pelas preditivas são as mais utilizadas.

O segundo artigo objetivou analisar potenciais antecedentes da adoção de *business analytics*, de acordo com profissionais de contabilidade, tendo como lente teórica o modelo TOE (Depietro *et al*, 1990) que pressupõe que fatores dos contextos tecnológicos, organizacionais e ambientais impactam na adoção de inovações tecnológicas. Para tanto foi utilizada uma abordagem de métodos mistos com estratégia sequencial explanatória (Creswell, 2010), sendo a parte quantitativa operacionalizada por uma *survey* online e a parte qualitativa operacionalizada por entrevistas semiestruturadas. Os fatores de ordem tecnológica, organizacional e ambiental baseados na revisão da literatura foram testados quantitativamente, na primeira etapa do estudo, e analisados. Após, na etapa qualitativa que teve por objetivo complementar e estender os achados da etapa quantitativa, fatores não suportados inicialmente foram discutidos, assim como foram evidenciados outros fatores que poderiam impactar positiva ou negativamente na intenção para adotar BA na contabilidade. Ao final, foi feito um comparativo entre os achados da etapa quantitativa, qualitativa e da literatura, de onde foram geradas inferências acerca da temática de estudo.

Também foram realizadas análises multi-grupos que permitiram inferir a existência de variáveis mediadoras entre os fatores tecnológicos, organizacionais e ambientais e a intenção de adotar BA na contabilidade. Essas variáveis são o tamanho da organização, se possui equipe estratégica de TI, se conhece BA e o posicionamento da contabilidade na organização. Ainda como resultado tem-se a análise de efeitos da adoção de acordo com os profissionais entrevistados na etapa qualitativa, destacando-se: suporte na tomada de decisão, produtividade, confiabilidade e promoção da contabilidade.

Por fim, o último artigo buscou analisar iniciativas de adoção de *business analytics* factíveis à contabilidade e seus potenciais efeitos, de acordo com especialistas e *early adopters*. Para tanto, foi utilizada uma abordagem qualitativa exploratória operacionalizada por entrevistas semiestruturadas, tendo como unidades de análises especialistas e *early adopters*. Ao total foram entrevistados diferentes profissionais em cinco distintas áreas da contabilidade – Auditoria, Contabilidade Gerencial, Tributária, Financeira e Forense, distribuídos em 28 unidades de análise, tendo em média mais de 16 anos de experiência profissional. Aos especialistas foram apresentadas a taxonomia e iniciativas de uso resultantes do primeiro artigo desta dissertação, para que fossem avaliadas quanto a sua exequibilidade. Após análise, foram identificadas iniciativas de BA factíveis e não factíveis de serem implementadas, segundo os especialistas. Também foram identificados determinantes dos

efeitos destas iniciativas à luz do modelo TTF, dividindo-se os elementos em características da tarefa contábil, da tecnologia *analytics* e do indivíduo profissional contábil.

Os resultados dos especialistas foram ratificados pelo estudo de 11 casos de adoção, onde pode-se concluir que as tarefas contábeis podem ser automatizadas (ou melhoradas) pelo uso de *analytics*. Neste estudo, as finalidades de uso de BA avaliadas pelos especialistas e as iniciativas de *analytics* dos *early adopters*, foram consolidadas independente da área contábil, para dar maior ênfase em quais tipos de tarefas contábeis podem ser impactadas pelo uso da tecnologia, gerando com isso uma versão enxuta da taxonomia desenvolvida no primeiro artigo. Além disso, foram apresentados os principais objetivos de análise, técnicas e algoritmos utilizados, assim como as principais fontes de dados. Esse estudo também permitiu conhecer alguns desafios de projetos de implantação, assim como boas práticas usadas por estas organizações.

Neste artigo, também foram identificados antecedentes da adoção junto aos *early adopters*, os quais foram classificados de acordo com o modelo TOE. Os principais antecedentes encontrados neste artigo convergem com os antecedentes apresentados no segundo artigo desta dissertação. Sendo eles: vantagem relativa e observabilidade do contexto tecnológico; competência tecnológica, suporte da administração e eficácia da mudança do contexto organizacional; e pressão externa compreendendo pressão competitiva e pressão regulatória, e suporte externo do contexto ambiental; reforçando a contribuição teórica deste estudo. Este resultado é relevante pois apresenta o que motiva as organizações a adotar BA.

Os efeitos, analisados com base na análise de conteúdo com codificação hierárquica, evidenciaram que os efeitos diretos beneficiam, primeiramente, a própria área contábil trazendo aumento de eficiência e qualidade das informações e serviços prestados, mas que na sequência extrapolam os limites da área contábil e impactam positivamente na organização, por meio de melhora da tomada de decisão, aumento de lucratividade e antecipação de tendências de mercado; dentre outros efeitos indicados pelos especialistas e *early adopters*. Destacam-se que os efeitos identificados na etapa qualitativa do segundo artigo – apoio para tomada de decisão, produtividade, confiabilidade e promoção do papel da contabilidade – foram todos ratificados pelos especialistas e *early adopters*, considerando seus sinônimos (produtividade por eficiência e eficácia; confiabilidade por qualidade e compliance).

Como contribuição prática, esta pesquisa está trazendo sínteses de experiências de adoção, e boas práticas; no intuito de auxiliar no preenchimento da lacuna apontada por Nam et al (2019) de que muitas empresas não conseguiram implantar BA. As experiências dos *early adopters* vem contribuir para isso, e a descrição detalhada das iniciativas pode tornar

processos de adoção mais assertivos. Além disso, o fato de os departamentos contábeis implantarem primeiramente iniciativas de *analytics* para consumo interno, pode justificar o dado apontado no relatório da FSN (2020) de que apenas 14% do esforço analítico dos times contábeis e de finanças permeia todos os processos da organização. Sendo assim, pode-se inferir que a abrangência das iniciativas tende a aumentar à medida que os times continuarem investindo em *analytics*.

Outra contribuição deste estudo é que, entre os *early adopters* participantes, não foi feita diferenciação na terminologia entre *business intelligence* e *business analytics*. Mesmo àquelas organizações que ainda não fazem uso de modelos preditivos ou ainda de modelos estatísticos mais avançados, denominam suas iniciativas como iniciativas de “análise de dados”. Contudo, mesmo observando pouco uso de análises mais avançadas, as organizações estudadas, seja por meio de ferramentas de visualizações, seja pelo uso de análises preditivas, relatam experiências positivas, atingindo efeitos significativos que as impulsionam a continuar investindo esforços em novos produtos de *analytics*.

Após a retomada dos objetivos e da apresentação dos resultados da pesquisa, os quadros a seguir sumarizam os principais gaps de pesquisa identificados, ressaltando os resultados e as contribuições geradas, bem como as sugestões de estudos futuros.

| | Gaps de pesquisa | Resultado | Contribuição | Estudos futuros |
|-----------------|--|--|--|---|
| Artigo I | Dada a preocupação com os limites elusivos da profissão contábil decorrente da ascendente proliferação de novas tecnologias, torna-se importante mapear de que forma a contabilidade pode se beneficiar de soluções de data analytics (Knudsen, 2020). | Elaboração de uma proposta de taxonomia das finalidades de uso de BA por área contábil, evidenciando possibilidades de uso de analytics para a profissão contábil. | Pesquisadores podem realizar pesquisas de campo por área contábil, tendo como premissa a taxonomia proposta, para aprofundar o uso e impactos decorrentes. | Aprofundar e validar a taxonomia proposta, bem como especificá-la, visando geração de hipóteses para testes na prática. |
| Artigo I | Segundo Richins et al (2017) deve-se expandir o escopo de data analytics para mais áreas da contabilidade, tais como contabilidade tributária e auditoria interna. | Identificação dos principais exemplos de uso efetivo de BA na contabilidade, com suas potenciais técnicas, fontes de dados, orientações de análise e benefícios; segregando por área contábil. | Aos profissionais e organizações de diferentes campos contábeis que quiserem iniciar ou avançar o uso de analytics, há diversos exemplos na literatura que podem ser usados para fundamentar suas iniciativas de adoção. | Como ampliar o uso recorrente de BA nas diferentes áreas contábeis, bem como quais orientações, técnicas e fontes de dados podem potencializar os benefícios. |

| | | | | |
|---------|---|---|---|--|
| Artigo2 | <p>Segundo Nam, Lee & Lee (2019), apesar do crescente interesse e investimentos na adoção de práticas de analytics, um número importante de empresas ainda não conseguiu implementar BA. Por isso os autores sugerem que sejam feitas pesquisas acerca das diretrizes para adotar BA.</p> | <p>(i) levantamento dos fatores que impactam positiva e negativamente na intenção de adotar BA na contabilidade, e fatores moderadores, quais sejam: perfil da equipe de TI e tamanho da organização, operacionalizado por estudo de métodos mistos e (ii) identificação de quais elementos específicos do domínio contábil podem interferir na intenção de adoção, sendo: posicionamento contábil dentro da organização e competências do profissional contábil.</p> | <p>A partir do conhecimento dos elementos que impactam direta e indiretamente na intenção de adotar BA na contabilidade, pesquisadores, profissionais e fornecedores de soluções podem tomar ações para promover a implementação, como por exemplo promover ações para ampliar o conhecimento do que é BA e como pode contribuir com a profissão contábil, diminuindo assim o fator complexidade, por meio de workshops e treinamentos; demonstrar como as tarefas do profissional contábil podem ser melhoradas pelo uso de BA, aumentando assim o fator vantagem relativa; e promover ações que facilitem a contratação de terceiros para apoiar nos projetos de implantação, visto que suporte externo é uma hipótese suportada.</p> | <p>Investigar se em outros domínios de aplicação as variáveis moderadoras (conhecimento prévio de BA, perfil da equipe de TI e porte da organização) achadas nesta pesquisa encontrarão o mesmo respaldo ou ainda variáveis análogas de acordo com domínios específicos. Ampliar as análises multi-grupos.</p> |
| Artigo3 | <p>Pesquisas sobre a natureza das tarefas contábeis para melhorar o uso de diferentes ferramentas analíticas, e de diferentes ferramentas analíticas em cenários diversos são sugeridas por Perkhofer et al (2019) e Wadan & Teuteberg (2019) respectivamente.</p> | <p>Síntese das iniciativas factíveis e não factíveis, oriundas da literatura, de acordo com especialistas. Além disso, foram indicadas técnicas, algoritmos e fontes de dados a serem usadas nas diferentes tarefas contábeis analisadas.</p> | <p>Diferentes partes interessadas podem tomar conhecimento dos principais aspectos das tarefas contábeis e das ferramentas de analytics que precisam ser gerenciados para aumentar o fit entre BA e contabilidade, além de conhecer barreiras existentes que podem minimizar o êxito da adoção.</p> | <p>Pesquisar como ampliar o uso de análises preditivas e prescritivas, e como diminuir as barreiras para a adoção.</p> |

| | | | | |
|---------|---|--|--|--|
| Artigos | <p>Segundo Schmidt et al (2020), embora seja óbvia a revolução dos negócios centrados em dados e o importante papel que a contabilidade pode ocupar nesse contexto, há pouca evidência do uso de BA pela contabilidade.</p> | <p>Apresentação de 11 casos de uso de BA em diferentes áreas da contabilidade, onde prevalece a orientação de análise descritiva, através de visualização de dados. Observa-se que características do sistema tributário brasileiro (complexo, diversos tributos, legislações diferentes entre os estados da federação, carga tributária alta, possibilidade de altos encargos por falhas nas obrigações acessórias) podem ter contribuído para alavancar a adoção de analytics na área tributária das organizações.</p> | <p>A partir das evidências coletadas na pesquisa, entende-se que novos processos de adoção de BA iniciem pela aplicação de técnicas descritivas; todavia não deixem de avançar para o uso de outras técnicas mais elaboradas.</p> | <p>Aplicar os conceitos dos instrumentos deste estudo em adotantes de BA com contextos que possuam diferentes níveis de complexidade de sistema tributário, a fim de comparar as finalidades de uso, direcionadores do fit e efeitos.</p> |
| Artigos | <p>Segundo Mikalef et al (2020), há pouca evidência empírica sobre as forças ou pressões que motivam as organizações a promoverem projetos de analytics e quais os efeitos.</p> | <p>Levantamento de elementos direcionadores da adoção, elementos do fit entre tarefa, tecnologia e indivíduo e, por fim, de efeitos gerados pelo uso de BA na contabilidade. Permitiu inferir que as empresas de grande porte são as adotantes iniciais de BA na contabilidade.</p> | <p>As análises empíricas realizadas permitiram inferir que a adoção de BA no campo contábil está primeiramente voltada para as próprias necessidades da área contábil (como por exemplo, agilidade na execução das tarefas, disponibilização de informações confiáveis e compliance tributário), gerando aumento de eficiência e qualidade; e que também gera efeitos organizacionais, tais como apoio para tomada de decisão e lucratividade, mas que há outros potenciais efeitos (antecipação de tendências de mercado, mudança de comportamento dos funcionários e melhora da jornada do cliente) que podem ser atingidos à medida que a contabilidade expandir o uso de analytics. Com base nos resultados deste estudo, pode-se entender que uma das formas de aumentar a adoção em empresas de menor porte é tomar medidas que diminuam o tempo dos projetos de implementações.</p> | <p>Estudos sobre como ampliar a adoção de BA na contabilidade em pequenas e médias organizações, para que se conheçam efeitos da adoção com menos recursos financeiros e de infra-estrutura de TI; bem como com menor estratificação hierárquica na organização. Além disso, pesquisar sob a ótica da Teoria Institucional a fim de conhecer as pressões para adoção de BA nos diferentes tipos de organizações.</p> |

| | | | | |
|-------------------------|--|---|--|--|
| Artigos | <p>Para Kocsis (2019) há necessidade de pesquisas para explorar quais fontes de dados usar, quais análises são feitas e quais decisões apoiam pois são tópicos pouco explorados na literatura de sistemas de informações contábeis.</p> | <p>Aponta recomendações de fontes de dados fornecidas por especialistas para cada iniciativa de analytics mapeada na literatura, destacando-se uso de fontes internas e externas estruturadas. Também evidencia principais finalidades de uso por subárea contábil e como estas apoiam decisões em diferentes áreas.</p> | <p>Fornecedores de tecnologia, profissionais de TI e contábeis, que se identifiquem com os exemplos de decisões que são suportadas por analytics neste artigo (definição de origem de compras, precificação de produtos, análise de crédito, alocação de recursos em projetos, etc) podem se apoiar nos resultados desse estudo em seus projetos de implantação de analytics. Além disso, fica evidente a importância da disponibilidade e preparo dos dados para a eficácia das análises.</p> | <p>Como diversificar as fontes de dados usadas, explorando também as não estruturadas, e qual o papel do profissional contábil nas atividades de feature engineering.</p> |
| Conjunto da Dissertação | <p>Para Perkhofer et al (2019), há uma lacuna entre o que os especialistas e pesquisadores indicam sobre os benefícios do uso de business analytics para a área contábil e o que se observa na prática. Há necessidade de estudos que explorem empiricamente a adoção de BA na contabilidade, bem como seus efeitos.</p> | <p>Mapeamento empirico das iniciativas factíveis de uso de BA em diferentes áreas contábeis, de acordo com a literatura, especialistas e early adopters; ao analisar antecedentes da adoção de acordo com profissionais de contabilidade e early adopters; e ao analisar elementos do fit entre tarefa contábil, business analytics e profissional contábil; e, efeitos da adoção de acordo com especialistas e early adopters.</p> | <p>O uso de BA produz efeitos benéficos para o campo contábil, existindo fit entre as tarefas contábeis e analytics.</p> | <p>Explorar como aumentar o uso de técnicas mais avançadas de analytics e fontes variadas de dados e avaliar se causará impacto nos efeitos aqui evidenciados.</p> |
| Conjunto da Dissertação | <p>Segundo Mikalef et al (2020), as empresas precisam identificar áreas organizacionais que possam se beneficiar do uso de iniciativas de analytics, transformando dados em ações.</p> | <p>Evidenciação dos benefícios potenciais e efetivos de analytics para a área contábil dentro de diferentes segmentos de atuação de organizações, destacando-se as informações contábeis das indústrias, como estas: farmacêutica e automotiva, e serviços de saúde, tecnologia e instituição financeira.</p> | <p>A área contábil, mesmo inserida em organizações como área de apoio, ao fazer uso de analytics, tendo como principal fonte de dados as informações contábeis, pode ser geradora de análises e insights que permitam aos diversos gestores organizacionais obter maior conhecimento de suas operações e, conseqüentemente, tomar ações mais assertivas.</p> | <p>Examinar os efeitos de longo prazo do uso de BA tanto na área contábil, quanto nos impactos em outras áreas organizacionais, à medida que o uso de analytics amadurece na área contábil nas organizações.</p> |

| | | | | |
|-------------------------|---|---|---|---|
| Conjunto da Dissertação | Na RSL de Rikhardsson & Yigitbasioglu (2018), os autores evidenciaram a baixa quantidade de artigos com estudos empíricos sobre aplicações de BI&A nos últimos anos, que segundo eles pode ser um indicativo do caráter emergente da pesquisa sobre BI&A na contabilidade em geral, sinalizando uma falta de conhecimento empírico na área. | Lista das iniciativas de uso, segmentadas por área contábil e por finalidades de uso. Agrupamento das iniciativas de uso em uma proposta de taxonomia, por área contábil, validada por especialistas. | Mapeamento sugestivo por meio de um portfólio de possibilidades de uso, visando facilitar processos de implantação. | Estudos de caso sobre a implantação das iniciativas do portfólio. |
|-------------------------|---|---|---|---|

Quadro 1: Síntese da pesquisa

Fonte: elaborado com base nos dados da pesquisa (2021)

Espera-se que a partir de uma visão ampla das efetivas possibilidades de uso de *business analytics* na contabilidade, permeando suas principais subáreas, somando-se a isso a identificação de potenciais antecedentes da adoção e seus respectivos efeitos, contribuir para o debate trazendo à tona novos elementos que possam esclarecer e quiçá diminuir a lacuna entre a pesquisa acadêmica e a prática dentre os profissionais de contabilidade de forma que estes se apropriem dessas soluções ajudando as organizações a criar mais valor a partir de seus dados. Entende-se que ao dar transparência para os profissionais de contabilidade e organizações que estejam interessados em iniciar e/ou expandir suas aplicações de *analytics* sobre uma gama de ideias de potenciais projetos de uso, será promovido melhor entendimento das possibilidades de implantação no dia-a-dia, bem como o impacto que poderá ocorrer.

A partir da análise dos potenciais antecedentes, espera-se contribuir com os patrocinadores de inovações tecnológicas evidenciando fatores que podem ser trabalhados para remover barreiras e aumentar a intenção em adotar *business analytics*. E com base nas características da tarefa, da tecnologia e do indivíduo responsáveis por aumentar o *fit* entre *analytics* e contabilidade, e tendo em mente os diversos efeitos benéficos da adoção de BA no campo contábil, espera-se que mais organizações, profissionais, estudantes e fornecedores sejam estimulados a tomar medidas que alavanquem o uso de *analytics* nos diferentes contextos contábeis.

Por fim, evidenciam-se alguns limites da pesquisa. No primeiro artigo, indica-se como limitação que a evolução tecnológica dos modelos e algoritmos utilizados em *business analytics*, assim como a evolução da inteligência artificial e internet das coisas (IoT), podem gerar mais produtos de *analytics* para o campo contábil não evidenciados nesta pesquisa.

No segundo artigo, aponta-se como limitação o contexto em termos de legislação que afeta a prática contábil e de complexidade de sistema tributário, pois pode interferir no alcance dos resultados apresentados.

Finalmente, no terceiro artigo, indica-se como primeira limitação não terem sido discutidos com maior profundidade as técnicas e os algoritmos citados pelos especialistas como úteis às iniciativas de contabilidade. Acrescenta-se ainda como limitação desse artigo, os códigos com menor frequência de trechos identificados, sendo eles: pressão e suporte externos do contexto ambiental, observabilidade como item do contexto tecnológico e aceitação como característica do indivíduo, item do construto TTF. Por fim ressalta-se que a presente pesquisa, pelo seu cunho qualitativo, não permite que seus resultados sejam generalizados.

REFERÊNCIAS

- Al-Htaybat, K., & von Alberti-Alhtaybat, L. (2017). *Big Data and corporate reporting: impacts and paradoxes*. Accounting, auditing & accountability journal.
- Aydiner, A. S., Tatoglu, E., Bayraktar, E., Zaim, S., & Delen, D. (2019). *Business analytics and firm performance: The mediating role of business process performance*. Journal of business research, 96, 228-237.
- Božič, K., & Dimovski, V. (2019). *Business intelligence and analytics use, innovation ambidexterity, and firm performance: A dynamic capabilities perspective*. The Journal of Strategic Information Systems, 28(4), 101578.
- Coyne, E. M., Coyne, J. G., & Walker, K. B. (2018). *Big Data information governance by accountants*. International Journal of Accounting & Information Management, 26(1), 153-170.
- Creswell, J. W. (2010). *Projeto de pesquisa métodos qualitativo, quantitativo e misto*. In Projeto de pesquisa métodos qualitativo, quantitativo e misto (pp. 296-296).
- Davenport, T., & Harris, J. (2017). *Competing on analytics: Updated, with a new introduction: The new science of winning*. Harvard Business Press
- Depietro, R., Wiarda, E., & Fleischer, M. (1990). *The context for change: Organization, technology and environment*. The processes of technological innovation, 199(0), 151-175.
- FSN (2020). *The Future of Analytics in The Finance Function - Global Survey 2020*. United Kingdom: The Modern Finance Forum
- Gepp, A., Linnenluecke, M. K., O'Neill, T. J., & Smith, T. (2018). *Big data techniques in auditing research and practice: Current trends and future opportunities*. Journal of Accounting Literature, 40, 102-115.
- Goodhue, D. L., & Thompson, R. L. (1995). *Task-technology fit and individual performance*. MIS quarterly, 213-236.

- Knudsen, D. R. (2020). *Elusive boundaries, power relations, and knowledge production: A systematic review of the literature on digitalization in accounting*. *International Journal of Accounting Information Systems*, 36, 100441.
- Kocsis, D. (2019). *A conceptual foundation of design and implementation research in accounting information systems*. *International Journal of Accounting Information Systems*, 34, 100420.
- MicroStrategy (2020). *2020 Global State of Enterprise Analytics: minding the data-drive gap*. Virginia: MicroStrategy.
- Mikalef, P., Pappas, I. O., Krogstie, J., & Pavlou, P. A. (2020). *Big data and business analytics: A research agenda for realizing business value*. *Information & Management*, 57(1), 103237.
- Nam, D., Lee, J., & Lee, H. (2019). *Business analytics adoption process: An innovation diffusion perspective*. *International Journal of Information Management*, 49, 411-423.
- Nielsen, S. (2018). *Reflections on the applicability of business analytics for management accounting—and future perspectives for the accountant*. *Journal of Accounting & Organizational Change*.
- Perkhofer, L. M., Hofer, P., Walchshofer, C., Plank, T., & Jetter, H. C. (2019). *Interactive visualization of big data in the field of accounting*. *Journal of Applied Accounting Research*.
- 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.
- 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.
- Schmidt, P. J., Riley, J., & Swanson Church, K. (2020). *Investigating Accountants' Resistance to Move beyond Excel and Adopt New Data Analytics Technology*. *Accounting Horizons*, 34(4), 165-180.
- Wadan, R., & Teuteberg, F. (2019, June). *Understanding Requirements and Benefits of the Usage of Predictive Analytics in Management Accounting: Results of a Qualitative Research Approach*. In *International Conference on Business Information Systems* (pp. 100-111). Springer, Cham.