


Adoção de *business analytics* na contabilidade

Leticia Araújo¹

 <https://orcid.org/0000-0002-6795-8470>

E-mail: leticia.s.araujo@hotmail.com

Ariel Behr²

 <https://orcid.org/0000-0002-9709-0852>

E-mail: ariel.behr@ufrgs.br

Giovana Sordi Schiavi²

 <https://orcid.org/0000-0002-8032-5598>

E-mail: giovana.schiavi@ufrgs.br

¹ Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Escola de Administração, Porto Alegre, RS, Brasil

² Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais, Porto Alegre, RS, Brasil

Recebido em 30.08.2022 – Desk aceite em 16.09.2022 – 2ª versão aprovada em 22.03.2023

Editor-Chefe: aprovado por Fábio Frezatti, publicado por Andson Braga de Aguiar

Editor Associado: Cláudio de Araújo Wanderley

RESUMO

O objetivo desta pesquisa é analisar iniciativas de adoção de *business analytics* (BA) factíveis à contabilidade e seus potenciais antecedentes e efeitos, de acordo com especialistas e *early adopters*. As soluções de BA apoiam os profissionais na exploração de dados e na obtenção de *insights* para tomada de decisão. Embora haja uma relação evidente entre BA e contabilidade, há uma lacuna entre a teoria e sua adoção na prática. A pesquisa é relevante para a academia e o mercado, por apresentar principais antecedentes, efeitos, usos, técnicas e fontes de dados, além das características da tarefa, tecnologia e indivíduo que impactam o *fit* entre BA e contabilidade. Evidenciam-se os principais antecedentes de adoção e boas práticas dos projetos de uso de BA dos *early adopters*, diminuindo a lacuna teoria-prática e trazendo novos elementos para impulsionar sua adoção entre profissionais e organizações. Foi realizada uma pesquisa qualitativa-exploratória, operacionalizada por entrevistas semiestruturadas com 20 profissionais de áreas contábeis distintas. Os resultados evidenciam as principais iniciativas de uso de BA: identificação de transações indevidas, análise de maior volume de dados e análises preditivas. Eficiência, qualidade e melhora da tomada de decisão foram os principais efeitos do uso de BA. A factibilidade das iniciativas de BA foi analisada pelo modelo *task-technology fit* (TTF) e os antecedentes da adoção pelo modelo *technology-organization-environment* (TOE), identificando-se características da tarefa, tecnologia e indivíduo, bem como fatores tecnológicos, organizacionais e ambientais que aumentam o *fit* entre BA e contabilidade. Contribui-se para a evidenciação de barreiras (regulação e disponibilidade dos dados) que impactam a adoção de BA e a conclusão que as finalidades de uso, a profundidade da adoção e os efeitos diferem conforme a área contábil, uma vez que os principais efeitos do uso de BA impactam, primeiramente, a própria área contábil, em seguida, demais partes interessadas.

Palavras-chave: *business analytics*, adoção, antecedentes, efeitos, contabilidade.

Endereço para correspondência

Leticia Araújo

Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Escola de Administração

Rua Washington Luiz, 855 – CEP 90010-460

Centro Histórico – Porto Alegre – RS – Brasil

Este é um texto bilíngue. Este artigo também foi traduzido para o idioma inglês, publicado sob o DOI <https://doi.org/10.1590/1808-057x20231771.en>

Este artigo deriva de uma dissertação de mestrado defendida pela autora Leticia Araújo, em 2021.



1. INTRODUÇÃO

O ambiente de negócios atual está centrado em dados (Appelbaum et al., 2021) e seu crescente volume provoca, nas organizações, uma necessidade de aprender a usar essas informações disponíveis para a geração de melhores resultados (Camm et al., 2020). Davenport (2021) destaca que entre 20 e 37% das maiores corporações globais estão adotando alguma tecnologia de inteligência artificial, a maioria na forma de *machine learning*, nos projetos de *business analytics* (BA) para auxiliar as empresas a explorar dados, revelar padrões e tendências e gerar *insights* para suas operações (Deloitte, 2021). Por exemplo, escândalos contábeis, como o recente caso das Americanas, poderiam ser minimizados com uso de BA para detecção de fraudes e/ou erros (Comissão de Valores Mobiliários [CVM], 2023).

As soluções de *analytics* estão transformando os mercados, em especial o ambiente contábil, devido à natureza do trabalho do contador de dar suporte aos gestores por meio de informações contábeis (Wongsim et al., 2019). Para Rikhardsson e Yigitbasioglu (2018), há uma relação clara entre o uso de BA e a área contábil, por terem a missão comum de facilitar a tomada de decisão organizacional. Desse modo, técnicas e processos de BA podem se concentrar na identificação de tendências e ideias significativas a partir de dados financeiros e não financeiros, na apresentação e visualização inteligente de dados e no uso desses para melhorar o desempenho (Cockcroft & Russell, 2018).

Essas contribuições, o relatório *The Future of Analytics in The Finance Function – Global Survey 2020*, respondido por executivos seniores de finanças e contabilidade, apontaram que apenas 14% das funções contábeis e financeiras utilizam BA para obter valor a partir dos dados (FSN – *The Modern Finance Forum*, 2020). Mesmo com novos negócios centrados em dados e no papel da contabilidade nesse contexto, ainda há pouca evidência do uso de BA pela contabilidade (Schmidt et

al., 2020). O estudo de Schmidt et al. (2020) apontou os custos de mudança como fator inibidor da adoção, mas, em contrapartida, que a opinião de colegas influencia positivamente, sendo relevante a compreensão de outros aspectos que influenciam sua adoção.

Considerando esses aspectos, esta pesquisa objetiva analisar iniciativas de adoção de BA factíveis à contabilidade e seus potenciais antecedentes e efeitos. Optou-se por uma abordagem qualitativa e exploratória, operacionalizada por meio de entrevistas com especialistas e *early adopters* de BA. Ao total, foram entrevistados 20 profissionais distribuídos em cinco diferentes áreas contábeis, totalizando quase 30 horas de gravação. Os dados foram analisados por meio da técnica de análise de conteúdo com codificação hierárquica (*hierarchical coding*) e os resultados foram a evidência das principais iniciativas factíveis de uso do BA no campo contábil, seus principais efeitos, antecedentes da adoção, além das características da tarefa, tecnologia e profissional que contribuem para o *fit* entre BA e contabilidade.

Este estudo tem sua contribuição na cobertura de lacunas relacionadas à adoção de BA na contabilidade. Se por um lado pesquisas indicam que as organizações continuarão investindo no uso de BA para obter vantagens competitivas diante de avanços tecnológicos (Deloitte, 2021), por outro lado um número importante de empresas ainda não conseguiu implementar BA (Nam et al., 2019). Argumenta-se, ainda, sobre o protagonismo que a área contábil pode assumir no atual contexto, por fornecer informações úteis para a tomada de decisão (Coyne et al., 2018); porém, há poucas evidências se realmente os profissionais contábeis estão exercendo esse papel (Schmidt et al., 2020). Há a necessidade de mais estudos que explorem empiricamente fatores de adoção de BA na contabilidade e seus efeitos (Perkhofer et al., 2019; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018).

2. BA E CONTABILIDADE

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

Holsapple et al. (2014) propuseram três dimensões para o entendimento de BA. A primeira trata do domínio, que se refere a disciplinas de negócios tradicionais, como a contabilidade. A segunda trata da orientação e refere-se ao porquê está sendo usado BA, dividindo-se em descritiva, preditiva ou prescritiva. Esses três tipos de orientações tratam de uma “jornada analítica” (Appelbaum et al., 2017; Nielsen, 2018) na qual (i) a descritiva busca responder perguntas sobre o que ocorreu e seus desdobramentos, por meio de relatórios, consultas *ad*

hoc e visualizações interativas, (ii) a preditiva visa entender o futuro, respondendo sobre o que poderia ocorrer, usando-se de mineração de dados e técnicas estatísticas para descobrir modelos explicativos e preditivos a partir de dados históricos acumulados para calcular probabilidades de eventos futuros, e (iii) a prescritiva busca responder o que deve ser feito com base nos resultados analíticos descritivos e preditivos.

A terceira dimensão, chamada técnica, refere-se à maneira pela qual uma tarefa de *analytics* está sendo executada (Holsapple et al., 2014). Quanto às 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 diferentes técnicas estatísticas. Há uma evolução das técnicas utilizadas, uma vez que, no passado, originavam-se de análises estatísticas básicas e, atualmente, incorporam técnicas que se originam do aprendizado de máquinas, que aprendem padrões a partir de dados existentes para fazer previsões de eventos futuros, sendo um subconjunto da inteligência artificial (Appelbaum et al., 2017; Cho et al., 2020). Assim, duas abordagens técnicas de *analytics* são descritas (Appelbaum et al., 2017; Han et al. (2011): a abordagem não supervisionada (trata de técnicas que extraem inferências de conjuntos de dados rotulados – dados de treinamento) e a supervisionada (trata de 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).

Para analisar as iniciativas factíveis de BA na contabilidade e os respectivos determinantes de seus

efeitos, foi utilizado o construto *task-technology fit* (TTF). Para Goodhue e 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, levando a um melhor desempenho, uma vez que atende mais de perto às necessidades da tarefa do indivíduo. Para tanto, são consideradas 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 são os fatores que determinam o TTF.

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

3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Com objetivo de analisar iniciativas de adoção de BA factíveis à contabilidade e seus potenciais antecedentes e efeitos, foi adotada uma abordagem qualitativa e exploratória nesta pesquisa. Dentre os critérios de rigor da pesquisa, utilizou-se a triangulação de fontes de dados ao entrevistar-se especialistas e *early adopters*.

O primeiro perfil de unidades de análise examinado é formado por especialistas que já atuaram ou atuam na área contábil, tendo conhecimento técnico orientado a processos e interpretativo de suas respectivas áreas de atuação. Foram selecionados especialistas das subáreas de auditoria, contabilidade financeira, forense, gerencial e tributária. Foram considerados especialistas aqueles que tinham conhecimento de BA, independentemente de usarem ou já terem participado de algum projeto de *analytics*. O objetivo com essas entrevistas foi a indicação das iniciativas factíveis de BA, mapeadas previamente

na literatura (Apêndice A), e os potenciais efeitos de sua adoção na contabilidade. A escolha dos especialistas foi feita por nível de conhecimento da temática, conveniência e proximidade das empresas/profissionais.

O segundo perfil é composto pelos *early adopters*. Pelo fato de BA ser um termo relativamente novo e com poucos estudos empíricos no contexto contábil, 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 com os *early adopters*, descrevendo que tipo de adoção é feita e caracterizando a iniciativa em termos de orientação e aspectos técnicos, além de investigar os antecedentes e os efeitos de sua adoção.

Como técnica de coleta de dados, foram utilizadas entrevistas semiestruturadas em profundidade. Os roteiros

de entrevista dos especialistas (Apêndice B) e dos *early adopters* (Apêndice C) foram desenvolvidos com base na revisão da literatura e validados por um pesquisador experiente em sistemas de informações e contabilidade. As entrevistas foram realizadas no período de março a julho de 2021. Foram entrevistados 20 profissionais das cinco subáreas contábeis (cada área contando com, pelo menos, três profissionais). Quatro profissionais tinham perfil tanto de especialista quanto de *early adopter*, outros quatro tinham *expertise* em mais de um subdomínio contábil e duas unidades de análise foram formadas por duas pessoas cada. O Apêndice D apresenta mais informações sobre o perfil de cada entrevistado. A experiência profissional média dos entrevistados é de 16 anos e 80% das empresas nas quais atuam são de grande porte e importantes em seus segmentos. Nos resultados, os especialistas estão identificados por ESP e os *early adopters* por EA.

As entrevistas foram gravadas, resultando em quase 30 horas de gravação, as quais foram transcritas para análise.

4. ANÁLISE DOS DADOS

4.1 Iniciativas Factíveis de BA de acordo com os Especialistas

Inicialmente, são apresentadas as iniciativas de BA julgadas factíveis para a contabilidade pelos especialistas, a partir das iniciativas levantadas previamente na literatura. As iniciativas foram caracterizadas de acordo com as três dimensões de BA: domínio, orientação e técnica.

4.1.1 Domínio – Finalidades de uso

Domínio refere-se a disciplinas de negócios, como a área contábil. Nas respostas dos especialistas, foram identificados dois grupos de finalidades de uso de BA para a contabilidade: 1) iniciativas que “automatizam” as tarefas; e 2) iniciativas que “turbinam” as atividades. Dentre as iniciativas que automatizam as atividades, foram tidas como factíveis as iniciativas para “identificar transações suspeitas”, utilizadas na contabilidade forense: “os quesitos seriam detectar relacionamentos, isso sim bastante viável, eu diria que é 100% aplicável” (ESP10-O); e na auditoria:

tem uma ferramenta 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 tem alguma coisa muito fora da curva, se tem algo que me chama atenção para investigar, se algo que não deveria está acontecendo (ESP3-A).

A técnica de análise dos dados adotada foi a técnica de análise de conteúdo com codificação hierárquica (*hierarchical coding*). Essa técnica permite ao pesquisador fazer inferências replicáveis e válidas para os contextos de seu uso (Krippendorff, 2018). Como ferramenta de apoio, foi utilizado o *software* NVivo na interpretação e codificação dos dados, com diferentes conjuntos de codificação. Para as iniciativas e os efeitos, a codificação foi *data driven*. Para análise dos antecedentes da adoção, a codificação foi *theory driven*, utilizando os fatores do modelo TOE *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 apresentado no Apêndice E. Os apêndices estão disponíveis sob solicitação aos autores.

Também foram confirmadas iniciativas para “identificar duplicidades”, tanto na auditoria quanto na área tributária. ESP1-A destaca “*usar programação para isso e, por usar programação, se está automatizando coisas, está enquadrado dentro de analytics, a questão é que é uma abordagem simples, é uma abordagem supervisionada*”. ESP2-A ratifica sobre essa iniciativa dizendo que “*esse é o item que a gente pode, com certeza, explorar através do analytics, porque a gente pode partir de uma abordagem supervisionada*”.

Os especialistas visualizam uso de *analytics* para atividades de “análises diversas” na contabilidade tributária, gerencial, financeira e auditoria, por exemplo:

“é possível ter análise histórica dos preços da empresa e das notícias, é claro muito baseado em dados não estruturados” (ESP9-F) e “*para monitorar nível de satisfação do cliente que não tem nenhuma forma, nenhuma abordagem preditiva, que se encaixa na análise descritiva de fato*” (ESP5-G).

Quanto às iniciativas de *analytics* que turbinam as atividades da contabilidade, tem-se “análise de maior volume de dados”, conforme explica ESP11-O: “*eu posso fazer isso de uma forma muito mais artesanal, mas 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*”. ESP1-A complementa que “*durante muito tempo a auditoria se serviu desses números menores, mas está longe do ideal, se pode trabalhar e testar*”.

a integralidade dos números e garantir que tudo está sendo capturado pelos sistemas, é muito melhor”.

Outro conjunto de iniciativas são as que permitem “desenvolver análises preditivas”. Essa finalidade foi validada por especialistas de todas as áreas contábeis. Para o ESP12-F, “*ver o comportamento de risco de pequenas e médias empresas, baseado num conjunto de variáveis, e entender a direção do comportamento dessas variáveis [...] poderia ligar um alerta*”. Por fim, os especialistas analisaram um conjunto de iniciativas que julgam factíveis que permitiriam o campo contábil “inovar”, 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”.

Inferir-se que os especialistas legitimam o uso de BA no contexto contábil, não só possibilitando a automatização de algumas tarefas, como potencializando a atividade do profissional contábil. Na finalidade de uso relacionada à automatização das tarefas, ressalta-se a validação de duas iniciativas relacionadas à identificação de transações (suspeitas e em duplicidade). Outro destaque fica para a área de auditoria, apontada em todas as iniciativas, tanto as com finalidade de automatização quanto as de incremento. Os resultados corroboram os argumentos do Institute of Internal Auditors (IIA, 2021) sobre a evolução analítica na auditoria, relacionada à cobertura de 100% da base de dados, aos alertas das exceções (a partir de parâmetros previamente estabelecidos) e à implantação do monitoramento contínuo de controles (devido à automatização de tarefas).

Apesar disso, Appelbaum et al. (2021) destacam que muitas ferramentas utilizadas pelos auditores ainda não têm modernas técnicas de *analytics* internalizadas, sendo importante compreender os desafios e consequências de sua implantação de BA (Perkhofer et al., 2019; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018). Torna-se relevante, também, capacitar os auditores em técnicas e ferramentas mais avançadas de *analytics* para agregar valor ao negócio com tarefas que precisam de julgamento humano (Appelbaum et al., 2021), contribuindo para as iniciativas de BA relacionadas ao segundo grupo de finalidade (turbinar as atividades contábeis com inovação e análises preditivas). Essas inferências podem ser estendidas às demais áreas.

4.1.2 Orientação das análises

Quanto à dimensão da orientação das análises, os especialistas atribuíram que: 1) grande parte das iniciativas

é “descritiva”; 2) algumas “descritivas-preditivas”; 3) outras “preditivas”; e 4) poucas foram classificadas como “prescritivas”. Ou seja, a partir das finalidades de uso das iniciativas factíveis de BA, de automatizar e incrementar as tarefas contábeis, as orientações de análises têm por objetivo descrever os dados e prever o que pode ocorrer, principalmente.

As iniciativas classificadas como orientação descritiva tiveram as seguintes justificativas: a necessidade de “*entender o pormenor da informação*” (ESP2-T) e “*buscar o que está acontecendo*” (ESP3-A), sendo utilizado “*muito mais painel, indicadores e resultados de outros produtos de analytics*” (ESP6-A). Iniciativas de “Levantar transações suspeitas como, por exemplo, gráficos comparando as despesas de viagens dos funcionários” (I14) foram um dos exemplos desse grupo.

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 ter entendimento desses) e, posteriormente, criam-se modelos para fazer previsões. Tem-se uma evidência dessa prática em: “*inicialmente seria uma descritiva, onde é preciso, minimamente, olhar para o passado para identificar valores que ocorreram [...] depois da descritiva, caminha-se para uma preditiva, digamos assim, porque ele poderia aprender e depois começar a sugerir*” (ESP7-T) e “*eu poderia usar a mesma técnica com a visão investigativa, então, nesse caso, é necessariamente descritiva, mas, no caso de detecção, eu estou buscando olhar para frente, é uma combinação descritiva e preditiva sem dúvida*”. Iniciativas de “Rastrear alíquotas e demais alterações na legislação tributária” (I92) são exemplos desse grupo.

Outro grupo de iniciativas foi classificado como orientação preditiva. Os especialistas destacaram o uso de técnicas de *analytics* para fazer previsões, a partir de dados históricos e 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.

Eu, provavelmente, vou rodar estatísticas, comparar estatísticas de algo e inferir que essa transação que é fraudulenta ou não, então eu diria que é preditivo, porque eu indico para o auditor o que tem possivelmente fraude e ele toma decisão depois (ESP6-A).

Alguns exemplos de iniciativas são “Modelar o lucro líquido trimestral de uma organização durante um período X de anos e usar o modelo para prever o lucro líquido trimestral de um período X de anos posterior” (I03).

Por fim, algumas iniciativas foram classificadas como prescritivas. Para os especialistas, modelos prescritivos tratam de modelos “*quando praticamente a máquina, o algoritmo, toma a decisão mais sozinho*” (ESP6-A). Nesse

sentido, ESP12-F explica, por exemplo, sobre a iniciativa de “habilitar sistema de alerta antecipado de dificuldades financeiras”, como 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.

ESP12-F destaca que, quando “*se fala em análise preditiva e prescritiva, não se pode esquecer que a gente começa pela descritiva*”. Logo, a análise descritiva é a base preliminar para as análises preditivas e prescritivas, evidenciando as características evolutivas dessas (Nielsen, 2018). No campo contábil, prevalece o uso de análises descritivas e preditivas.

4.1.3 Abordagens técnicas de *analytics*

Quanto às abordagens técnicas, os especialistas classificaram as iniciativas factíveis de BA como 1) “supervisionada”, 2) “não supervisionada”, 3) “híbrida” ou 4) “não aplicável”. Para justificar o uso da abordagem supervisionada, os especialistas evidenciaram a necessidade da relação de causa e efeito, de se terem modelos com variáveis pré-definidas pela literatura e regras a cumprir. Quanto ao uso de abordagem não supervisionada, os argumentos foram: necessidade de se fazer uma exploração inicial dos dados, não se ter dados “rotulados” antecipadamente e tratar de eventos complexos e/ou com baixa frequência.

Para algumas iniciativas, os especialistas apontaram que a abordagem poderia ser híbrida, pois podem ser usadas ambas as abordagens. ESP1-A explica que “*a abordagem pode ser supervisionada e não supervisionada [...] porque a maior parte dos modelos começa com algo pré-definido, uma regressão simples, para tentar criar uma previsão, e depois pode trabalhar também em coisas mais complexas de machine learning*”. 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 [...] Se eu faço 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 [...] eu vou separar entre supervisionado e não supervisionado quando eu tiver fazendo realmente uma análise classificatória ou preditiva mesmo, explicativa.

Inferi-se que as técnicas possíveis de uso em iniciativas de BA não se limitam à abordagem supervisionada ou não supervisionada. Consequentemente, as principais

técnicas citadas foram *machine learning* e regressão. Os especialistas caracterizam *machine learning* como um conjunto amplo de técnicas e algoritmos com potencial de utilização em diversas iniciativas de BA no campo contábil. Pode-se citar seu uso na auditoria para apoiar na detecção de fraude: “*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*” (ESP1-A). A regressão e suas variações também foram indicadas como técnicas úteis para diversas iniciativas de *analytics*, principalmente na contabilidade gerencial, ajudando a identificar correlações, tais como componentes de custo do preço, qualidade e prazo *versus* receita com base na satisfação e reação do cliente *online* etc. Outras técnicas também foram apontadas, como clusterização, classificação, agrupamento, redes neurais, estatística, combinação por similaridade e visualizações gráficas.

Quanto aos algoritmos, alguns especialistas preferiram não opinar por desconhecê-los. Muitas ferramentas de *analytics* disponíveis no mercado trazem algoritmos encapsulados, de forma que o usuário da ferramenta não tem conhecimento de qual exatamente está sendo utilizado (Appelbaum et al., 2021). Outro ponto foi trazido pelo ESP1-F ao afirmar que “*rede neural é uma classe, tu tens diversos tipos de redes neurais, tem recorrente, não recorrente, eu devo conhecer duas, três, só, mas eu sei que tem trocentas*”. Dentre as classes de algoritmos mais citadas estão redes neurais, algoritmos estatísticos, de clusterização, para análise semântica e de sentimentos e de árvores de decisão.

Por fim, analisaram-se as fontes de dados utilizadas. Dentre as fontes internas-estruturadas, destacam-se: *enterprise resource planning* (ERP), sistemas legados, informações financeiras oriundas de planilhas, dados de clientes obtidos do *customer relationship management* (CRM), bases de sistemas de compras, cadastro de produtos etc. Como exemplos de fontes internas não estruturadas, os especialistas indicaram o uso de *e-mails* e documentos diversos de processos. Já informações de bancos e de entidades reguladoras, como consulta de notas fiscais, indicadores de mercado, vendas do segmento de atuação e concorrentes, são indicadas como fontes externas-estruturadas. Como fontes externas não estruturadas, foram citados dados de mídias sociais para verificação do comportamento de agentes relacionados. Conclui-se que dados estruturados são os mais utilizados, majoritariamente de fontes internas, oriundos de ERP e sistemas legados. A Figura 1 sintetiza o resultado da análise das iniciativas factíveis de BA de acordo com os especialistas.

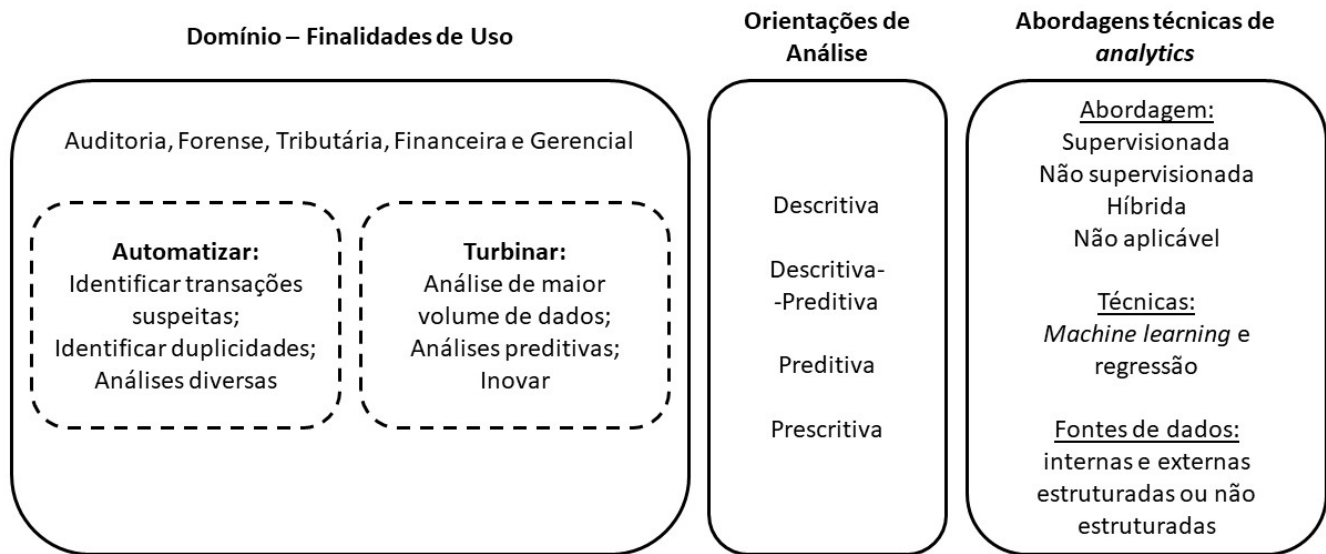


Figura 1 Sistematização das dimensões de business analytics (BA) de acordo com os especialistas

Fonte: Elaborada pelos autores.

Infer-se que os especialistas entrevistados 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 ocorrer. Para tanto, são adotadas diferentes abordagens e técnicas, agrupadas genericamente como *machine learning* e regressão, e as principais fontes de dados são as já existentes nas organizações de forma estruturada.

4.2 Síntese dos Casos de Uso de BA de acordo com os Early Adopters

Nesta seção, são analisados os casos de uso de BA pelos *early adopters*. Primeiramente, verificou-se sobre os objetivos das iniciativas. Pela análise aprofundada das entrevistas, infer-se que as principais finalidades de uso de BA pelos *early adopters* estão alinhadas ao que foi destacado pelos especialistas, classificando-se as iniciativas como meio de “automatizar” (relacionada à palavra “tempo”) e “turbinar” (relacionada à 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”, e por EA9-G, “acompanhamento de rentabilidade mais voltado para gestão de projetos por

cliente”. Observa-se o uso, também, para “detecção de transações suspeitas”, como exemplificado por EA7-O: “monitoramento de transações sensíveis ou transações com terceiros para identificação de padrões”. Para os *early adopters*, uma finalidade de uso não presente na análise dos especialistas foi evidenciada, 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 de essa finalidade de uso ter surgido somente dentre os *early adopters* pode ser explicado 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 “analisar grandes volumes de dados” a fim de “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” (EA3-A), “desenvolver análises preditivas” “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 quando destaca que se criaram “dois produtos para a área tributária”. Na Tabela 1, são apresentados os casos de adoção dessa pesquisa. A maior parte das iniciativas é descritiva, sendo destacadas em negrito as que têm iniciativas com orientação preditivas mais avançadas. Outras informações sobre abordagens técnicas de *analytics* também são evidenciadas.

Tabela 1
Iniciativas dos early adopters (EA)

	Iniciativa	Público-alvo	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; <i>dashboards</i> 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, <i>supply chain</i> e <i>procurement</i> , entidades do segmento de atuação	Online 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 determinado item que está sendo adquirido; 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	<i>Dashboards</i> 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; emite alertas para que os auditores façam as análises.	Auditores internos, órgãos governamentais, sociedade	Online com atualização diária e mensal	Estatística descritiva, visualização
EA4-G	<i>Dashboards</i> 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	Online com atualização mensal	Estatística descritiva, visualização
EA5-F	<i>Dashboards</i> para acompanhamento de estatísticas e volumetria dos processos da área contábil e análise de tributos.	Áreas de negócio e corporativo/ <i>back-office</i>	Online 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 <i>compliance</i> , 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, elegendando potenciais cadastros para serem investigados em profundidade.	Área de <i>compliance</i> , auditoria interna ou gestão de riscos, área jurídica e perícia	Atualização mensal, trimestral, semestral ou anual e sob demanda	Agrupamento, classificação, visualização, <i>fuzzy match</i> , ferramenta de <i>e-discovery</i>
EA8-F	Acompanhamento da evolução da carteira geral e detalhado; previsões de ganhos e perdas e mensuração de riscos baseados em dados históricos.	Área comercial, área contábil e diretoria	Online 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 <i>dashboard</i> que aponta os <i>outliers</i> de divergências entre partes relacionadas e permitem o acompanhamento de saldos judiciais.	Área contábil	Mensal	Visualização

Nota: *Iniciativas destacadas em negrito têm orientação preditiva mais avançada.*

Fonte: *Elaborada pelos autores.*

Muitas iniciativas são voltadas para a própria área contábil, corroborando o relatório do The Modern Finance Forum de que boa parte das iniciativas de uso ainda não transpassou 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 são soluções sistematizadas e em uso nas organizações, conforme indicam Goodhue e 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” foram aspectos evidenciados por muitos respondentes, por exemplo: “*comunicação não é o que a gente fala, mas o que os outros entendem [...] a gente pega o dado, avalia em qual gráfico ficaria melhor e o combinado é que tudo isso seja visual e simples*” (EA1-T). EA7-O afirma que a visualização e a apresentação dos dados, no contexto forense, “é um meio, mas pode ser um fim; [...] nós usamos nas duas pontas, ela é uma ótima ferramenta de comunicação, mas ela também traz muitos insights para o próprio processo, na

fase exploratória”. Isso corrobora os achados de Cockcroft e Russell (2018), que mostram 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, disponibilizadas 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. 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”.

Cabe observar que, em boa parte das organizações nas quais foram analisados os casos de adoção de BA, a jornada analítica já durava entre um 1 e 4 meses até aproximadamente 2 anos. Com base na experiência dos *early adopters*, observam-se alguns elementos que podem contribuir para alavancar projetos de *analytics* no contexto contábil. O primeiro elemento é a capacitação das

pessoas, devido ao 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 sobre conhecimentos de tecnologia e estatística e competência para lidar com dados analiticamente, além de conhecimentos de conceitos básicos de contabilidade para as áreas de negócio interpretarem o resultado das análises (EA2-T, EA3-A, EA4-G, EA5-F, EA7-O, EA8-F, EA9-G, EA10-F).

Outro ponto destacado é o fato de se terem pessoas com conhecimento em *analytics* no time contábil, sendo profissionais de contabilidade ou equipes multidisciplinares, como fator que assegura mais velocidade e assertividade nos projetos de *analytics* (EA1-T, EA2-T, EA5-F, EA7-O, EA8-F, EA9-G). Infere-se que os profissionais de contabilidade que procuram desenvolver competências para uso de *analytics* poderão assumir posições em times de desenvolvimento desses produtos, contribuindo para acelerar a adoção de BA. Por fim, EA1-T e EA9-G comentam que, após mostrarem os primeiros resultados do esforço analítico, conseguiram levantar mais recursos para continuar avançando, devido ao apoio das áreas de negócio. A Figura 2 sintetiza o resultado da análise dos casos de uso dos *early adopters*.

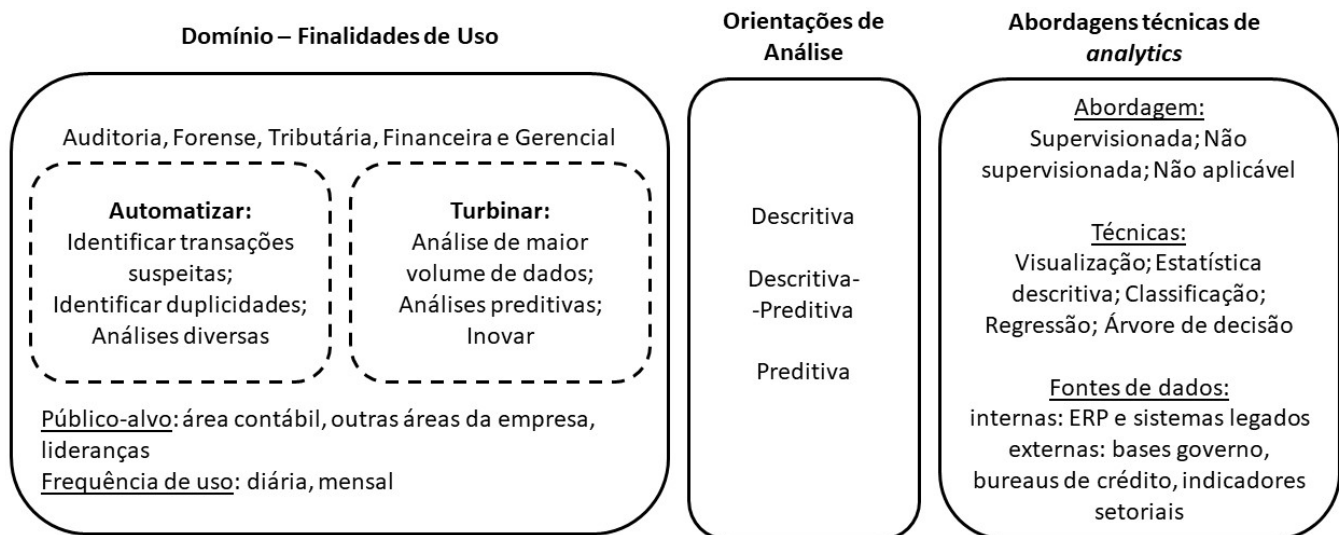


Figura 2 Síntese dos casos de uso de business analytics (BA) de acordo com os *early adopters*

ERP = enterprise resource planning

Fonte: Elaborada pelos autores.

A partir da Figura 2, infere-se 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 atividades, 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.

Comparativamente aos resultados das iniciativas analisadas pelos especialistas como factíveis, observa-

se, nos *early adopters*, o uso adicional para prestar informações como finalidade. Quanto à orientação de análise, não se observou o uso de análise prescritiva, embora os especialistas indiquem que se pode atingir esse nível de análise. E na dimensão técnica, destaca-se que não foi observado o uso de fontes de dados não estruturados. Por meio desse comparativo, pode-se inferir que, perante a opinião dos especialistas do que é factível, os *early*

adopters ainda estão em estágios iniciais de exploração do potencial de adoção.

4.3 Principais Efeitos das Iniciativas de BA na Contabilidade

A Tabela 2 apresenta os efeitos de BA na contabilidade destacados pelos respondentes.

Tabela 2
Principais efeitos das iniciativas de *business analytics* (BA) na contabilidade

Evidências dos efeitos	Efeitos
<i>"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 10.000 que eu revisei, eu consigo projetar para o restante da base quais e-mails ou quais aqueles 990.000 seria de uma alta probabilidade de serem relevantes, eu consigo substancialmente direcionar meu esforço e ser muito mais eficiente e certo na minha revisão."</i> (ESP11-O)	Especialistas e <i>early adopters</i> de todas as áreas contábeis pesquisadas destacaram, como principal efeito, a "eficiência". Destacaram-se as palavras produtividade, tempo, processo, agilidade, maior e melhor.
<i>"Melhor eficiência para direcionamento de recursos no que tange em aumento de vendas em uma região específica e otimização dos recursos operacionais."</i> (ESP5-G)	
<i>"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."</i> (EA2-T)	
<i>"É acurácia, acurácia na classificação, então consegue prever para organização que está calculando, consegue prever um cenário com maior precisão, ter ações, digamos assim, para minimizar a imprevisibilidade."</i> (ESP12-F)	Especialistas e <i>early adopters</i> de todas as áreas contábeis pesquisadas destacaram o efeito da "qualidade". Destacaram-se as palavras maior acuracidade, cobertura, precisão e segurança.
<i>"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 multa do fisco é por erro de dados."</i> (ESP8-T)	
<i>"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."</i> (EA8-F)	
<i>"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."</i> (ESP3-A)	Especialistas e <i>early adopters</i> 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.
<i>"Eu acho que tem n possibilidades na questão da predição, mas as principais são essas assim, melhora a tomada de decisão na empresa."</i> (ESP5-G)	
<i>"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 para a empresa vai ser esse aqui, vamos otimizar a cadeia tributária em tanto e etc."</i> (EA1-T)	
<i>"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."</i> (ESP12-F)	Com exceção da área forense, especialistas e <i>early adopters</i> destacaram o "aumento da lucratividade" como um dos efeitos, com maior destaque dado pelas áreas financeira e gerencial.
<i>"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."</i> (ESP1-A)	
<i>"A gente consegue aumentar a lucratividade da empresa, e aumentar realmente; as pessoas fazerem aquilo que deveriam estar fazendo."</i> (EA9-G)	
<i>"Um maior controle sobre transações, sobre operações, sobre interações sensíveis, de acordo com a visão de risco da empresa."</i> (ESP11-O)	<i>Compliance</i> é um dos efeitos presentes na pesquisa. Está fortemente relacionado às áreas forense, de auditoria e tributária. As principais palavras associadas são fraude, controle, fornecedor e detecção.
<i>"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."</i> (EA3-A)	
<i>"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."</i> (EA1-T)	

Tabela 2
Cont.

Evidências dos efeitos	Efeitos
“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)	“Eficácia” 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 têm 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)	

Fonte: Elaborada pelos autores.

De uma perspectiva mais macro dos efeitos, foram destacados: eficiência, qualidade, melhoria na tomada de decisão, aumento da lucratividade, *compliance*, eficácia e antecipação de tendência de mercado. Outras considerações foram feitas e complementam-se aos efeitos. Destaca-se, primeiramente, o fato de que, durante a implementação de uma iniciativa de *analytics* ou até mesmo ao final, surgem *insights* e dados para fazer novas análises, conforme explica ESP6-A: “*geração de insight eu enxergo como: vou gerar novas hipóteses, novos produtos de analytics*”. EA1-T complementa que

tem resultados que a gente espera e tem reflexões e provocações que surgem e que a gente nem esperava; [...] hoje, a gente trabalha muito com dados financeiros, [...] mas a gente indo para uma segunda onda em que a gente vai começar a confrontar esses dados com indicadores operacionais de outras áreas.

Outro efeito indireto é gerar para a organização uma capacidade de conhecer melhor seus processos e dados: “*na maioria dos casos nas implantações, provoca maior conhecimento dos próprios dados*” (ESP9-F). EA1-T exemplifica:

algumas perguntas do questionário da OECD [Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico] demandaram informações que a gente tinha rapidamente, [...] e eu vi muita gente dizendo “eu vou precisar de uns 3 ou 4 dias para conseguir isso”, então isso me dava uma mensagem de que a gente estava em um estágio, se não é o mais avançado, na turma de early adopters mesmo.

Melhorar a jornada do cliente foi um efeito comentado por EA7-O em: “*especialmente para aquelas empresas que são prestadoras de serviços, fazendo uso dos mecanismos de visualização facilita o processo de comunicação dos achados e ajuda a contar a história de uma forma mais compreensível*”. 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.

Infere-se, então, que o uso de *analytics* pode ajudar a promover o profissional contábil.

Alguns especialistas destacaram o efeito da mudança de comportamento que iniciativas de monitoramento para detecção de transações suspeitas podem causar:

“se a academia começa a analisar as divulgações das empresas, procurando o tom de texto usando o algoritmo de machine learning, o que impede a empresa de contratar um pesquisador para passar suas demonstrações por um algoritmo antes de levar elas a mercado e embelezar sua demonstração contábil?” (ESP1-A).

Destacam-se, assim, tanto mudanças positivas, como redução de fraudes por inibição causada pelo uso de *analytics*, quanto negativas, como uso da mesma inteligência para ocultar transações suspeitas e enganar o monitoramento.

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 de a tarefa contábil ser “altamente regulamentada e complexa”, se executada manualmente, pois pode ensejar falha humana. A segunda característica da tarefa é ser “repetitiva” e a última é trabalhar com “grandes volumes de dados”.

Quanto às características da “tecnologia”, destaca-se 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) de modelos, algoritmos estatísticos e *machine learning* 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 é a “disponibilidade dos dados”. Os respondentes destacam a importância de se ter acesso aos dados, em número suficiente, com qualidade assegurada e tempestividade, para que se façam melhores análises. Por fim, tem-se a questão da “preparação dos dados”. Conforme ESP1-A, “a preparação dos dados é um ponto bem forte, do tipo se tu não tiveres dados bons ou se tu não tiveres coisas que ajudam a contar a história que está querendo prever, complica [...]”. EA4-G e EA9-G adicionam o aspecto da padronização dos dados, quando relatam atividades de criação e formatação de um *data warehouse* com regras unificadas e de criação de taxonomia dos dados, antes da implementação.

As características do perfil do “indivíduo” de executor das tarefas evidenciadas nesta pesquisa baseiam-se, fundamentalmente, no “conhecimento de *analytics*” que o profissional contábil precisa ter das suas principais técnicas, estatística, ferramentas disponíveis e possibilidades de uso ante a um problema de negócio ou uma necessidade que precisa ser suprida. 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 o “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 de o 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.*” Por fim, ESP3-A, EA1-T e EA10-F destacam a questão comportamental do profissional de “aceitar o uso da nova tecnologia” como fator determinante para utilização e seus efeitos.

De acordo com os *early adopters*, o principal determinante foi a tarefa, pelas questões já explicitadas de grande volume de dados e 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, para promover as iniciativas. O último determinante é o efeito da tecnologia, destacando a evolução tecnológica. Além disso, no estudo dos *early adopters*, foram identificados os elementos que motivaram a adoção das iniciativas, analisados à luz do modelo TOE (Depietro et al., 1990) (Tabela 3).

Tabela 3

Antecedentes technology-organization-environment (TOE) dos early adopters (EA)

	Antecedentes da adoção	Evidências
FATORES TECNOLÓGICOS	Competência tecnológica: infraestrutura que facilite a adoção e especialistas, ou seja, pessoas que têm conhecimento para executar as tarefas (Zhu & 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)
	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 há necessidade de rapidez na entrega.” (EA4-G)
	Observabilidade: as características da tecnologia são percebidas como benéficas depois de se observar como outras organizações as usam.	“Então começamos a discutir isso e visitamos aqui o cubo do ... para avaliar novas frentes; fizemos benchmarking com outras empresas e aí a gente percebeu que a gente estava no caminho.” (EA1-T)
FATORES ORGANIZACIONAIS	O suporte da administração, ou compromisso da administração, é o grau em que a administração de uma empresa investe em inovação tecnológica (Cohen & 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, baseada em evidências, normas de tomada de decisão.	“Há um diretor 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)

Tabela 3
Cont.

	Antecedentes da adoção	Evidências
FATORES AMBIENTAIS	Pressão externa: são “as influências do ambiente externo” (Verma et al., 2017), pressões regulatórias, pressões competitivas (Lin, 2014), encorajamento dos órgãos profissionais.	<p>“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)</p> <p>“[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)</p>
	Suporte externo: definido como “disponibilidade de suporte para implementação e utilização de um sistema de informação” (Premkumar & Roberts, 1999); prontidão do parceiro comercial.	<p>“De uns 2 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 para conseguir realmente analisar todos os dados.” (EA3-A)</p> <p>“A gente precisaria de um suporte externo, por exemplo, uma BigFour, uma ..., enfim, empresas que trabalham nessa área.” (EA1-T)</p>

Fonte: Elaborada pelos autores.

Com base na Tabela 3, ressalta-se a “competência tecnológica”, já que a maior parte das organizações pesquisadas tem, no time contábil ou ainda no time da TI, profissionais com competências técnicas requeridas para sua implantação. Outro destaque é o “suporte da alta administração”, agindo como alavanca para os projetos, especialmente tratando-se de projetos exploratórios de média e longa duração. Nos fatores ambientais, destaca-se a “pressão externa”. Tanto a pressão competitiva, devido

à concorrência, quanto a pressão devido à complexidade da legislação tributária, pressionam as organizações a buscarem alternativas tecnológicas para executar suas atividades. Infere-se 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 3 consolida os elementos apontados na seção.

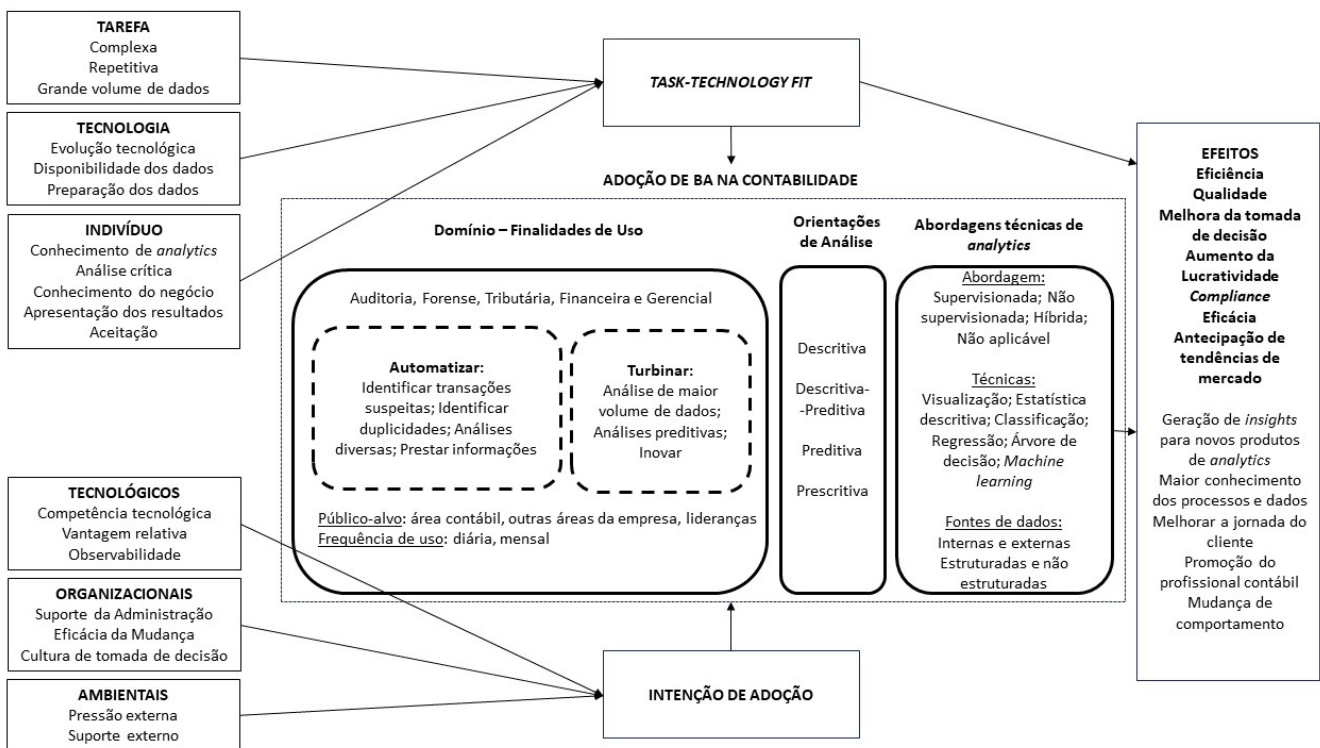


Figura 3 Principais drivers da adoção de business analytics (BA) na contabilidade e seus efeitos

Fonte: Elaborada pelos autores.

A adoção de BA na contabilidade busca automatizar e turbinar tarefas e seus objetivos de análise são descrever e prever cenários. Faz-se uso de abordagens de mineração de dados variadas, por técnicas de *machine learning* e regressão, tendo como principal fonte de dados as fontes estruturadas e internas (ERP e sistemas legados). Os *early adopters* entrevistados tiveram, como motivação para adoção, pelo menos um elemento dos contextos tecnológico, organizacional ou ambiental do modelo TOE. Logo, o modelo explica os antecedentes da intenção da adoção de BA nessas organizações, visto que todas as motivações foram categorizadas em algum de seus construtos, destacando-se competência tecnológica, suporte da alta administração e pressão externa. Tal fato corrobora os achados de Schmidt et al. (2020) de que a opinião de partes interessadas influencia positivamente sua adoção.

As iniciativas consideradas válidas para uso foram analisadas à luz do modelo TTF. Foram levantadas diferentes características da tarefa e da tecnologia, além de diversas características do perfil do profissional, dentre essas habilidades com tecnologia e motivação,

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta pesquisa atingiu seu objetivo ao analisar iniciativas de adoção de BA factíveis à contabilidade e seus potenciais antecedentes e efeitos, de acordo com especialistas e *early adopters*. Os efeitos da adoção de BA mais evidenciados foram eficiência, qualidade, melhora da tomada de decisão e *compliance*. Destacam-se, também, as principais características da tarefa (grande volume de dados e repetibilidade), da tecnologia (evolução tecnológica) e do indivíduo (conhecimento de *analytics* e estatística e competências comportamentais) que impactam positiva e negativamente o *fit* entre o uso de BA e a área contábil e os principais antecedentes da adoção à luz do modelo TOE, como competência tecnológica (tecnológico), suporte da administração (contexto organizacional) e pressão e suporte externos (ambiental).

Outro importante resultado foi a evidência de que BA na contabilidade é usado para automatizar e/ou acelerar parte das tarefas dos profissionais contábeis, por meio de diferentes técnicas e fontes de dados, fazendo com que o profissional contábil se dedique a outra parcela de tarefas de maior complexidade e valor agregado que exijam intervenção humana, aumentando a utilização da informação contábil por outras áreas de negócio e *stakeholders* e contribuindo mais significativamente para o processo decisório.

Como contribuições teóricas, destacam-se: (i) que as finalidades de uso, a profundidade da adoção e os efeitos

em conformidade com as características apresentadas por Goodhue e Thompson (1995). Observam-se os principais efeitos de acordo com os especialistas e *early adopters*, destacando-se eficiência e qualidade. Não houve conflito entre os efeitos sugeridos pelos especialistas e os efeitos reais experimentados pelos adotantes. Assim, 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. O uso de BA na contabilidade produz efeitos tanto para o profissional quanto para as organizações.

Também foram categorizadas, segundo o modelo TTF, as justificativas dadas pelos especialistas para as iniciativas consideradas não factíveis, constituindo barreiras à adoção. Como características das tarefas, foram identificados aspectos regulatórios, complexidade e custo-benefício. Disponibilidade dos dados destacou-se como fator tecnológico e, por fim, capacitação como característica do indivíduo.

diferem conforme a área contábil, como, por exemplo, iniciativas envolvendo automações com maior volume de dados no campo da auditoria e contabilidade forense e iniciativas com modelos descritivos e preditivos na contabilidade tributária; (ii) que os principais efeitos de uso de BA na contabilidade impactam, primeiramente, a própria área contábil, em seguida, estendem-se para as demais partes interessadas. Também foram identificadas barreiras que impactam a adoção de BA na contabilidade, com ênfase para aspectos regulatórios das atividades (tarefa) e falta de disponibilidade de dados para execução de alguns modelos (tecnologia), complementando Schmidt et al. (2020), que destacaram os custos como barreiras.

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*, nos quais 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 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, corroborando os autores Appelbaum et al. (2017) e Rikhardsson e Yigitbasioglu (2018). Por isso destaca-se que o que foi encontrado como factível está alinhado ao estágio atual de conhecimento dos profissionais entrevistados e das tecnologias disponíveis no momento, mas ainda há mais a ser explorado com o aumento do uso em função de mais conhecimento do contador e mais recursos disponíveis, contribuindo para a sustentabilidade da carreira de contador (Wanderley, 2021). Esses resultados servem como norteadores para os gestores que queiram atingir melhores resultados a partir da adoção, pois compõe uma síntese de boas práticas de adoção de BA na contabilidade.

Diante dos resultados desta pesquisa, e principalmente devido à evidência dos efeitos benéficos produzidos a partir do uso de ferramentas de *analytics* na área contábil, sugerem-se algumas oportunidades de estudos futuros. Dentre essas, a avaliação qualitativa e quantitativa sobre o uso de análises preditivas e prescritivas sobre novos efeitos e/ou potencializando os efeitos já identificados, principalmente no que se refere ao suporte à tomada de decisão organizacional. Outra sugestão é aplicar este

estudo em adotantes de BA com contextos que tenham diferentes níveis de complexidade de sistema tributário, a fim de comparar as finalidades de uso, *drivers* do *fit* e efeitos e as possíveis diferenças nos resultados obtidos.

Para os profissionais e empresas interessados em contribuir para o aumento do uso de BA na contabilidade, sugere-se ampliar a capacitação dos profissionais contábeis em tecnologia, ferramentas de análise de dados e estatística, com objetivo de aumentar o patrocínio das iniciativas e a adoção, acelerar os projetos de implantação e potencializar os efeitos. Por fim, sugerem-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 de seus efeitos.

Como limitação, não foram discutidos com maior profundidade as técnicas e os algoritmos citados pelos especialistas como úteis às iniciativas de contabilidade, por isso sugerem-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. Ressalta-se, também, o caráter qualitativo desta pesquisa, que não permite que seus resultados sejam generalizados.

REFERÊNCIAS

- Appelbaum, D., Kogan, A., Vasarhelyi, M., & Yan, Z. (2017). Impact of business analytics and enterprise systems on managerial accounting. *International Journal of Accounting Information Systems*, 25, 29-44. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2017.03.003>
- 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. <https://doi.org/10.2308/HORIZONS-19-127>
- Camm, J. D., Bowers, M. R., & Davenport, T. H. (2020). *The recession's impact on analytics and data science*. MIT Sloan Management Review. <https://sloanreview.mit.edu/article/the-recessions-impact-on-analytics-and-data-science/>
- Cho, S., Vasarhelyi, M. A., Sun, T., & Zhang, C. (2020). Learning from machine learning in accounting and assurance. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 17(1), 1-10. <https://doi.org/10.2308/jeta-10718>
- Cockcroft, S., & Russell, M. (2018). Big data opportunities for accounting and finance practice and research. *Australian Accounting Review*, 28(3), 323-333. <https://doi.org/10.1111/auar.12218>
- Cohen, A., & Sayag, G. (2010). The effectiveness of internal auditing: an empirical examination of its determinants in Israeli organisations. *Australian Accounting Review*, 20(3), 296-307.
- Comissão de Valores Mobiliários. (2023). *Informações adicionais relativas à companhia aberta Americanas S.A.* <https://www.gov.br/cvm/pt-br/assuntos/noticias/informacoes-adicionais-relativas-a-companhia-aberta-americanas-s-a>
- 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. <https://doi.org/10.1108/IJAIM-01-2017-0006>
- 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). <https://ssrn.com/abstract=3916451>
- 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*.
- Depietro, R., Wiarda, E., & Fleischer, M. (1990). The context for change: Organization, technology and environment. In *The Processes of Technological Innovation* (pp. 151-175). Lexington Books.
- FSN – The Modern Finance Forum. (2020). *The future of analytics in the finance function – Global Survey 2020*. <https://fsm.co.uk/>

- app/uploads/2020/09/Future-of-Analytics-2020-FSN-Report-Publish.pdf
- Goodhue, D. L., & Thompson, R. L. (1995). Task-technology fit and individual performance. *MIS Quarterly*, 19(2), 213-236. <https://doi.org/10.2307/249689>
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2014.05.01>
- Institute of Internal Auditors. (2021). *Folha informativa: análise de dados e monitoramento contínuo dos controles*.
- Krippendorff, K. (2018). *Content analysis: An introduction to its methodology*. Sage publications.
- Lin, H. F. (2014). Understanding the determinants of electronic supply chain management system adoption: Using the technology-organization-environment framework. *Technological Forecasting and Social Change*, 86, 80-92.
- Nam, D., Lee, J., & Lee, H. (2019). Business analytics adoption process: An innovation diffusion perspective. *International Journal of Information Management*, 49, 411-423. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.07.017>
- Nielsen, S. (2018). Reflections on the applicability of business analytics for management accounting – and future perspectives for the accountant. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 14(2), 167-187. <https://doi.org/10.1108/JAOC-11-2014-0056>
- Park, J.-H., Kim, M.-K., & Paik, J.-H. (2015). The factors of technology, organization and environment influencing the adoption and usage of big data in Korean firms. In: *26th European Regional ITS Conference*, Madrid 2015 (127173). International Telecommunications Society (ITS).
- 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*, 20(4), 497-525. <https://doi.org/10.1108/JAAR-10-2017-0114>
- Premkumar, G., Roberts, M. (1999). Adoption of new information technologies in rural small businesses. *Omega*, 27(4), 467-484.
- Rikhardsson, P., & Yigitbasioglu, O. (2018). Business intelligence & analytics in management accounting research: Status and future focus. *International Journal of Accounting Information Systems*, 29, 37-58. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2018.03.001>
- Schmidt, P. J., Riley, J., & Church, K. S. (2020). Investigating accountants' resistance to move beyond Excel and adopt new data analytics technology. *Accounting Horizons*, 34(4), 165-180. <https://doi.org/10.2308/HORIZONS-19-154>
- Sun, S., Cegielski, C. G., Jia, L., Hall, D. J. (2016). Understanding the factors affecting the organizational adoption of big data. *J. Comput. Inform. Syst.* 1-11.
- Tornatzky, L., & Fleischer, M. (1990). *The process of technology innovation*. Lexington Books.
- Verma, S., Verma, S., Bhattacharyya, S. S., & Bhattacharyya, S. S. (2017). Perceived strategic value-based adoption of Big Data Analytics in emerging economy: a qualitative approach for Indian firms. *J. Enterpr. Informat. Manag.*, 30(3), 354-382.
- Wanderley, C. D. A. (2021). Sustentabilidade da carreira de contador: uma profissão em transição. *Revista Contabilidade & Finanças*, 33(88), 7-12. <https://doi.org/10.1590/1808-057x202190380>
- 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. *Med. Care Res. Rev.*, 65(4), 379-436.
- Wongsim, M., Tantrabundit, P., Khantong, S., & Savithi, C. (2019). Effect of big data in accounting: Case studies in Thailand. In *Anais da 4th Technology Innovation Management and Engineering Science International Conference* (pp. 1-5).
- Zhu, K., & Kraemer, K. L. (2005). Post-adoption variations in usage and value of e-business by organizations: cross-country evidence from the retail industry. *Information systems research*, 16(1), 61-84.

FINANCIAMENTO

Os autores agradecem ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo apoio financeiro na realização desta pesquisa, sob o processo número 310570/2021-2.