CATALINA RAMÍREZ ARISTIZÁBAL

SUCESSO DE SISTEMAS DE *BUSINESS INTELLIGENCE*: UMA ABORDAGEM MULTIDIMENSIONAL

São Paulo

2016

CATALINA RAMÍREZ ARISTIZÁBAL

SUCESSO DE SISTEMAS DE *BUSINESS INTELLIGENCE*: UMA ABORDAGEM MULTIDIMENSIONAL

Tese apresentada à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo para a obtenção do Diploma de Doutor em Ciências

São Paulo

2016

CATALINA RAMÍREZ ARISTIZÁBAL

SUCESSO DE SISTEMAS DE *BUSINESS INTELLIGENCE*: UMA ABORDAGEM MULTIDIMENSIONAL

Tese apresentada à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo para a obtenção do Diploma de Doutor em Ciências

Área de concentração: Engenharia de Produção

Orientador: Prof. Dr. Renato de Oliveira Moraes

São Paulo

2016

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, _____ de _____ de _____

Assinatura do autor: _____

Assinatura do orientador: _____

Catalogação-na-publicação

, Catalina Ramírez Aristizábal
SUCESSO DE SISTEMAS DE BUSINESS INTELLIGENCE: UMA ABORDAGEM MULTIDIMENSIONAL / C. R. A. -- versão corr. -- São Paulo, 2016.
190 p.

Tese (Doutorado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Produção.

1.Sistemas de informação 2.Business Intelligence 3.Processo de tomada de decisão 4.Modelos de sucesso de sistemas de informação 5.Modelagem de equações estruturais I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Produção II.t.

Dedico este trabalho à minha família, meu bem mais precioso.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer, em primeiro lugar e especialmente, ao meu orientador, o Prof. Dr. Renato de Oliveira Moraes por todos os seus ensinamentos durante o curso, pela orientação e acompanhamento no desenvolvimento desta pesquisa, pela paciência nas múltiplas e atenciosas revisões deste documento e pelo trabalho adicional de corrigir o português. Acho que não poderia ter tido um melhor orientador, mais atencioso e amável, e além de tudo divertido. Minha eterna gratidão ao Prof. Renato.

Aos professores do Departamento de Engenharia de Produção, em especial aqueles com os quais cursei as disciplinas que contribuíram para o desenvolvimento deste trabalho, o Prof. Dr. Fernando José Barbin Laurindo, o Prof. Dr. Davi Nakano e o Prof. Dr. Mauro Mesquita Spinola.

Aos colegas do Departamento de Engenharia de Produção, em especial a meus amigos e colegas Silas Ferreira e Boris Alejandro Villamil Ramirez, que em nossas inúmeras conversações sobre metodologia de pesquisa contribuíram para o desenvolvimento deste trabalho. A Hugo Watanuki, pelo suporte na parte estatística. Agradeço a Henrique Chagas, Ana Villanueva, Ana Lucia Figueredo Facin, George Felipe Bond Jäger, Nubia Esteban Duarte e Felipe Mujica pela amizade e momentos descontraídos durante o curso.

À minha família, minha mãe Adriana, meu irmão Sebastián, minha tia Stella e minha avó Norma, que, apesar da distância, deram-me todo o suporte, especialmente nos momentos difíceis da minha estadia no Brasil. A Carla La Fuente Arias e Angela Benavides, pela sua amizade e apoio em todo momento.

Caminante, son tus huellas
el camino, y nada más;
caminante, no hay camino,
se hace camino al andar.
Al andar se hace camino,
y al volver la vista atrás
se ve la senda que nunca
se ha de volver a pisar.
Caminante, no hay camino,
sino estelas en la mar.

Antonio Machado

RESUMO

Assim como outros investimentos em tecnologia da informação, os sistemas de *Business Intelligence* (BI) também têm sido questionados em relação aos benefícios e retornos obtidos depois de sua implantação. Isso porque o produto de BI é inteligência, ou, em outras palavras, algum tipo de informação processada, e o valor da informação é difícil de avaliar. A presente pesquisa pretende contribuir ao estudo desse problema de pesquisa, abordando o tema da avaliação dos sistemas de BI por meio do modelo de sucesso de sistemas de informação proposto por DeLone e McLean. Além das dimensões tradicionais inter-relacionadas do modelo: capacidade de BI, qualidade da informação, satisfação dos usuários e nível de uso, foi incluída a variável a abordagem de decisão, pois um dos principais objetivos dos sistemas de BI é processar dados advindos de diferentes fontes, para produzir informação que sirva como suporte para a tomada de decisão. Uma vez que a capacidade de BI e a qualidade da informação são constructos multidimensionais, uma das contribuições desta pesquisa foi realizar um levantamento na literatura sobre as dimensões que operacionalizam esse constructo e avaliá-las empiricamente. A capacidade de BI foi definida em termos de acessibilidade, capacidades analíticas, flexibilidade e integração, e qualidade da informação em termos de atualidade, completude, oportunidade e precisão. O problema de pesquisa foi abordado por meio da metodologia de *survey*, em que os respondentes foram convidados a participar da pesquisa via *e-mail* e o questionário foi disponibilizado em forma eletrônica através da ferramenta SurveyMonkey. No total, foram obtidas 483 repostas, das quais 246 foram válidas. Já que o modelo conceitual proposto inclui múltiplas relações de interdependência, a técnica estatística selecionada para analisar os dados foi a modelagem de equações estruturais. O *software* utilizado foi o SmartPLS que testa o modelo estrutural por meio do método de mínimos quadrados ordinários. Foi possível comprovar empiricamente todas as relações de causalidade propostas entre as dimensões de sucesso dos sistemas de BI, a exceção da relação de moderação da variável abordagem de decisão na relação de causalidade entre satisfação e nível de uso. Um teste subsequente permitiu observar que essa variável poderia ser preditora do nível de uso. Segundo os resultados, é possível afirmar que o sucesso de BI pode ser definido em termos da capacidade de BI, qualidade da informação, satisfação dos usuários e nível de uso. A operacionalização realizada dos constructos multidimensionais “capacidade de BI” e “qualidade da informação” poderia dar luzes sobre quais características devem ser priorizadas na implantação e/ou desenvolvimento dos sistemas de BI nas empresas.

Palavras chave: Sistemas de informação, *Business Intelligence*, avaliação de BI, modelos de sucesso de sistemas de informação, capacidade de BI, processo de tomada de decisão e modelagem de equações estruturais.

ABSTRACT

As well as other investments in Information Technology (IT), Business Intelligence (BI) systems have also been questioned in relation to the benefits and returns obtained after its implementation. These questions arise because the BI product is intelligence, or, in other words, some kind of processed information and the value of information is difficult to assess. This research aims to contribute to this by addressing the issue of evaluation of BI systems through the information systems success model proposed by DeLone and McLean, beyond the traditional dimensions that are interrelated: BI capabilities, quality of information, user satisfaction, and level of use. The decision approach was included as a variable since a key objective of BI systems is to process data coming from different sources to produce information that serves as a basis for the decision-making process. Once the BI capability and information quality are multidimensional constructs, one of the contributions of this study was to review the literature available about the dimensions that operationalize this construct and evaluate them empirically. BI capability was defined in terms of accessibility, analytical capabilities, flexibility and integration, and the information quality in terms of opportunity, completeness, timeliness and accuracy. The research problem was addressed by the survey methodology: the respondents were invited to participate in the survey via email and the questionnaire was made available in electronic form through the SurveyMonckey tool. A number of 246 responses were usable out of the 483 total responses that were obtained. Since the proposed conceptual model includes multiple interdependencies, the statistical technique selected to analyze the data was the structural equation modeling. The software used was the SmartPLS, which tests the structural model using the ordinary least squares method. It was possible to prove empirically all the causal relationships proposed between success dimensions of BI systems, except for the moderation effect of making-decision approach variable on the relationship between satisfaction and usage level. A subsequent test allowed us to observe that this variable could be a predictor of the level of use. According to these results, we can say that the success of BI can be defined in terms of BI capability, the quality of information, user satisfaction and the level of use. The operationalization of the variables BI capability and information quality as a multidimensional construct could enlighten the decision about which features should be prioritized in implementing the development of BI systems in companies.

Key words: Information systems, Business Intelligence, BI assess information success model, BI capability, decision-making process and structured equation model.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Modelo conceitual inicial 24
Figura 2 – Resumo da estrutura do trabalho 26
Figura 3 - Quantidade de publicações por ano 34
Figura 4 - Mudanças no padrão de frequência de citação 39
Figura 5 - *Journals* com mais publicações na amostra de Scopus 40
Figura 6 - Rede de citação e cocitação no período 1990 – 2008 para a amostra da base de dados de *ISI Web of Science* 42
Figura 7 - Rede de citação e cocitação no período 2008 – 2014 para a amostra da base de dados de *ISI Web of Science* 43
Figura 8 - Rede de citação e cocitação no período 1996 – 2014 para a amostra da base de dados *Scopus* 44
Figura 9 – Representação gráfica de um sistema de BI 54
Figura 10 – Relação entre Big Data, computação em nuvem, móbile e mídias sociais 60
Figura 11 – Enquadramento conceitual dos modelos de sucesso de BI 65
Figura 12 – Modelo inicial de sucesso SI DeLone e McLean (1992) 66
Figura 13 – Taxonomia do modelo de sucesso SI DeLone e McLean (1992) 67
Figura 14 – Modelos de DeLone e McLean testado empiricamente por Rai, Lang e Welker (2002) 69
Figura 15 – Modelos de Seddon testado empiricamente por Rai, Lang e Welker (2002) 69
Figura 16 – Modelo de sucesso SI atualizado DeLone e McLean (2003) 70
Figura 17 – Modelo de sucesso para *datawarehouse* Nelson, Todd e Wixom (2005) 72
Figura 18 - Modelo conceitual de Popovič et al. (2012) 80
Figura 19 - Modelo conceptual de Işik, Jones e Sidorova (2013) 82
Figura 20 – Capacidade de BI segundo Wixom, Watson e Werner (2011) 86
Figura 21- Comparação das abordagens do processo decisório de Citroen (2009) e Yu (2011) 99
Figura 22 - Modelo conceitual operacionalizado 112

Figura 23- Relação de causalidade entre duas variáveis independentes do modelo teórico 118
Figura 24- Cálculo do tamanho de amostra no software G*Power 128
Figura 25 - Gênero e nível de escolaridade dos respondentes 130
Figura 26 – Histograma da experiência laboral em anos dos respondentes 131
Figura 27 – Nível hierárquico/funcional dos respondentes 132
Figura 28 – Avaliação do modelo de mensuração 138
Figura 29 – Modelo estrutural incluindo a variável abordagem de decisão como variável exógena 153
Figura 30 – Modelo estrutural final 157
Figura 31 – Resultados da modelagem de ordem superior para constructos multidimensionais 174

LISTA DE QUADROS

Quadro 1- Evolução histórica dos sistemas de suporte à tomada de decisão, segundo Frolick e Ariyachandra (2006) 55
Quadro 2 - Modelo DeLone e McLean para sucesso de SI atualizado 74
Quadro 3 - Resumo da evolução do modelo de SI de DeLone e McLean 75
Quadro 4 - Resumo dos modelos para avaliação de BI 78
Quadro 5 - Resumo das variáveis dos modelos de sucesso de BI 85
Quadro 6 - Dimensões de qualidade dos sistemas de informação de Nelson, Todd e Wixom (2005) 89
Quadro 7 - Modelo de dimensões da qualidade da informação de Kahn, Strong e Wang (2002) 91
Quadro 8 – Operacionalização do modelo de dimensões da qualidade da informação de Kahn, Strong e Wang (2002) 92
Quadro 9 - Dimensões de qualidade da informação de Nelson, Todd e Wixom (2005) 94
Quadro 10 – Instrumento de coleta de dados para a variável capacidade de BI..... 114
Quadro 11 – Instrumento de coleta de dados para a variável qualidade da informação 115
Quadro 12 – Instrumento de coleta de dados para a variável satisfação dos usuários 116
Quadro 13 – Instrumento de coleta de dados para a variável abordagem de decisão 116
Quadro 14 – Instrumento de coleta de dados para a variável sucesso de BI 117

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Resultados das buscas depois dos filtros na base de dados *ISI Web of Knowledge* 33
Tabela 2 - Resultados das buscas depois dos filtros na base de dados *Scopus* 33
Tabela 3 - Os dez autores com maior quantidade de publicações na amostra 35
Tabela 4 - Os dez artigos mais citados 38
Tabela 5 – Operacionalização do modelo de pesquisa 108
Tabela 6 – Taxa de resposta para cada base de dados utilizada 129
Tabela 7 - Área de atuação, setor e tamanho das empresas dos respondentes 133
Tabela 8 – Códigos para as variáveis latentes 134
Tabela 9 – Valores de referência para os critérios aplicados 136
Tabela 10 – Resultados do modelo de mensuração – Rodada 1 137
Tabela 11 – Indicadores com cargas padronizadas menores que 0,7 – Rodada 1 . 139
Tabela 12 – Resultados do modelo de mensuração – Rodada 2 140
Tabela 13 – Cargas padronizadas – Rodada 2 142
Tabela 14 – Matriz para à avaliação do critério de Fornell Locker 143
Tabela 15 – Cargas cruzadas 144
Tabela 16 – Valores de referência para os critérios aplicados na avalição do modelo estrutural 145
Tabela 17 – Tolerância e VIFs para as variáveis exógenas 146
Tabela 18 – Estatísticas t e p-value dos coeficientes do modelo estrutural 147
Tabela 19 – Coeficientes de determinação e de determinação ajustado para as variáveis endógenas 148
Tabela 20 – Tamanho do efeito f^2 de cada variável exógena nas variáveis endógenas ligadas 149
Tabela 21 – Indicador de Stone-Geisser Q^2 para variáveis endógenas 150
Tabela 22 – Efeito do tamanho q^2 151
Tabela 23 – Resumo de estadísticas para a inclusão de DEC como variável exógena do USO 154
Tabela 24 – Validação das hipóteses propostas 154
Tabela 25 – Resultados do modelo de mensuração com constructos de ordem superior 175

Tabela 26 – Matriz para à avaliação do critério de Fornell Locker para modelagem de ordem superior 175

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AVE	Average extracted variance
BA	Business analytics
BDA	Big data and analytics
BI	Business intelligence
BI&A	Business intelligence and analytics
BPM	Business process management
BSC	Balance Score Card
CB-SEM	Covariance-based structured equation modeling
CIO	Chief information officer
CRM	Customer relationship management
DM	Data Mart
DSS	Decision support systems
DW	Data warehouse
EIS	Executive information systems
ERP	Enterprise Resource Planning
ETL	Extraction transformation load
FCS	Fatores críticos de sucesso
GC	Gestão do conhecimento
GOF	Good of fitness
HOC	Higher Order Constructs

IA	Inteligência artificial
IC	Inteligência competitiva
ISSM	Information Systems Success Model
OLAP	On-line analytical processing
PLS-SEM	Partial least squares structured equation modeling
QI	Qualidade da informação
SEM	Structural equation model
SI	Sistema de informação
SQL	Structured query language
TAM	Technology acceptance model
TI	Tecnologia da informação
USP	Universidade de São Paulo
VIF	Variance inflation factor

SUMÁRIO

AGRADECIMENTOS **6**

RESUMO **8**

ABSTRACT **9**

LISTA DE FIGURAS **10**

LISTA DE QUADROS **12**

LISTA DE TABELAS **13**

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS **15**

SUMÁRIO **17**

1. INTRODUÇÃO **20**

1.1 PROBLEMA DE PESQUISA E MODELO CONCEITUAL 23

1.2 OBJETIVOS DE PESQUISA 25

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO 25

2. ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA **28**

2.1 MARCO TEÓRICO 28

2.1.1 Bibliometria 28

2.1.2 Indicadores bibliométricos 29

2.1.3 Análise de cocitação 29

2.2 MÉTODO DE PESQUISA PARA A ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA 30

2.2.1 Recursos de pesquisa 30

2.2.2 Seleção de artigos 32

2.3 RESULTADOS DA ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA 34

2.3.1 Estatísticas descritivas 34

2.3.2 Análise de redes de citação e cocitação 41

2.3.3 Análise da base de dados Scielo 44

2.4 COMENTÁRIOS DA ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA 44

3. REVISÃO DE LITERATURA 47

3.1 *BUSINESS INTELLIGENCE* 47

3.1.1 Conceito de *Business Intelligence* 47

3.1.2 Componentes de um sistema de BI 51

3.1.3 Evolução do conceito de BI 54

3.1.4 Tendências tecnológicas em BI 57

3.1.5 BI e outros domínios do conhecimento 60

3.1.6 Comentários finais e delimitação do constructo de BI 63

3.2 MODELOS TEÓRICOS PARA A AVALIAÇÃO DE SISTEMAS DE INFORMAÇÃO E *BUSINESS INTELLIGENCE* 64

3.2.1 Modelos de sucesso de SI 66

3.2.2 Modelos de avaliação de BI 76

3.2.3 Modelos de sucesso de BI 78

3.3 VARIÁVEIS DO MODELO DE PESQUISA PROPOSTO 85

3.3.1 Capacidade de BI 85

3.3.2 Qualidade da informação 89

3.3.3 Abordagem de decisão 94

3.3.4 Satisfação dos usuários e sucesso de BI 99

3.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DA REVISÃO DE LITERATURA 103

4. MÉTODO DE PESQUISA 105

4.1 ABORDAGEM METODOLÓGICA TIPO *SURVEY* 105

4.2 OPERACIONALIZAÇÃO DO MODELO TEÓRICO DE PESQUISA 107

4.3 HIPÓTESES PROPOSTAS 109

4.4 INSTRUMENTO DE COLETA DE DADOS 113

4.5 TÉCNICA ESTATÍSTICA 118

4.5.1 Critérios de avaliação do modelo de mensuração para o método PLS-Sem 121

4.5.2 Critérios de avaliação do modelo estrutural para o método PLS-Sem 123

5. RESULTADOS 127

5.1 CARACTERIZAÇÃO DA AMOSTRA.....127
5.1.1 Tamanho da amostra.....127
5.1.2 Taxa de resposta e respostas usáveis.....128
5.1.3 Caracterização dos respondentes.....130
5.2 MODELAGEM DE EQUAÇÕES ESTRUTURAIS.....134
5.2.1 Avaliação do modelo de mensuração.....135
5.2.2 Avaliação do modelo estrutural.....145
5.3 CONCLUSÃO DA AVALIAÇÃO DOS MODELOS DE MENSURAÇÃO E DO MODELO ESTRUTURAL.....151
5.4 VALIDAÇÃO DAS HIPÓTESES PROPOSTAS.....154
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....156
6.1 DISCUSSÃO TEÓRICA E IMPLICAÇÕES PRÁTICAS.....158
6.2 LIMITAÇÕES E OPORTUNIDADES DE PESQUISA FUTURAS.....164
6.3 CONCLUSÃO.....165
Referências bibliográficas.....167
Apêndice I – Modelagem de ordem superior para constructos multidimensionais.....174
Apêndice II – Análise de regressão multivariada para a variável capacidade de *business intelligence* (CBI) em SPSS.....176
Apêndice III – E-mail convite para os respondentes.....178
Apêndice IV – Questionário completo.....179

1. INTRODUÇÃO

O retorno dos investimentos em Tecnologia da Informação (TI) tem sido sempre um assunto controverso e amplamente discutido tanto no mundo acadêmico como no empresarial. Existem autores, como Carr (2003), que afirmam que a TI não é um recurso gerador de vantagem competitiva para as organizações, uma vez que a definição de um recurso como sendo estratégico é sua escassez, e não sua ubiquidade, e os avanços tecnológicos das últimas décadas têm feito com que a TI seja um recurso disponível para todos os concorrentes. Esses questionamentos em relação ao valor que a TI gera para a organização têm sido chamados de paradoxo da produtividade (LAURINDO, 2008).

Pesquisadores contrários às afirmações de Carr (2003) têm realizado estudos para demonstrar que a TI tem é uma fonte de geração de valor para a organização. Essas pesquisas têm sido desenvolvidas por meio de diferentes perspectivas (RAMIREZ; MORAES, 2013), tais como: TI como gerador de vantagem competitiva para a empresa (BHARADWAJ, 2000; BHATT; GROVER, 2005; DEHNING; STRATOPOULOS, 2003; MCRARY, 1995; NEVO; WADE, 2010; WEISS; THOROGOOD, 2011); a influência de TI na produtividade (COTTELEER; BENDOLY, 2006); no desempenho organizacional (MELVILLE; KRAEMER; GURBAXANI, 2004; MITHAS; RAMASUBBU; SAMBAMURTHY, 2011; SANTHANAM; HARTONO, 2003; WADE; HULLAND, 2004); e a influência de TI nos retornos financeiros e no valor da empresa (DEHNING; RICHARDSON; STRATOPOULOS, 2005; HUANG et al., 2006; MARCHAND; KETTINGER; ROLLINS, 2000).

No ambiente acadêmico, há uma tendência dos pesquisadores evitarem as medidas de desempenho de TI, devido à dificuldade de isolar o efeito dela de outros fatores que podem influenciar a performance organizacional (DELONE; MCLEAN, 1992). Embora haja uma ampla produção acadêmica abordando esse tópico, ainda não existe consenso entre os pesquisadores sobre quais são as dimensões que permitem mensurar o valor de TI para a organização (MULLIGAN, 2002; NELSON; TODD; WIXOM, 2005). Como destacado por Petter, DeLone e McLean (2013), apesar de agora se ter um melhor entendimento do desempenho dos sistemas de informação, ainda há uma lacuna em relação às variáveis que permitiriam medir

esse desempenho. Além disso, destaca-se a existência de uma dificuldade intrínseca para avaliar os resultados de TI, já que estes não se materializam diretamente, senão através do apoio a outras áreas funcionais. Portanto, alguns autores ressaltam que seu valor só pode ser medido indiretamente (HOČEVAR; JAKLIČ, 2008). Assim sendo, a mensuração do valor de TI para a organização ou a sua influência no desempenho organizacional é uma área de pesquisa que ainda está em desenvolvimento, e que precisa de maior aprofundamento, especialmente, em relação à proposição de um modelo unificado de dimensões que relacionem a TI com o desempenho organizacional.

Dentre as ferramentas e aplicações de TI, os sistemas de *Business Intelligence* podem ser definidos como sendo o conjunto de ferramentas e sistemas, que integram dados de diferentes sistemas organizacionais, assim como os de fontes externas, transformando-os em informação e conhecimento úteis para o processo de tomada de decisão e para outros processos organizacionais. As companhias usam a informação e o conhecimento gerado pelos sistemas de BI para suportar sua operação e seu processo de tomada de decisão estratégica (HANNULA; PIRTTIMÄKI, 2003). Nesse sentido os avanços tecnológicos dos últimos anos têm contribuído para que as empresas tenham uma maior quantidade de informação disponível, gerando inclusive a sobrecarga de informação para os executivos (CITROEN, 2011), o que, por sua vez, tem feito com que os sistemas de BI tornem-se cada vez mais importantes, já que ajudam a processar dados, condensando-os em informação útil para o processo de tomada de decisão.

Isso pode ser evidenciado no fato de que, nos últimos anos, as aplicações de BI têm-se tornado um tema central para os *Chief Information Officers* (CIOs). Já no ano de 2008, o grupo Gartner tinha previsto que o mercado de BI cresceria de US$ 8,5 bilhões para US$ 12 bilhões em 2014 (WIXOM; WATSON; WERNER, 2011). Essas expectativas foram ultrapassadas, pois o mercado de *Big Data & Analytics* (BDA) aumentou de US$ 19,6 bilhões em 2013 para US$ 27,3 bilhões no ano 2014, e as previsões indicam que o mercado de BDA vai alcançar US$ 84 bilhões no ano de 2026, um crescimento anual de 17% (COLUMBUS, 2015). Essas cifras evidenciam os grandes investimentos que realizam as empresas em sistemas de BI, e, portanto, a importância da adequada gestão desse recurso estratégico.

Mais ainda, o surgimento de tecnologias como *mobile*, *cloud computing* e *social media* têm exacerbado a situação de grande quantidade de informação gerada, chegando a acunhar o termo *Big Data* para conjunto de dados mensurados em *terabytes* ou *exabytes* (CHEN; CHIANG; STOREY, 2012). Segundo o *IBM Trends Report* do ano 2014, 70% das empresas já adotaram essas tecnologias (CARTER; HUPFER, 2014). Uma vez que BI é o conjunto de ferramentas que permitem às empresas a transformação e análise dessas informações, pode-se dizer que BI é um assunto cada vez mais atual e relevante, tanto no mundo empresarial como no mundo acadêmico.

Assim como outros investimentos em TI, os sistemas de BI também têm sido questionados em relação aos benefícios e retornos obtidos depois de sua implantação. Jourdan, Rainer e Marshall (2008) destacam que existem poucas pesquisas voltadas à avaliação dos benefícios advindos de BI. Poder-se-ia dizer ainda que a medição do desempenho de BI é um caso específico do paradoxo da produtividade e, desse modo, um assunto especialmente complexo. Tal fato tem sido reconhecido na literatura acadêmica, por exemplo, pela pesquisa de Hannula, et al. (2003), em que se ressalta que a mensuração dos benefícios de BI não é tão simples como medir seu custo, uma vez que a maioria de seus resultados são principalmente intangíveis, e não financeiros, como a informação de qualidade nos prazos adequados. Embora os benefícios não financeiros possam conduzir a resultados financeiros, tais como a diminuição de custos, pode existir uma defasagem entre o tempo de produção da inteligência e o ganho financeiro, fazendo com que, na prática, essa medição seja muito difícil. Mais ainda, os resultados do BI são inteligência, ou, em outras palavras algum tipo de informação processada, e o valor da informação é difícil de avaliar (LÖNNQVIST; PIRTTIMÄKI, 2006).

Além das dificuldades intrínsecas na mensuração de BI mencionadas, também existe uma lacuna na literatura em relação à operacionalização do conceito, uma vez que poucos estudos têm explorado as dimensões do sucesso de BI e investigado as ligações entre elas. Alguns autores ressaltam ser necessário aprofundar como as dimensões de sucesso estão inter-relacionadas, entender por que essas relações existem, do ponto de vista teórico, e, analisar como podem ser exploradas mais

efetivamente, do ponto de vista prático (KOKIN; WANG, 2013; POPOVIČ et al., 2012; WIXOM; WATSON, 2001).

Embora os sistemas de BI, por definição, sejam chamados a suportar o processo de tomada de decisão nas organizações (OLSZAK; ZIEMBA, 2006; WATSON; WIXOM, 2007), poucas pesquisas orientadas à mensuração de BI incluem a tomada de decisão como uma das variáveis do modelo teórico. Conforme é ressaltado por alguns autores, como Jourdan, Rainer e Marshall (2008), e Ramirez e Moraes (2014), existe uma dificuldade em quantificar os benefícios do melhoramento do processo de tomada de decisão atribuído aos sistemas de BI. Já Işik, Jones e Sidorova (2013) ressaltam que existe um vazio em relação ao papel da capacidade de BI na consecução do alinhamento necessário entre BI e o ambiente de decisão onde é implantado. Incluir essa variável é importante, visto que integra o fator humano à equação desde o ponto de vista dos tomadores de decisão, cujos perfis variam daqueles totalmente intuitivos, que tomam decisões subjetivamente, a outros mais racionais, que se baseiam nas informações e dados disponíveis. Como destacado por Marchand, Kettinger e Rollins (2000), tem-se dado maior ênfase à criação de sistemas e processos para classificar ou armazenar informação do que em melhorar as formas como as pessoas se comportam com ela.

1.1 PROBLEMA DE PESQUISA E MODELO CONCEITUAL

A presente pesquisa pretende contribuir ao preenchimento da lacuna na literatura, identificando e avaliando os condicionantes do desempenho de BI, incluindo o processo de tomada de decisão como uma das variáveis do processo, mais especificamente como uma variável moderadora. Além disso, são estudadas as dimensões associadas que operacionalizam o constructo de capacidade de BI, que, como já foi mencionado, é um tema que tem sido pouco abordado na literatura acadêmica.

A Figura 1 apresenta um modelo conceitual que integra elementos dos modelos de Popovič et al. (2012) e Işık, Jones e Sidorova (2013), estes trabalhos têm sido citados 26 e 16 vezes respectivamente na base *ISI Web of Knowledge*, o que permite confirmar a relevância deste tema de pesquisa, estes trabalhos serão analisados com maior profundidade na revisão de literatura. Esses modelos se diferenciam da maioria dos estudos de mensuração de BI, por incluírem o processo

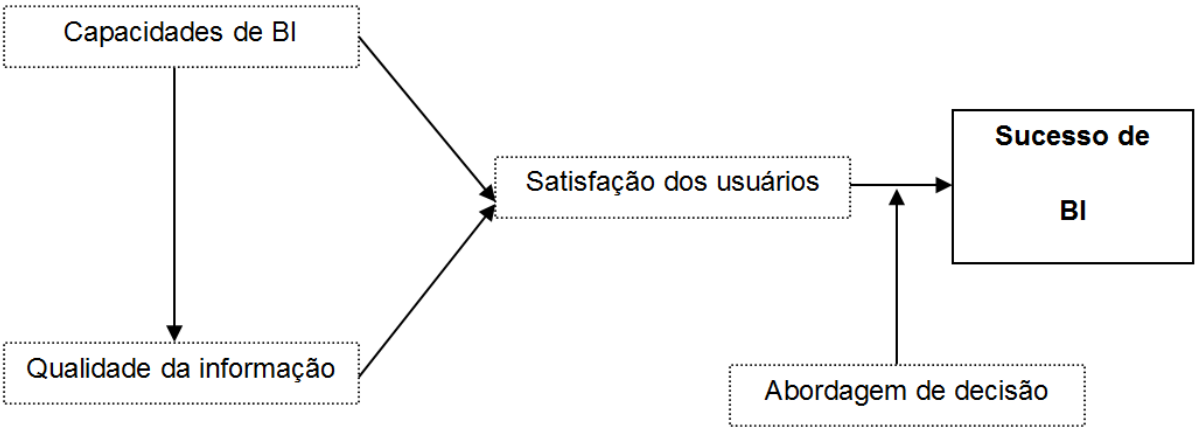
de tomada de decisão como uma das variáveis. Destaca-se que nenhum desses dois modelos propõe a possibilidade de que a variável capacidade de BI influencie simultaneamente o sucesso de BI por dois caminhos diferentes: (1) diretamente e (2) através da variável qualidade da informação. Enquanto o modelo de Popovič et al. (2012) estabelece a relação por meio do segundo caminho, o modelo de Işık, Jones e Sidorova (2013) propõe a relação direta. Como destacado por Petter, DeLone e McLean (2013), é importante, além de identificar as variáveis que determinam o sucesso dos sistemas e que são relevantes em múltiplos níveis, pesquisar as relações entre essas variáveis ou dimensões. Portanto, esta pesquisa pretende contribuir também nesse sentido, propondo a relação entre a capacidade BI e o sucesso de BI por meio dos dois caminhos mencionados.

Outra diferença importante do modelo proposto em relação aos modelos de Popovič et al. (2012) e Işık, Jones e Sidorova (2013) é a inclusão da variável satisfação dos usuários como interveniente da relação das dimensões da qualidade da informação e capacidade de BI com o sucesso de BI. Uma vez que tem sido comprovado empiricamente que está variável serve como proxy entre o sucesso de SI e as outras dimensões de sucesso e, além disso, poderia dar maior robustez e poder explicativo ao modelo.

Esses modelos foram utilizados para a formulação do problema de pesquisa que se apresenta na sequência:

Quais são os condicionantes do sucesso dos sistemas de Business Intelligence?

Figura 1 - Modelo conceitual inicial



Fonte: Elaborado pela autora

1.2 OBJETIVOS DE PESQUISA

O objetivo geral da pesquisa é analisar o papel da capacidade de BI, a qualidade da informação, e a satisfação dos usuários como condicionantes e moderadores do sucesso de BI.

A abordagem de decisão será a moderadora do modelo adotado, como apresentado na Figura 1.

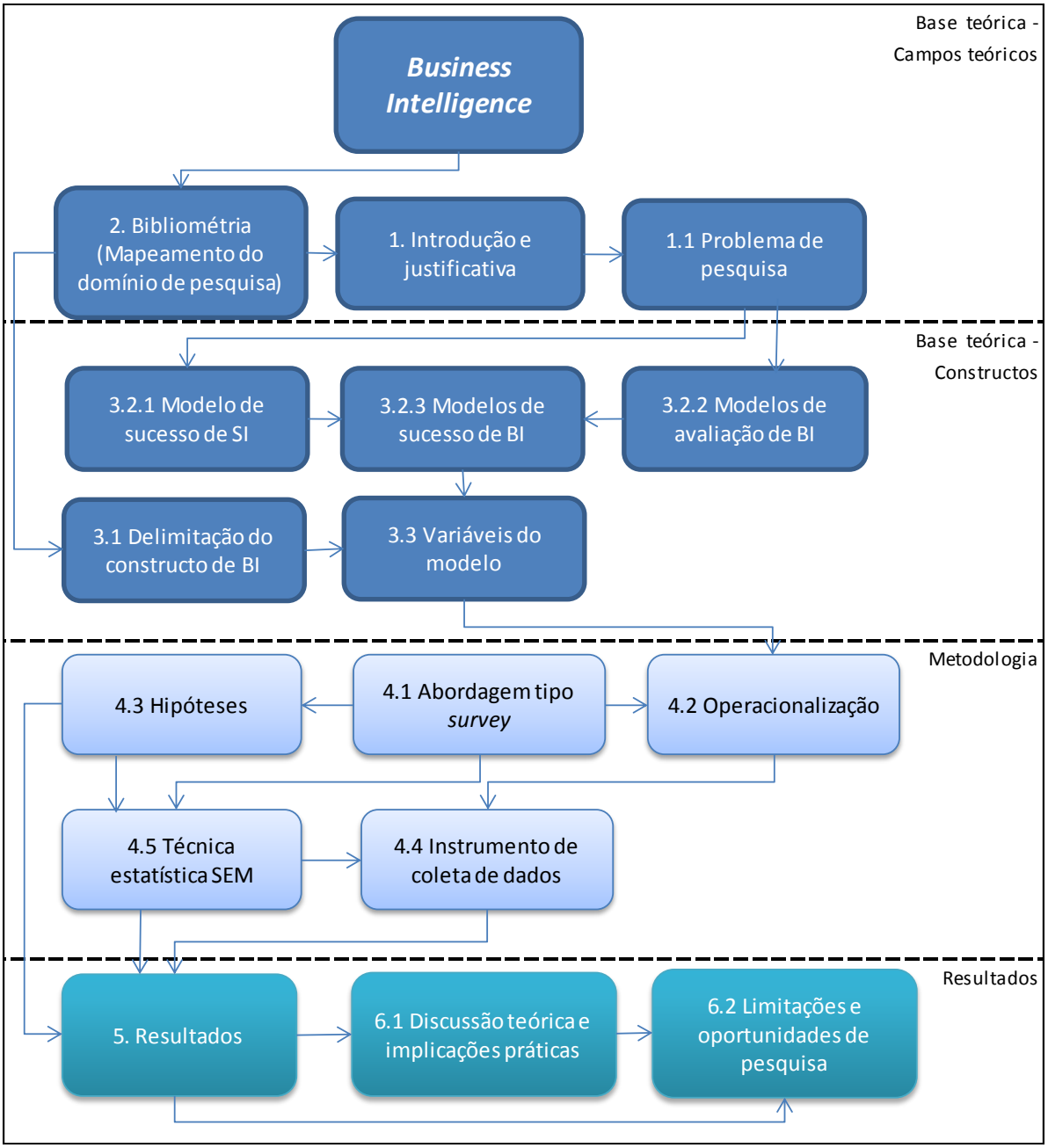
Como parte do desdobramento do objetivo geral da pesquisa, foram propostos os seguintes objetivos específicos:

1. Caracterizar o domínio da pesquisa de BI, identificando as principais correntes de pesquisa e lacunas conceituais.
2. Identificar as dimensões de sucesso dos sistemas de *Business Intelligence*.
3. Adotar uma definição e operacionalização para as dimensões de sucesso de BI identificadas.
4. Testar empiricamente as relações de causalidade entre as dimensões de sucesso de BI identificadas.

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO

Na sequência se descreve a estrutura dos seguintes capítulos, a Figura 2 apresenta um resumo da estrutura do trabalho. No capítulo 1 é apresentada a introdução, o problema de pesquisa e sua justificativa, e os objetivos gerais e específicos. No capítulo 2 é apresentada a análise bibliométrica para o constructo de BI. Essa análise procura realizar uma varredura horizontal das publicações da área, com o intuito de tornar abrangente a revisão de literatura seja abrangente e identificar possíveis lacunas conceituais no domínio de pesquisa.

Figura 2 – Resumo da estrutura do trabalho



Fonte: Elaborado pela autora

Mais à frente, no capítulo 3, é apresentada a revisão da literatura, em que são discutidas diferentes definições do constructo de BI, depois a evolução do conceito de BI e os principais componentes desses sistemas. Em seguida, tem-se um pequeno resumo das tendências tecnológicas relacionadas com BI: Big Data, computação em nuvem, mobile e social mídia, e finalmente é analisada a interação de BI com outros domínios de pesquisa como Inteligência Competitiva (IC) e Gestão

do Conhecimento (GC). Usando esses tópicos como embasamento, delimita-se, posteriormente, o conceito de BI que será adotado nesta pesquisa. Depois, no mesmo capítulo, são apresentados diferentes modelos teóricos encontrados na literatura para: (1) o sucesso dos sistemas de informação (SI), (2) a avaliação de BI em geral, e (3) a o sucesso de BI. Na sequência é explicado como o modelo teórico desta pesquisa se enquadra nessas teorias. Finalmente, é apresentada a revisão da literatura de cada uma das variáveis que compõem o presente modelo teórico, focando na definição do constructo e nas dimensões que o operacionalizam.

O capítulo 4 começa explicitando o método de pesquisa utilizado, abordagem tipo survey. Depois se apresenta a operacionalização do modelo teórico de pesquisa segundo a literatura. Na sequência, apresentam-se as hipóteses propostas e o instrumento de coleta de dados, sobre o qual foi realizado um pré-teste. Finalmente, descreve-se a técnica estatística usada para a análise dos dados - a modelagem de equações estruturais - e são explicados quais são os critérios para a avaliação dos modelos de mensuração e estruturais segundo esta técnica.

O capítulo 5 é dedicado aos resultados obtidos, começando com a caracterização da amostra coletada. Em seguida, é apresentada a modelagem de equações estruturais, dividida em suas duas fases principais (a avaliação do modelo de mensuração e a avaliação do modelo estrutural), e depois a conclusão dessas avaliações. Finalmente, a partir dos resultados empíricos obtidos, tem-se a validação das hipóteses de pesquisa propostas no capítulo anterior.

Por fim, no capítulo 6 dedicado às considerações finais, é realizada uma discussão teórica dos resultados e analisadas as possíveis implicações práticas. Depois são descritas as limitações e mencionadas as oportunidades de pesquisas futuras. Fechando este capítulo, há um resumo dos principais achados desta pesquisa.

2. ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA

A análise bibliométrica é uma ferramenta que permite estudar, de forma exaustiva, um campo do conhecimento mediante a identificação das principais correntes de estudo e sua evolução no tempo, assim como os vazios existentes e oportunidades de pesquisa futuras. Como é ressaltado por Lee e Chen (2012), devido à grande quantidade de artigos de pesquisa publicados, é importante visualizar o crescimento do conhecimento científico para poder caracterizar a evolução dos temas de pesquisa, e, portanto, identificar suas relações dentro do domínio do conhecimento. Especificamente em relação ao domínio de BI, Jourdan, Rainer e Marshall (2008) ressaltam que, com as questões em relação à BI tornando-se mais importantes para pesquisadores e praticantes, existe uma tendência de crescimento no número de publicações por ano.

Como ponto de partida para a revisão da literatura foi realizado um estudo bibliométrico objetivando caracterizar e analisar exaustivamente o domínio de pesquisa de *Business Intelligence.* Este capítulo está estruturado da seguinte forma: primeiro é apresentada uma breve revisão de literatura sobre a abordagem metodológica de bibliometria, mais tarde é descrito o método de pesquisa usado, depois são apresentados e discutidos os principais resultados da análise bibliométrica e, finalmente, são expostas as considerações finais.

2.1 MARCO TEÓRICO

Neste ponto, apresentam-se diferentes definições de bibliometria e se discutem os principais indicadores e análises bibliométricos que foram aplicados na presente pesquisa.

2.1.1 Bibliometria

Segundo Macias-Chapula (1998), a bibliometria faz parte de um campo mais amplo de estudo chamado infometria, o qual também inclui a cienciometria. Segundo este autor, a cienciometria é o estudo dos aspectos quantitativos da ciência enquanto disciplina ou atividade econômica, um segmento da sociologia da ciência, sendo aplicada no desenvolvimento de políticas científicas. Assim, envolve estudos quantitativos das atividades científicas, incluindo a publicação, e, portanto, sobrepõe-se à bibliometria. Por sua vez, a bibliometria é o estudo dos aspectos

qualitativos da produção, disseminação e uso de informação registrada. A bibliometria desenvolve padrões e modelos matemáticos para medir esses processos, e usa os resultados para elaborar previsões e apoiar o processo de tomada de decisão.

Araújo (2007) define bibliometria como a aplicação de técnicas estatísticas e matemáticas para descrever aspectos da literatura e outros meios de comunicação. A diferença essencial entre a tradicional bibliografia e a bibliometria é que esta utiliza mais métodos quantitativos do que discursivos na busca por uma avaliação objetiva da produção científica.

2.1.2 Indicadores bibliométricos

Na sequência, descrevem-se alguns dos indicadores bibliométricos mais conhecidos (MACIAS-CHAPULA, 1998):

- **Número de trabalhos:** Reflete os produtos da ciência, medidos pela contagem dos trabalhos e pelos tipos de documentos (livros, artigos, publicações científicas, relatórios, etc.). A dinâmica da pesquisa em um determinado país pode ser monitorada e sua tendência traçada ao longo do tempo.
- **Número de citações:** reflete o impacto dos artigos ou assuntos tratados.
- **Co-autoria:** Reflete o grau de colaboração na ciência em nível nacional e internacional. O crescimento ou declínio da pesquisa cooperativa podem ser medidos.
- **Mapas dos campos científicos dos países:** Auxiliam na localização as posições relativas de diferentes países na cooperação científica global.

2.1.3 Análise de cocitação

Como ressaltado por Neely (2005), a tarefa de integrar o conhecimento gerado por um grupo diverso de acadêmicos para possibilitar o desenvolvimento de um corpo de conhecimento coerente e consensual é um desafio significativo. Segundo o autor, uma forma de explorar a natureza e impacto desse desafio é pela análise de redes sociais que permitem visualizar a estrutura de determinado domínio de conhecimento.

Segundo White e Griffith (1981), a análise de cocitação permite descobrir como os científicos de um campo particular de pesquisa estão inter-relacionados. Dessa forma, uma ligação entre dos autores ocorre quando eles são citados juntos em um mesmo trabalho. Quanto maior quantidade de citações concomitantes, mais forte a ligação entre eles. Destaca-se, então, que a análise de cocitação é base para a construção de redes e *clusters*, que permitem a identificação das estruturas de um domínio de conhecimento.

2.2 MÉTODO DE PESQUISA PARA A ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA

Neste item, é descrito o método de pesquisa utilizado para a análise bibliométrica. Em primeiro lugar, apresentam-se os recursos utilizados, sendo os três principais as bases de dados de indexação de artigos científicos, *ISI Web of Knowledge* e Scopus, e o *software* para análise de redes e clusters, *CiteSpace* (CHEN, 2006). Mais tarde, é apresentado o procedimento para a seleção dos artigos que compõem a base para análise deste estudo, assim como os critérios e filtros utilizados para sua depuração.

2.2.1 Recursos de pesquisa

Existem duas ferramentas principais usadas na análise bibliométrica: (1) o *software* usado para a análise de redes de citação e cocitação, e (2) as bases de dados de publicações científicas. Na sequência, há uma descrição destas ferramentas:

CiteSpace

Existem vários *softwares* para análise de redes de citação e cocitação. O trabalho de Presoto (2012) compara detalhadamente as características de quatro dos principais *softwares* para a criação de redes: *CiteSpace*, *HistCite*, *Publish* e *Sitkis*. Esta pesquisa evidencia que o *CiteSpace* tem vantagens sobre os outros softwares como o fato de ser livre, ter manuais, atualizações recentes e várias ferramentas de visualização. Portanto, o *CiteSpace* foi escolhido para a análise de redes nesta pesquisa.

O *CiteSpace* roda no ambiente Java e produz gráficos de alta qualidade. Nos gráficos, as cores frias, como verde e azul, representam os artigos mais antigos, e as cores quentes, como laranja e vermelho, representam os trabalhos mais recentes. Embora este software tenha sido criado por Chen (2006), nesta pesquisa é

usada a versão 3.9.R4, de janeiro de 2015. A principal vantagem desta versão é a possibilidade de interação com a base de dados *Scopus.* Antes dessa atualização, *CiteSpace* só aceitava bases de dados de *ISI Web of Science.*

Bases de dados *ISI Web of Science, Scopus e Scielo*

O primeiro passo para a implementação da análise bibliométrica foi a seleção do conjunto de artigos que conformam a amostra. Nesta pesquisa foram usadas duas bases: *ISI Web of Science,* da *Thomson Reuters, Scopus,* da Elsevier, e Scielo, que são serviços de indexação e busca de artigos científicos. Essas bases foram selecionadas pelo seu escopo acadêmico e relevância.

Ressalta-se que a Scopus e *ISI Web Of Science* além da indexação de artigos científicos, possuem ferramentas para a análise estatística da produção acadêmica e são as únicas duas bases compatíveis com o *software CiteSpace* que, como já foi mencionado, foi escolhido para realizar as análises de redes de citação e cocitação. A principal diferença entre essas duas bases de dados é que a *ISI web of Science* é mais parcimoniosa que a *Scopus*. É importante considerar, porém, as duas bases de dados para garantir a abrangência das análises realizadas e, portanto, a generalização dos achados. Nesse sentido, as análises desta pesquisa serão desenvolvidas na base de dados *ISI Web of Science*, e mais tarde complementadas e contrastadas com as realizadas na base de dados Scopus, uma vez que, no momento de realização desta pesquisa, o CiteSpace só permite realizar as análises para cada base separadamente.

A base de dados ISI Web of Science contém várias bases de dados indexados, mas o foco desta pesquisa é a base de dados principal chamada *Web of Science Core Collection*, uma vez que as buscas nas outras bases de dados que compõem a *ISI Web of Science* não produzem todos os campos que são requeridos para completar as análises subsequentes no *software CiteSpace*. Para a base de dados obtida de Scopus, foi necessário realizar uma transformação dos dados do formato *Research Information Systems* ".ris" para o formato de texto ".txt", que é compatível com o *software CiteSpace*.

Já em relação à Scielo, que é uma base menor, não possui ferramentas de análise incorporadas e não é compatível como *CiteSpace*, se apresenta uma análise

qualitativa orientada a identificar o estado do arte do domínio do conhecimento de BI na América Latina.

2.2.2 Seleção de artigos

Para selecionar os artigos que compõem a base de dados para a análise bibliométrica, primeiro foi necessário definir as palavras-chaves. A pesquisa foi realizada utilizando *"Business Intelligence"* como palavra-chave, com o intuito de selecionar todos os artigos que incluíssem as duas palavras juntas. A data de corte foi março de 2015, por este motivo publicações posteriores a esta data não foram incluídas nas análises. Essa busca resultou em um total de 660 artigos em *ISI Web of Science* e 3302 em *Scopus*.

Com o objetivo de refinar os resultados obtidos, foram aplicados filtros adicionais em relação ao tipo de documento e à área de pesquisa, de modo a procurar áreas mais relacionadas ao campo da administração. Essas categorias, contudo, são diferentes para as duas bases de dados utilizadas. Já como tipo de documento, escolheu-se unicamente artigos de *journals*, esse tipo de trabalhos são conhecidos como conhecimento certificado, uma vez que são pesquisas submetidas a uma revisão crítica por parte de editores e revisores, que geralmente são renomados pesquisadores da área em questão (PEREIRA; CARVALHO; ROTONDARO, 2013). Com esse filtro, a seleção se diminuiu a 590 publicações em *ISI Web of Science* e 935 publicações em *Scopus*. As áreas de pesquisa selecionadas em *ISI Web of Knowledge* foram: *Information Library Science,* que inclui 101 publicações, *Business Economics,* que inclui 92 publicações e finalmente *Operations Research,* com 79 publicações. Na base de dados *Scopus,* as áreas selecionadas foram *Business Management and Accounting,* que inclui 277 publicações, e *Decision Making,* com 157 publicações. Destaca-se o fato de que os *journals* geralmente estão classificados em várias áreas de pesquisa. Por esse motivo, somando os artigos das três áreas selecionadas e sem levar em conta as entradas duplicadas, foram selecionados um total 225 artigos na base de dados *ISI Web Knowledge* e 320 artigos na base de dados *Scopus*.

Estes artigos foram analisados individualmente para verificar que se estão enquadrados no escopo do presente estudo e o domínio de pesquisa de *business intelligence*, desde a perspectiva da gestão da tecnologia da informação. Em

primeiro lugar, foram eliminados todos os artigos de *journals* de áreas diferentes da gestão de tecnologia da informação. Mais tarde, foram analisados cada um dos *abstracts* para garantir que todos os artigos incluídos na base para a análise bibliométrica versassem efetivamente sobre BI e não fossem unicamente uma menção tangencial. Essa avaliação qualitativa resultou em 163 artigos na amostra de *ISI Web of Knowledge* e 214 artigos na amostra de *Scopus*. As Tabela 1 e 2 apresentam um resumo da quantidade de artigos obtidos em cada fase da busca. Tendo em vista que existem alguns estudos bibliométricos com tamanhos de amostra similares, pode-se dizer que o tamanho das amostras selecionadas é adequado para as análises desenvolvidas (PEREIRA; CARVALHO; ROTONDARO, 2013; PRESOTO, 2012).

Tabela 1 - Resultados das buscas depois dos filtros na base de dados *ISI Web of Knowledge*

Etapa da seleção dos artigos	**Quantidade de publicações**
Busca inicial *"business intelligence"*	660
Filtro tipo de documento: artigos de *journals*	590
Filtro áreas de pesquisa:	225
Information Library Science	*101*
Business Economics	*92*
Operations Research	*79*
Artigos filtrados por meio da análise dos abstracts	163

Fonte: Elaborado pela autora

Tabela 2 - Resultados das buscas depois dos filtros na base de dados *Scopus*

Etapa da seleção dos artigos	**Quantidade de publicações**
Busca inicial "business intelligence"	3302
Filtro tipo de documento: artigos de journals	935
Filtro áreas de pesquisa:	320
Business Management and Account	*277*
Decision Making	*157*
Artigos filtrados por meio da análise dos abstracts	214

Fonte: Elaborado pela autora

Para a base de dados Scielo foram obtidos em total de 32 artigos. Ao igual que com as outras duas bases de dados se realizou uma análise dos abstracts para garantir que os trabalhos se enquadram no escopo da presente pesquisa, o que resultou em um total de 17 artigos. Uma vez que não é possível elaborar estatísticas descritivas ou redes de citação a partir uma amostra tão pequena, será apresentada uma análise qualitativa destes artigos.

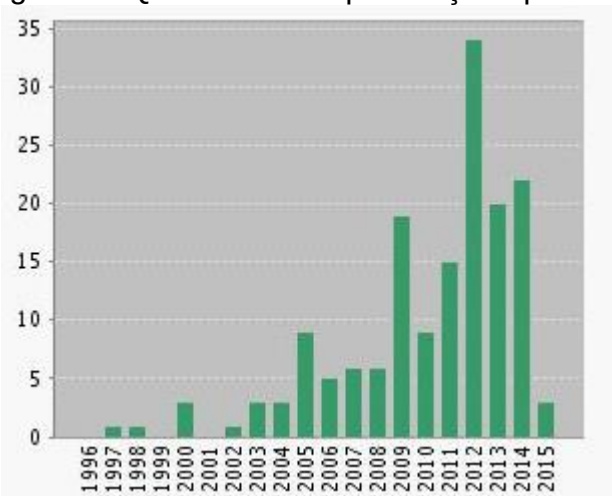
2.3 RESULTADOS DA ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA

Nesta seção, são apresentados os resultados da análise bibliométrica. Em primeiro lugar, analisaram-se as estatísticas descritivas obtidas da base de dados *ISI Web of Knowledge* e *Scopus.* Em segundo lugar, são apresentadas as redes de citação de cocitação elaboradas com o software *CiteSpace.*

2.3.1 Estatísticas descritivas

Como foi ressaltado no marco teórico, é possível estudar pelo número de publicações a evolução do campo de pesquisa de BI. Na Figura 3, é apresentada a quantidade de publicações por ano durante os últimos vinte anos para a base de dados extraída de *ISI Web of Knowledge*. Segundo Neely (2005), esses dados devem ser interpretados levando-se em consideração dois pontos importantes: a base de dados de *ISI Web of Science* possui, em sua maioria, informações referentes a publicações mais recentes e segundo, existe uma tendência crescente da comunidade acadêmica de publicar.

Figura 3 - Quantidade de publicações por ano



Fonte: *ISI Web of Science*

Mesmo tomando em conta esse fato, pode-se verificar pelo gráfico que existe uma tendência de crescimento contínua e significativa no número de publicações. Esse resultado está em concordância com a análise de literatura realizada de Jourdan, Rainer e Marshall (2008). Os referidos autores encontraram uma tendência crescente de artigos publicados a cada ano no domínio de BI para o período de 1997-2006, baseando-se em uma amostra composta pelas dez publicações seriadas mais influentes na área de sistemas de informação. Essa tendência de crescimento indica que BI é um campo de pesquisa em desenvolvimento e que existe espaço para novas contribuições. No ano de 2012, houve um pico de 34 publicações. Destaca-se o fato de que, para o ano de 2015, unicamente estão disponíveis os dados do primeiro quadrimestre. Da mesma forma, a análise dos artigos extraídos da base de dados *Scopus* apresentam uma tendência de crescimento constante com um pico de 49 publicações no ano de 2012.

Em relação aos autores, pode-se dizer que não existe concentração significativa de publicações por parte de algum dos pesquisadores, como pode ser apreciado na Tabela 3, que apresenta os dez autores com maior volume de publicações na amostra de artigos de *ISI Web of Science*.

Tabela 3 - Os dez autores com maior quantidade de publicações na amostra

Autor	N° de publicações
W. Y. Chung	6
Y. Shi	5
H. C. Chen	4
J. Luftamn	4
G. Pervan	4
A. Popovic	4
P. S. Coelho	3
J. Jaklic	3
Y. Liu	3
H. S. Zadeh	3

Fonte: *ISI Web of Science*

Os dois autores com mais publicações são Wingyan Chung e Yong Shi, com seis e cinco artigos respectivamente. O terceiro autor do ranking com quatro publicações é o Hsinchun Chen. Ressalta-se que algumas das publicações de são em coautoria com Wingyan Chung, então poder-se-ia afirmar que esses dois autores compõem um *cluster* de pesquisa. O principal tema abordado por estes autores refere-se às

aplicações de BI para a *web*, orientadas a extrair dados e informações de Internet, para gerar inteligência para o processo de tomada de decisão nas empresas. Por sua vez os trabalhos de Yong Shi versam sobre temas de algoritmos e heurísticas utilizados para a mineração de dados. Estes três autores são de universidades americanas, pelo que não é possível afirmar que as pesquisas em BI estejam concentradas em China.

Os artigos de Jerry Luftman, que tem quatro publicações na amostra, são revisões de literatura sobre gestão de tecnologia. Já a pesquisa de Graham Pervan, que também tem quatro publicações, foca em sistemas de suporte ao processo de tomada de decisão. Finalmente, é o Ales Popovic é o último autor da amostra com quatro publicações. O trabalho de Popovic foca nos modelos de sucesso de BI que, como mencionados na introdução, são o foco do presente trabalho. O resto das publicações está pulverizado entre múltiplos autores com três ou menos trabalhos cada um.

Os dois autores com mais publicações na base de dados *Scopus*, com cinco publicações cada um, foram Hsinchun Chen, que também é um dos autores mais prolíficos na amostra obtida de *ISI Web Science*, e Klaus Solberg Søilen. A pesquisa de Søilen está focada em *software* e aplicações de BI. Analisando de forma geral os autores com mais trabalhos das duas amostras, pode-se concluir que no que tange o domínio de BI, não existe concentração significativa de publicações por parte de nenhum dos autores, pelo contrário, as publicações estão pulverizadas entre uma grande variedade de autores.

Para maior aprofundamento na análise da área de BI como domínio de pesquisa, é importante considerar os trabalhos mais citados. Na Tabela 4, apresentam-se os dez artigos mais citados. O primeiro fato de destaque é que as publicações com quantidade de citações são de anos recentes, compreendidos entre 2003 e 2012, o que permite confirmar que o campo de pesquisa em BI está em pleno desenvolvimento.

Os dois trabalhos mais citados são o de Nelson, Todd e Wixom (2005) e o de Arnott e Pervan (2005), com 117 e 98 citações respectivamente, segundo a base de dados de *Web of Science*. O primeiro trabalho versa sobre os determinantes da qualidade da informação e dos sistemas de informação e, como estes influenciam a satisfação

dos usuários. Sendo assim, o modelo teórico foi avaliado no contexto dos sistemas de *Data Warehouse* (DW), o que permitiu comprovar empiricamente a validade dos constructos e as relações de causalidade propostas. Já a segunda publicação é uma revisão bibliográfica do estado da arte em sistemas de suporte para o processo de tomada de decisão. Os autores analisaram 1.020 artigos publicados nos quatorze maiores *journals* da área, no período de1990 a 2003. A maior deficiência encontrada por esses autores foi a ausência de identificação dos usuários e clientes dos sistemas de informação. Destaca-se que, mesmo analisando a quantidade de citações por ano (a última coluna da tabela 3), os dois artigos mencionados são os de maior impacto, com 10,64 e 8,91 citações por ano, enquanto os outros trabalhos foram citados entre três e cinco vezes por ano. Esses trabalhos também foram os mais citados na amostra da base de dados *Scopus*, com 210 e 154 citações, respectivamente. É também importante ressaltar o trabalho de Chen, Chiang e Storey (2012), que apesar de publicado recentemente, tem o melhor índice de citações da amostra: 12,75. Esse artigo identifica a evolução, aplicações e pesquisa emergente na área de *Business Intelligence and Analytics* (BI&A), além de uma análise bibliométrica sobre as publicações nesse tema. Essas três publicações são referentes teóricos importantes para esta pesquisa: o primeiro para a definição do modelo conceitual, e o segundo e terceiro para a definição do conceito de BI e sua evolução ao longo do tempo.

Tabela 4 - Os dez artigos mais citados

Autores	Título	Ano	Citações	Citações por ano
Nelson, R. R. ; Todd, P. A. ; Wixom, B. H.	Antecedents of information and system quality: An empirical examination within the context of data warehousing	2005	117	10,64
Arnott, D; Pervan, G	A critical analysis of decision support systems research	2005	98	8,91
Kou, G; Liu, X. T.; Peng, Y; Shi, Y; Wise, M; Xu, W. X.	Multiple criteria linear programming approach to data mining: Models, algorithm designs and software development	2003	54	4,15
Chen, H; Chiang, R. H. L.; Storey, V. C.	Business intelliegence and analytics: from big data to big impact	2012	51	12,75
Chung, W; Chen, H; Nunamaker, JF	A visual framework for knowledge discovery on the Web: An empirical study of business intelligence exploration	2005	49	4,45
March, Salvatore T.; Hevner, Alan R.	Integrated decision support systems: A data warehousing perspective	2007	48	5,33
Shi, Y; Peng, Y; Kou, G; Chen, ZX	Classifying credit card accounts for business intelligence and decision making: A multiple-criteria quadratic programming approach	2005	48	4,36
Luftman, J; Kempaiah, R	Key issues por IT executives 2007	2008	37	4,62
Lee, JH; Park, SC	Intelligent profitable customers segmentation system based on business intelligence tools	2005	37	3,36
Vaughan, L. W.; Wu, G. Z.	Links to comeciall websites as a source of business information	2004	36	3,00

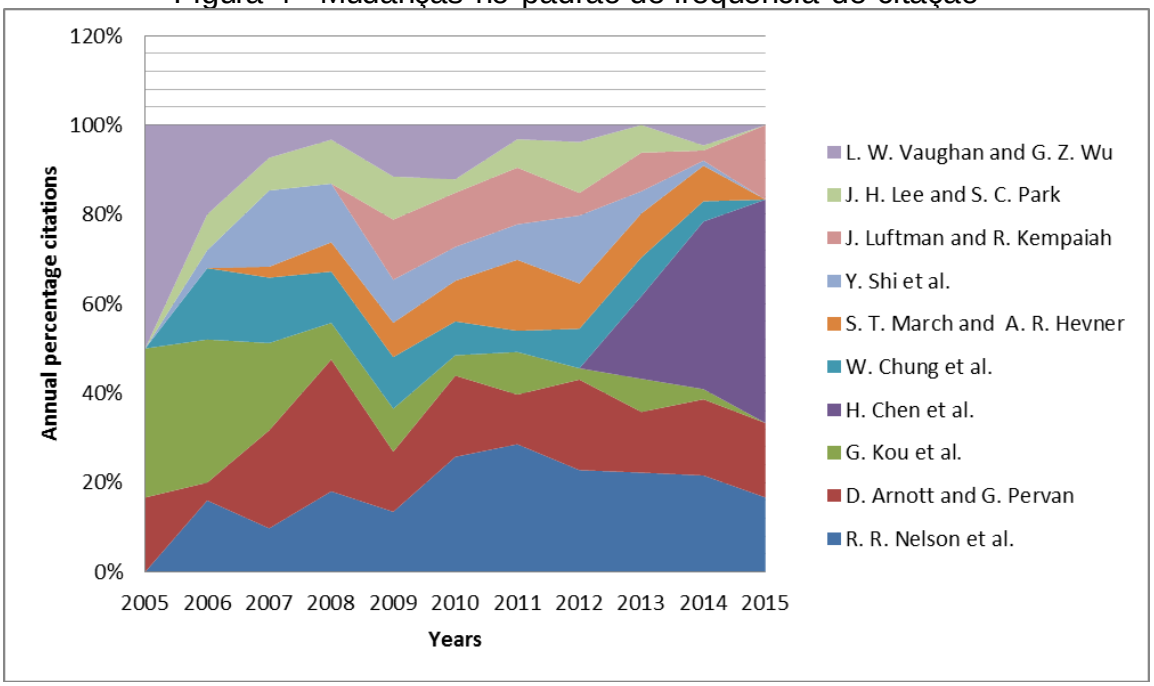
Fonte: *ISI Web of Knowledge*

Realizando o cruzamento dos autores com a maior quantidade de publicações e trabalhos mais citados, é possível identificar os autores mais produtivos da área de BI. Segundo a amostra utilizada destacam-se Hsinchun Chen, Wingyan Chung, Yong Shi, David Arnott e Graham Pervan.

A revisão da frequência de citações ao longo do tempo permite um nível de análise mais detalhado dos trabalhos mais influentes (NEELY, 2005). Na Figura 4, é

apresentada a frequência de citação anual dos dez artigos mais citados no período de janeiro de 2005 a março de 2015. No total, foram realizadas 568 citações destes artigos no período mencionado. Nessa perspectiva, pode-se confirmar a relevância dos trabalhos de Nelson, Todd e Wixom (2005) e de Arnott e Pervan (2005) para a área de BI, que acumulam 20% e 16,7% das citações da amostra, respectivamente. Também é importante destacar a relativa estabilidade das frequências de citação dos trabalhos, o que indica que esse conjunto de artigos tem-se tornado um embasamento teórico para os trabalhos da área de BI (PEREIRA; CARVALHO; ROTONDARO, 2013).

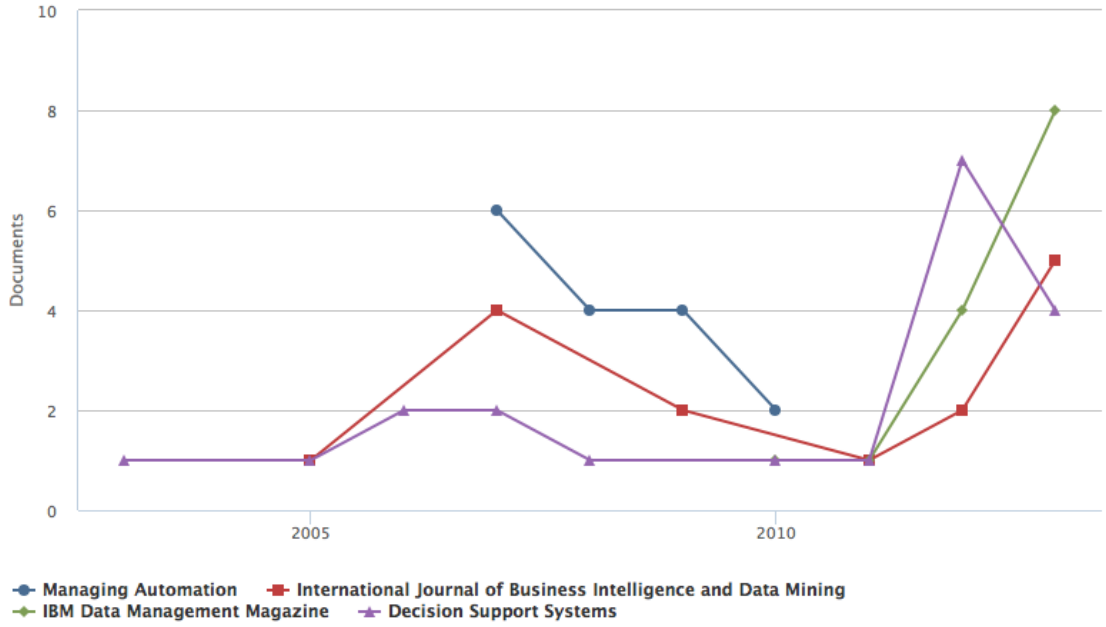
Figura 4 - Mudanças no padrão de frequência de citação



Fonte: Elaborado pela autora

A análise da linha editorial dos *journals* mais citados permite uma identificação *a priori* das principais linhas de pesquisa na área de BI. Os *journals* com maior quantidade de citações na amostra selecionada da base de dados *Scopus* foram: *Decision Support Systems* (20 artigos), *Managing Automation* (16 artigos), *International Journal of Business Intelligence and Data Mining* (15 artigos) e *IBM Data Management Magazine* (14 artigos), como apresentado na Figura 5. Esses *journals* estão focados principalmente em aplicações e software de BI, enquanto os *journals* direcionados à gestão de tecnologia da informação têm uma participação menor na amostra.

Figura 5 - *Journals* com mais publicações na amostra de Scopus



Fonte: Scopus

Os *journals que* têm um maior número de publicações na amostra de artigos selecionados no *ISI Web of Science* são: *Expert Systems With Applications* (26 publicações), *Decision Support Systems* (20 publicações), *International Journal of Information Management* (11 publicações) e *MIS Quarterly* (8 publicações). Os resultados coincidem com a pesquisa de Prasad e Tata (2005), que incluem os *journals* mencionados entre os de maior impacto na área de pesquisa de sistemas de informação.

A análise da linha editorial dessas publicações permite realizar uma identificação a priori das principais correntes de pesquisa na área de BI. O *Expert Systems With Applications,* por exemplo, está focado no *design*, desenvolvimento, teste, implantação e/ou gestão de sistemas especialistas e inteligentes. Por sua vez, *Decision Support Systems* versa sobre conceitos, base operacional, técnicas de implantação e avaliação, experiências e estudos relacionados com sistemas de suporte ao processo de tomada de decisão. Poder-se-ia dizer, então, que existe uma tendência marcada a realizar pesquisas sobre o desenvolvimento e aplicações de BI. Já outros dois *journals* com uma quantidade significativamente menor de citações, versam sobre temas mais relacionados à gestão de sistemas de informação e seu alinhamento estratégico, suportando os achados da análise dos *journals* com mais publicações da amostra extraída do *Scopus*.

2.3.2 Análise de redes de citação e cocitação

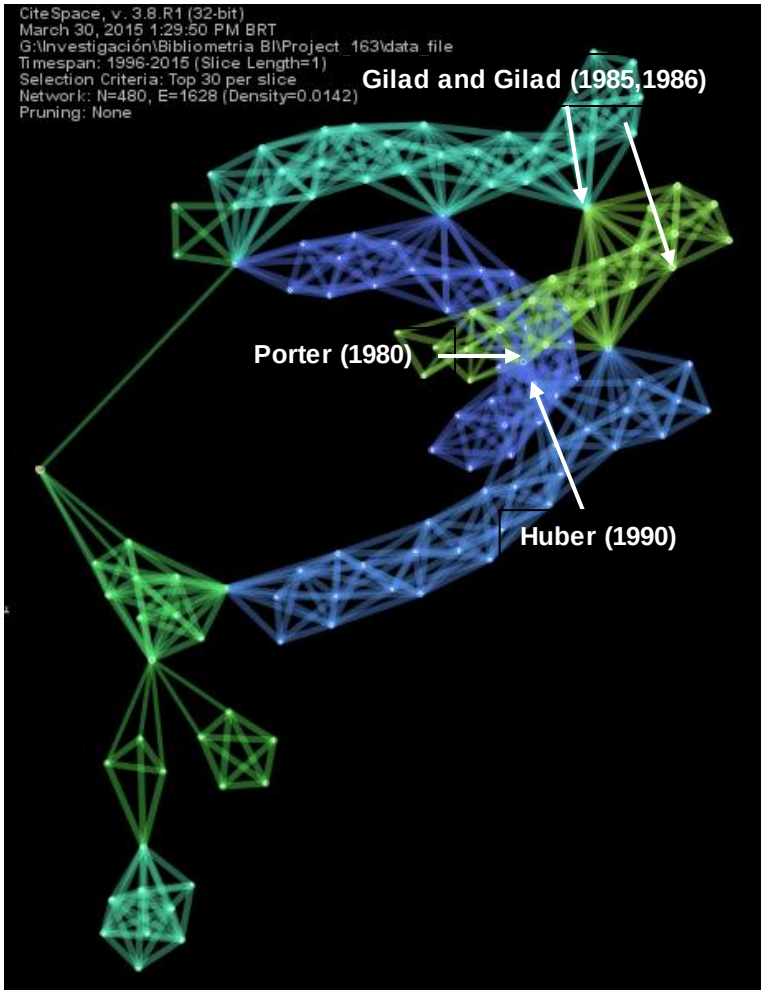
Os 163 artigos selecionados da base de dados *Scopus* têm em total 1.306 citações. Por meio do *software CiteSpace,* foi possível construir as redes de citação e cocitação para as referências mais frequentes dentre essas citações. A análise das redes foi realizada com o intuito de visualizar a estrutura do domínio de conhecimento de BI. Assim, é possível identificar, por meio das redes de citações e cocitações dos trabalhos, quem mais têm contribuído para o embasamento teórico da amostra analisada, mediante a identificação da quantidade de citações e o nível de centralidade dentro da rede.

Como já foi mencionado, nessas redes os nós representam os artigos, enquanto as ligações entre os nós representam a cocitação dos trabalhos ligados e, por fim, a espessura da linha representa a quantidade de co-citações. Os tons frios representam os artigos mais antigos, e os tons quentes representam os trabalhos mais recentes. A predominância de tons quentes corrobora o de que existe um crescimento significativo das publicações na área de BI nos últimos anos.

Foram obtidas duas redes de citação e cocitação da amostra de I*SI Web of Science*. A primeira delas abrange o período de 1990 a 2008 e está representada pelos tons frios, (Figura 6), já a segunda corresponde ao período de 2008 a 2014 e está representada pelos tons quentes (Figura 7). A diferença entre os tamanhos dos períodos é consequência do mencionado crescimento das publicações da área de BI nos últimos anos.

Da primeira rede de cocitações analisada, destacam-se, pelo grau de centralidade e por ter um número maior de citações, os artigos de Gilad e Gilad (1985, 1986): *"A systems approach to business intelligence"* e *"Business Intelligence - The Quiet Revolution",* e o artigo de Huber (1990): *"A theory of the effects of advanced information technologies on organizational design, intelligence, and decision making".* Finalmente, há o livro de Porter (1980) sobre estratégia competitiva: *"Competitive strategy, technics for analyzing industries & competitors".* Estes trabalhos clásicos têm servido como embasamento para a construção do conceito de BI.

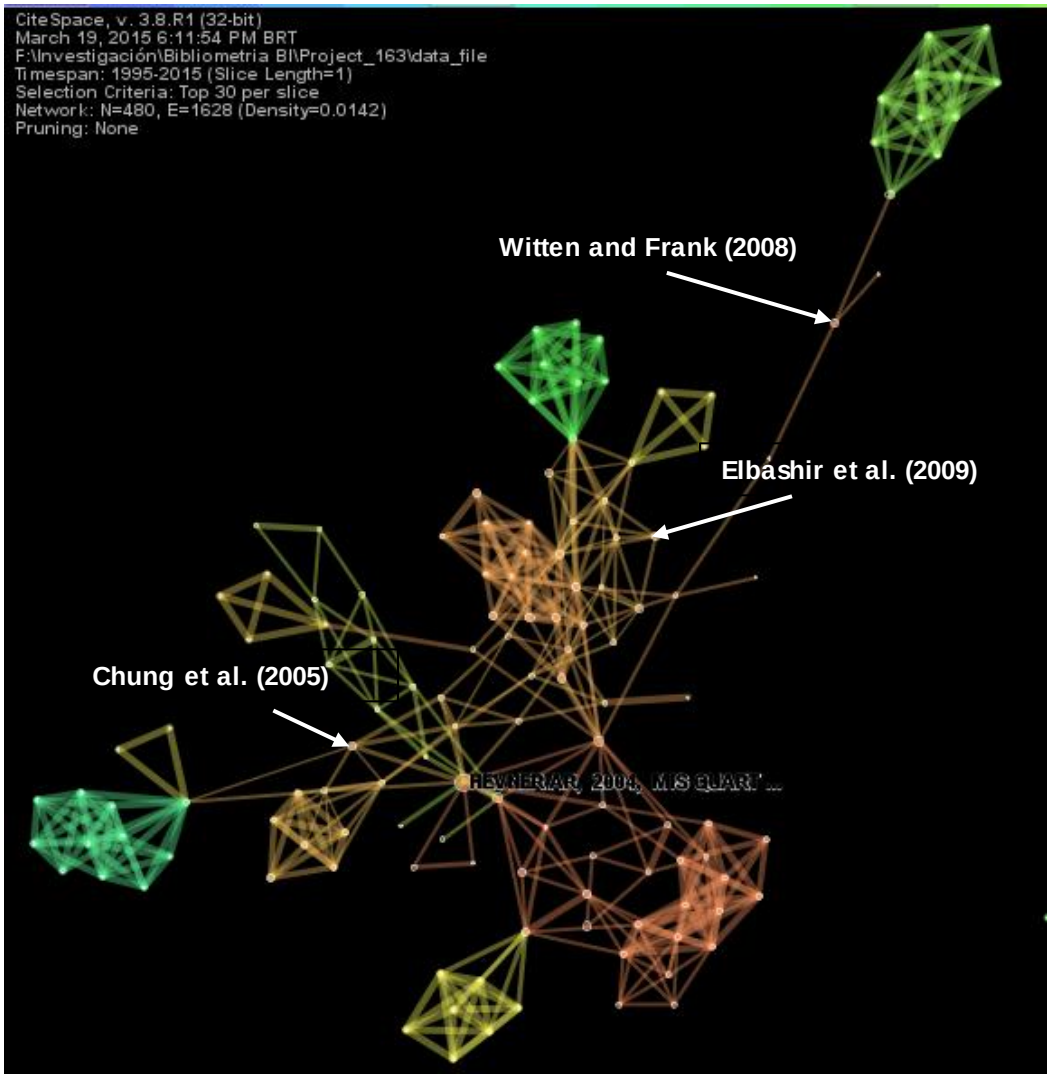
Figura 6 - Rede de citação e cocitação no período 1990 – 2008 para a amostra da base de dados de *ISI Web of Science*



Fonte: Elaborado pela autora

Da segunda rede da Figura 7 para o período de 2008 a 2014, os trabalhos com maior centralidade na rede de cocitações e número de citações são: o artigo de Chung, Chen e Nunamaker Jr. (2005): *"Visual framework for knowledge discovery on the Web: An empirical study of business intelligence exploration"*, que propõe um modelo para a descoberta de informações na *web*, com o intuito de diminuir a sobrecarga de informação proveniente da internet; o artigo de pesquisa de Elbashir, Collier e Davern (2008): *"Measuring the effects of business intelligence systems: The relationship between business process and organizational performance",* sobre a avaliação de BI a partir de sua influência no desempenho organizacional; e, finalmente, o livro sobre técnicas de *data mining* de Witten e Frank (2005): *"Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques".* Destaca-se que existem outros artigos das redes apresentadas com têm alta centralidade, porém possuem um número menor de citações.

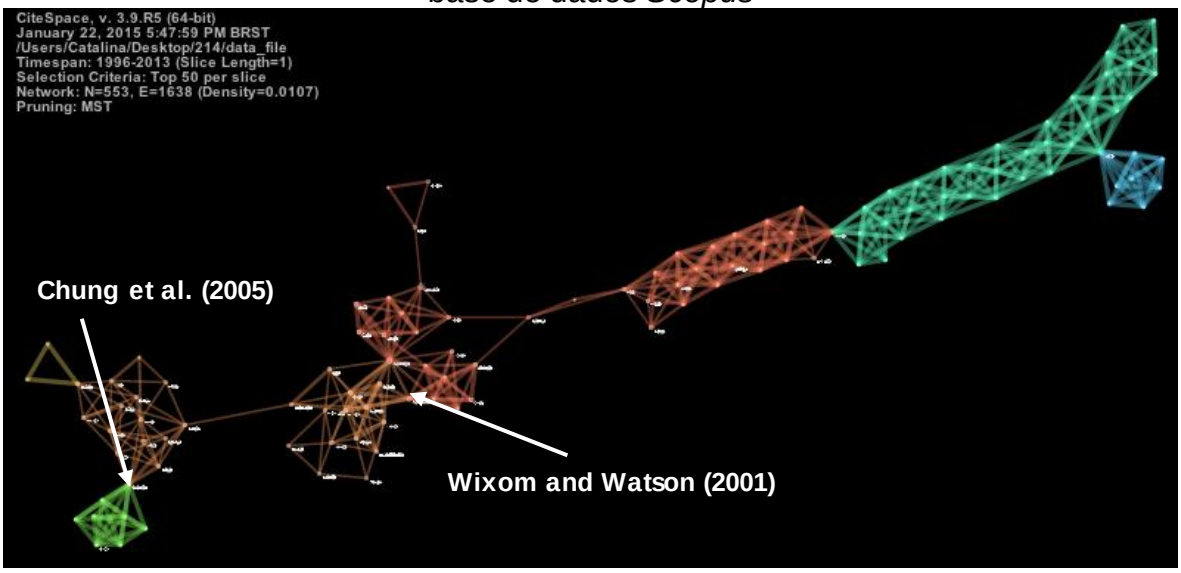
Figura 7 - Rede de citação e cocitação no período 2008 – 2014 para a amostra da base de dados de *ISI Web of Science*



Fonte: Elaborado pela autora

Finalmente, o processamento de da amostra obtida da base de dados proveniente do *Scopus* em *CiteSpace* resultou em uma única rede, apresentada na Figura 8, que inclui as publicações mais antigas em tons frios e as mais recentes em tons quentes. Da mesma forma que a segunda rede construída a partir da base de dados *ISI Web of Science*, a pesquisa de Chung, Chen e Nunamaker Jr. (2005) apresenta uma grande quantidade de citações e um alto grau de centralidade. Adicionalmente, nesta rede destaca-se a pesquisa empírica de Wixom e Watson (2001): *"An empirical investigation of the factors affecting data warehousing success"*, que examina as dimensões de sucesso para a implantação de sistemas de *data warehouse.*

Figura 8 - Rede de citação e cocitação no período 1996 – 2014 para a amostra da base de dados *Scopus*



Fonte: Elaborado pela autora

2.3.3 Análise da base de dados Scielo

A análise da base de dados Scielo, permitiu identificar o estado da arte do domínio de conhecimento de BI em América Latina. Os 17 trabalhos selecionados podem-se agrupar em duas linhas principais: (1) casos de aplicação de ferramentas de BI, com 12 artigos, e (2) arquitetura de BI e algoritmos de análise de dados, com 5 artigos. Destaca-se o fato de que não foram encontrados artigos nesta base de dados que versem sobre avaliação e gestão de sistemas de *business intelligence.* Pode-se afirmar que a pesquisa na área de BI na América Latina encontra-se ainda num estado exploratório o que se evidencia no fato de que a maioria de pesquisas são estudos de caso.

2.4 COMENTÁRIOS DA ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA

Partindo das lacunas na mensuração e avaliação de BI, optou-se por realizar uma caracterização do domínio de pesquisa de BI por meio de uma análise bibliométrica, com o objetivo de analisar seu nível de desenvolvimento e identificar os possíveis *gaps* conceituais. Nesse sentido, uma das implicações práticas dessa análise é a identificação das principais correntes de pesquisa e as oportunidades de contribuição teórica, que são apresentadas na sequência.

Destaca-se, em primeiro lugar, a tendência de crescimento constante que apresenta a área de pesquisa de BI, o que foi comprovado através da análise das publicações por ano e pelo fato de que os trabalhos com maior quantidade de citações são de anos recentes, no período de 2003 a 2012. Adicionalmente, tendo em vista que a maioria das publicações analisadas são da década de 90 ou posteriores a isso, pode-se dizer que o conceito de BI e seu domínio de pesquisa associado é relativamente novo (esse ponto será tratado com mais profundidade nos pontos 3.1.1 Conceito de *Business Intelligence* e 3.1.3 Evolução do conceito de BI). Consequentemente, é possível dizer que esse campo de pesquisa ainda não alcançou a saturação e existe espaço para novas contribuições.

É importante destacar que foi percebida uma grande dispersão nas publicações por autor, porém existem as que apresentam uma grande quantidade de citações, como as de Nelson, Todd e Wixom (2005) e Arnott e Pervan (2005), cujos trabalhos podem ser considerados fundamentais para o domínio de pesquisa de BI. Também é importante ressaltar o artigo de Chen, Chiang e Storey (2012) que, embora seja recente, apresenta um alto índice de citações por ano, indicando a importância que têm ganhado, nos últimos anos, questões como *Big Data, mobile*, computação em nuvem e *social media*. Pode-se dizer que esses constructos estão abrindo um novo e interessante campo de pesquisa, assunto será tratado com maior consistência no ponto 3.1.4 Tendências tecnológicas em BI.

A análise da linha editorial dos *journals* mais citados permitiu identificar as correntes de pesquisa mais significativas. Destacam-se, principalmente, as publicações relacionadas às aplicações e algoritmos de BI. As publicações relacionadas à gestão e avaliação de BI têm uma menor participação nas amostras selecionadas, o que confirma o vazio encontrado incialmente na literatura, em relação aos modelos para mensuração de BI e, portanto, a pertinência de mais pesquisas nesse sentido.

Finalmente, a análise das redes de citação e cocitação possibilitou delinear a evolução do campo de pesquisa de BI. Os primeiros trabalhos usavam a abordagem metodológica de estudo de caso e estavam focados na construção do conceito de BI e seu componente estratégico, enquanto os trabalhos mais recentes estão centrados em técnicas e algoritmos de *Data Mining*, ferramentas para geração de informação a partir da *web* e avaliação de BI.

Por conseguinte, a análise bibliométrica permite concluir a pertinência desta pesquisa como nova contribuição para o campo de estudo de BI que ainda se encontra em desenvolvimento. Ademais, pode ser uma contribuição para o vazio existente em relação ao número limitado de pesquisas que focam na avaliação dos impactos e resultados dos sistemas de BI. Esse assunto será aprofundado na revisão de literatura (item 3.2.2 Modelos de avaliação de BI). Adicionalmente, esta análise permitiu fazer uma varredura horizontal em relação à produção acadêmica do campo de pesquisa de BI, garantindo que a revisão de literatura tenha um embasamento teórico abrangente.

A principal limitação desta bibliometria foi ter que analisar de forma independente as duas amostras coletadas das bases de dados *Scopus* e *ISI Web of Science*, uma vez que as ferramentas de análise não facilitam a integração. Oportunidades de pesquisa futura incluem a análise de várias amostras integradas para dar maior robustez aos achados.

3. REVISÃO DE LITERATURA

Na sequência, é apresentada a revisão de literatura pertinente ao problema de pesquisa. Em primeiro lugar, são discutidos aspectos relacionados ao conceito de *Business Intelligence*, como sua definição, evolução histórica do conceito, os principais componentes dos sistemas de BI, as tendências tecnológicas em BI e, por último, analisa-se a relação do BI com os constructos relacionados: inteligência competitiva e gestão do conhecimento. Posteriormente, é realizada uma discussão sobre os modelos teóricos para o sucesso dos sistemas de informação, a avaliação de BI e o sucesso de BI. Finalmente, é feita a revisão de literatura para cada uma das variáveis que compõem o modelo conceitual da presente pesquisa.

3.1 *BUSINESS INTELLIGENCE*

Neste ponto, são abordados aspectos gerais relacionados ao conceito de *Business Intelligence.* Primeiramente, é apresentada a definição de BI, segundo vários autores. Depois, expõe-se um pequeno resumo da evolução histórica do constructo de BI, desde os sistemas de suporte à decisão até os sistemas de *Business Performance Management* (BPM) e os três principais componentes de um sistema BI: (1) tecnologias para o armazenamento, (2) a análise de dados e (3) a interface com os usuários. Mais tarde, são apresentadas as novas tendências tecnológicas: *mobile*, Big Data, computação em nuvem e social media; e é analisada a relação entre elas e com BI. Na sequência, discute-se a relação de BI com os constructos de inteligência competitiva e gestão do conhecimento. Finalmente, com base nesses itens, é indicada a delimitação para o constructo de BI que será utilizada nesta pesquisa.

3.1.1 Conceito de *Business Intelligence*

O trabalho de Luhn (1958) apresenta uma das primeiras menções ao termo Sistema de *Business Intelligence*: máquinas que usam o processamento de dados para abstrair e codificar documentos, segundo o autor. Mais tarde, Cleland e King (1975) definiram um modelo que chamaram de Sistemas de *Business Intelligence* Competitivos, para a operacionalização da Inteligência Competitiva (IC) dentro da organização, destacando a importância de sistematizar o processo de IC. Porém, o termo BI, como é entendido hoje - um sistema de coleta e análise de dados de

externos e internos, para apoiar o processo de tomada de decisão -, só foi usado desde a década de oitenta (GHOSHAL; KIM, 1986; GILAD; GILAD, 1985, 1986). Na sequência, são apresentadas definições apresentadas atuais de BI.

Elbashir, Collier e Davern (2008) definem os sistemas de BI como uma classe importante de sistemas para a análise e geração de relatórios de dados que fornece aos gestores de vários níveis da organização informações relevantes, em prazos adequados e fácies de aplicar, habilitando-os para tomarem as melhores decisões. Arnott e Pervan (2005) destacam que BI é um tipo de sistema de suporte para a tomada de decisão, orientado a dados e ao modelo, focado nos reportes para a gestão de processos. Já Vriens (2008) ressalta que o termo *Business Intelligence* é usado para indicar um conjunto de ferramentas de TI que habilitam os gestores a visualizar e analisar dados organizacionais relevantes ao processo de tomada de decisão estratégica. Por sua vez, Ranjan (2009) ressalta que BI é uma ampla categoria de aplicações tecnológicas para compilar, fornecer acesso e analisar dados, com o propósito de ajudar os usuários da empresa a tomar melhores decisões.

Segundo Popovič et al. (2012), os sistemas de BI podem ser definidos como informação de qualidade em armazéns de dados bem estruturados, acoplados a *softwares* com interfaces amigáveis para as áreas de negócios, que fornecem aos trabalhadores do conhecimento acesso oportuno, análise efetiva e uma apresentação intuitiva da informação correta, habilitando-os a tomar a ações ou decisões corretas. Já Işik, Jones e Sidorova (2013) definem BI como um sistema que abrange elementos técnicos e organizacionais, o qual apresenta aos usuários informação histórica para a análise, que permite a tomada de decisão estratégica e o suporte à gestão, com o objetivo geral de melhorar o desempenho organizacional.

Os sistemas de BI suportam o processo de tomada de decisão em todos os níveis gerenciais. Diferenciam-se de outros sistemas de informação por possuírem um escopo mais amplo, análise multivariada de dados semiestruturados que procedem de diferentes fontes e em uma apresentação multidimensional. Contribuem para a otimização dos processos e recursos, e melhoram o procedimento de tomada de decisão (OLSZAK; ZIEMBA, 2006). Segundo Ghoshal e Kim (1986), o principal objetivo de um sistema de BI é fornecer informação útil, legitimando-se por suportar

diretamente o desempenho do negócio. Alguns autores ressaltam que o propósito de BI é ajudar a controlar vastos estoques de dados ao redor e dentro da organização, por meio de sua identificação e posterior transformação em informações e conhecimentos condensados e úteis (LÖNNQVIST; PIRTTIMÄKI, 2006; PIRTTIMÄKI; LÖNNQVIST; KARJALUOTO, 2006).

Tendo em vista as definições de BI apresentadas, deduz-se que alguns autores entendem BI como um processo (HANNULA; PIRTTIMÄKI, 2003) ou ainda como um conjunto de informações (GHOSHAL; KIM, 1986). Esse fato é ressaltado por Lönnqvist e Pirttimäki (2006), para os quais o termo BI é dualístico, referindo-se a: (1) informação e conhecimento relevantes para descrever o ambiente de negócios, a organização em si mesma e sua situação em relação a seus mercados, consumidores, concorrentes e questões econômicas, e (2) ao processo de que produz a inteligência descrita. Os autores que definem BI como sendo a inteligência ou processo para gerar inteligência, também incluem o constructo Sistemas de BI, ou seja, todas as ferramentas e aplicações de TI que possibilitam o processo mencionado (ELBASHIR; COLLIER; DAVERN, 2008; HANNULA; PIRTTIMÄKI, 2003).

Contrariamente, existe outra corrente de pesquisadores que definem BI como um tipo específico de sistema de informação (FROLICK; ARIYACHANDRA, 2006; ISIK; JONES; SIDOROVA, 2011). Seguindo essa corrente, na presente pesquisa, os termos BI e sistemas de BI serão usados indistintamente para referir-se ao objeto de pesquisa, e serão entendidos como: “um sistema de informação que integra dados de diferentes fontes e de outros sistemas de informação organizacionais e os processa para transformá-los em informação, que é fornecida aos usuários para apoiar o processo de tomada de decisão, assim como outros processos organizacionais”.

Os autores Farbey, Land e Targett (1995) propõem uma taxonomia para os sistemas de informação. Uma vez que nesta pesquisa BI será entendido como um sistema de informação, é conveniente analisar a possível classificação de BI nessa taxonomia. Como destacado por Laurindo (2008), a vantagem desta classificação é não estar voltada unicamente para a avalição, se não também para a ação prática.

De forma intuitiva, poder-se-ia dizer que os sistemas de BI se encontram no quarto degrau da escada de Farbey, que inclui todos os sistemas de gestão da informação e de suporte à decisão. Esses sistemas fornecem “melhores” informações que habilitam aos trabalhadores do conhecimento a aprimorar o controle do negócio e tomar decisões baseando-se em informação. No caso, o termo “melhores” abarca as informações mais relevantes, confiáveis, precisas, oportunas e com uma interface amigável aos usuários (FARBEY; LAND; TARGETT, 1995).

Embora, essa definição seja claramente aplicável aos sistemas de BI existe um ponto de vista alternativo. Dependendo do uso que a empresa faz de seus sistemas de BI, ele poderia ser classificado no sétimo degrau, ou seja, como um sistema estratégico. Isso depende em grande medida, da qualidade do sistema e de seu nível de uso. Adicionalmente, existem casos em que o sistema de BI tem sido uma ferramenta usada pela organização como parte do desdobramento estratégico (RAMIREZ; MORAES, 2014). Dessa forma, poder-se-ia dizer que, para uma empresa que se aprofunde no uso da informação, os sistemas de BI se classificariam no degrau Sistemas Estratégicos, na taxonomia de Farbey, podendo obter vantagem competitiva, melhorar a produtividade e o desempenho, e introduzir novas formas de gestão e organização.

Finalmente, é importante ressaltar que Davenport (2006) introduz o conceito de *Analytics Competitor,* para ressaltar que as organizações que realizam análises aprofundadas sobre os dados que possuem, estão gerando vantagem competitiva, usando, por exemplo, modelos preditivos ou integrando dados internos e externos. Nesse sentido, o autor define *Business Analytics* (BA) como o uso extensivo de dados, análises estatísticas e quantitativas, modelos preditivos e explanatórios, e gestão baseada em dados para direcionar as ações e decisões. A partir dessa pesquisa, alguns autores têm começado a usar o termo *Business Intelligence and Analytics* (BI&A) para se referir a BI e a suas ferramentas analíticas, com o intuito de destacar a importância das ferramentas analíticas (ARNOTT; PERVAN, 2014; CHEN; CHIANG; STOREY, 2012; KOWALCZYK; BUXMANN, 2014). Não obstante, e como será apresentado no ponto 3.1.2, as ferramentas analíticas são uns dos principais componentes de BI e, por isso, BI&A poderia ser um termo redundante. Como destacado por Arnott e Pervan (2014), a definição de BI e BA é quase

idêntica. Portanto, nesta pesquisa, BI será entendido como um sinônimo de BA e BI&A.

3.1.2 Componentes de um sistema de BI

A revisão de literatura feita por Arnott e Pervan (2005) ressalta que os sistemas de suporte à decisão são uma área da disciplina de SI focada no suporte e aprimoramento do processo de tomada de decisão executiva. Esses sistemas incluem: Sistemas de Informação Executiva (em inglês EIS – *executive information systems*), Sistemas *On-line Analytical Processing* (OLAP), *Data Warehousing* e BI. Contrariamente, outros incluem os OLAPs e os *Data Darehouses* como componentes de BI, não como sistemas de informação de uma mesma categoria (MARCH; HEVNER, 2007). A presente pesquisa adere à segunda definição, ou seja, os sistemas OLAP e de *data warehouse* como componentes dos sistemas de BI.

Na sequência, são apresentados os principais componentes de um sistema de BI. Em primeiro lugar, destacam-se as tecnologias para aquisição e armazenamento de dados. Depois são apresentadas as ferramentas para a extração e análise de dados, e, finalmente, as ferramentas que permitem a visualização dos dados e, portanto, servem de interface com usuários finais dos BIs.

- **Tecnologias para aquisição e armazenamento de dados:**

(1) *Data Warehouse*: Wixom e Watson (2001) destacam que um *data warehouse,* ou *data mart* (DM) de pequena escala, é um repositório de dados especialmente preparado para suportar o processo de tomada de decisão. Seu propósito primário é integrar dados ao longo da organização. Frequentemente, os dados residem em fontes diversas e heterogêneas, e cada uma requer expertise e coordenação para acessá-los. Segundo Inmon (1992, apud MARCH, et al. 2007, p. 1031) trata-se de uma coleção de dados orientada a objetos, integrada, que não varia com o tempo e não atualizável, usada para suportar os sistemas de BI e o processo de tomada de decisão. Já Olszak e Ziemba (2006) ressaltam que os DW são usados para armazenar um resumo detalhado de dados e metadados, com o objetivo de incrementar a eficácia das consultas. Esses

dados são submetidos ao processo de agregação, associados geograficamente, por período de tempo ou por linha de produto, por exemplo. Os autores ressaltam que a utilidade desses sistemas depende principalmente da qualidade dos dados armazenados. De forma similar ao DW, os DM contêm dados operacionais. A principal diferença é que os DM suportam uma função, processo ou unidade de negócio específica (RANJAN, 2009).

(2) *Extraction-transformation–loading* (ETL), são responsáveis pela extração, transformação e carregamento dos dados. A extração envolve a obtenção de dados originários de diferentes recursos, como sistemas legados e fontes externas, cujos dados, resultado da extração, são usualmente armazenados em bases de dados relacionais, facilitando seu posterior processamento e transformação. A transformação é a etapa mais complexa, pois significa a unificação dos dados, cálculo dos agregados necessários e identificação de dados perdidos ou duplicados. Por fim, o carregamento de dados inclui fornecer os *data warehouses* com os dados agregados e filtrados (MARCH; HEVNER, 2007; OLSZAK; ZIEMBA, 2006)

- **Tecnologias para a análise de dados:**

(1) *On-line Analytical Processing*: suporta visões multidimensionais e sumarizadas dos dados do negócio armazenados no *data warehouse.* Objetivam, principalmente, a geração de relatórios, conforme as dimensões ou critérios predefinidos pelos usuários e a otimização de buscas de grandes arquivos de dados por meio da geração automática de consultas *Structured Query Language* (SQL) (MARCH; HEVNER, 2007; OLSZAK; ZIEMBA, 2006; RANJAN, 2009).

(2) Data Mining: é uma extensão da análise tradicional de dados e as abordagens estatísticas que incorporam técnicas oriundas de uma gama de disciplinas: análise numérica, *pattern matching,* áreas de inteligência artificial como *machine learning,* redes neurais e algoritmos genéticos, etc. (JACKSON, 2002). Envolve a descoberta de padrões variados,

generalizações, regularidades e regras nos recursos de dados, cujo conhecimento resultante pode ser utilizado em duas direções: a predição, que consiste em usar variáveis conhecidas para predizer o futuro, e a descrição, que inclui criar conhecimento claro e entendível para interpretação humana em forma de gráficos, fórmulas, regras e tabelas (OLSZAK; ZIEMBA, 2006).

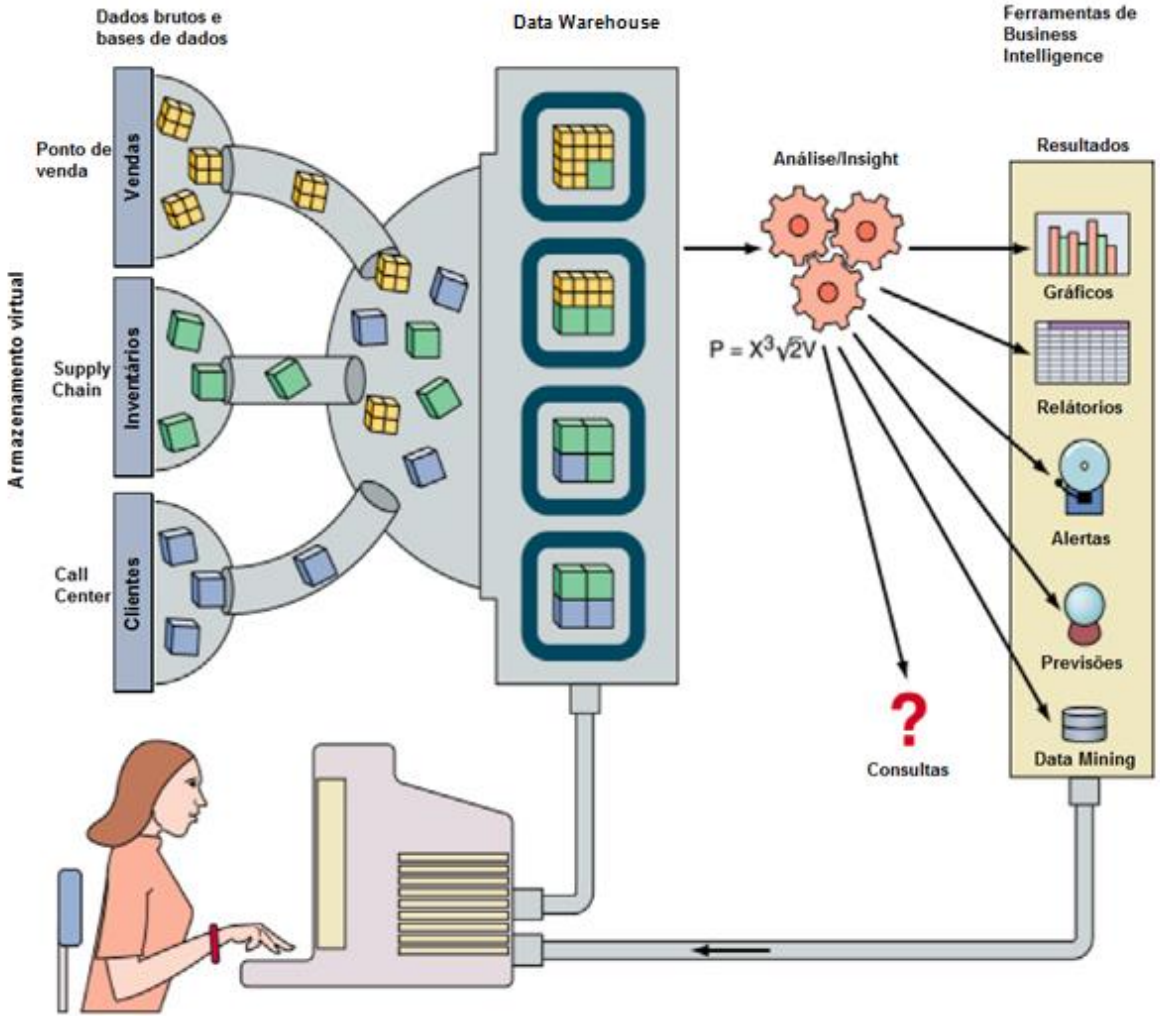
- **Interface com os usuários:**

(1) *Dashboards:* fornece uma visão abrangente das mensurações de desempenho organizacional, também conhecidas como indicadores de *performance*, tendências e exceções. Integram informações de múltiplas áreas de negócio e apresentam gráficos que mostram o desempenho real comparado com o planejado (TURBAN; SHARDA; DELEN, 2010). Um exemplo de ferramenta de gestão estratégica que permite a visualização é o Balance Score Card (BSC), uma vez que apresenta ferramentas de interação com os usuários para apresentação de indicadores que desdobram o planejamento e objetivos estratégicos organizacionais (RANJAN, 2009; RESTREPO; ESTRADA; RAMIREZ, 2007).

(2) Outras ferramentas de visualização: Esta categoria inclui portais coorporativos, apresentação de cubos multidimensionais e realidade virtual que são parte integrante dos sistemas de BI. Cabe ressaltar, ainda, que algumas ferramentas de visualização dos sistemas de informação executivos foram transformadas em *software* de BI (TURBAN; SHARDA; DELEN, 2010).

Segundo Ranjan (2009) um sistema de BI pode ser entendido como uma combinação de *data warehouse* com sistemas de apoio à decisão. A Figura 9 apresenta como os dados gerados de diversas fontes podem ser extraídos e armazenados, e mais tarde, recuperados para análise.

Figura 9 – Representação gráfica de um sistema de BI



Fonte: Ranjan (2009)

3.1.3 Evolução do conceito de BI

Arnott e Pervan (2005) definem BI como uma evolução dos *Executive Information Systems*, um tipo específico de *Decision Support System* (DSS), orientado a dados e focado no suporte à decisão de todos os níveis gerenciais, embora estes sejam chamados de sistemas executivos. Segundo os autores, o movimento de BI, surgido ao final dos anos 90, mudou a direção ou a ênfase dos EIS, focando nos sistemas empresariais integrados. Adicionalmente, a inclusão de *dashboards* e o fornecimento de dados *on-line* mudaram a interação dos usuários com o sistema. Na atualização da pesquisa, Arnott e Pervan (2014) afirmam que houve uma mudança no título de EIS e DW para BI, que é explicada pelo fato de que os sistemas de BI do ano 2000 em frente usam tecnologias de apresentação diferentes, isto é, estão implantados

transversalmente na organização em uma ampla variedade de plataformas, incluindo os dispositivos móveis dos funcionários.

Contrariamente, Frolick e Ariyachandra (2006) afirmam que os sistemas de BI são o resultado de um processo evolutivo que começou com os sistemas de suporte para a decisão, passando pelos sistemas de *data warehouse* até os sistemas de *Business Performance Management*. No Quadro 1, definem-se cada um desses sistemas.

Quadro 1- Evolução histórica dos sistemas de suporte à tomada de decisão, segundo Frolick e Ariyachandra (2006)

Evolução histórica do suporte à tomada decisão	
Sistemas de suporte a decisão (DSS)	Suporte baseado em computação para os tomadores de decisões de gestão que tratam problemas semiestruturados.
Sistemas de informação executivos (EIS)	Sistema baseado em computador que serve as necessidades de informação dos executivos.
Data Warehouse (DW)	Coleção de dados para suporte à tomada de decisão, integrada, variável no tempo, e não volátil.
Business Intelligence (BI)	Ampla categoria de aplicações e tecnologia para a coleta, armazenamento, análises e fornecimento de acesso a dados para ajudar aos usuários a tomar melhores decisões.
Business Performance Management (BPM)	Serie de processos de negócio e aplicações estruturadas para otimizar ao mesmo tempo o desenvolvimento e execução da estratégia de negócio.

Fonte: Frolick e Ariyachandra (2006)

Em oposição às afirmações desses autores, Vukšić, Bach e Popovič, (2013), ao invés de falar de BPM como uma evolução de BI, afirmam que são dois tipos de aplicações diferentes e integráveis. Os autores destacam que a principal deficiência dos sistemas de BI é que não permitem associar os dados com os processos. Embora os sistemas de BPM permitam essa integração, eles têm a deficiência de não terem ferramentas sofisticadas para a análise dos dados, como acontece com os sistemas de BI. Portanto, os autores recomendam a incorporação de BI aos sistemas de BPM, de modo a conseguir, assim, um sistema mais abrangente.

Já Chen, Chiang e Storey (2012) classificam a evolução de *Business Intelligence and Analytics* (BI&A) em três estágios principais:

- BI&A 1.0: se baseia-se em *Data Managament* e *Data Warehousing,* usando ferramentas como DM, ETL, OLAP e BPM descritas no ponto 3.1.2. Além das funções de elaboração de relatórios, a análise estatística e as técnicas de *Data Mining* são adotadas para análise de associação, segmentação de dados e criação de *clusters*, análise de classificação e de regressão, detecção de anomalias e modelagem preditiva em várias aplicações de negócio. Essas ferramentas já estão incluídas na maioria dos sistemas de BI que existem no mercado.

- BI&A 2.0: Seu início foi marcado pelo começo da Web 1.0. Motores de busca, como Google e Yahoo, e *e-commerce,* como Amazon e E-bay, permitiram às organizações interagir diretamente com seus consumidores. Mais tarde, o surgimento da Web 2.0, com sistemas como *social media* e o *crowdsourcing*, tornou necessárias ferramentas como *text analytics* e *web analytics,* que permitem analisar informações desestruturadas que vêm da Web sobre as companhias, indústrias, produtos e consumidores. A Web 2.0 pode, de forma eficiente e oportuna, juntar realimentação e opiniões de diversas populações de clientes para diferentes tipos de negócios. Segundo os autores, ainda é necessária a integração de técnicas maturas e escaláveis em *text mining*, *web mining*, análise de redes sociais e análise espaço-temporal.

- BI&A 3.0: esta última etapa foi marcada pelo surgimento de dispositivos móveis e baseados em sensores. As habilidades desses dispositivos móveis, como *smartphones* e *tablets*, habilitados com internet para suportar operações e transações altamente móveis, com funções de localização e centrados em pessoas, continuam a oferecer novos desafios e oportunidades de pesquisa. Embora a *Web* 3.0, baseada em dispositivos móveis e sensores, seja uma realidade, as técnicas para coletar, processar, analisar e visualizar a grande quantidade de dados gerados por essas tecnologias são ainda desconhecidas. Sistemas comerciais que integrem essas técnicas e

ferramentas estão projetados para o futuro próximo. A maioria das pesquisas na área de BI móvel estão ainda em estado embrionário.

3.1.4 Tendências tecnológicas em BI

Carter e Hupfer (2014) ressaltam no IBM Trends Report 2014 que sete de cada 10 empresas têm implantado tecnologias como computação em nuvem, *social media*, *mobile* e *Big Data*, as quais estão fortemente ligadas a BI, uma vez que geram, armazenam ou processam dados e informação. Portanto, neste ponto se descrevem essas tecnologias, suas relações com BI e as implicações para esta pesquisa.

Cloud computing

A computação em nuvem tem surgido como uma abordagem eficiente que permite acesso em rede de forma ubíqua e sob demanda a um conjunto de recursos computacionais flexíveis e reconfiguráveis, que incluem: redes, servidores, armazenamento, aplicações e dispositivos, que podem ser rapidamente implantados com um mínimo esforço administrativo e/ou interações com o fornecedor do serviço (LI et al., 2012). Segundo Al-Aqrabi et al. (2015), a computação em nuvem pode ajudar a afrontar alguns desafios que tem hoje BI em relação à infinita expansão dos *data warehouses*, por causa do incremento no volume de dados, assim como as demandas de OLAP nas redes subjacentes. Dessa forma, pode-se dizer que a computação em nuvem é um impulsor dos sistemas de BI, uma vez que permite armazenar uma quantidade crescente de informações que pode ser recuperada de forma ubíqua para sua integração, processamento e análise.

Adicionalmente, as tecnologias de computação em nuvem podem ajudar a implantar de forma rápida e abrangente as contribuições das mídias sociais e dos dispositivos móveis, melhorando a gestão da informação gerada por estes e permitindo a coleta de informações de uma ampla variedade de fontes (CARTER; HUPFER, 2014).

Social media

Social media surge a partir da *Web* 2.0, na qual o conteúdo é criado, compartilhado e suportado por algoritmos e estruturas de dados que encorajam a edição e compartilhamento de tudo o gerado pelos usuários (MEREDITH; O'DONNELL,

2010). Segundo Abrahams et al. (2012), o termo *social media* pode ser definido como serviços em linha que fornecem aos usuários, de forma descentralizada, a criação de conteúdos, incluindo edição e etiquetagem, interação social e adesões abertas ao público em geral. Os autores inserem, dentro desta categoria: fóruns de discussão pública, conteúdos tipo Wikipedia, comunidades abertas em linha ou redes sociais, e comentários dos clientes sobre produtos.

Geralmente, a informação produzida pela *social media* é desestruturada e sua extração requer a aplicação de tecnologias como *text mining* e *web mining*. O estudo de caso de Abrahams et al. (2012) apresenta um exemplo clássico de BI a partir de *social media*. Os autores usaram *text mining* em um fórum de discussão *on-line* para entusiastas de carros, a fim de encontrar, categorizar e priorizar defeitos em automóveis.

Mobile

A habilidade de coletar conteúdo rigoroso, localizado geograficamente em um contexto específico e altamente personalizado, por meio de dispositivos móveis, tem gerado novas possibilidades para sistemas de BI avançados e inovadores, adicionadas a isso as vantagens de *hardware* e conteúdo. O ecossistema único de aplicações desenvolvido por uma comunidade de voluntários oferece um novo espaço para pesquisa em BI (CHEN; CHIANG; STOREY, 2012).

A nova geração de dispositivos móveis, como *smartphones* e *tablets*, habilitam os funcionários para acessar questões do negócio em qualquer momento e lugar (VERKOOIJ; SPRUIT, 2013). Existem ainda aplicações específicas de BI para dispositivos móveis, chamadas de BI móvel, definidas por Verkooij e Spruit (2013; p. 23) como a capacidade que habilita a força de trabalho a ganhar *insights* sobre os negócios ao usar aplicações otimizadas para dispositivos móveis. O estudo de caso de Ramirez e Moraes (2014) mostra como a implantação de uma aplicação móvel de BI faz parte do desdobramento estratégico de uma empresa farmacêutica que procurava dar ferramentas aos seus representantes para melhorar a interação destes com os médicos durante as apresentações dos medicamentos. Embora tenha sido uma implantação exitosa, destaca-se o fato de que existe uma limitação na capacidade de processamento de consultas por meio do dispositivo móvel.

Big data

McAfee e Brynjolfsson (2012) ressaltam que o *Big Data* tem o potencial para transformar a forma de fazer negócios, uma vez que permite mensurar e, portanto, administrar de forma mais precisa. Além disso, faz melhores projeções e decisões mais inteligentes, podendo direcionar as intervenções, inclusive em áreas que antes eram dominadas pelo instinto e intuição no lugar de dados e rigor.

Segundo Chen, Chiang e Storey (2012), *Big Data* e *Big Data Analytics* são usados para descrever o conjunto de dados e as técnicas analíticas em aplicações que são muito grandes (desde *terabytes* até *exabytes*) e complexas (desde sensor até mídias sociais), e que, nesse sentido, requerem uma tecnologia avançada para armazenamento, gestão, análise e visualização. Porém, Arnott e Pervan (2014) argumentam que não existe uma definição aceita de *Big Data*, mas que a essência do conceito é o incremento em volume e velocidade de dados mantidos pelas empresas. Na mesma de linha de raciocínio, Mcafee e Brynjolfsson (2012) afirmam que *Big Data* pode ser definido em termos dos 3Vs: (1) volume, que se refere ao crescimento da quantidade de dados – os volumes considerados grandes estão no tamanho de *terabytes* ou mais; (2) velocidade, que descreve a rapidez na criação de dados, como também a rapidez com a qual os dados podem ser acessados para processamento e análise – o acesso em tempo real geralmente é mencionado em conexão com a velocidade, e (3) variedade, a qual abarca os diferentes tipos e fontes de dados, que podem ser mais o menos estruturados.

Segundo, Kowalczyk e Buxmann (2014), *Big Data* é uma abordagem de BI orientada a dados. Dessa forma, os autores argumentam que *Big Data* está orientado ao fornecimento de dados como fonte que pode ser utilizada pelas organizações, e BI fornece as metodologias e tecnologias para a análise de dados que podem melhorar o entendimento do negócio e a tomada de decisão.

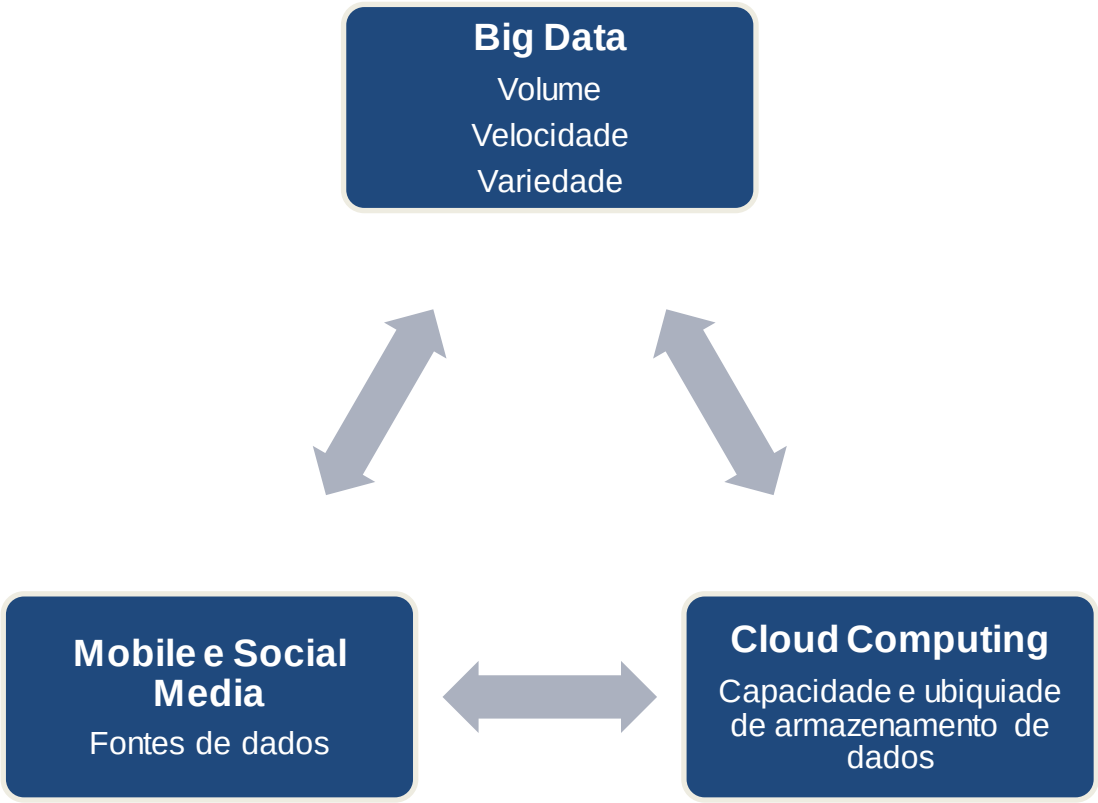
Comentários finais

Como foi apresentado neste ponto, cada uma das tecnologias descritas – *Big Data*, computação em nuvem, *social media* e dispositivos móveis – estão relacionadas entre elas e com BI. Em primeiro lugar, as *social media* e os dispositivos móveis têm contribuído para um aumento exponencial da geração de dados. Como afirmado por

Mcafee e Brynjolfsson (2012), cada um de nós é um gerador de dados andante. Esse aumento significativo na quantidade de dados gerada tem contribuído para o surgimento do constructo *Big Data*, que explica a criação de um grande volume de dados de forma veloz e proveniente de uma variedade de fontes. Por fim, computação em nuvem serve como infraestrutura para armazenar o grande volume de dados gerados e também possibilitar o acesso fácil e ubíquo a esses dados.

Na Figura 10, apresenta-se graficamente a relação entre essas quatro tecnologias, que tem contribuído para alavancar os sistemas de BI, tornando-os mais relevantes e necessários, uma vez que esses sistemas fornecem as ferramentas analíticas para o processamento da grande quantidade de dados coletados.

Figura 10 – Relação entre Big Data, computação em nuvem, móbile e mídias sociais



Fonte: Elaborado pela autora

3.1.5 BI e outros domínios do conhecimento

O constructo de *Business Intelligence* frequentemente é confundido e/ou usado como sinônimo de outros conceitos associados como Inteligência Competitiva (IC) e

Gestão do Conhecimento (GC). Na sequência, é apresentada uma discussão da relação de BI com esses constructos.

***Business Intelligence* e inteligência competitiva**

É necessário ressaltar que, geralmente, os conceitos de *Business Intelligence* e Inteligência Competitiva são algumas vezes usados como sinônimos (VRIENS, 2008). Embora alguns autores tentem delimitá-los, ainda não há consenso no mundo acadêmico sobre a abrangência de cada um. Existem duas correntes de pesquisa com posições contrárias: os que afirmam que BI é o conceito mais amplo e que abrange Inteligência Competitiva, e os que argumentam que Inteligência Competitiva é o conceito mais amplo e que BI diz respeito a sistemas de informação que operacionalizam os conceitos de IC.

Por exemplo, Cavalcanti (2005) assinala que BI cobre um espectro mais amplo do que IC, enquanto IC foca principalmente no microambiente, ou seja, nas áreas funcionais do interior da empresa. Nessa perspectiva, BI cobre tanto o micro como o macroambiente, o qual inclui concorrentes, fornecedores, distribuidores e consumidores. Por sua vez, Lönnqvist e Pirttimäki (2006) destacam que, na literatura americana, o termo IC é usado frequentemente, e as fontes e ambientes externos são ressaltados. Contrariamente, na literatura europeia, o termo BI é considerado um conceito mais amplo, que cobre IC e outros termos relacionados à inteligência, como *market intelligence, strategic intelligence, customer intelligence* e *competitor intelligence.* Finalmente, Ranjan (2009) destaca que inteligência competitiva é um campo especializado de BI que foca unicamente no ambiente competitivo externo.

Por outro lado, Turban, Sharda e Delen (2010) afirmam que IC envolve mais elementos do que BI. Uma diferença entre eles é que IC implica o rastreamento do que os competidores estão fazendo por meio da coleta de fontes sobre as atividades e processos recentes. Já nas iniciativas de BI, algumas fontes de dados são incluídas no processo de análise, mas elas sempre são disponibilizadas por terceiros, como firmas de consultoria. Na mesma linha de raciocínio, Cabral Netto (2011) ressalta que BI representa o campo de pesquisa que promove soluções de TI aos processos de inteligência competitiva. A presente pesquisa está baseada nesta última definição, em que o constructo de *Business Intelligence* delimita-se aos

sistemas de informação que operacionalizam os procedimentos e as práticas de inteligência competitiva.

***Business Intelligence* e os sistemas gestão do conhecimento**

Segundo Cody, Kreulen e Krishna (2002), as empresas têm investido em tecnologias, tais como *Business Intelligence* e sistemas de gestão do conhecimento, em um esforço para administrar o excesso de informação e captar o conhecimento que pode ser usado para ganhar vantagem competitiva. Mesmo assim, muitas empresas confundem os dois conceitos, a ponto de 60% dos consultores não entenderem a diferença entre os dois, embora sejam ferramentas orientadas para coletar diferentes tipos de informação. Enquanto BI engloba apenas conhecimento explícito, a gestão do conhecimento inclui tanto conhecimento tácito como explícito (HERSCHEL; JONES, 2005).

As tecnologias de gestão do conhecimento são pensadas em termos de sua habilidade para processar e organizar informação e dados textuais, melhorando, assim, a capacidade de busca, reunindo os significados e avaliando a relevância para ajudar a responder perguntas, realizar oportunidades e solucionar problemas. Por sua vez, BI tem um propósito similar, porém de um ponto de vista diferente. O BI está relacionado diretamente ao processo de tomada de decisão, usando *DW* e OLAP. As ferramentas de *Data Warehousing* coletam os dados relevantes em repositórios, onde são organizados e validados, e, então, servem de base para o processo de tomada de decisão (HERSCHEL; JONES, 2005).

Embora BI e a gestão do conhecimento estejam orientadas para o processamento e geração de inteligência para a empresa, existem diferenças importantes entre os dois conceitos. Geralmente, a gestão do conhecimento está focada no conhecimento humano subjetivo, e não nos dados ou informação objetiva. Apesar de a gestão do conhecimento não ter evoluído em um conjunto formal de metodologias, ela lida com informação não estruturada e com o conhecimento tácito que não está incluído em BI (WANG; WANG, 2008). Segundo Herschel e Jones (2005), o principal problema de BI é a inabilidade para integrar dados não quantitativos em seus *data warehouses* ou bases de dados relacionais. Porém, as estatísticas sugerem que só 20% das informações das empresas são dados numéricos, e os 80% restantes são

não quantitativos ou desestruturados, de forma que não podem ser capturados em uma base de dados relacional (HERSCHEL; JONES, 2005; TSENG; CHOU, 2006).

Uma das principais ferramentas para a coleta de dados não quantitativos é o *text mining.* Esse conceito refere-se ao processo de extrair informação e conhecimento relevantes e não triviais de um texto não estruturado. É um campo interdisciplinar novo, baseado em recuperação de informação, *Data Mining, Machine Learning,* estatística e linguística computacional. Essa tecnologia, primariamente de GC, adiciona valor ao componente de BI existente (HERSCHEL; JONES, 2005).

Alguns autores têm ressaltado a importância de integrar BI e GC, uma vez que geraria uma ferramenta abrangente de gestão do conhecimento e da informação (HERSCHEL; JONES, 2005; TSENG; CHOU, 2006; WANG; WANG, 2008). Existem diferentes abordagens para o problema de integração de BI com GC. Herschel e Jones (2005), por exemplo, ressaltam que a chave são os mecanismos para transformar o conhecimento tácito em explícito e vice-versa. Já Cody, Kreulen e Krishna (2002), afirmam que a informação textual pode ser ligada aos *Data Marts* através de meta dados e, na ausência de meta dados adequados, uma tecnologia de classificação pode ser usada para categorizar documentos textuais. Finalmente, Wang e Wang, (2008) ressaltam que as ferramentas de *Data Mining* podem conectar BI com GC, e propõem um modelo de compartilhamento do conhecimento para *Data Mining* que é útil para a transformação dinâmica de conhecimento explícito e tácito para BI.

3.1.6 Comentários finais e delimitação do constructo de BI

A análise da definição, os domínios de conhecimento associados, a evolução histórica e os componentes de BI permitiram comprovar que se trata um conceito ainda difuso na literatura acadêmica. Essa questão pode ter relação com fato de que BI é um domínio de pesquisa é relativamente novo, como pode ser evidenciado por estes dois fatos: (1) o trabalho de Gilad e Gilad (1985) foi uma das primeiras vezes que o conceito de BI foi usado como é entendido hoje na literatura acadêmica, e (2) como pode ser apreciado na Figura 3 da análise bibliométrica, a maioria dos artigos da amostra analisada são do ano 2000 em diante (item 2.3.1).

Portanto, é necessário realizar uma delimitação do constructo de BI que se adeque ao escopo da presente pesquisa. Em primeiro lugar, e como já foi mencionado, os termos BI e sistemas de BI serão usados indistintamente para referirem-se a: sistemas ou aplicações de TI que integram dados de diversas fontes, entre elas outros sistemas de informação empresarial, através de sistemas de *data warehouse*. Esses dados são analisados e transformados em informação por meio de ferramentas como OLAP e *data mining.* Finalmente, essa informação é fornecida aos usuários por meio de ferramentas de visualização como *dashboards* e relatórios.

As informações geradas por BI são usadas geralmente para apoiar o processo de tomada de decisão em todos os níveis, desde o estratégico até o operacional. Destaca-se também o fato de que o surgimento de novas tecnologias, como: *mobile*, computação em nuvem, *social media* e *big data*, tem-se tornando um impulsor para os sistemas de BI, ao mesmo tempo em que os fazem mais relevantes como ferramentas para a análise de dados, cuja geração tem crescido exponencialmente nos últimos anos.

Por fim, como já foi mencionado no escopo desta pesquisa, BI é entendido como o conjunto de ferramentas e aplicações de TI que operacionalizam os processos de IC e, adicionalmente, BI também é uma ferramenta voltada à análise de dados numéricos que complementa os sistemas GC, os quais analisam informações textuais.

3.2 MODELOS TEÓRICOS PARA A AVALIAÇÃO DE SISTEMAS DE INFORMAÇÃO E *BUSINESS INTELLIGENCE*

Não existe consenso na literatura acadêmica sobre quais seriam as dimensões que permitem medir o valor gerado por TI para a organização. No domínio de pesquisa de BI, também se apresenta esta situação, exacerbada pelo fato de que o principal produto de BI é a informação ou conhecimento, cujos valores são complexos de mensurar.

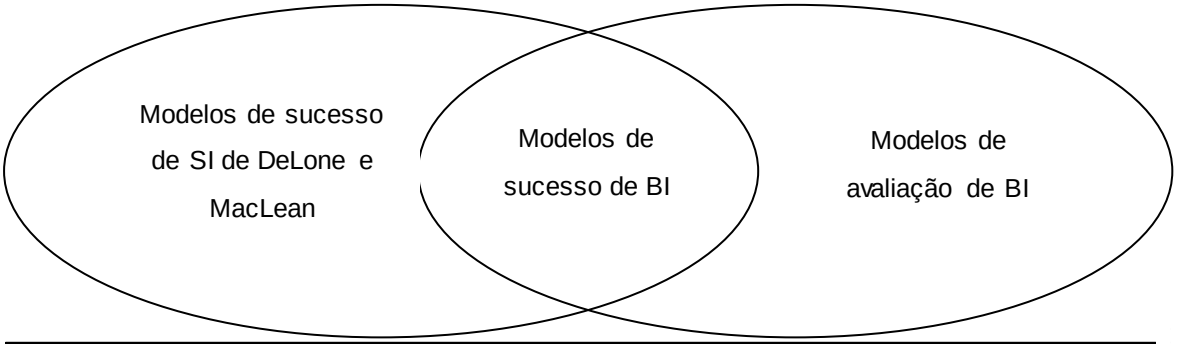
Existem diversos modelos na literatura acadêmica que objetivam a mensuração dos sistemas de informação em geral, e também alguns voltados especificamente para BI. Esses modelos podem ser agrupados em três correntes de pesquisa principais:

(1) modelos de sucesso SI de DeLone e McLean (DELONE; MCLEAN, 1992), (2) modelos de avalição de BI, e (3) modelos de sucesso de BI.

Existem algumas pesquisas que propõem modelos para a avaliação de BI a partir de diferentes perspectivas, como será explicado no item 3.2.2. Por outro lado, existe uma linha de pesquisa que foca no estudo das dimensões associadas ao sucesso dos sistemas de informação, chamadas modelos de sucesso de SI de DeLone e McLean (DELONE; MCLEAN, 1992). Embora esses modelos também tenham sido aplicados aos sistemas de BI, esta é uma linha de pesquisa que apenas está começando a se desenvolver. Isso pode ser evidenciado pelo fato de que, nesta revisão de literatura, identificou-se unicamente três grupos de autores que têm realizado algumas publicações sobre o tema a partir do ano de 2012 (item 3.2.3).

Os modelos de sucesso de BI poderiam ser considerados um ponto intermediário entre as duas linhas de pesquisa mencionadas: os modelos de avaliação de BI e modelos de sucesso de SI de DeLone McLean (Figura 11), uma vez que são modelos de avalição de BI, em que se aplicam os postulados e princípios do modelo de sucesso de SI de DeLone e McLean. O presente trabalho se enquadra nesta última linha de pesquisa. Na sequência, são apresentados os modelos teóricos dos autores que focam em cada uma dessas três correntes.

Figura 11 – Enquadramento conceitual dos modelos de sucesso de BI



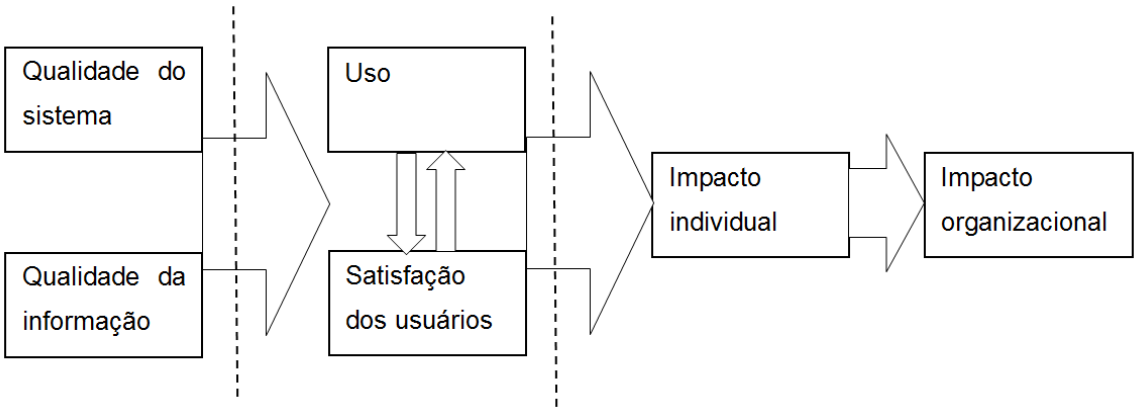
DeLone e Mc Lean (1992)	Popovič et al. (2012)	Cavalcanti (2005)
Seddon (1997)	Işik, Jones e Sidorova (2013)	Lönnqvist e Pirttimäki (2006)
Wixom e Watson (2001)	Kokin e Wang (2013)	Pirttimäki, Lönnqvist e Karjaluoto (2006)
Rai, Lang e Welker (2002)		Elbashir, Collier e Davern (2008)
DeLone e Mc Lean (2005)		Hočevar e Jaklič (2008)
Nelson, Todd e Wixom (2005)		Ghazanfari, Jafari e Rouhani (2011)
Petter, DeLone e McLean (2008)		
Petter, DeLone e McLean (2013)		

Fonte: Elaborado pela autora

3.2.1 Modelos de sucesso de SI

Os modelos para mensuração do sucesso dos sistemas de informação são uma linha de pesquisa que tem evoluído nos últimos anos, que objetiva identificar as variáveis que atuam como determinantes do sucesso desses sistemas. Embora tenha sido amplamente discutido na literatura acadêmica, como é ressaltado por DeLone e McLean (1992), existem muitas mensurações diferentes do sucesso dos sistemas de informação na literatura. Dentre as dimensões identificadas pelos autores estão a qualidade da informação e a qualidade dos sistemas (Figura 12), porém ainda não existe consenso entre os pesquisadores sobre qual é a operacionalização dessas variáveis. Mais ainda, existem diferentes pontos de vista sobre qual deveria ser a instrumentalização da variável sucesso dos SI, uma vez que alguns autores consideram simplista defini-la unicamente em termos do nível de uso do sistema (DELONE; MCLEAN, 2003). Os modelos de sucesso de SI têm sido usados em diferentes contextos, por exemplo, aplicados à mensuração de sistemas de *data warehouse* e *business intelligence.* Na sequência, são apresentados alguns dos trabalhos mais representativos que versam sobre modelos para a mensuração do sucesso dos sistemas de informação.

Figura 12 – Modelo inicial de sucesso SI DeLone e McLean (1992)



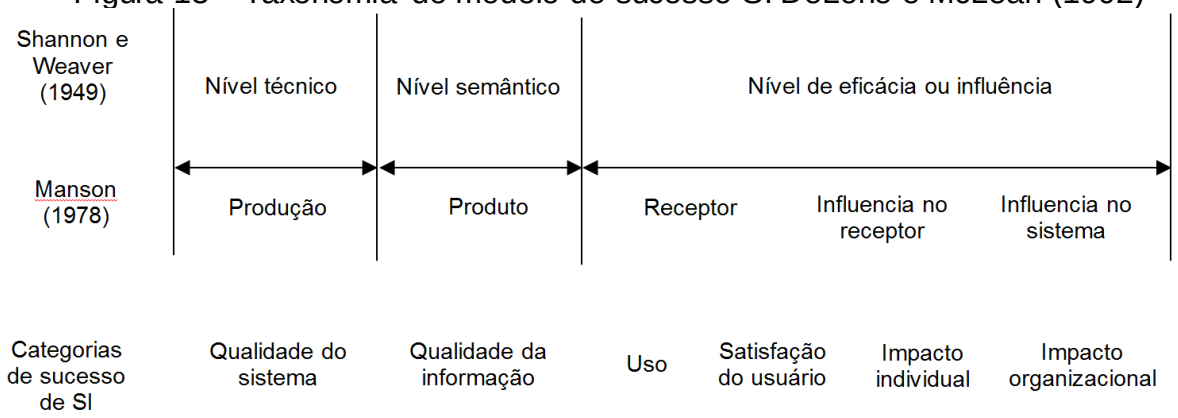
Fonte: DeLone e McLean (1992)

A pesquisa de DeLone e McLean (1992) é uma das primeiras tentativas de conceituar a avalição e mensuração do sucesso dos sistemas de informação (SI) e tem-se tornado uma importante referência na literatura acadêmica. O principal objetivo dessa pesquisa era determinar as categorias ou dimensões para o sucesso

de SI, a que eles chamaram de variável dependente, por meio da revisão de literatura do domínio de pesquisa de SI.

Assim, segundo os autores, a informação considerada como uma saída de um SI pode ser mensurada em diferentes níveis, incluindo o técnico, semântico e o de eficácia ou influência. Dentre esses três níveis, os autores classificam as dimensões que compõem a variável dependente, ou seja, a taxonomia proposta para operacionalizar o constructo de sucesso de SI. A dimensão qualidade do sistema pertence ao nível técnico; a dimensão qualidade da informação, ao nível semântico, e, finalmente, as dimensões uso, satisfação dos usuários, impacto individual e impacto organizacional, ao nível de eficácia ou influência. Esse desdobramento é apresentado na Figura 13.

Figura 13 – Taxonomia do modelo de sucesso SI DeLone e McLean (1992)



Fonte: Adaptado de DeLone e McLean (1992)

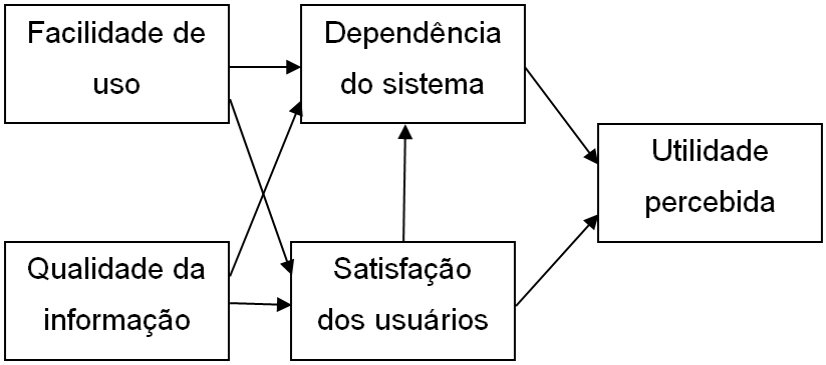
Apesar de a utilidade e universalidade do modelo de sucesso de SI de DeLone e McLean serem comprovadas, existem alguns autores que argumentam que o modelo tem algumas falhas conceituais. O artigo de Seddon (1997), por exemplo, é um trabalho de cunho conceitual que afirma que o modelo de DeLone e McLean tem uma dupla interpretação: como modelo de variância e como modelo de processo, o que leva a várias interpretações potencialmente confusas, as quais terminariam por diminuir o valor do modelo. Para corrigir essa situação, o autor propôs um modelo de sucesso de SI reespecificado e estendido. Essa variação do modelo de DeLone e McLean é composta por dois submodelos: o primeiro está focado no uso de SI como comportamento, constituído por duas dimensões, isto é, expectativas em relação aos benefícios do uso do SI e uso de SI; e o segundo, focado nas dimensões de sucesso de SI, ou seja, mensurações da qualidade dos sistemas e da informação,

mensurações perceptuais dos benefícios do uso de SI e outras medidas dos benefícios. Segundo o autor, existe uma retroalimentação entre esses dois modelos por meio da revisão das expectativas e consequências do uso, que são modificadas pela observação e experiências pessoais.

Uns dos aportes mais significativos de Seddon (1997) ao modelo de sucesso de SI de DeLone e McLean é adicionar, aos benefícios individuais e organizacionais presentes neste modelo, os benefícios para a sociedade, e dar o nome de benefícios líquidos ao conjunto formado por esses três constructos. Muitos modelos de sucesso de SI posteriores adotam essa dimensão adicional. O autor recomenda que o modelo seja adaptado ao tipo de sistema e de usuário, ou seja, deve-se escolher as mensurações em relação aos interesses e resultados esperados pelos usuários do sistema específico que vai ser avaliado. Embora o modelo de Seddon (1997) seja abrangente e forneça uma descrição bastante detalhada do uso de SI como dimensão de sucesso de SI e como comportamento, é um modelo complexo e não apresenta a parcimônia do modelo de DeLone e McLean, que é uma de suas características mais valorizadas. A principal contribuição da pesquisa do Seddon é que ressalta a importância de um melhor desdobramento da variável uso de SI como dimensão do modelo de sucesso de SI.

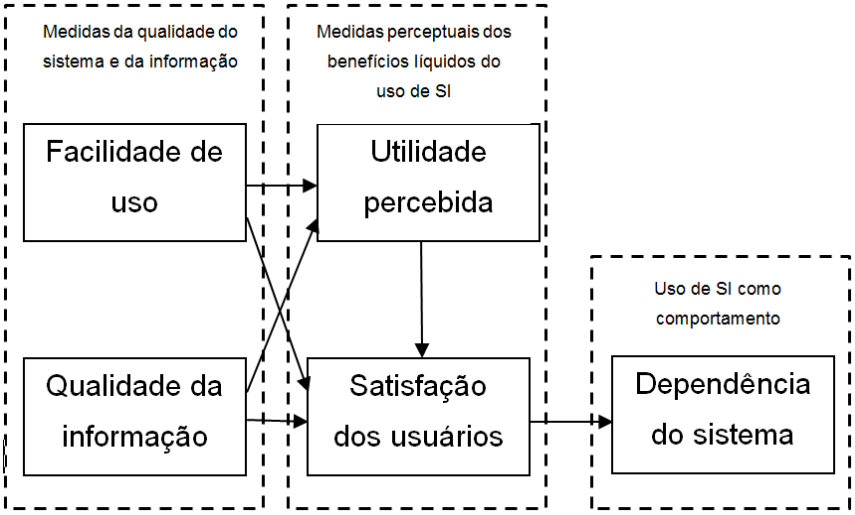
Destaca-se o fato de que tanto o modelo de DeLone e McLean (1992) como a extensão realizada por Seddon (1997) possuem linhas de raciocínio puramente teóricas e não apresentam evidências empíricas para confirmar seus postulados. Sendo assim, é importante destacar o trabalho de Rai, Lang e Welker (2002), que avalia empiricamente essas pesquisas, no contexto de um sistema de informação que contém dados pessoais e acadêmicos dos estudantes de uma universidade. Segundo os autores, o modelo de DeLone e McLean e o modelo de Seddon se diferenciam principalmente na definição e na localização da variável uso de SI, como apresentado na Figura 14 e Figura 15, respectivamente. Os autores verificaram que os dois modelos têm poder explanatório, sugerindo que são adequados para explicar o sucesso de SI. O estudo valida a importância de usar uma variável dependente, integrada, interdependente e multiconstructo, como medida do sucesso de SI e que adicionalmente considere crenças e atitudes.

Figura 14 – Modelos de DeLone e McLean testado empiricamente por Rai, Lang e Welker (2002)



Fonte: Adaptado de Rai, Lang e Welker (2002)

Figura 15 – Modelos de Seddon testado empiricamente por Rai, Lang e Welker (2002)



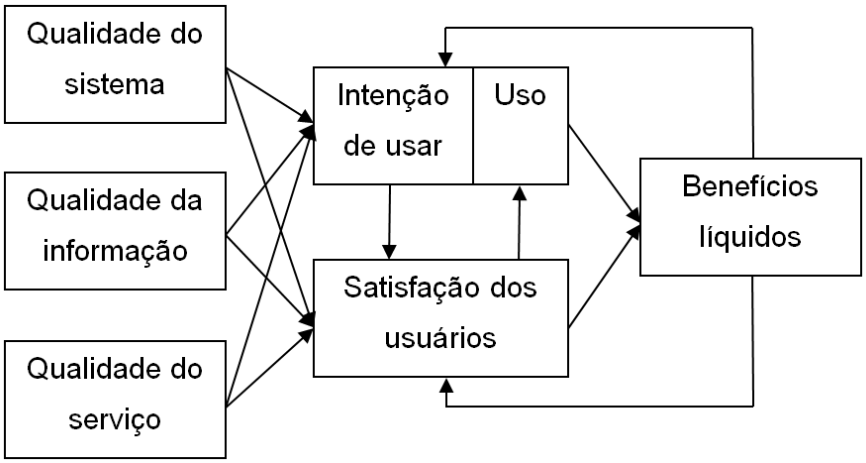
Fonte: Adaptado de Rai, Lang e Welker (2002)

O trabalho de Wixom e Watson (2001) é uma pesquisa de cunho empírico, na qual as dimensões de sucesso de SI são adaptadas para o caso específico da implantação de um sistema de *data warehouse.* Os autores propõem que os chamados fatores sucesso de implantação de três tipos: organizacional, de projeto e técnico. Segundo os autores estes fatores seriam preditores das dimensões de sucesso de SI: qualidade dos SIs e dos dados. Essas dimensões, por sua vez, são preditoras dos benefícios líquidos percebidos. Aplicando uma abordagem metodológica tipo *survey,* os autores puderam comprovar que o sucesso organizacional e do projeto da implantação influencia positivamente na qualidade do sistema, porém não foi comprovada relação de causalidade de nenhum dos fatores

de sucesso da implantação com a qualidade dos dados. Finalmente, comprovou-se o efeito da qualidade dos dados e dos sistemas nos benefícios líquidos.

No ano de 2003, dez anos depois da apresentação do modelo de sucesso de SI de DeLone e McLean, estes autores realizaram uma atualização do instrumento, procurando incluir as novas evidências e achados que têm surgido na evolução do campo de pesquisa de SI. A variável qualidade do serviço foi incluída como uma dimensão de sucesso, pois além de gerar informações, a empresa deve fornecer suporte para os usuários dos sistemas. Portanto, essa dimensão é especialmente importante quando se está avaliando o departamento de sistemas de informação como um todo. Já no caso da avaliação de sistemas específicos, as dimensões qualidade do sistema e da informação tornam-se mais importantes. Assim, os autores reforçam que o uso de determinadas dimensões deve estar atrelado ao nível de análise. No caso desta pesquisa, por tratar-se um sistema específico de BI, a dimensão qualidade do serviço não foi incluída no modelo. Adicionalmente, como proposto por Seddon (1997), os autores agruparam as dimensões de impacto individual e organizacional no constructo de benefícios líquidos, definindo-o como o alcance da contribuição dos SIs ao sucesso dos indivíduos, grupos, organizações, indústrias e países (DELONE; MCLEAN, 2003). Esse modelo é apresentado na Figura 16.

Figura 16 – Modelo de sucesso SI atualizado DeLone e McLean (2003)



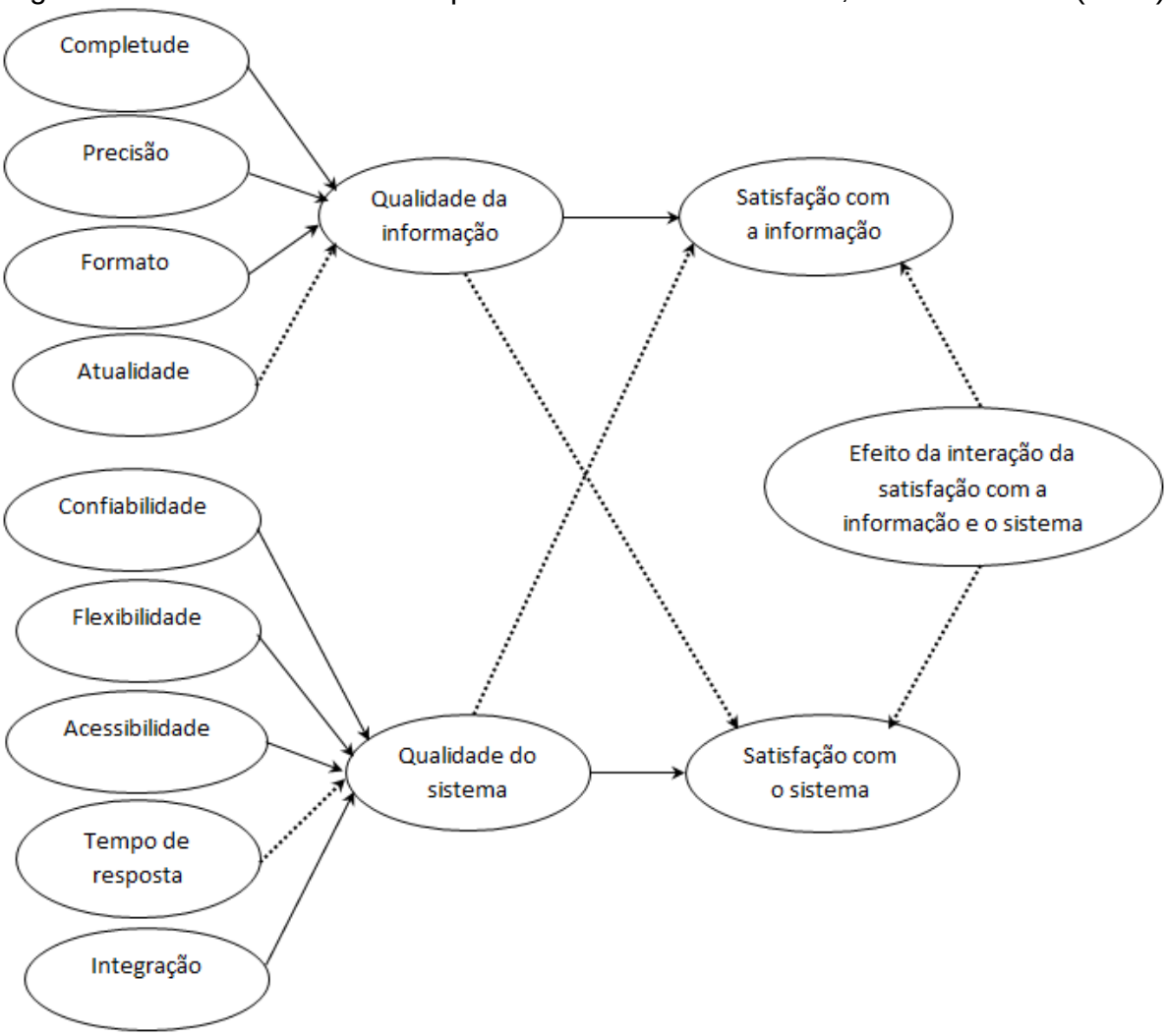
Fonte: adaptado de DeLone e McLean (2003)

A pesquisa realizada por Nelson, Todd e Wixom (2005) é um modelo de sucesso de SI aplicado aos sistemas de *data warehouse,* especificamente três aplicações:

relatórios predefinidos, relatórios *ad hoc* e ferramentas analíticas. Como foi mencionado na análise bibliométrica (item 2.3.1), esse é o artigo com maior quantidade de citações na amostra analisada. Os pesquisadores deram especial ênfase ao desdobramento das dimensões de sucesso de SI: qualidade do sistema e qualidade da informação, uma vez que esses constructos são multidimensionais. Depois de uma ampla revisão de literatura, os autores verificaram que as dimensões associadas à qualidade da informação são: precisão, completude, atualidade e formato, e as associadas à qualidade do sistema são acessibilidade, confiabilidade, tempo de resposta, flexibilidade e integração. Segundo os autores, essas dimensões podem influenciar indiretamente a satisfação dos usuários.

Adicionalmente, os autores afirmam que existe certa confusão na diferenciação da qualidade dos SIs e da informação, o que indica que poderia existir alguma interação entre os dois constructos. Portanto, propõem um modelo que inclui relações cruzadas entre qualidade da informação e a satisfação com o sistema de informação, e entre qualidade do sistema de informação e a satisfação com o sistema de informação, como apresentado na Figura 17. A avaliação empírica do modelo permitiu comprovar a pertinência da operacionalização proposta, exceto a atualidade para a qualidade da informação e do tempo de resposta para a qualidade do sistema. Comprovou-se a influência da qualidade da informação na satisfação com a informação, e a qualidade do sistema com a satisfação com o sistema. Nas relações cruzadas, todavia, só foi comprovada a causalidade da qualidade do sistema com a satisfação com a informação para uma das três aplicações estudadas.

Figura 17 – Modelo de sucesso para *datawarehouse* Nelson, Todd e Wixom (2005)



Fonte: Adaptado de Nelson, Todd e Wixom (2005)

Wixom e Todd (2005) ressaltam que as percepções do sucesso dos sistemas de informação têm sido estudadas principalmente por duas correntes de pesquisa: a literatura sobre satisfação dos usuários e a literatura sobre a aceitação da tecnologia. Os autores propõem um modelo teórico que integra essas duas correntes de pesquisa. O modelo inclui as dimensões qualidade do sistema e da informação, satisfação com os sistemas e a informação, que pertencem ao modelo de sucesso dos sistemas de informação e as variáveis: utilidade, facilidade de uso, atitude de uso e intenção de uso, que pertencem ao modelo de aceitação da tecnologia. Foi encontrada evidência empírica para suportar todas as relações de causalidade propostas no modelo.

A revisão de literatura realizada por Petter, Delone e Mclean (2008) objetiva a avaliação das relações de causalidade das seis dimensões do modelo de sucesso

de SI. Para isso, os autores analisaram 90 artigos que apresentam evidências empíricas das relações entre as dimensões do modelo de sucesso de SI, em nível individual e organizacional. A partir disso, os autores verificaram que, em nível individual, a maioria das relações está suportada empiricamente, excluindo a influência da qualidade da informação e do serviço no uso, e a influência do uso na satisfação dos usuários. Em nível organizacional, só foi suportada a influência da qualidade do sistema no nível de uso e nos benefícios líquidos.

Mais tarde, o trabalho de Petter, Delone e Mclean (2013) aborda o problema a partir do ponto de vista da variável independente, ou seja, estuda as variáveis organizacionais influenciam o sucesso de BI que, como já foi mencionado, está composto pelas seis categorias: qualidade do sistema, qualidade da informação, uso, satisfação do uso, impacto individual e impacto organizacional. Os autores encontraram 43 variáveis, ou determinantes, que influenciam uma ou mais dimensões do sucesso de SI. Das 43 variáveis, quinze delas influenciam o sucesso de SI de forma significativa: benefícios, confiança, expectativas dos usuários, motivação extrínseca, infraestrutura de TI, compatibilidade de tarefas, dificuldade da tarefa, atitudes em relação à tecnologia, função organizacional, envolvimento do usuário, relacionamento com desenvolvedores, domínio de conhecimentos, apoio à gestão, processos de gestão e competência organizacional. No Quadro 2, é apresentado um resumo com a definição de cada uma das dimensões do modelo de sucesso de SI de DeLone e McLean, apresentado por Petter, Delone e Mclean (2013).

Quadro 2 - Modelo DeLone e McLean para sucesso de SI atualizado

Variável de sucesso SI	Definição	Exemplos de medidas
Qualidade do sistema	Características desejáveis de um sistema de informação	Facilidade de uso, flexibilidade do sistema, confiabilidade do sistema, facilidade de aprendizado, instintividade, sofisticação, flexibilidade, e tempo de resposta.
Qualidade da informação	Características desejáveis das saídas do sistema	Relevância, compreensibilidade, precisão, concisão, completude, atualidade, oportunidade e usabilidade.
Qualidade do serviço	Qualidade do serviço ou suporte que os usuários do sistema recebem de a organização de SI e do personal de TI em general ou para um SI especifico	Receptividade, precisão, confiabilidade, competencia técnica, empatia do personal.
Uso do sistema	Grau e forma com que o staff e clientes utilizam as capacidades de um SI	Quantidade de uso, frequencia de uso, natureza de uso, adeuação do uso, alcance do uso e proposito de uso.
Satisfasção do usuário	Nível de satifação do usuário com o SI	Item únio para mensurar a satisfação do usuário, escalas de diferencias semanticas para avaliar atitudes e satisfação do usuário da informação.
Beneficios Líquidos	Alcance da contribuição dos SI ao sucesso de individuos, grupos, organizações, industrias e países	Melhora na tomada de decisão, melhora na productividade, incremento nas vendas, eficiencia de mercado, bienestar do consumidor, creação de empregos, desenvolvimento economico.

Fonte: Petter, DeLone e McLean (2013)

Como pode ser observado, o modelo de sucesso dos sistemas de informação formulado por DeLone e McLean (1992) tem sido objeto de estudo de múltiplas pesquisas que pretendem especificá-lo, ampliá-lo e avaliá-lo empiricamente. Essas pesquisas têm servido como base para a redefinição e as atualizações do modelo realizadas pelos mesmos autores nos anos 2003, 2008 e 2013. No Quadro 3, apresenta-se um resumo da evolução do modelo. Na primeira linha da tabela, há o modelo original, e a partir da segunda linha, a contribuição realizada e as variáveis agregadas ao modelo em cada pesquisa.

Quadro 3 - Resumo da evolução do modelo de SI de DeLone e McLean

Autores	Tipo de pesquisa	Contribuição	Variáveis agregadas
DeLone e McLean (1992)	Teórica	Determinar as variáveis que possam ser usadas para mensurar o sucesso de SI	Qualidade do sistema, qualidade da informação, uso, satisfação dos usuários, impacto individual, impacto organizacional
Seddon (1997)	Teórica	Dois submodelos: Uso de SI como comportamento e modelo de sucesso de SI	Expectavas sobre os benefícios do uso futuro, utilidade percebida, impacto social
Wixom e Watson (2001)	Empírica	Determinar os fatores de sucesso para a implantação de um DW	Sucesso de implantação de projeto, sucesso de implantação organizacional, sucesso de implantação técnica
Rai, Lang e Welker (2002)	Empírica	Testar empiricamente os modelos de DeLone e McLean (1992) e Seddon (1997)	Não aplica
DeLone e McLean (2003)	Teórica	Refinamento do modelo integrando as contribuições de outros autores	Qualidade do serviço, intenção de uso, benefícios líquidos
Nelson, Todd e Wixom (2005)	Empírica	Operacionalização dos construtos qualidade do sistema e da informação. Estudo das relação de causalidade cruzadas, das dimensões de qualidade com as dimensões de satisfação.	Satisfação com a informação, satisfação com o sistema
Wixom e Todd (2005)	Empírica	Integração do modelo de dimensões de sucesso de SI, com o modelo de aceitação de tecnologias, que permite diferenciar entre crenças e atitudes sobre o sistema	Satisfação com o sistema, satisfação com a informação, utilidade, facilidade de uso, atitude, intenção de uso.
Petter, DeLone e McLean (2008)	Teórica	Análise da evidencia empírica que suporta as relações de causalidade entre as dimensões de sucesso de SI e operacionalização das dimensões	Não aplica
Petter, DeLone e McLean (2013)	Teórica	Estudo das variáveis independentes de influenciam as dimensões de sucesso de SI	15 variáveis, em três categorias: de projeto e organizacionais (7), de tarefa (2), de usuário e sociais (4)

Fonte: elaborado pela autora

3.2.2 Modelos de avaliação de BI

Como já foi dito na apresentação do problema de pesquisa, a avaliação dos resultados de BI é um assunto complexo, bem como a de outras aplicações de TI. Segundo Lönnqvist e Pirttimäki (2006), a mensuração de BI tem dois propósitos principais. O primeiro é mostrar que BI é um investimento valioso, e o segundo é medir as atividades para ajudar na gestão do processo de BI, ou seja, assegurar que os produtos satisfaçam as necessidades dos usuários e que o processo em si mesmo é eficiente. Na literatura, existem diversos estudos orientados a desenvolver uma metodologia adequada e abrangente para a avaliação de BI (ELBASHIR; COLLIER; DAVERN, 2008; GHAZANFARI; JAFARI; ROUHANI, 2011; LÖNNQVIST; PIRTTIMÄKI, 2006). Na sequência, apresentam-se alguns modelos conceituais focados nesse problema.

A pesquisa apresentada por Cavalcanti (2005) pretende avaliar o grau de relação entre o nível da atividade de BI e a percepção de sucesso da organização. O modelo proposto pelo autor inclui as variáveis: inteligência ambiental, inteligência de mercado, inteligência de consumidores e inteligência externa que, segundo o autor, são os componentes de BI. As análises estatísticas permitiram confirmar a influência positiva e significativa dessas variáveis na percepção de sucesso organizacional.

O trabalho de Lönnqvist e Pirttimäki (2006), por outro lado, é de cunho teórico. Nele se destaca que a medição dos sistemas de BI deve ser classificada segundo seu propósito: (1) determinar o valor de BI, ou seja, se vale a pena investir em BI; ou (2) administrar o processo de BI, assegurando que os produtos de BI satisfaçam as necessidades dos usuários e que o processo seja eficiente. Os autores ressaltam que a maioria das pesquisas foca na medição dos resultados de BI, e não no processo em si. Trata-se, portanto, de um campo de pesquisa que poderia ser mais explorado. No entanto, os autores propõem usar o marco de referência *Balanced Performance Measure* para mensurar os resultados de BI, uma vez que esse modelo permite identificar os fatores a serem medidos e, ao mesmo tempo, definir os componentes para medir a *performance*.

Esse modelo teórico de avaliação foi aplicado por Pirttimäki, Lönnqvist e Karjaluoto (2006) em uma pesquisa de caráter empírico, por meio da abordagem metodológica de pesquisa-ação. Assim, constatou-se que a mensuração dos efeitos de BI é

desejável, mas difícil de executar, e que o modelo ainda pode ser aperfeiçoado, pois foca mais no cumprimento das tarefas do que na qualidade da informação fornecida.

A pesquisa realizada por Elbashir, Collier e Davern (2008) apresenta uma mensuração dos sistemas de BI baseada no entendimento das características de um sistema de BI dentro de um quadro de referência orientado a processos. Portanto, os autores focam na análise do impacto dos sistemas de BI nas atividades da cadeia de valor, que permite desenvolver múltiplas mensurações em nível de processos do desempenho dos sistemas de BI. No total, foram identificados 22 itens sobre os benefícios de BI nos processos organizacionais, classificados em quatro fatores: benefícios para fornecedores e/ou parceiros, benefícios para processos internos, benefícios para inteligência com consumidores e desempenho organizacional.

Já a pesquisa de Hočevar e Jaklič (2008) apresenta quatro tipos de modelos teóricos para mensurar BI: (1) métodos financeiros, que incluem o retorno dos investimentos, valor presente líquido, taxa interna de retorno e análise custo-benefício; (2) estudo de caso, metodologia que tem sido usada para medir a eficácia dos investimentos em TI em geral; (3) avaliação subjetiva, a qual se baseia em observações dos usuários e pode mostrar de forma justa e precisa os resultados de BI, e (4) análise estratégica, que inclui a análise dos objetivos estratégicos do investimento em TI, do suporte à gestão, metas em assegurar competitividade e custos/benefícios de longo prazo de TI.

Por suas vezes, Ghazanfari, Jafari e Rouhani (2011) destacam que muitas empresas experimentam um vazio de BI nos seus processos quando implantam sistemas empresariais, como *Enterprises Resource Planning* (ERP), *Customer Relationship Management* (CRM) e *Supply Chain Management* (SCM). Portanto, os autores propõem uma ferramenta para medir as competências de BI dos sistemas empresariais, as quais foram identificadas por meio de análise fatorial: suporte analítico à tomada de decisão, integração com a informação externa, modelos de otimização, raciocínio, ferramentas de tomada de decisão melhoradas e satisfação dos intervenientes. Segundo os autores, essa ferramenta pode ser usada pelas empresas para avaliar, selecionar e comprar *software* e sistemas que forneçam melhor suporte para o processo de tomada de decisão.

A revisão dos modelos de mensuração de BI, encontrados na literatura, permite identificar algumas questões importantes em relação ao estado da arte do assunto de pesquisa (Quadro 4). Em primeiro lugar, destaca-se o fato de que não existe um consenso entre os pesquisadores da área sobre quais são as variáveis que permitem mensurar os sistemas de BI e sobre como elas afetam o desempenho de BI, dos processos e da organização como um todo. Além disso, é muito importante ressaltar que, embora a literatura estabeleça que o principal objetivo de BI é suportar o processo de tomada de decisão dentro da organização, nenhum dos modelos apresentados até aqui inclui esta variável como parte do modelo conceitual.

Quadro 4 - Resumo dos modelos para avaliação de BI

Autores	Conceito mensurado	Variáveis e/ou operacionalização
Cavalcanti (2005)	Influência do nível de atividade de BI no sucesso organizacional	Inteligência ambiental, inteligência de mercado, inteligência de consumidores e inteligência externa
Lönnqvist e Pirttimäki (2006)	Determinar o valor de BI, Gestão do processo de BI	Satisfação e contribuição dos intervenientes, estratégia de BI, processo de BI e capacidade BI
Elbashir, Collier e Davern (2008)	Valor de BI para a empresa	Benefícios para fornecedores e/ou parceiros, benefícios para processos internos, benefícios para a inteligência com consumidores e desempenho organizacional.
Hočevar e Jaklič (2008)	Metodologias para avaliação de BI	Método financeiro, estudo de caso, avaliação subjetiva e avaliação estratégica
Ghazanfari, Jafari e Rouhani (2011)	Competências de BI dos sistemas organizacionais	Suporte analítico à tomada de decisão, integração com a informação externa, modelos de optimização, raciocínio, ferramentas de tomada de decisão melhoradas e satisfação dos intervenientes

Fonte: Elaborado pela autora

3.2.3 Modelos de sucesso de BI

Em primeiro lugar é necessário destacar que existe uma importante linha de pesquisa orientada ao estudo dos fatores críticos de sucesso (FCS) de sistemas de BI. Segundo Rockart (1979), os FCSs para qualquer empresa são o número limitado de áreas que, se seus resultados forem satisfatórios, assegurarão o seu bom desempenho competitivo. Esta metodologia é usada amplamente para planejar e

priorizar aplicações de TI (LAURINDO, 2008). Os trabalhos nesta linha focam em identificar os fatores que influenciam o sucesso de BI (HAWKING; SELLITTO, 2010; SANTOS, 2014; VODAPALLI, 2009; YEOH; KORONIOS, 2010). Esse enfoque é diferente e complementar ao modelo de sucesso de SI. Pois, enquanto, o modelo de sucesso foca na variável independente, isto é, definir o que é o sucesso, o modelo FCS, foca na variável independente, ou seja, procura estabelecer as causas do sucesso. Esta pesquisa foca no modelo de sucesso de SI, portanto, estuda as dimensões/variáveis que definem o sucesso de BI, e não as suas causas.

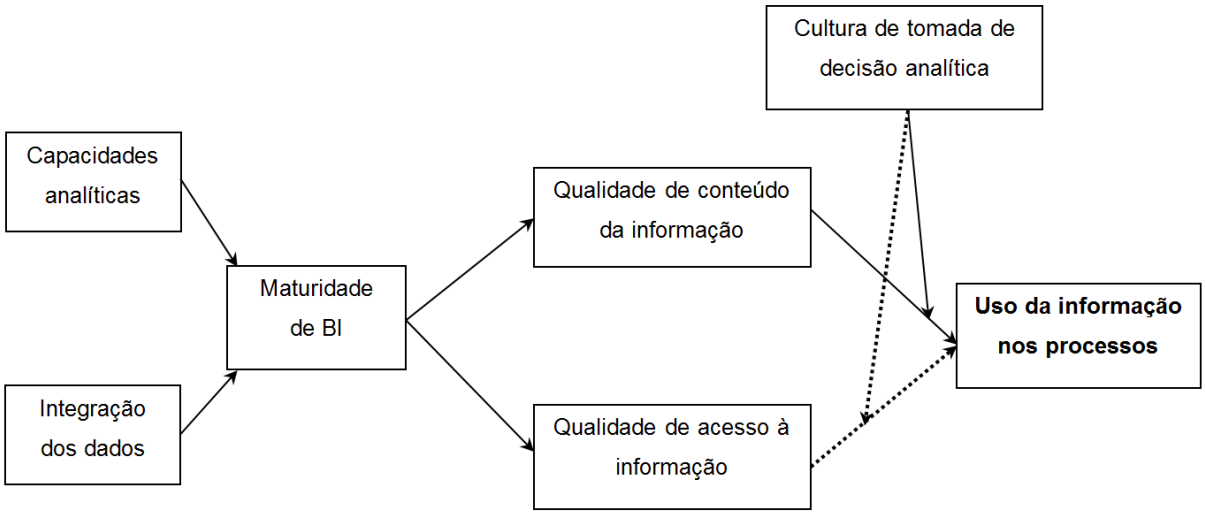
Dentre os modelos teóricos para mensuração de BI, destacam-se três que aplicam os postulados dos modelos de sucesso de sistemas de informação para o caso específico dos sistemas de BI (IŞIK; JONES; SIDOROVA, 2013; KOKIN; WANG, 2013; POPOVIČ et al., 2012). Esses modelos realizam uma contribuição teórica importante, uma vez que respondem ao chamado de aplicar os modelos de sucesso de SI em vários tipos de sistemas, com o intuito de fortalecer os constructos e generalizar os achados. Adicionalmente, destaca-se que dois dos modelos mencionados (IŞIK; JONES; SIDOROVA, 2013; POPOVIČ et al., 2012) incluem a variável ambiente de decisão como moderadora na relação entre as dimensões e o sucesso de BI, que era uma das deficiências dos modelos de mensuração de BI já apresentados. Na sequência, esses modelos são evidenciados e analisados os pontos fortes e fracos de cada um deles.

Em primeiro lugar, Popovič et al. (2012) assinalam que o sucesso de um sistema de BI pode ser medido em termos de nível de uso da informação. Propõem, dessa forma, um modelo que mede a influência da maturidade dos sistemas de BI no uso da informação nos processos de negócio. Esse modelo é apresentado na

Figura 18. Segundo esses autores, a maturidade está definida, principalmente, por dois fatores: a integração de uma grande quantidade de dados provenientes de fontes diferentes e heterogêneas dentre dos sistemas de BI, e o fornecimento de capacidades analíticas para a transformação de dados em informação. A maturidade, por sua vez, influencia a qualidade da informação, a qual é definida em termos de qualidade de conteúdo e qualidade de acesso. A qualidade da informação é, segundo esses autores, o condicionante do nível de uso da informação. Destaca-

se que essa relação é moderada pelo ambiente de decisão da empresa, ou seja, se dentro empresa é incentivada a cultura de tomada de decisão racional e analítica.

Figura 18 - Modelo conceitual de Popovič et al. (2012)



Fonte: Adaptado de Popovič et al. (2012)

Os resultados do estudo permitiram comprovar que a maturidade de BI afeta as duas dimensões da qualidade da informação: qualidade de conteúdo e qualidade de acesso. Não obstante, só a qualidade de conteúdo afeta a variável dependente nível de uso da informação. Além disso, os autores não encontraram evidência empírica de que a variável cultura de tomada de decisão analítica fosse moderadora da relação entre as variáveis qualidade de conteúdo da informação e o uso da informação nos processos. Embora, não tenha sido incluída nas hipóteses iniciais do modelo, comprovou-se que a cultura de tomada de decisão racional e analítica é uma variável que influencia direta e positivamente o nível de uso da informação nos processos de negócio.

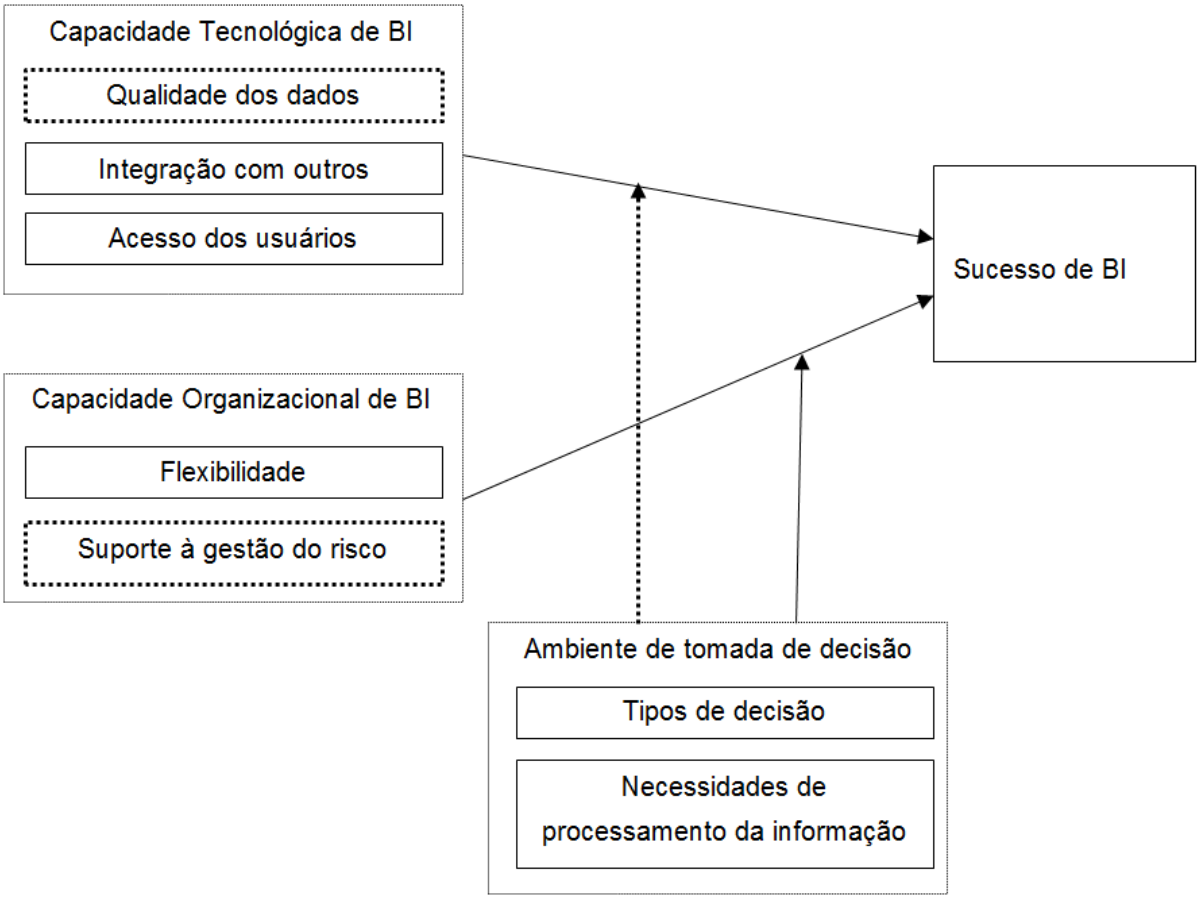
Existem algumas lacunas e limitações na pesquisa de Popovič et al. (2012) que devem ser mencionadas. Em primeiro lugar, é estudada unicamente a influência da maturidade de BI na qualidade da informação, e não é analisada a influência direta que pode ter a maturidade de BI no uso da informação. Por sua vez, em relação à variável tomada de decisão analítica, destaca-se que a variável não é desdobrada, embora claramente se possam distinguir categorias importantes nessa variável, tais como a abordagem intuitiva, de processo satisfatório e racional (CITROEN, 2011), que serão apresentadas no item 3.3.3 desta revisão de literatura. Finalmente, os

autores incluem a qualidade de acesso como uma dimensão da qualidade da informação, da mesma forma que a pesquisa de Lee et al. (2002).

Diferentemente, na literatura acadêmica existem alguns autores que incluem o acesso como uma dimensão da qualidade dos sistemas de informação, que é chamada de capacidade de BI nas pesquisas de sucesso de BI, como será explicado no item 3.3.1 (IŞIK; JONES; SIDOROVA, 2013; NELSON; TODD; WIXOM, 2005). Seguindo a linha desses últimos autores, nesta pesquisa a variável acesso será incluída como operacionalização do constructo multidimensional capacidade de BI.

Işik, Jones e Sidorova (2013), por outro lado, definem o sucesso de BI como sendo fruto dos benefícios positivos que a organização consegue por meio do uso do BI, que depende do nível de alinhamento do sistema de BI com os objetivos organizacionais (Figura 19). Segundo as autoras, a variável sucesso de BI estaria influenciada pelas capacidades de BI que se classificam em capacidades tecnológicas e capacidades organizacionais de BI. As capacidades tecnológicas são a qualidade de dados, integração com outros sistemas e acesso dos usuários; e as capacidades organizacionais referem-se à flexibilidade e suporte à gestão de riscos. A relação entre as capacidades de BI e o sucesso de BI estaria moderada pelo ambiente de decisão que, por sua vez, pode ser definido em termos de tipos de decisões, estruturadas ou não estruturadas, e necessidades de processamento da informação, que podem ser estratégicas, táticas ou operacionais.

Figura 19 - Modelo conceptual de Işik, Jones e Sidorova (2013)



Fonte: Adaptado de Işik, Jones e Sidorova (2013)

A pesquisa empírica realizada por essas pesquisadoras não permitiu comprovar que a qualidade dos dados e o suporte à gestão de riscos tenham uma relação de causalidade significativa com a variável sucesso de BI. Adicionalmente, as autoras constataram que o ambiente de decisão modera unicamente a relação entre a capacidade organizacional de BI e o sucesso de BI, enquanto a relação entre a capacidade tecnológica de BI e o sucesso de BI é independente do ambiente de decisão.

É importante mencionar que a pesquisa de Işik, Jones e Sidorova (2013) apresenta alguns aspectos que devem ser analisados com maior profundidade. Primeiramente, as autoras não incluem no modelo a variável qualidade da informação, mas sim a qualidade dos dados como a operacionalização do constructo capacidade tecnológica de BI. Uma vez que os BIs são sistemas que, por meio de ferramentas analíticas, transformam dados em informação, ter a variável qualidade da informação no lugar da variável qualidade dos dados poderia ter sido mais lógico e

poderia ter dado mais robustez ao modelo teórico. Mais ainda, a variável qualidade da informação é relevante, segundo a revisão de literatura que será apresentada à frente, no item 3.3.2, e, por esse motivo, poderia ser uma variável independente no modelo, e não unicamente a operacionalização do constructo capacidade de BI.

Do mesmo modo, ressalta-se que as autoras operacionalizaram a variável ambiente de decisão no que diz respeito ao tipo de decisão e às necessidades de processamento da informação, sem levar em conta as abordagens de decisão dos usuários, que variam de intuitivas até racionais, como será explicado no item 3.3.3. O tipo de abordagem de decisão que predomina na empresa, como proposto por Popovič et al. (2012), poderia moderar mais significativamente a relação da capacidade de BI e a qualidade da informação com o sucesso de BI, comparadas com a operacionalização proposta pelas autoras, pois além de a empresa fornecer informação de qualidade, também é importante que as pessoas façam uso dessa informação. Destaca-se, ainda, o fato de que a universalização do uso de BI dentro das empresas torna menos importante o tipo de decisão e as necessidades de processamento da informação, visto que os BIs estariam disponíveis para todos os usuários. Como destacado por Olszak (2014), os sistemas de BI podem suportar decisões em todos os níveis de gestão: operacional, tático e estratégico. Dessa forma, poder-se-ia dizer que a operacionalização da variável tomada decisão de Işik, Jones e Sidorova (2013) é menos relevante no contexto atual das organizações.

Comparando os modelos de Popovič et al. (2012) e de Işik, Jones e Sidorova (2013), destaca-se que eles coincidem ao incluir a variável tomada de decisão como moderadora da relação entre as capacidades e o desempenho de BI. Porém, as pesquisas diferem na operacionalização do constructo de sucesso de BI e na classificação das capacidades de BI. Além disso, só a pesquisa de Popovič et al. (2012) inclui a qualidade da informação como uma variável independente no modelo conceitual. Nesse sentido, os elementos mais relevantes desses autores foram usados para construir um modelo final que sirva de base para a formulação do problema de pesquisa, objetivando construir um modelo com maior robustez e abrangência conceitual.

Finalmente, o trabalho de Kokin e Wang (2013) propõe um modelo teórico para avaliar a relação entre as capacidades de BI e o sucesso de BI, baseando-se nos

modelos de sucesso de SI de DeLone e McLean (1992). Segundo os autores, a capacidade de BI é composta pelos seguintes constructos: tipos de qualidade de dados, qualidade das fontes de dados, qualidade de acesso aos usuários, flexibilidade e interação com outros sistemas. Os pesquisadores observaram que a qualidade das fontes de dados, a integração e a qualidade de acesso são capacidades de BI importantes para o sucesso dele próprio.

Diferentemente dos outros dois modelos de sucesso de BI apresentados neste item, a pesquisa de Kokin e Wang não fundamenta teoricamente de forma adequada seus constructos e hipóteses, uma vez que não apresenta um item de revisão de literatura, talvez por ser um artigo de um evento com limitações de espaço. Não obstante, ela é mencionada aqui por ser uns dos poucos modelos na literatura de sucesso de BI e porque contribui de forma empírica à definição do conceito de capacidade de BI e sua relação com o sucesso de BI. Ademais, o modelo apresentado não inclui a variável ambiente de decisão como os modelos anteriores, porém é ressaltada a importância de levar em conta a tomada de decisão quando se está lidando com sistemas de BI (KOKIN; WANG, 2013, p. 1660).

Diante desse cenário, os três modelos apresentados, dos anos 2012 e 2013, permitem inferir que os modelos de sucesso de BI são um tema de pesquisa atual e em desenvolvimento. Destaca-se ainda o fato de que nenhum deles inclui a dimensão satisfação do usuário, embora esta dimensão faça parte do modelo de sucesso de SI de DeLone e McLean (1992) e atue como conexão entre a qualidade dos sistemas e da informação com o nível de uso. No Quadro 5 apresenta-se um resumo das variáveis dependentes e independentes para cada um dos três modelos.

Quadro 5 - Resumo das variáveis dos modelos de sucesso de BI

Autores	Variáveis independentes	Variável dependente
Popovič et al. (2012)	Maturidade de BI, qualidade de conteúdo da informação, qualidade de acesso, cultura de tomada de decisão analítica	Uso da informação nos processos
Işik, Jones e Sidorova (2013)	Capacidade tecnológica de BI, Capacidade organizacional de BI, ambiente de decisão	Sucesso de BI
Kokin e Wang (2013)	Flexibilidade externa, flexibilidade interna de BI, qualidade das fontes de dados, qualidade dos tipos de dados, qualidade de acesso	Sucesso de BI percebido pelos usuários

Fonte: Elaborado pela autora

3.3 VARIÁVEIS DO MODELO DE PESQUISA PROPOSTO

A pesquisa de DeLone e McLean (2003) ressalta a importância de aplicar as medidas existentes do sucesso dos sistemas de informação ao invés de desenvolver novas medidas, pois embora o sucesso de SI seja uma medida multidimensional e contingente, os autores advogam por uma redução significativa na quantidade de medidas para que os resultados das diferentes pesquisas possam ser comparados e os achados validados. Portanto, as variáveis propostas para a presente pesquisa seguem os principais delineamentos dos modelos de sucesso dos sistemas de informação apresentados no item 3.2.1, adaptando-os para o caso específico dos sistemas de BI, assim como as operacionalizações propostas notadamente para esses modelos, abordadas no item 3.2.3.

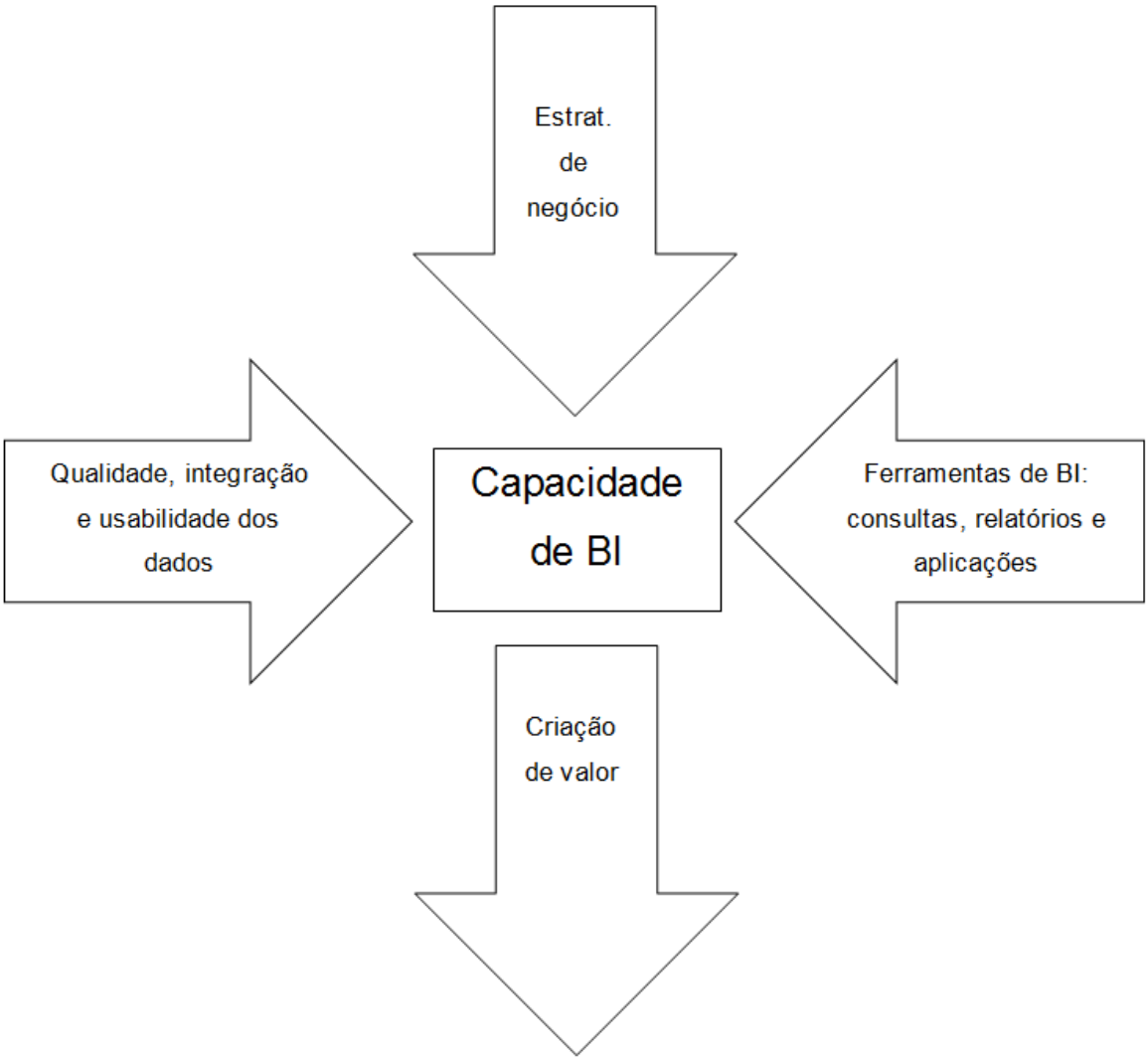
Na sequência, é apresentada a revisão de literatura das variáveis que compõem o modelo teórico proposto na presente pesquisa: i) capacidade de BI, ii) qualidade da informação, iii) abordagem de decisão, iv) satisfação dos usuários e v) sucesso de BI. Além da definição de cada uma das variáveis, analisam-se as operacionalizações das variáveis realizadas em diferentes pesquisas.

3.3.1 Capacidade de BI

Watson e Wixom (2007) destacam que a capacidade de BI tem o papel crítico de assegurar a agilidade em toda a organização, permitindo identificar e responder rapidamente a mudanças nos ambientes interno e externo da empresa. Segundo

Wixom, Watson e Werner (2011), essa capacidade implica uma transição na qual a empresa cria as bases de dados necessárias para um sistema de BI. Por sua vez, os dados devem ser de qualidade, integrados e usáveis. Também se destaca a necessidade de que o BI considere os requerimentos estratégicos do negócio. Da mesma forma, deve haver uma variedade de ferramentas para consultas, relatórios e aplicações, a fim de explorar as bases de dados e habilitar as estratégias de negócios por meio da organização. Segundo os autores, cumprindo esses requisitos, a capacidade de BI produz valor para o negócio, visto que otimiza os processos e a tomada de decisão, o que leva, finalmente, à diminuição de custos e à geração de receitas. O modelo conceitual desse desdobramento da capacidade de BI é apresentado na Figura 20**.**

Figura 20 – Capacidade de BI segundo Wixom, Watson e Werner (2011)



Fonte: Adaptado de Wixom, Watson e Werner (2011)

A pesquisa de Popovič et al. (2012) propõe o conceito de maturidade de BI. Segundo os autores, esse conceito pode ser associado à qualidade de BI e ser explicado por meio do nível de integração dos sistemas de BI e o fornecimento de capacidades análiticas, como consultas, OLAP, relatórios e *data minig.* Esse desdobramento da maturidade de BI coincide com a operacionalização da capacidade de BI proposta por Wixom, Watson e Werner (2011). Portanto, poder-se-ia dizer que a capacidade e maturidade de BI são conceitos análogos nesses dois trabalhos.

No entanto, Işik, Jones e Sidorova (2013) ressaltam que a capacidade de BI pode ser avaliada sob as perspectivas organizacional e tecnológica. Segundo as autoras, as capacidades tecnológicas de BI são as plataformas técnicas compartilháveis e bases de dados que perfeitamente incluem uma arquitetura tecnológica bem definida e dados padronizados. As autoras operacionalizam essas variáveis, como qualidade dos dados, integração e acesso, enquanto as capacidades organizacionais de BI são os ativos que suportam a efetiva aplicação de BI na organização, como flexibilidade e gestão de riscos compartilhados.

Diferentemente do conceito de qualidade da informação, a capacidade de BI é um constructo que tem sido pouco explorado na literatura acadêmica (IŞIK; JONES; SIDOROVA, 2013; NELSON; TODD; WIXOM, 2005). Nesta pesquisa, os constructos qualidade de SI e capacidade de BI serão entendidos como análogos, por três motivos: (1) por tratar-se de um tipo específico de SI, alguns referenciais teóricos da qualidade de SI usados nos modelos de sucesso de SI (item 3.2.1) podem ser modificados e/ou aplicados para BI; (2) a operacionalização dos dois constructos é similar nos trabalhos de Popovič et al. (2012) e Wixom, Watson e Werner (2011), e (3) os modelos de sucesso de BI apresentados no item 3.2.3 incluem a capacidade de BI no lugar da dimensão de qualidade de SI. Na sequência, é apresentada a operacionalização do conceito qualidade dos sistemas de informação em modelos de sucesso de SI, que será usada de forma análoga para o constructo de capacidade BI, como mencionado.

Segundo Nelson, Todd e Wixom (2005), enquanto a qualidade da informação está relacionada às saídas do sistema de informação, a qualidade do SI reflete o sistema de processamento de informações requerido para conseguir essas saídas. Além

disso, os mesmos autores destacam que elementos da qualidade dos sistemas de informação estão frequentemente entremeados com dimensões que estão estreitamente relacionadas com a qualidade do serviço e com a facilidade de uso. Embora esses constructos estejam claramente relacionados, não possuem o mesmo significado, uma vez que se tem um conjunto de dimensões que funcionam como antecedentes da qualidade da informação, diferentes da facilidade do uso e da qualidade do serviço.

Wixom e Watson (2001), em sua pesquisa desenvolvida no contexto dos sistemas de *data warehouse,* destacam que a flexibilidade e a integração têm demonstrado ser importantes dimensões da qualidade dos sistemas de informação. Por outro lado, a pesquisa de Nelson, Todd e Wixom (2005) ressalta que a interação com o sistema ocorre dentro do contexto organizacional, de modo a completar certa tarefa, por isso é útil considerar as dimensões de qualidade do sistema usando um escopo variável, desde o sistema até a tarefa. Ainda segundo esses autores, existem cinco dimensões que caracterizam a qualidade de um sistema de informação: a acessibilidade relacionada ao sistema em si mesmo, a confiabilidade, a flexibilidade, o tempo de resposta e a integração, que estão relacionadas à tarefa. No quadro 6, apresentam-se as definições das dimensões mencionadas.

Quadro 6 - Dimensões de qualidade dos sistemas de informação de Nelson, Todd e Wixom (2005)

Dimensão	Definição	Categoria de Qualidade da sistema
Acessibilidade	É o grau com que o sistema e a informação que ele contém pode ser acessada com um esforço relativamente baixo.	Relacionada com sistema
Confiabilidade	É o grau com que o sistema é confiável ou tecnicamente disponível em relação ao tempo.	Relacionada com tarefa
Tempo de resposta	É o grau com que o sistema oferece resposta rápida ou no tempo adequado aos requerimentos de informação ou ação.	
Flexibilidade	É o grau com que o sistema pode adaptar-se à variedade de necessidades dos usuários e às condições cambiantes.	
Integração	É o grau com que o sistema facilita a combinação de informação desde vários recursos para suportar o processo de tomada de decisão.	

Fonte: Adaptado de Nelson, Todd e Wixom (2005)

Finalmente, Petter, DeLone e McLean (2013) destacam alguns exemplos de mensurações para a dimensão qualidade dos SIs: facilidade de uso, flexibilidade do sistema, confiabilidade, facilidade de aprendizado, intuitividade, sofisticação e tempo de resposta.

3.3.2 Qualidade da informação

Segundo Lee et al. (2002), o crescimento dos DWs e o acesso direto à informação de várias fontes pelos gestores e usuários da informação têm aumentado a consciência e a necessidade de uma alta qualidade da informação nas organizações. Já DeLone e McLean (2003) destacam que a qualidade da informação tem provado estar fortemente relacionada ao uso do sistema e à influência dos SIs no desempenho organizacional. Portanto, esses autores recomendam incluir a qualidade da informação como uma dimensão crítica no constructo para a mensuração do sucesso de SI. Na sequência, o conceito de qualidade da informação é definido, assim como a sua operacionalização em diferentes pesquisas.

Uma vez que tem sido um tema amplamente abordado na literatura acadêmica, existem múltiplas definições para o conceito de qualidade da informação (RUŽEVIČIUS; GEDMINAITĖ, 2007). Esse constructo tem recebido considerável atenção dos pesquisadores em termos de sua definição, mensuração e importância (NELSON; TODD; WIXOM, 2005; WIXOM; WATSON, 2001). Segundo DeLone e McLean (1992), os SIs devem criar informação que é comunicada aos receptores, que podem ou não ser influenciados por ela. Nesse sentido, a informação flui por uma série de estágios, desde sua produção, por meio de seu uso ou consumo, até sua influência no desempenho individual ou organizacional. Contudo, Marchand, Kettinger e Rollins (2000) destacam que existe um conjunto de comportamentos desejáveis para o uso efetivo da informação dentro das empresas: integridade, formalidade, controle, compartilhamento, transparência e proatividade.

Em relação à operacionalização da variável, Wixom e Watson (2001) ressaltam que a qualidade da informação pode ser definida em termos de precisão, abrangência, consistência e completude. Por outro lado, Mithas, Ramasubbu e Sambamurthy (2011) ressaltam que, para que a informação seja útil às empresas e tenha impacto no nível de desempenho delas, é necessário haver certas características, como precisão, confiabilidade e oportunidade. Outros autores definem a qualidade da informação como uma forma de alcançar as necessidades de informação dos usuários, enquanto se minimizam ou eliminam os defeitos, deficiências e/ou não conformidades presentes no processo ou nos produtos da informação. Consequentemente, o modelo teórico proposto por esses autores operacionaliza o constructo de qualidade da informação em termos de qualidade do conteúdo e qualidade do acesso (POPOVIČ; COELHO; JAKLIČ, 2009; POPOVIČ et al., 2012).

O constructo referente à qualidade da informação (QI) agrupa essas e outras características desejáveis da informação em uma perspectiva organizacional. A QI tem sido reconhecida na literatura acadêmica como uma das possibilidades para a mensuração dos sistemas de informação. Trata-se da medição da qualidade das saídas do sistema e que pode ser definida em termos de características desejadas da informação como produto: exatidão, pertinência e oportunidade (DELONE; MCLEAN, 1992). Kahn, Strong e Wang (2002) definem qualidade da informação de

duas formas: (1) conformidade com as especificações e (2) se a informação alcança ou excede as expectativas dos usuários.

Adicionalmente, os autores também incluem na sua definição a medição da qualidade como produto e como serviço. Essas duas classificações servem como base para o modelo de qualidade da informação de quatro dimensões também proposto por eles e que é apresentado no Quadro 7. No entanto, Ruževičius e Gedminaitė (2007, p. 19) ampliam esta última definição e, compilando alguns dos aspectos mais importantes encontrados na literatura, ressaltam que: "é a soma das características e dimensões da informação que alcançam ou excedem as expectativas e requerimentos expressados ou necessidades não formuladas dos usuários da informação, também chamados trabalhadores do conhecimento".

Quadro 7 - Modelo de dimensões da qualidade da informação de Kahn, Strong e Wang (2002)

	Conformidade com as especificações	**Cumpre ou excede as expectativas dos usuários**
Qualidade do produto	Informações solidas: Características da informação fornecida atendem os padrões de QI	Informação útil: A informação fornecida atendem as necessidades de informação dos usuários para a execução de suas tarefas
Qualidade do serviço	Informações confiáveis: O processo de converter dados em informação atende os padrões	Informação usável: O processo de converter dados em informação excede as necessidades dos usuários

Fonte: Kahn, Strong e Wang (2002)

Kahn, Strong e Wang (2002), com o intuito de operacionalizar as dimensões do modelo proposto, classificaram, dentre cada uma das quatro dimensões propostas, os constructos associados à qualidade da informação que tinham identificado em uma pesquisa anterior (WANG; STRONG, 1996). Essa classificação é apresentada no Quadro 8.

Quadro 8 – Operacionalização do modelo de dimensões da qualidade da informação de Kahn, Strong e Wang (2002)

	Conformidade com as especificações	**Cumpre ou excede as expectativas dos usuários**
Qualidade do produto	Informações sólidas: Livre de erros Representação concisa Completude Representação consistente	Informação útil: Quantidade apropriada Relevância Compreensibilidade Interpretabilidade Objetividade
Qualidade do serviço	Informações confiáveis: Oportunidade Seguridade	Informação usável: Credibilidade Acessibilidade Facilidade de operação Reputação Valor agregado

Fonte: Kahn, Strong e Wang (2002)

A pesquisa inicial de Wang e Strong (1996) desenvolve empiricamente um modelo de quatro dimensões, com o intuito de capturar os aspectos da QI que são importantes para os usuários da informação: intrínseca, contextual, representacional e acessibilidade. Essas quatro dimensões foram agrupadas em três categorias: (1) intrínseca: a informação tem qualidade em si mesma, considera as propriedades da informação sem levar em conta os usuários, tarefas ou aplicações, reflete o nível de concordância entre os dados representados pelo sistema de informação e os dados reais, ou seja, indica com que grau os dados não são imprecisos, desatualizados ou inconsistentes; (2) contextual: ressalta o requerimento de que QI seja definida em relação ao usuário da informação, o contexto da tarefa e aplicação em que está sendo usada. Nessa perspectiva, a informação deve ser avaliada em termos de grau de utilidade para completar uma tarefa, portanto a informação deve ser relevante, oportuna, completa e apropriada em termos de quantidade, assim como agregar valor. Finalmente as categorias (3) representacional e accesibilidade: enfatizam a importância dos sistemas que armazenam e fornecem acesso à informação, ou seja, o sistema deve apresentar a informação de forma que seja interpretável, fácil de entender e manusear, representada concisa e consistentemente. Além disso, o sistema deve ser acessível, mas também seguro. Enquanto a categoria representacional inclui aspectos relacionados ao formato dos dados e seu

significado, a categoria de acessibilidade está relacionada à facilidade percebida pelos usuários para acessar a informação (LEE et al., 2002; WANG; STRONG, 1996).

A pesquisa de Lee et al. (2002) propõe uma metodologia abrangente para a avaliação da qualidade da informação nas empresas, que devem tomar decisões para priorizar as tarefas e alocar recursos para o melhoramento da QI. Em primeiro lugar, os autores fizeram um levantamento bibliográfico e com profissionais da área, para operacionalizar as quatro dimensões propostas por Wang e Strong (1996): intrínseca, contextual, representacional e acessibilidade. Segundo os autores, essas categorias são úteis para abranger todo o conceito de QI, porém não são úteis para saber como melhorar a QI. Portanto, os autores usam o modelo de Kahn, Strong e Wang (2002) a fim de estruturar um questionário para avaliar QI e que foi avaliado empiricamente em várias empresas. Os autores aplicaram a técnica de análise *Gap* para fazer *benchmarking* da QI das empresas estudadas e identificar pontos a serem aprimorados, ou seja, identificar o desvio que existe entre a QI de uma empresa determinada e as melhores práticas. Finalmente, analisaram-se os desvios entre os profissionais de SI e os usuários da informação.

Já Nelson, Todd e Wixom (2005), baseando-se nas categorias propostas por Wang e Strong (1996): intrínseca, contextual, representacional e acesibilidade, realizaram uma revisão de literatura na qual propõem que as trinta dimensões de QI levantadas possam ser reduzidas a um conjunto conciso de determinantes de QI. Os autores sugerem que essas dimensões além de serem relativamente parcimoniosas, podem guiar o refinamento de facetas específicas do sistema, em um esforço por elevar a qualidade dele. Destaca-se que essa pesquisa não encontrou sustentação empírica da relação de causalidade entre a dimensão atualidade e o constructo de qualidade da informação.

Quadro 9 - Dimensões de qualidade da informação de Nelson, Todd e Wixom (2005)

Dimensão	Definição	Categoria de Qualidade da informação
Precisão	É em que grau a informação é correta, não ambígua, significativa, confiável e consistente	Intrínseca
Completude	É o grau com que todos os possíveis status de relevantes para os usuários estão representados na informação armazenada	Extrínseca contextual
Atualidade	É o grau em que a informação é atualizada, ou o grau de precisão com que a informação reflete o estado atual do mundo que representa	
Formato	É o grau em que a informação é presentada de forma entendível e interpretável para os usuários e assim ajuda a completar a tarefa	Extrínseca representacional

Fonte: Adaptado de Nelson, Todd e Wixom (2005)

Finalmente, Petter, DeLone e McLean (2013) destacam alguns exemplos de mensurações para a dimensão qualidade da informação, como relevância, facilidade de entendimento, precisão, consistentencia, completude, atualidade, oportunidade e facilidade de uso.

3.3.3 Abordagem de decisão

McAfee e Brynjolfsson (2012) destacam que decisões guiadas por dados são decisões melhores. A pesquisa conduzida por esses autores constatou que as empresas que caracterizam a si mesmas como direcionadas por dados têm um melhor desempenho financeiro e operacional. Segundo eles, as companhias que estão no terço superior, no que tange o uso de dados para tomada de decisão, são em média 5% mais produtivas e 6% mais rentáveis. Os sistemas de BI disponibilizam as informações necessárias para que a tomada de decisão seja baseada em dados.

Como já mencionado, a variável tomada de decisão deve ser levada em conta quando se está lidando com sistemas de BI (KOKIN; WANG, 2013). Nos modelos de sucesso de BI apresentados no item 3.2.3, esse assunto tem sido abordado de

diferentes formas. Na pesquisa de Popovič et al. (2012), a tomada de decisão é incluída no modelo conceitual por meio da variável cultura de tomada de decisão analítica. Segundo os autores, as empresas devem estabelecer um ambiente de uso proativo da informação, no qual o processo de tomada de decisão esteja baseado na racionalidade, ou seja, na análise abrangente da informação. Os autores argumentam que os trabalhadores com cultura de tomada de decisão analítica usam a informação e os sistemas de informação mais e melhor do que os trabalhadores com estilos de decisão mais intuitivos. Dessa forma, os autores enfatizam levar em conta as atitudes em relação ao uso da informação quando se está estudando a ligação entre as dimensões do sucesso de BI.

Por outro lado, na pesquisa de Işik, Jones e Sidorova (2013), a tomada de decisão é incluída no modelo por meio da variável ambiente de decisão. Segundo as autoras, o ambiente de decisão é composto por duas dimensões: necessidades de processamento da informação e tipos de decisões. As necessidades de processamento da informação podem ser estratégicas, táticas ou operacionais. Os tipos de decisão, em contrapartida, podem ser estruturados ou não. As combinações das dimensões das duas variáveis mencionadas geram seis categorias no total, porém as autoras só usaram duas combinações de variáveis ou categorias para o teste empírico: controle operacional estruturado e planejamento estratégico desestruturado.

A operacionalização proposta por Işik, Jones e Sidorova (2013) para a variável ambiente de decisão pode perder relevância com a universalização dos sistemas de BI, já que estes estariam disponíveis para todos os usuários, sem importar seu nível funcional, e para todos os processos de negócios. Partindo da premissa de que a informação esteja disponível para todos, a questão recairia no uso da informação por parte dos usuários, uma vez que ter a informação disponível não implica que seja usada, ou ainda que seja usada como suporte do processo de tomada de decisão. O uso da informação para o processo de tomada de decisão pode ser explicado por meio das atitudes ou abordagens de tomada de decisão dos usuários, que podem variar de puramente intuitivas, em que o tomador de decisões se baseia em seus critérios e/ou experiências pessoais, até abordagens mais racionais, nas quais o tomador de decisão se baseia em dados e fatos. Portanto, nesta pesquisa, a

tomada de decisão será incluída no modelo através da variável abordagem de decisão, seguindo a linha de análise utilizada por Popovič et al. (2012). Incluir as abordagens de decisão no modelo permite, em certo nível, incluir o fator humano no modelo. Na sequência, são apresentadas as principais características do processo de tomada de decisão e suas abordagens.

- **Processo de tomada de decisão**

O trabalho de Mintzberg, Raisinghani e Theoret (1976) apresenta definições para os conceitos de decisão e processo de tomada de decisão: (1) decisão é um compromisso específico com a ação, geralmente com recursos, e (2) processo de tomada de decisão é conjunto de ações e fatores dinâmicos que começam com a identificação de um estímulo para a ação e terminam com um compromisso específico para a ação.

Esses autores ressaltam que um processo de decisão é não estruturado quando não se repete exatamente da mesma forma dentro da organização. Dessa forma, para abordá-lo não existe um conjunto ordenado de respostas e procedimentos explícitos e predeterminados, por exemplo, o processo de decisão de implantação ou não de uma nova tecnologia. Por sua vez, um processo de tomada de decisão é estratégico quando é importante em termos de ações tomadas, de recursos comprometidos ou precedentes estabelecidos. Segundo Citroen (2009), as decisões tomadas pelos executivos são majoritariamente de caráter estratégico, ou seja, complexas, não rotineiras, não podem ser resolvidas facilmente pelos procedimentos existentes e não são encontradas previamente na mesma forma dentro da organização.

- **Abordagens para o estudo do processo de tomada de decisão estratégico**

De acordo com Yu (2011), o processo de tomada de decisão nas organizações pode ser abordado em duas perspectivas diferentes e complementares: a prescritiva e a descritiva. Na sequência, são definidas essas duas abordagens:

- ✓ *Abordagem Prescritiva,* cuja base fundamental é a racionalidade limitada do ser humano, a qual serve como instrumento para ajudar os decisores. No contexto da racionalidade, existem algumas fontes básicas de dificuldade relacionadas com o processo de tomada de decisão: a complexidade da decisão, a incerteza relacionada à situação em que a decisão ocorre e a existência de múltiplos objetivos e critérios, muitas vezes conflituosos. Há diversas técnicas e ferramentas de caráter qualitativo e/ou quantitativo para abordar essas dificuldades do processo de tomada de decisão estratégico (YU, 2011).
- ✓ *Abordagem Descritiva*, baseada em observações do mundo real das organizações e das pessoas como decisoras, entendendo que o comportamento dos decisores é influenciado pelo meio ambiente, bem como por um elemento de racionalidade e outros elementos do comportamento humano: vieses comportamentais e cognitivos, e a intuição. No ambiente de racionalidade limitada, os decisores parecem considerar algumas poucas alternativas e olham-nas de forma sequencial, não de forma simultânea. Além disso, focam somente em algumas delas, sem procurar todas as informações relevantes a cada uma das alternativas e suas respectivas consequências. Dessa forma, os decisores não possuem um conjunto completo e consistente de preferências, porque não têm o conhecimento do todo, já que existem limites para o conhecimento humano (YU, 2011).

Por outro lado, para Citroen (2009) existem três tipos de abordagens principais no processo de tomada de decisão estratégica: racional, do processo satisfatório e intuitivo. Essas diferentes abordagens são apresentadas a seguir:

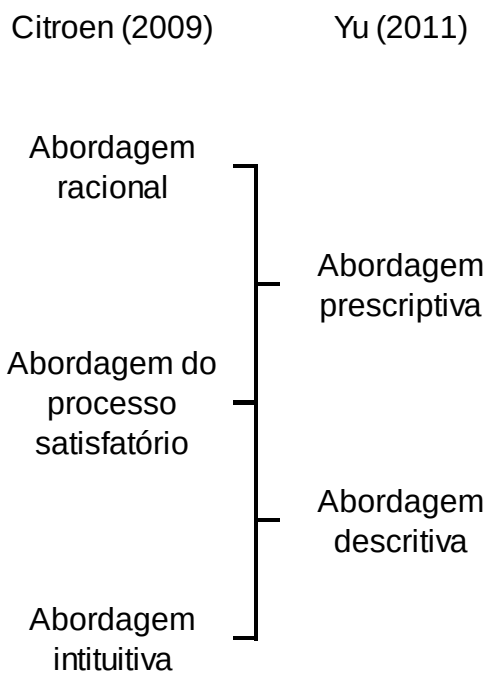
- ✓ *Na abordagem racional,* os executivos tomam decisões estratégicas depois de um cuidadoso processo estruturado de consideração das circunstâncias, alternativas e consequências. Informações em temas como concorrência, mercados, tecnologias e o ambiente societário que afetam a organização contribuem para detalhar as implicações das alternativas possíveis de decisão e têm um papel crucial de obter parâmetros dessas alternativas. Nesta abordagem, pressupõe-se que a informação adequada está disponível para que o diretor executivo ou o conselho de administração possam tomar a

melhor decisão possível em determinadas circunstâncias. Esta abordagem requer que o processo seja corretamente estruturado, embora as questões que serão resolvidas sejam evidentemente e frequentemente desestruturadas (CITROEN, 2009).

- ✓ *Na abordagem do processo satisfatório,* contrariamente à abordagem racional, é argumentado que os seres humanos têm uma capacidade cognitiva limitada e só podem compreender e usar uma quantidade limitada da informação disponível. Consequentemente, os decisores executam um processo racional limitado em lugar de um processo racional. Na tomada de decisão estratégica, isso conduz à visão de que os executivos tomam decisões basicamente em um processo desestruturado, aceitando soluções satisfatórias em lugar de soluções ótimas (CITROEN, 2009).
- ✓ *Na abordagem intuitiva,* afirma-se que, em alguns casos, as decisões estão primariamente baseadas em processos intuitivos que podem levar igualmente a resultados adequados (CITROEN, 2009).

Comparando as abordagens de Yu (2011) e Citroen (2009), poder-se-ia dizer que a abordagem prescritiva, por propor um método racional e específico para o processo de tomada de decisão, está entre as abordagens de racionalidade e processo satisfatório. Por sua vez, a abordagem descritiva estaria entre a abordagem de processo satisfatório e a abordagem intuitiva, já que reconhece a limitação cognitiva dos seres humanos e a influência das preferências e experiências pessoais no processo decisório. Na Figura 21, é apresentada uma escala de comparação do nível de racionalidade no processo de tomada de decisão em cada umas das abordagens propostas pelos autores.

Figura 21- Comparação das abordagens do processo decisório de Citroen (2009) e Yu (2011)



Fonte: Elaborado pela autora

3.3.4 Satisfação dos usuários e sucesso de BI

A análise de literatura das dimensões satisfação dos usuários e sucesso de BI é apresentada de forma conjunta, uma vez que na literatura acadêmica esses conceitos estão estreitamente ligados, especialmente quando o sucesso de BI é definido em termos do nível de uso, como é o caso desta pesquisa.

Segundo DeLone e McLean (1992), o nível de uso dos sistemas de informação é uma das dimensões de sucesso de SI mais usadas na literatura, uma vez que está entre as medidas mais objetivas e fáceis de quantificar. Segundo os autores, essa medida faz sentido unicamente quando o uso é voluntário. No caso de o uso do sistema de informação ser obrigatório, ele se torna uma medida menos útil e o sucesso da interação pode ser mensurado em termos de satisfação do usuário. Esta medida é especialmente apropriada quando se deseja avaliar um sistema de informação específico. Poder-se-ia dizer, então, que a satisfação dos usuários é

variável e apropriada para a mensuração do sucesso de BI, uma vez que se trata de um tipo específico de sistema de informação. Adicionalmente, esses autores destacam que a satisfação dos usuários da informação é provavelmente uma das dimensões de sucesso de SI usadas mais amplamente, pois tem um alto grau de validade de face, visto que é difícil negar o sucesso de um sistema do qual os usuários gostam. Segundo os autores, outro motivo para empregar a satisfação dos usuários é que as outras medidas de sucesso são pobres, conceitualmente débeis ou empiricamente difíceis de obter.

Mais tarde, na atualização de seu modelo, DeLone e McLean (2003) ampliaram o escopo da definição anterior, destacando que, mesmo quando o uso é requerido, a variabilidade na qualidade e intensidade desse uso provavelmente tem um impacto significativo na realização dos benefícios do sistema. Além disso, os autores ressaltam que o uso de um sistema nunca é totalmente mandatório, pois os gestores sempre têm a opção de descontinuar seu uso se considerarem que ele não fornece os resultados desejados. Ademais, os autores assinalam que, com o crescimento dos sistemas de suporte à gestão, o uso voluntário tem se tornado mais comum e, portanto, é recomendável a inclusão do uso do sistema como uma dimensão crítica da mensuração do sucesso de SI.

Em relação à medição do uso do sistema de informação, destaca-se que pode ser mensurado de forma real por meio de diferentes métricas, como a quantidade de transações realizadas pelos usuários, ou percebida ao perguntar aos gestores sobre o nível de uso do sistema (DELONE; MCLEAN, 1992). As medidas reais desse uso devem ser preferidas sobre as medidas percebidas reportadas pelos gestores ou usuários (DELONE; MCLEAN, 2003). Isso depende, porém, da disponibilidade dessa informação na empresa. Além disso, a medição do uso real pode não ser uma medida viável quando se está coletando dados empíricos dos usuários de várias empresas, uma vez que a medição desse item não poderia ser realizada pelo questionário que serve como instrumento de coleta de dados, já que os usuários finais possivelmente não têm acesso a esse indicador da área de TI.

Por sua vez, Seddon (1997) destaca que, quando se afirma que o nível de uso é a variável que explica o sucesso de um sistema de informação, assume-se implicitamente uma relação positiva e linear entre o tempo usando o sistema e os

benefícios gerados do uso. Porém, um sistema exitoso poderia ajudar o usuário a fazer mais trabalho ao mesmo tempo ou ainda em um menor tempo. Para o autor, o uso do sistema pode atuar como uma variável proxy para os benefícios do uso. Adicionalmente, ele destaca que o uso de SI não pode ter o significado nem de um comportamento, nem como uma parte de um processo, antecedendo os benefícios do uso, uma vez que essas interpretações se contrapõem à definição de uso de SI como uma dimensão de seu próprio sucesso.

Para solucionar esse conflito de significados, o autor propõe um modelo teórico no qual enfoca o nível de uso em duas perspectivas diferentes: (1) o uso de SI como medida perceptual é definida em termos de utilidade percebida e satisfação dos usuários, e (2) o uso de SI como comportamento é definido em termos de expectativas e consequências do uso. Segundo o autor, existe uma retroalimentação entre essas duas definições do uso de SI através da revisão das expectativas do uso e das consequências, que são modificadas pela observação e pelas experiências pessoais.

Contrariamente às proposições de Seddon (1997), DeLone e McLean (2003), afirmam que o nível de uso é uma variável adequada para medir o sucesso de SI. Os autores ressaltam que os problemas existentes em relação à inclusão do uso de um sistema de informação como uma das variáveis do modelo de sucesso de SI se devem a uma definição simplista de uma variável complexa. Dizer, pois, que mais uso implica maiores benefícios, sem considerar a natureza do uso, é claramente insuficiente. Desta forma DeLone e McLean ressaltam, os pesquisadores devem capturar a riqueza do uso do sistema como um fenômeno, incluindo a natureza, nível, extensão e a adequação do uso, e não simplesmente medir a frequência desse uso.

Dadas as dificuldades que existem para interpretar essa variável, DeLone e McLean (2003) propuseram adicionar à variável nível de uso, um comportamento, a variável intenção de uso, que é uma atitude, embora, na prática, possa ser difícil de mensurar. De acordo com os autores, a inclusão da intenção uso pode solucionar os problemas assinalados por Seddon (1997), em relação à interpretação causal e de processo do modelo de SI. Os autores também ressaltam que existem relações de causalidade entre o nível de uso, a satisfação dos usuários e a intenção de uso.

Uma experiência de uso positiva pode levar a uma maior satisfação do usuário que, por sua vez, leva ao incremento da intenção do uso e, assim, ao próprio uso.

Seguindo a linha de raciocínio de Seddon (1997), os pesquisadores Wixom e Todd (2005) destacam que a satisfação dos usuários, embora seja uma ferramenta potencialmente útil para o *design* de um sistema, é um indicador débil do nível de uso de um sistema, uma vez que está baseado em crenças e atitudes sobre um objeto, no caso o sistema. Os autores ressaltam que, para que as crenças e atitudes sejam precisas para predizer um comportamento futuro, o nível de uso do sistema, elas devem ser especificadas de forma consistente no tempo, objetivos e contexto do comportamento que está sendo estudado. Para os pesquisadores, o modelo de aceitação tecnológica (TAM, sigla em inglês) preenche esses requisitos e, portanto, fornece boas predições do nível de uso, pois liga comportamentos, utilidade e facilidade de uso, com atitudes e crenças em relação ao sistema, as quais influenciam a intenção de uso.

As medidas de satisfação estão associadas frequentemente à percepção dos usuários finais de uma aplicação específica (DELONE; MCLEAN, 1992; WIXOM; WATSON, 2001). Por esse motivo, podem ser úteis para a avaliação dos resultados dos sistemas de BI. Em contrapartida, Nelson, Todd e Wixom (2005) destacam que os determinantes da qualidade da informação e dos sistemas influenciam indiretamente a satisfação dos usuários com a informação e com os sistemas, respectivamente.

Na pesquisa de Popovič et al. (2012), seguindo os postulados do modelo de sucesso de SI de DeLone e McLean (1992), o sucesso de BI é operacionalizado quanto ao nível de uso da informação nos processos. Os autores avaliaram três aspectos principais: (1) como a informação disponível é usada nos processos de negócio, (2) como a informação é usada para a tomada de decisão nos processos de negócios, e (3) quais benefícios a empresa consegue com a gestão da informação.

Por outro lado, Işik, Jones e Sidorova (2013) afirmam que o sucesso de BI pode ser definido como o conjunto de benefícios que a organização consegue pelo uso de BI, por exemplo o aumento da rentabilidade, a redução de custos e o aumento da

eficiência, em concordância com a dimensão benefícios líquidos, incluída no modelo de sucesso de SI a partir do trabalho de Seddon (1997).

Como levantado, nenhum dos modelos de sucesso de BI Popovič et al. (2012) e Işik, Jones e Sidorova (2013) inclui a variável satisfação dos usuários, embora seja uma das dimensões mais destacadas no modelo de sucesso de SI de DeLone e McLean. Esta variável será incluída na pesquisa, uma vez que existe evidência conceitual e empírica de que serve como vínculo entre as outras dimensões de sucesso e o nível de uso. Além disso, a inclusão e seu posterior teste empírico contribuem para a especificação e ampliação dos modelos de sucesso de BI.

3.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DA REVISÃO DE LITERATURA

A revisão de literatura apresentada está focada principalmente em três assuntos: (1) definição e delimitação do constructo de *business intelligence*, (2) modelos para a avaliação dos sistemas de informação e BI, e (3) as variáveis do modelo proposto. Cada um desses itens contribui de forma específica para a conceituação, operacionalização e delimitação do problema de pesquisa.

Em primeiro lugar, a definição de BI, a análise da interação com outros domínios do conhecimento, sua evolução histórica e seus principais componentes permitiram delimitar o constructo de BI que será usado no escopo da presente pesquisa. Por conseguinte, destaca-se que BI será entendido como um tipo específico de sistema de informação, e não como um processo e/ou informação gerada por esse processo, como é definido por alguns autores (HANNULA; PIRTTIMÄKI, 2003). Da mesma forma, esta pesquisa abrange o conceito de BI&A que surgiu a partir da publicação de Davenport (2006). Adicionalmente, ferramentas como DW e OLAP serão consideradas como componentes do sistema de BI e outros tipos de sistemas de informação complementares ou análogos. Finalmente, na definição de BI como sistema de informação, BI será entendido como uma aplicação de tecnologia da informação que operacionaliza os conceitos e postulados de inteligência competitiva, e é complementar aos sistemas de gestão do conhecimento.

Em segundo lugar, o estudo do modelo de sucesso de SI de DeLone e McLean (1992), os modelos de avaliação de BI e os modelos de sucesso de BI permitiram enquadrar conceitualmente o modelo de pesquisa proposto dentro do último tipo de

modelo mencionado. Esse enquadramento conceitual permite concluir que o modelo de pesquisa proposto poderá ser uma contribuição em dois sentidos especialmente: (1) como modelo de mensuração do valor de BI para a organização, e (2) como análise e especificação das dimensões do modelo de sucesso de BI.

Por fim, aprofundando nas dimensões de sucesso de BI que constituem as variáveis do modelo conceitual que se pretende estudar, foi apresentada uma discussão de como essas variáveis são definidas e operacionalizadas por diversos autores. Em relação às dimensões capacidade de BI e qualidade da informação, que são constructos multidimensionais, foi possível observar que eles são operacionalizados de formas diferentes por diversos autores. Destaca-se ainda o conceito de qualidade da informação melhor definido e mais amplamente estudado na literatura acadêmica do que o conceito de capacidade de BI, que ainda é difuso. Esta pesquisa pretende contribuir neste aspecto, procurando dar uma definição e operacionalização para o constructo capacidade de BI, que mais tarde serão testadas empiricamente.

Por sua vez, a inclusão da variável abordagem de decisão procura integrar a tomada de decisão ao modelo. Enfatiza-se que essa variável não é levada em conta nos modelos de avaliação de BI apresentados no item 3.2.2, mas sim nos modelos apresentados no item 3.2.3, embora com uma operacionalização diferente em cada pesquisa. O presente trabalho seguirá a linha de raciocínio proposta poro Popovič et al. (2012), que contempla a operacionalização no que diz respeito ao nível de racionalidade no processo de tomada de decisão.

Por último, a variável sucesso de BI, embora frequentemente relacionada ao nível de uso do sistema, é explicada de forma diferente por diversos autores, incluindo alguns que propõem modelos conceituais complexos para explicar o nível de uso, argumentando tratar-se de um comportamento que deve ser explicado por meio de atitudes (SEDDON, 1997; WIXOM; TODD, 2005). Com o intuito de não fugir do escopo conceitual desta pesquisa e manter a parcimônia do modelo, o sucesso de BI é definido quando ao nível de uso da informação nos processos e usará a variável satisfação dos usuários como vínculo entre a capacidade de BI e a qualidade da informação com o nível de uso do sistema.

4. MÉTODO DE PESQUISA

Neste capítulo, são apresentadas as principais considerações relativas à abordagem metodológica aqui empregada. Em primeiro lugar, descreve-se a abordagem tipo *survey*, na sequência se apresenta a operacionalização do modelo conceitual, depois as hipóteses propostas e o desenvolvimento do instrumento de coleta de dados. Finalmente, é descrita a técnica estatística que foi usada para a análise dos dados.

4.1 ABORDAGEM METODOLÓGICA TIPO *SURVEY*

Em relação à categorização deste trabalho dentro do domínio de pesquisa de BI, é importante mencionar o trabalho de Jourdan, Rainer e Marshall (2008), que realizaram uma revisão da literatura focada especificamente em BI. A categorização dos artigos estudados permitiu que os pesquisadores identificassem cinco categorias principais de pesquisa em BI: (1) inteligência artificial (IA), que consiste em algoritmos e aplicações de IA, as quais incluem classificação, predição, *web mining* e *machine learning*, (2) benefícios, que detalha como as organizações têm usado os *data warehouses*, *data mining* e outros sistemas de BI para conseguir certos benefícios financeiros mensuráveis, (3) decisão, que está relacionada com o melhoramento do processo de tomada de decisão e inclui tópicos como modelagem de dados, tomada de decisão e modelagem do processo decisório, (4) implantação, que inclui uma ampla variedade de temas, como *data warehouse*, *data mining*, *customer relationship management* (CRM), *enterprise resource planning* (ERP), gestão do conhecimento e projetos de *e-business,* e finalmente a categoria (5) estratégias, que foca em como aplicar as ferramentas de BI nos ambientes de negócios modernos. Seguindo esta tipologia, a presente pesquisa pode ser classificada na categoria de benefícios, pois objetiva a avaliação dos resultados dos sistemas de BI.

O problema de pesquisa foi abordado quantitativamente por meio de um *survey* do tipo confirmatório, também chamado de teste de teoria ou explanatório, e ocorre quando o conhecimento sobre um fenômeno já foi desenvolvido teoricamente, usando conceitos bem definidos, modelos teórico-conceituais e hipóteses de pesquisa. A coleta de dados é desenvolvida com o objetivo específico de testar a

adequação das variáveis desenvolvidas em relação ao fenômeno, que foram extraídas da literatura. Assim, são testadas as hipóteses ou relações de causalidade entre as variáveis, e os limites de validade do modelo (FORZA, 2002; MIGUEL, 2012). Neste caso específico, as variáveis são as cinco dimensões do modelo de sucesso de BI proposto: capacidade de BI, qualidade da informação, satisfação dos usuários, sucesso de BI e ambiente de tomada de decisão, e serão testadas as relações de causalidade entre essas dimensões. Destaca-se o fato de que o modelo de DeLone e McLean (1992), como inicialmente concebido, define todas as dimensões do modelo como variáveis dependentes. Porém, aqui o sucesso de BI será a única variável dependente, cujo comportamento pode ser hipoteticamente explicado pelas outras dimensões mencionadas.

Jourdan, Rainer e Marshall (2008) destacam a importância de utilizar várias abordagens metodológicas na pesquisa em BI, uma vez que nenhuma das abordagens pode maximizar todos os tipos de validade. Segundo esses autores, a abordagem de pesquisa tipo *survey* tem sido pouco usada na área de BI, e pesquisas adicionais poderiam somar valor a este campo. Dos 167 artigos analisados por esses autores, 94 usam a abordagem de revisão de literatura, 40 estudo de caso, 13 usam a abordagem tipo *survey,* 10 usaram modelagem e simulação, e as 10 restantes usaram pesquisa experimental. Esses dados indicam a pertinência dessa abordagem de pesquisa que ainda não tem sido amplamente usada, mas que pode contribuir significativamente para o desenvolvimento do domínio teórico de BI ao avaliar outros tipos de validade, como a convergente, a discriminante e a de constructo.

Antes da coleta dos dados, foi realizado um pré-teste a fim de avaliar o instrumento de pesquisa e o entendimento por parte dos respondentes das questões elaboradas. Esse pré-teste é apresentado no ponto 4.4 Instrumento de coleta de dados. A coleta foi realizada via questionário em página *web* por meio da ferramenta SurveyMonckey, como apresentado no apêndice IV, e teve como respondentes dois grupos: (1) pessoal da área de TI e (2) os usuários, com o intuito de ter uma visão completa do desempenho dos sistemas de BI. Explorando tanto a visão dos usuários como dos fornecedores do serviço.

4.2 OPERACIONALIZAÇÃO DO MODELO TEÓRICO DE PESQUISA

As relações de causalidade são a pedra angular dos modelos de sucesso dos sistemas de informação. Por esse motivo, é importante assegurar que existe clareza conceitual na especificação e distinção dos constructos (NELSON; TODD; WIXOM, 2005; SEDDON, 1997). Portanto, para avaliar essa relação de causalidade é necessário operacionalizar previamente as variáveis de pesquisa.

Segundo Nelson, Todd e Wixom (2005) existem quatro características básicas que constituem um bom conjunto de dimensões para um sistema de informação, a operacionalização das dimensões do modelo procura seguir estes postulados:

a. Deve ser completo no sentido de explicar toda a qualidade da informação e do sistema;
b. Ser relativamente parcimonioso;
c. Aumentar o entendimento da natureza multifacetada da qualidade da informação e dos sistemas;
d. Ser acionável, no sentido de que as dimensões possam ser influenciadas através do design do sistema ou da intervenção dos gestores.

Como foi apresentado na revisão de literatura, existem diversas operacionalizações para as dimensões do modelo conceitual. Com o intuito de propor um modelo abrangente, mas ao mesmo tempo parcimonioso, se aplicou o método de seguido por Wixom e Todd (2005) que consiste em identificar os desdobramentos conceituais comuns nas diferentes operacionalizações das variáveis encontradas na revisão de literatura.

Na Tabela 5, são apresentadas as diversas operacionalizações para o modelo de pesquisa. Esta tabela é especialmente útil no desdobramento conceitual das dimensões capacidade de BI e qualidade da informação, uma vez que estes constructos são multidimensionais. Procurando estabelecer certo consenso entre os diferentes desdobramentos, para operacionalizar estes dois constructos, se selecionaram as dimensões ou variáveis que apareciam com maior frequência na literatura acadêmica.

Tabela 5 – Operacionalização do modelo de pesquisa

		DeLone e McLean (1992)	Wixom e Watson (2001)	Kahn et al. (2002)	Nelson et al. (2005)	Mithas, et al. (2011)	Wixom et al. (2011)	Popovič et al. (2012)	Chen et al. (2012)	Işik et al. (2013)	Petter et al. (2013)
Capacidade de BI	Acessibilidade				•			•		•	
	Capacidades analíticas						•	•	•		
	Confiabilidade				•						•
	Facilidadade de uso										•
	Flexibilidade		•		•					•	•
	Integração		•		•		•	•		•	
	Intuitividade										•
	Qualidade dos dados									•	
	Suporte à gestão de riscos									•	
	Tempo de resposta				•						•
Qualidade da informação	Acesso			•				•			
	Abrangencia		•								
	Atualidade	•		•	•						•
	Complitude		•	•	•						•
	Confiabilidade					•					
	Consistência		•	•							
	Consiça			•							•
	Conteúdo							•			
	Entendible / Interpretavél			•							•
	Formato			•	•						
	Integridade										
	Oportunidade	•		•		•					•
	Pertinência	•									
	Precisão / Exatidão	•	•	•	•	•					•
	Quantidade			•							
	Relevancia			•							•
	Seguridade			•							
	Usabilidade										•
	Valor agregado			•							
Abordagem de decisão	Tomada de decisão analítica							•			
	Tipo de decisão									•	
	Processamento da informação									•	
Satisfação dos usuários	Unidimensional	•			•						•
Sucesso de BI	Nível de uso	•						•			•
	Inteção de uso	•									•
	Beneficios obtidos	•	•							•	•

Fonte: Elaborado pela autora

Dessa forma, a capacidade de BI operacionalizou-se em termos de flexibilidade, integração, capacidades analíticas e acessibilidade. As duas primeiras foram usadas em quatro e cinco pesquisas respectivamente. Em relação à acessibilidade, foi considerada em três pesquisas para operacionalizar a capacidade de BI e em duas pesquisas, para operacionalizar a qualidade da informação. Nesta pesquisa foi incluída na operacionalização da capacidade de BI, pois intuitivamente se poderia pensar que é uma característica mais associada a um sistema do que à informação. Finalmente, as capacidades analíticas foram citadas em dois estudos unicamente, mas foram inseridas no desdobramento do modelo conceitual, tendo em vista que se trata de uma das principais características dos sistemas de BI, e sua qualidade pode influenciar a satisfação dos usuários com o sistema.

Em relação à operacionalização da dimensão qualidade da informação, por ser um constructo mais estudado na literatura acadêmica existem uma maior numero de desdobramentos. Para esta pesquisa foram escolhidos quatro constructos: a atualidade, a completude e oportunidade que são usadas em quatro pesquisas, e a precisão que é usada em seis.

Os outros conceitos do modelo, por não serem multidimensionais, não precisavam desse tipo análise, porém foram incluídas na Tabela 5 para ilustrar seus usos nas diferentes pesquisas. A variável abordagem de decisão foi operacionalizada em função do nível de racionalidade do processo decisório, segundo a linha de análise proposta por Popovič et al. (2012). A dimensão satisfação dos usuários com a capacidade de BI e a qualidade da informação será testada diretamente, e, por fim, o sucesso de BI, que foi operacionalizado quanto ao nível de uso da informação nos processos, seguindo o modelo de sucesso de BI proposto por Popovič et al. (2012). Como destacado por Delone e McLean (1992), o nível de uso é uma das mensurações mais usadas e objetivas do sucesso de SI. Além disso, a operacionalização, em termos de benefícios obtidos, resultaria em um modelo muito complexo empiricamente, pois seria necessário avaliar o valor gerado por BI para toda a empresa.

4.3 HIPÓTESES PROPOSTAS

As hipóteses desta pesquisa foram formuladas de modo a atingir objetivos colocados, portanto focam na relação de causalidade entre as variáveis do modelo

(Figura 22). Essas variáveis foram sugeridas baseando-se na revisão de literatura apresentada nos itens 3.2 e 3.3, e para cada uma delas são apresentadas as referências que as suportam. Na sequência, tem-se as hipóteses propostas.

Como foi apresentado na Tabela 5, vários autores destacam que a acessibilidade, as capacidade analíticas, a flexibilidade e a integração são dimensões do constructo multidimensional capacidade de BI (IŞIK; JONES; SIDOROVA, 2013; NELSON; TODD; WIXOM, 2005). Por esse motivo, propõem-se as seguintes hipóteses:

H1a: A acessibilidade é uma dimensão da capacidade de BI.

H1b: As capacidades analíticas são uma dimensão da capacidade de BI.

H1c: A flexibilidade é uma dimensão da capacidade de BI.

H1d: A integração é uma dimensão da capacidade de BI.

Na literatura acadêmica, destacam-se quatro dimensões para o constructo multidimensional qualidade da informação: atualidade, completude, oportunidade e precisão (LEE et al., 2002; NELSON; TODD; WIXOM, 2005; PETTER; DELONE; MCLEAN, 2013). Portanto, propõem-se as seguintes hipóteses:

H2a: A atualidade é uma dimensão da qualidade da informação.

H2b: A completude é uma dimensão da qualidade da informação.

H2c: A oportunidade é uma dimensão da qualidade da informação.

H2d: A precisão é uma dimensão da qualidade da informação.

Considerando a qualidade da informação e dos sistemas de forma conjunta, é útil pensar na informação como produto do sistema, e no sistema como um mecanismo de processamento de dados que produz informações (DELONE; MCLEAN, 1992; NELSON; TODD; WIXOM, 2005; POPOVIČ et al., 2012). Dessa forma, a presente pesquisa propõe que a capacidade de BI influencia positivamente a qualidade da informação, uma vez que a informação é o produto do processamento do sistema de BI.

H3: A capacidade de BI influencia positivamente a qualidade da informação.

Segundo Nelson, Todd e Wixom (2005), as dimensões da qualidade de um sistema representam as percepções dos usuários em relação ao uso do sistema através do tempo. Estes autores ressaltam que os determinantes da qualidade dos SI influenciam indiretamente a satisfação dos usuários com o sistema. Já Petter, Delone e Mclean (2008) afirmam que existe um forte suporte para a relação de causalidade entre qualidade do sistema e satisfação dos usuários.

H4: A capacidade de BI influencia positivamente a satisfação dos usuários.

Os determinantes da qualidade da informação interferem indiretamente nas percepções dos usuários sobre a satisfação com a informação (NELSON; TODD; WIXOM, 2005). Como destacado por Petter, Delone e Mclean (2008), a relação de causalidade entre a qualidade da informação e a satisfação dos usuários está amplamente suportada na literatura, incluída, portanto, como uma das hipóteses de pesquisa.

H5: A qualidade da informação influencia positivamente a satisfação dos usuários.

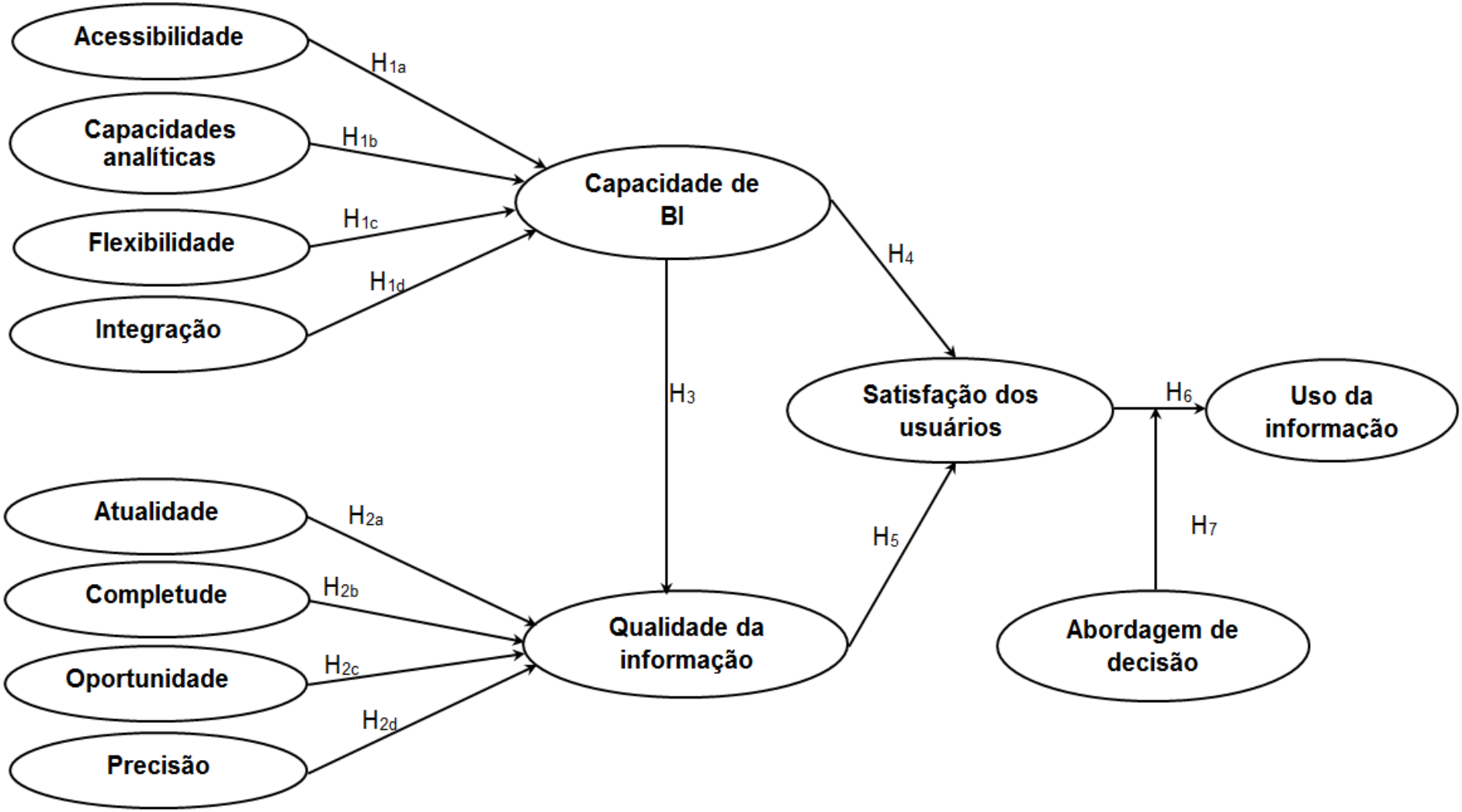
Intuitivamente, poder-se-ia dizer que os usuários fariam maior uso da informação se gostassem do sistema. Segundo Petter, DeLone e McLean (2008), existe evidência empírica que sustenta a relação entre a satisfação dos usuários e o nível de uso da informação. Portanto, este estudo propõe que a satisfação dos usuários influencia positivamente o uso da informação nos processos.

H6: A satisfação dos usuários influencia positivamente o nível do uso da informação nos processos.

Como já foi mencionado, Popovič et al. (2012) ressaltam que a informação fornecida pode ser vista unicamente como potencialmente valiosa, e sua utilidade depende de as pessoas realmente fazerem uso dela. Esse fenômeno pode ser explicado por meio das abordagens de decisão que variam de intuitivas a racionais (IŞIK; JONES; SIDOROVA, 2013). Portanto, nesta pesquisa se propõe que a abordagem de decisão seja moderadora da relação entre a satisfação dos usuários e o sucesso de SI.

H7: A abordagem de tomada de decisão modera a relação entre a satisfação dos usuários e o nível de uso da informação nos processos.

Figura 22 - Modelo conceitual operacionalizado



Fonte: Elaborado pela autora

4.4 INSTRUMENTO DE COLETA DE DADOS

Alguns autores como DeLone e McLean (1992, 2003) e Wixom e Watson (2001) ressaltam que, sempre que for possível, deve-se utilizar questões já testadas na literatura, pois isso ajuda a validar as medidas existentes e, portanto, criar um corpo de conhecimento coesivo no domínio de conhecimento em questão. Por esse motivo, todos os itens do questionário foram tomados de instrumentos existentes, escolhendo aqueles que apresentam um alfa de Conbrach (α) maior, com o intuito de garantir a confiabilidade do instrumento para a medição dos constructos propostos na pesquisa. No total, foram selecionados 50 itens para avaliar os conceitos e as relações de causalidade propostas.

Os autores Dalmoro e Vieira (2013) destacam que as escalas de cinco e sete pontos são mais apropriadas que as escalas de três pontos, e escalas maiores unicamente devem ser usadas quando os respondentes são especialistas no tema. Dessa forma, selecionou-se uma escala de *likert* de sete pontos, a qual, segundo os autores, apresenta vantagens, como uma melhor discriminação, ganho de consistência interna e confiabilidade, boa discriminação de covariância, e o fato de se ajustar bem a estatísticas multivariadas. Sendo assim, a escala começa em (1) discordo totalmente e vai até (7) concordo totalmente.

Embora tenham sido usados indicadores já existentes na literatura acadêmica, foi necessário realizar um pré-teste, para garantir que a tradução realizada pela autora de cada questão fosse compreendida pelos respondentes e representasse adequadamente o constructo que estava sendo avaliado. Nesse sentido, o questionário foi enviado para 12 pós-graduandos da área de gestão de tecnologia da informação, do departamento de Engenharia de Produção da Universidade de São Paulo (USP). Também foi revisado por uma especialista em traduções de caráter científico da Escola Politécnica da USP. As observações dos participantes permitiram melhorar a redação das perguntas, fazendo-as mais compreensíveis. O questionário também foi disponibilizado em inglês para respondentes de outros países, com questões tais como aparecem originalmente na literatura. O Quadro Quadro 10 ao Quadro 14 apresentam os instrumentos de coleta de dados para cada dimensão do modelo.

Quadro 10 – Instrumento de coleta de dados para a variável capacidade de BI

CAPACIDADE DE BI		Código
Dimensão	**Questões**	
Acessibilidade	As informações fornecidas correspondem às necessidades e aos hábitos dos usuários	ACE_1
Autor: Nelson, Todd e Wixom (2005)	A informação é processada e entregue rapidamente e sem atrasos	ACE_2
α de Conbrach = 0,90	A fonte da informação não é visível (CR)	ACE_3
	Os usuários da informação não podem acessar de forma interativa a informação (CR)	ACE_4
Capacidades Analíticas	O sistema fornece relatórios em papel	CA_1
Autor: Popovič et al. (2012)	O sistema fornece relatórios interativos (onde é possível configurar alguns dos parâmetros)	CA_2
α de Cobranch> 0,70	O sistema possui ferramentas para visualizar dados de forma flexível, tornando possível comparar diferentes informações para o processo de tomada de decisão (OLAP)	CA_3
	O sistema fornece aplicações analíticas, incluindo análise de tendências e de variações de cenários (what-if)	CA_4
	O sistema agrega e organiza dados para identificação de padrões e/ou relações em conjuntos de dados (ferramenta de mineração de dados)	CA_5
	O sistema permite a visualização dos dados, incluindo métricas, gráficos, indicadores chaves (por exemplo Balance Scorecard) e alertas	CA_6
Flexibilidade	O sistema pode ser adaptado para solucionar diferentes necessidades	FLE_1
Autor: Nelson, Todd e Wixom (2005)	O sistema é bastante flexível para ajustar-se a novas demandas e condições	FLE_2
α de Conbrach = 0,86	O sistema é versátil, adequando-se a novas necessidades conforme elas surjam	FLE_3
Integração	O sistema integra eficazmente dados de diferentes áreas da organização	INT_1
Autor: Nelson, Todd e Wixom (2005)	O sistema extrai informações consolidadas que costumavam estar em diferentes lugares da empresa	INT_2
α de Conbrach = 0,90	O sistema combina eficazmente dados de diferentes áreas da empresa	INT_3
CAPACIDADE DE BI	Em termos da qualidade do sistema, eu a qualificaria como alta	CBI_1
Autor: Nelson, Todd e Wixom (2005)	Em geral, o sistema é de alta qualidade	CBI_2
α de Conbrach = 0,94	Em geral, eu daria à qualidade do sistema uma elevada qualificação	CBI_3

***CR=código reverso

Fonte: Elaborado pela autora

Quadro 11 – Instrumento de coleta de dados para a variável qualidade da informação

QUALIDADE DA INFORMAÇÃO		Código
Dimensão	**Questões**	
Atualidade	O sistema fornece a informação mais recente (última versão)	ATU_1
Autor: Nelson, Todd e Wixom (2005)	A informação que o sistema produz é a mais empregada	ATU_2
α de Conbrach = 0,93	A informação do sistema é sempre a mais atualizada	ATU_3
Completude	O sistema fornece um conjunto completo de informações	COM_1
Autor: Nelson, Todd e Wixom (2005)	O sistema produz informação abrangente	COM_2
α de Conbrach = 0,90	O sistema fornece todas as informações que são necessárias	COM_3
Oportunidade	A informação é fornecida sem interrupções	OPO_1
Autor: Lee et al. (2002)	A informação é fornecida sem atrasos	OPO_2
α de Conbrach = 0,88	A informação fornecida é oportuna	OPO_3
Precisão	O sistema produz informação correta	PRE_1
Autor: Nelson, Todd e Wixom (2005)	Têm poucos erros na informação obtida do sistema	PRE_2
α de Conbrach = 0,87	A informação fornecida pelo sistema é precisa	PRE_4
Qualidade da informação	Em geral, dou uma nota alta à informação fornecida pelo sistema	QI_1
Autor: Nelson, Todd e Wixom (2005)	Em geral, dou uma classificação alta à informação fornecida pelo sistema	QI_2
α de Conbrach = 0,94	Em geral, o sistema me fornece informação de alta qualidade	QI_3

Fonte: Elaborado pela autora

Quadro 12 – Instrumento de coleta de dados para a variável satisfação dos usuários

SATISFAÇÃO DOS USUÁRIOS		Código
Dimensão	**Questões**	
Autor: Nelson, Todd e Wixom (2005) α de Conbrach = 0,92	Em geral, a informação que eu obtenho do sistema é muito satisfatória	SAT_1
	Estou muito satisfeito com a informação que recebo do sistema	SAT_2
	Considerando todos os aspectos, estou muito satisfeito com o sistema	SAT_3
	Em geral, minha interação com o sistema é muito satisfatória	SAT_4

Fonte: Elaborado pela autora

Quadro 13 – Instrumento de coleta de dados para a variável abordagem de decisão

ABORDAGENS DE DECISÃO		Código
Dimensão	**Questões**	
Autor: Popovič et al. (2012) α de Cobranch>0,70	O processo de tomada de decisão é bem estabelecido e conhecido pelos envolvidos	DEC_1
	É uma política de nossa organização utilizar a informação disponível em qualquer processo de tomada decisão	DEC_2
	Eu sempre considero a informação disponível, não importa o tipo de decisão que está sendo tomada	DEC_3

Fonte: Elaborado pela autora

Quadro 14 – Instrumento de coleta de dados para a variável sucesso de BI

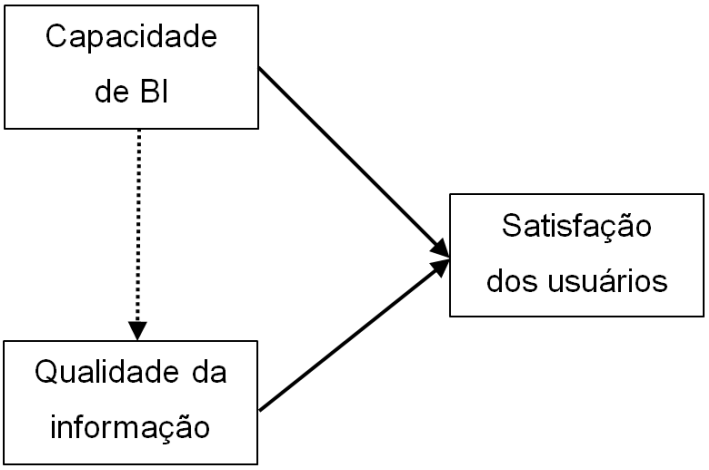
SUCESSO DE BI		Código
Dimensão	**Questões**	
Uso da informação nos processos de negócio	O sistema de BI expõe os problemas dos processos de negócio e faz com que os envolvidos estejam conscientes deles	USO_1
Autor: Popovič et al. (2012) α de Cobranch> 0,70	O sistema de BI fornece uma valiosa informação para avaliar os processos além dos padrões estabelecidos, para programas de melhoramento continuo e para projetos de mudança dos processo de negócio	USO_2
	O sistema de BI estimula a inovação nos processos internos e no fornecimento de serviços externos	USO_3
	A informação reduz a incerteza no processo de tomada de decisão, melhorando a confiança e aumentando a efetividade operacional	USO_4
	A informação nos permite reagir rapidamente aos eventos de negócio e desenvolver um planejamento proativo	USO_5
	Nós estamos usando a informação fornecida para fazer mudanças nos planos e estratégias corporativas, modificando os indicadores chaves existentes e analisando novos indicadores chaves	USO_6
	O sistema adiciona valor aos serviços fornecidos aos clientes	USO_7
	O sistema de BI reduz o risco no negócio	USO_8
	BI reduz os custos dos processos e do fornecimento de serviços	USO_9

Fonte: Elaborado pela autora

4.5 TÉCNICA ESTATÍSTICA

A técnica estatística selecionada para a análise dos dados coletados é a modelagem de equações estruturais (em inglês, *Structured Equation Model* – SEM). Essa técnica estatística multivariada é a única que permite avaliar relações de interdependência, ou seja, quando uma ou mais variáveis independentes influenciam outras que seriam consideradas independentes em um modelo de regressão tradicional (GEFEN; STRAUB; BOUDREAU, 2000; HAIR et al., 2009). É o caso do modelo conceitual proposto nesta pesquisa, como já foi mencionado na introdução. O fato é destacado na Figura 23, na qual a seta ponteada representa a influência de uma das variáveis independentes em outra variável "independente".

Figura 23- Relação de causalidade entre duas variáveis independentes do modelo teórico



Fonte: Elaborado pela autora

Outra vantagem importante da técnica SEM é a possibilidade de incorporar variáveis latentes na análise. Uma variável latente é um conceito teorizado e não observado que pode ser representado por variáveis observáveis ou mensuráveis, também chamadas de indicadores. Os constructos propostos neste modelo conceitual também podem ser classificados nessa categoria.

Além disso, como destacado por Chin (1998), a modelagem de equações estruturais tem sido usada amplamente no domínio do conhecimento de gestão de sistemas de informação. Existem vários exemplos na literatura acadêmica nos quais os autores aproveitam a flexibilidade do SEM para testar modelos de certo nível de complexidade e múltiplas relações de interdependência (ISIK; JONES; SIDOROVA, 2011; NELSON; TODD; WIXOM, 2005; POPOVIČ et al., 2012; WIXOM; TODD,

2005). Na sequência, apresenta-se um resumo das principais características dessa técnica estatística.

Segundo Hair et al., (2009), a modelagem de equações estruturais é uma técnica estatística que combina aspectos de análise fatorial e regressão múltipla, permitindo ao pesquisador examinar simultaneamente uma série de relações de dependência entre as variáveis medidas e os constructos latentes, bem como entre os diversos constructos latentes.

Os autores assinalam que uma das principais diferenças de SEM com outras técnicas multivariadas é a inclusão de constructos latentes ou variáveis latentes, isto é, um conceito teorizado que não pode ser observado diretamente e medido por meio de variáveis mensuradas, também chamadas de indicadoras, as mensurações para essas variáveis são reunidas por meio de métodos de coleta de dados. Os constructos latentes podem ser classificados especialmente em dois tipos: os exógenos, que poderiam ser chamados de “independentes”, uma vez que não há outros constructos latentes que os influenciem, e os constructos endógenos, os quais, contrariamente, são influenciados por outros constructos latentes. Cabe salientar que, pela diferença de outras técnicas estatísticas multivariadas em SEM, é possível a inclusão de vários constructos endógenos ou “dependentes”.

Os indicadores, por outro lado, podem ser classificados em reflexivos ou formativos. Enquanto os indicadores refletivos se baseiam na ideia de que as variáveis latentes causam as medidas, os indicadores formativos indicam que as medidas causam as variações nos constructos latentes. Os indicadores refletivos são altamente correlacionados entre si. Dessa forma, a variação em um deles indicaria discrepância nos outros indicadores. Já no caso dos indicadores formativos, a variação em um deles não implica variação nos outros. Portanto, não precisam estar correlacionados ou ter alta consistência interna, ou seja, um alfa de Cronbach (α) maior que 0,7 (CHIN, 1998; HAIR et al., 2009).

Outra vantagem importante da modelagem de equações estruturais é a possibilidade de incluir variáveis moderadoras, que afetam a intensidade da relação entre duas variáveis, podendo, inclusive, mudar a direção da relação (HAIR et al., 2013). Essas variáveis, bem como as outras variáveis latentes do modelo, são analisadas quanto

à validade e consistência de seus indicadores, e quanto à relevância e significância da relação de causalidade.

A SEM é uma técnica estatística confirmatória que não deve ser usada com fins exploratórios. Por esse motivo, é fundamental que haja um sólido embasamento teórico para o modelo que for analisado (CHIN, 1998; HAIR et al., 2009). Esse modelo conceitual é representado por meio de um diagrama de caminhos, no qual os constructos são representados por elipses ou círculos, enquanto as variáveis medidas ou indicadores, por quadrados.

A modelagem de equações estruturais, por basear-se em duas técnicas estatísticas diferentes, é desenvolvida em duas etapas: (1) a avaliação do modelo de mensuração, em que se estima a validade da relação de cada constructo com suas variáveis indicadoras por meio de análise fatorial confirmatória, e (2) a avaliação do modelo estrutural, no qual são testadas as relações de causalidade entre os constructos latentes por meio da aplicação de múltiplas equações de regressão multivariadas.

Existem várias abordagens para conduzir uma análise SEM. A mais aplicada de todas é a Baseada em Covariância (em inglês, *Covariance-Based* – CB-SEM), que é utilizada em *softwares* como LISREL e AMOS. Nos últimos anos, porém, tem ganhado força o uso de Baseada em Variância do Método de Mínimos Quadrados (em inglês, *Partial Least Squares* – PLS-SEM), uma vez que apresenta a vantagem de poder lidar com situações encontradas frequentemente nas áreas de ciências sociais, como amostras pequenas, dados que não se distribuem normalmente ou a estimação de modelos complexos, ou seja, com muitos indicadores e muitas relações de causalidade (HAIR et al., 2013).

É importante destacar que enquanto o modelo do método CB-SEM determina o quão bem o modelo teórico pode estimar a matriz de covariância para uma amostra de dados, o PLS-SEM foca em explicar a variância nas variáveis dependentes quando o modelo é examinado. Portanto, os critérios de avaliação dependem do método que se utiliza. Cabe ressaltar ainda que o CB-SEM usa medidas de qualidade de ajuste (em inglês, *Good of Fitness* – GOF) que indicam a qualidade com que o modelo especificado reproduz a matriz de covariância entre os itens indicadores, ou seja, mostra a similaridade entre as matrizes de covariância

estimada e observada. Diferentemente, o PLS-SEM foca na discrepância entre os valores observados, no caso das variáveis indicadoras, e os valores aproximados, no caso das variáveis latentes, e os compara com os valores preditos pelo modelo em questão. Dessa forma, o PLS-SEM se baseia unicamente em medidas que indicam a capacidade preditiva do modelo para julgar sua qualidade.

Uma vez que nesta pesquisa aplica o método PLS-SEM usando o *software* SmartPLS, na sequência serão explicados os critérios de avaliação e os valores de referência para esse método. Todos os critérios apresentados foram extraídos do livro de Hair et al. (2013) sobre modelagem de equações estruturais com o *software* SmartPLS.

4.5.1 Critérios de avaliação do modelo de mensuração para o método PLS-Sem

Os critérios para avaliação do modelo de mensuração no método de variância de mínimos quadrados ordinários são três: consistência interna, validade convergente e validade discriminante.

Consistência interna

O critério tradicional para avaliar a consistência interna é o alfa de Cronbach (α), que fornece uma estimativa de confiabilidade baseada nas intercorrelações observadas nas variáveis indicadoras. O valor de referência para esse critério de consistência interna é ser maior ou igual a 0,7. É importante destacar que o alfa de Cronbach (α) é sensível ao número de indicadores e tende a sobrestimar a consistência interna. Por isso, é recomendável usar o critério de confiabilidade composta (ρ_c), indicador que leva em conta as diferentes cargas cruzadas das variáveis indicadoras. A confiabilidade composta varia entre zero e um, e valores entre 0,6 e 0,7 são aceitáveis em pesquisas exploratórias. Para pesquisas em estágios avançados, o valor de referência está entre 0,7 e 0,9. Sempre deve ser menor que 0,95, porque sugeriria que os indicadores que estão medindo o mesmo fenômeno e, dessa forma, dificilmente seriam uma medida válida para o constructo. Finalmente, indicadores abaixo de 0,6 indicam falta de consistência interna.

Validade convergente

É o grau com que a medida se correlaciona positivamente com medidas alternativas do mesmo constructo, cujos indicadores são tratados como diferentes abordagens para medir o mesmo constructo. Por isso, os itens indicadores de um constructo específico devem convergir ou compartilhar uma alta porcentagem de variância. Para avaliar a validade convergente, devem-se considerar as cargas padronizadas e a variância média extraída (em inglês, *Average Variance Extracted* – AVE).

Altas cargas padronizadas evidenciam que os indicadores associados têm muito em comum, o que é capturado pelo constructo. Essa característica também é chamada de confiabilidade do indicador. Cargas padronizadas iguais ou maiores que 0,7 são consideradas aceitáveis; entre 0,4 e 0,7, os indicadores devem ser eliminados unicamente quando isso aumenta a confiabilidade composta, e indicadores menores que 0,4 devem ser eliminados sempre.

AVE, por sua vez, é definido como o valor médio das cargas elevadas ao quadrado dos indicadores associados a um constructo. Portanto, AVE é equivalente à comunalidade do constructo. Um valor igual ou maior que 0,5 indica que o constructo explica mais da metade da variância de seus indicadores. Contrariamente, um indicador inferior a 0,5 indica que, em média, mais erro permanece nos itens do que na variância explicada pelo constructo.

Validade discriminante

É a medida com que um constructo é verdadeiramente diferente de outros constructos por padrões empíricos, o que implica que o constructo é único e captura fenômenos não representados por outros constructos do modelo. São usados dois tipos de medidas para avaliar a validade discriminante, as cargas cruzadas e o critério de Fornell-Larcker.

O critério de cargas cruzadas estabelece especificamente que a carga padronizada de um indicador em seu constructo deve ser maior que todas as suas cargas nos outros constructos, caso contrário indicaria problemas de validade discriminante. Esse indicador é considerado liberal para a avaliação da validade discriminante.

Em contrapartida, o critério de Fornell-Lacker é mais conservador ao avaliar a validade discriminante. Ele compara as raízes quadradas dos valores de AVE com as correlações das variáveis latentes. A raiz quadrada de AVE deve ser superior à maior correlação com qualquer constructo. A lógica desse método se baseia na ideia do que o constructo compartilha mais variância com seus indicadores associados que com qualquer outro constructo.

4.5.2 Critérios de avaliação do modelo estrutural para o método PLS-Sem

Como mencionado anteriormente, no lugar de avaliar o modelo estrutural aplicando as medidas de qualidade de ajuste GOF de CBS-SEM, o modelo estrutural em PLS-SEM é analisado com base no critério heurístico, determinado pela capacidade preditiva do modelo, ou seja, o modelo é assumido como corretamente especificado e avaliado em termos da qualidade com que prediz as variáveis endógenas. Segundo Hair et al. (2013), a avaliação do modelo estrutural no *software* SmartPLS deve ser realizada em cinco passos:

Passo 1. Avaliação de colinearidade

Para avaliar a colinearidade, devem-se aplicar as medidas de tolerância e o fator de inflação de variância (em inglês, *Variance Inflation Factor* – VIF). Para isso, é necessário examinar separadamente cada conjunto de constructos preditores para cada subparte do modelo estrutural. Em primeiro lugar, é necessário calcular a tolerância, a partir do coeficiente de regressão para cada subconjunto de variáveis exógenas e endógenas do modelo:

$$Tol_{x_1} = 1 - R^2_{x_1} \qquad (1)$$

A medida de colinearidade é o VIF, definido como o recíproco da tolerância:

$$VIF_{x_1} = 1/Tol_{X_1} \qquad (2)$$

Níveis de tolerância abaixo de 0,20 (VIFs>5,00) nos constructos exógenos são indicadores de problemas de colinearidade.

Passo 2. Avaliação da significância e relevância dos coeficientes do modelo estrutural

Depois de rodar o algoritmo PLS-SEM em SmartPLS, obtêm-se os coeficientes de caminho do modelo estrutural, que representam as relações hipotéticas entre os constructos. Esses indicadores estão padronizados entre -1 e +1. Os coeficientes perto de +1 representam um forte relacionamento positivo entre as variáveis, e vice-versa para os valores negativos. Coeficientes estimados perto de zero são indicativos de relações de causalidade entre as variáveis fracas ou inexistentes.

A significância do relacionamento depende do erro padrão que se obtém por meio do algoritmo Bootstrapping, que permite calcular o valor empírico da estatística *t student*. Quando o valor t é maior que o valor crítico, diz-se que o coeficiente é significante para certo nível de probabilidade de erro tipo I, representado por α ou *p-value*. Os valores de críticos comumente usados em testes bicaudais são 1,65 para um nível de significância de 10%, 1,96 para um nível de significância de 5%, e 2,57 para um nível de significância de 1%. Junto com a estadística t, é reportado o *p-value* que corresponde à probabilidade de erroneamente rejeitar a hipótese nula, ou seja, rejeitar a inexistência de relacionamento entre as variáveis. Além de calcular a estatística t e seu *p-value*, também é recomendável calcular o intervalo de confiança para um nível de significância pré-especificado.

Além de analisar a significância das relações, é importante examinar a relevância das relações do modelo estrutural, pois embora os coeficientes de caminho possam ser significantes no modelo estrutural, seu tamanho é tão pequeno que o efeito na variável endógena resulta não relevante.

Passo 3. Avaliação do coeficiente de determinação R^2

O coeficiente de determinação R^2 é a medida mais comum para a avaliação do modelo estrutural. Este coeficiente é uma mensuração da precisão preditiva do modelo e é calculado pela correlação ao quadrado entre constructos endógenos específicos. O coeficiente representa os efeitos combinados das variáveis exógenas latentes nas variáveis endógenas latentes. Uma vez que a correlação ao quadrado dos valores atuais é prevista, também representa a quantidade de variância nos constructos endógenos explicada por todos os constructos exógenos ligados a ele.

Valores de R^2 de 0,75, 0,50 e 0,25 podem ser considerados substanciais, moderados e fracos, respectivamente.

Este índice, porém, pode ser inflado pelo aumento no número de variáveis preditoras, o que terminaria por comprometer a parcimônia do modelo. Por isso, os autores recomendam usar R^2 ajustado para evitar os vieses nos modelos mais complexos. A fórmula (3) mostra como calcular o coeficiente de determinação ajustado, em que n é o tamanho da amostra, e k, o número de variáveis exógenas latentes usadas para predizer a variável endógena em consideração.

$$R^2_{adj} = 1 - (1 - R^2) * \frac{n-1}{n-k-1} \quad (3)$$

Passo 4. Avaliação do efeito do tamanho f^2

Além de avaliar os valores do coeficiente de determinação R^2 de todos os constructos endógenos, a variação no coeficiente R^2, quando um coeficiente de variação em especifico é omitido do modelo, pode ser usada para avaliar o impacto do constructo omitido no constructo endógeno associado. O valor poder ser calculado segundo a equação (4), em que $R^2_{incluído}$ e $R^2_{excluído}$ são os valores do coeficiente R^2 das variáveis endógenas latentes quando um constructo exógeno determinado é incluído ou excluído do modelo. Os valores de referência para avaliar f^2 são os valores 0,02, 0,15 e 0,35 que representam efeitos pequenos, médios e grandes, respectivamente.

$$f^2 = \frac{R^2_{incluído} - R^2_{excluído}}{1 - R^2_{incluído}} \quad (4)$$

Passo 5. Avaliação da relevância preditiva Q^2

Além de avaliar a magnitude dos valores de R^2 como critério de precisão preditiva, também deve ser avaliado o critério de Stone-Geisser, ou valor Q^2. Esta medida é um indicador da relevância preditiva do modelo. Em um modelo estrutural, um valor Q^2 maior que zero para certa variável endógena refletiva indica relevância preditiva para esse constructo em particular. Esse critério pode ser calculado no SmartPLS por meio do algoritmo *Blindfolding*.

Os valores Q^2 calculados por meio desse algoritmo representam a medida da qualidade com que o modelo estrutural proposto pode predizer os valores

observados originalmente. Similar ao efeito de tamanho f^2 para avaliar os valores do coeficiente de determinação R^2, o impacto relativo da relevância preditiva pode ser comparado pela medida de efeito de tamanho q^2, que se define na equação 5:

$$q^2 = \frac{Q^2_{incluído} - Q^2_{excluído}}{1 - Q^2_{incluído}} \quad (5)$$

Como medida relativa de relevância preditiva, valores de 0,02, 0,15 e 0,35 indicam que o constructo endógeno tem pequena, média e grande relevância preditiva para determinado constructo endógeno.

5. RESULTADOS

Neste capitulo, são apresentados os resultados da estimação estatística do modelo conceitual proposto. As análises apresentadas se baseiam nos conceitos e procedimentos sobre modelagem de equações estruturais apresentados no ponto 4.5.

Este capítulo se divide em quatro partes principais. A primeira delas apresenta a caracterização da amostra, em seguida é apresentada a modelagem de equações estruturais, que inclui a avaliação do modelo de mensuração e a avaliação do modelo estrutural. Depois, apresenta-se uma conclusão da avaliação dos dois modelos e, por fim, discute-se a validade das hipóteses propostas.

5.1 CARACTERIZAÇÃO DA AMOSTRA

Este ponto apresenta a caracterização da amostra, a começar pelo cálculo do tamanho mínimo de amostra. Posteriormente, é analisada a taxa de resposta e, por fim, são apresentadas as principais características dos respondentes.

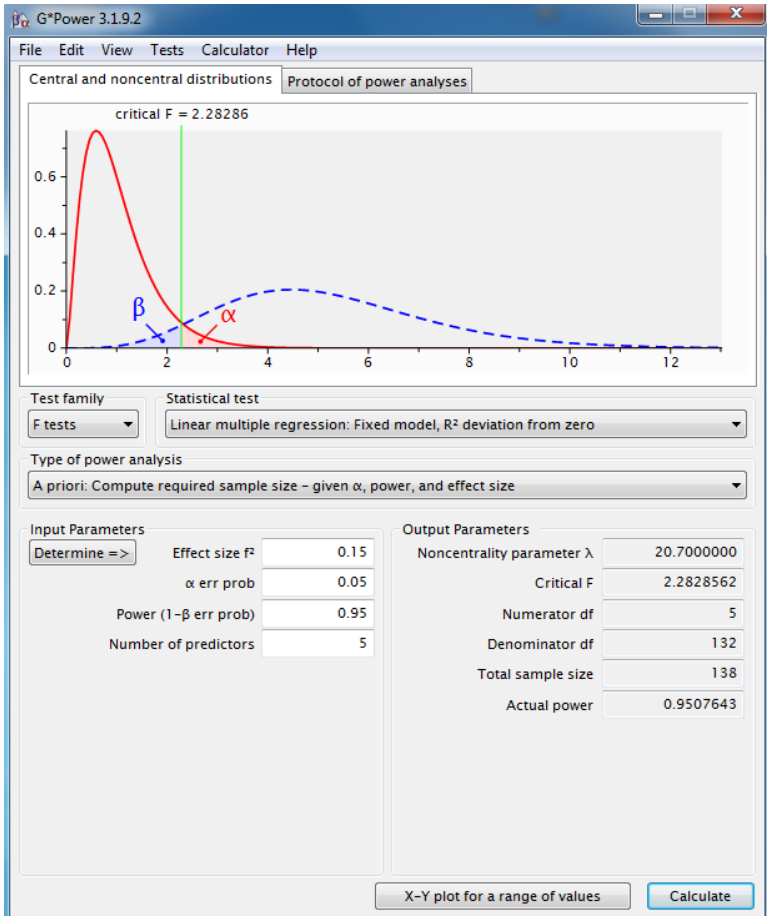
5.1.1 Tamanho da amostra

Uma das principais vantagens do *software* SmartPLS em relação a outros *softwares* de equações estruturais, como Lisrel ou Amos e outros modelos baseados em métodos de covariâncias, é que ele precisa de amostras menores (HAIR et al., 2013, p.13). O tamanho de amostra mínimo pode ser calculado usando o *software* livre G*Power (RINGLE; DA SILVA; BIDO, 2014).

O G*Power requer dois parâmetros. Em primeiro lugar, o nível de confiança que, para este caso, será fixado em 95%. Em segundo lugar, é necessário informar quantas setas recebe o constructo, que depende de um numero maior de variáveis latentes, ou seja, que tem uma maior quantidade de constructos exógenos associados. Neste caso, o constructo que mais variáveis exógenas tem é a qualidade da informação, que é influenciada por cinco variáveis latentes: atualidade, completude, oportunidade, precisão e capacidade de *business intelligence*. A Figura 24 apresenta a tela do G*Power para a apuração do tamanho de amostra. Segundo os cálculos realizados, para a estimação do modelo conceitual utilizando o *software* SmartPLS, é necessário um tamanho mínimo de amostra de 138. Na sequência, no

ponto 5.1.2, é apresentada a taxa de resposta e o número de respostas válidas obtidas, mostrando que o tamanho de amostra mínimo foi ultrapassado amplamente.

Figura 24- Cálculo do tamanho de amostra no software G*Power



Fonte: G*Power

5.1.2 Taxa de resposta e respostas usáveis

Foi definido um período de três meses para a coleta de dados, de setembro de 2015 a dezembro do mesmo ano. O tipo de amostragem realizado foi por conveniência, utilizando três bases de dados: (1) base dados do grupo de pesquisa de gestão de tecnologia da informação, do Departamento de Engenharia de produção da Universidade de São Paulo; (2) contatos da rede social Linkedin da autora e de seu orientador; e (3) base de dados da empresa CEVIU. Durante esses meses, foram enviados *e-mails* diariamente para os contatos das bases de dados disponíveis. O e-mail com o qual se convidou aos possíveis respondentes se apresenta no Apêndice III – E-mail convite para os respondentes. No total, foram obtidas 483 respostas dos 24.558 *e-mails* enviados, o que resulta em uma taxa de resposta de 1,97%, que poderia ser considerada aceitável para a coleta de dados *on-line* para este domínio

de pesquisa (ISIK; JONES; SIDOROVA, 2011). A Tabela 6 apresenta as taxas de respostas para cada uma das bases de dados usadas.

Tabela 6 – Taxa de resposta para cada base de dados utilizada

Base dados	Número de contatos	Respostas coletadas	Taxa de resposta
Base de dados do Grupo de pesquisa	4558	181	3,97%
Base dados extraida da rede social Linkedin	2000	264	13,20%
Base de dados empresa externa	18000	38	0,21%
Total	24558	483	1,97%

Fonte: Elaborado pela autora

É importante destacar, neste ponto, que o envio de *e-mails* para as primeiras duas bases de dados, com as mais altas taxas de respostas, foi realizado diretamente pela pesquisadora. Contrariamente, o último foi realizado com colaboração de uma empresa externa e resultou em uma taxa de resposta significativamente menor, uma vez que foi realizado um só disparo. Em relação às duas primeiras bases de dados, foi possível realizar uma gestão maior por parte da pesquisadora, enviando lembretes para os que não responderam ao questionário no primeiro chamado, e *e-mails* individuais para os que responderam de forma incompleta, solicitando que preenchessem o formulário completo. Pode-se dizer, então, que a possibilidade de gestão sobre as bases de dados próprias fez com que a taxa de respostas destas fosse significativamente maior em relação à base que os pesquisadores não tinham acesso. A taxa de resposta combinada para as bases de dados próprias foi de 6,8%.

Com o intuito de aumentar o número de respostas válidas dentro do questionário, incluiu-se uma seção na qual os respondentes eram convidados a indicar o nome e *e-mail* de pessoas que trabalhassem com BI e, portanto, pudessem responder ao questionário. Isso permitiu obter 63 novos contatos que foram convidados via *e-mail* para responder.

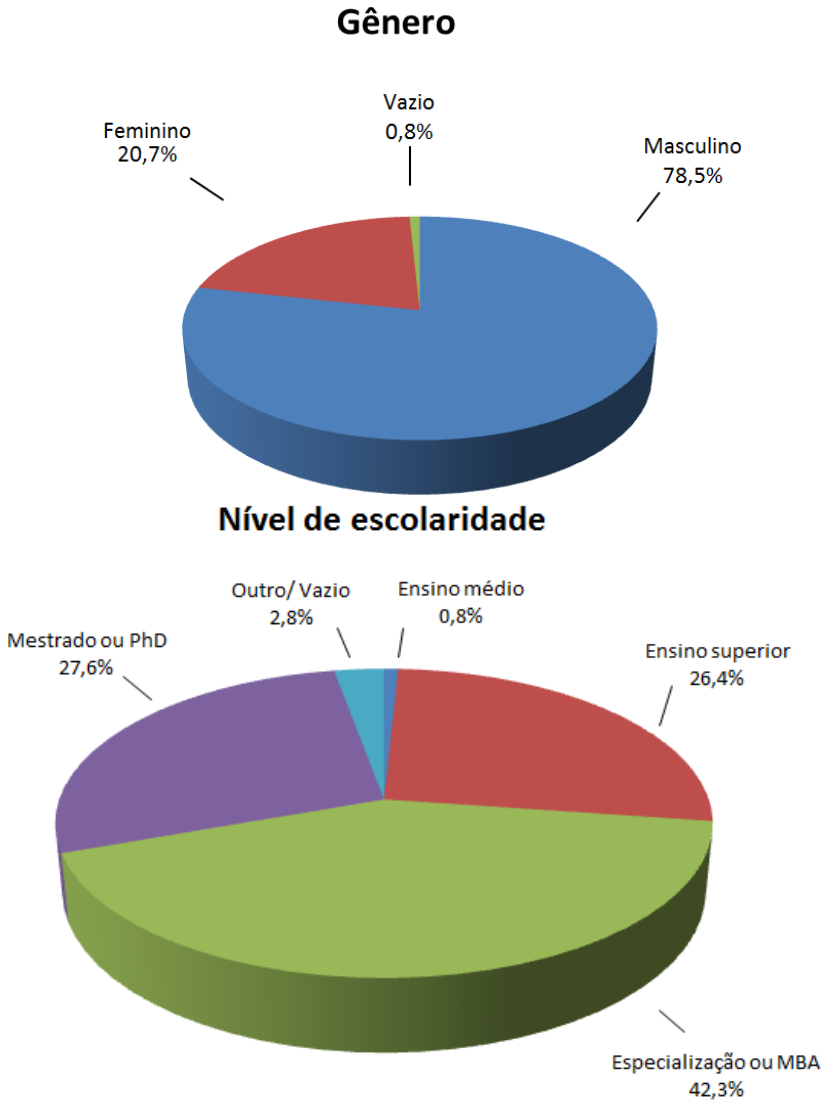
É importante ressaltar, neste ponto, que nem todas as respostas ao questionário foram válidas. Conseguiu-se identificar dois tipos de respostas inválidas: (1) indivíduos que deixaram de responder a várias questões, e (2) indivíduos que tiveram a mesma pontuação em todas as questões, o que permite determinar que o respondente preencheu o questionário de forma enviesada. Esses dois tipos de respostas foram eliminadas para evitar vieses nos resultados, resultando em um

total de 246 válidas, número significativamente maior que a amostra mínima de 138 respostas, necessária para processar os resultados em SmartPLS.

5.1.3 Caracterização dos respondentes

Neste ponto, são analisadas, por meio de estatísticas descritivas, as principais características dos respondentes e das empresas onde eles atuam. Em primeiro lugar, destaca-se o fato de que a maioria dos respondentes é do gênero masculino, como pode-se apreciar na Figura 25. Pesquisas similares também tem tido uma participação majoritariamente masculina (IŞIK; JONES; SIDOROVA, 2013).

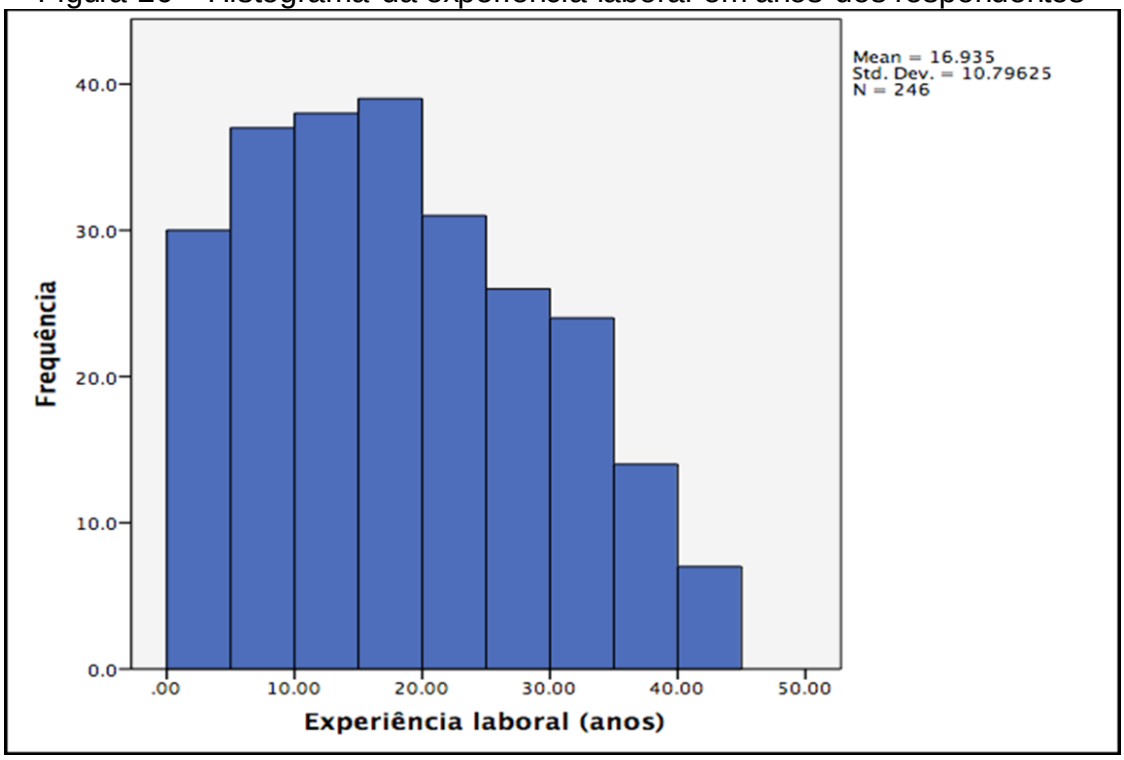
Figura 25 - Gênero e nível de escolaridade dos respondentes



Fonte: Elaborado pela autora

Já em relação ao nível de escolaridade dos respondentes, ressalta-se que a grande maioria deles tem formação universitária (96,3%), dos quais 69,9% correspondem a estudos de pós-graduação (Figura 25). A Figura 26 apresenta o histograma para a experiência laboral em anos dos respondentes. Os participantes têm em média 16,935 anos de experiência, com um desvio padrão de 10,79 anos, o que indica que, além de formação acadêmica, os respondentes possuem um nível de experiência significativa. Portanto, pode-se dizer que a amostra está composta principalmente por trabalhadores do conhecimento e de igual forma experientes, o que se torna adequado para o escopo da presente pesquisa.

Figura 26 – Histograma da experiência laboral em anos dos respondentes

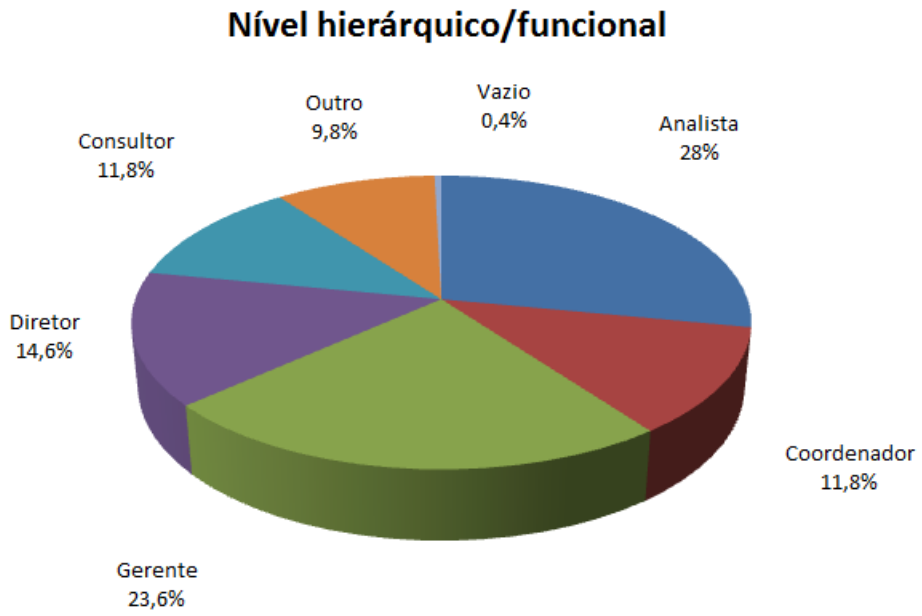


Fonte: Elaborado pela autora em SPSS

Em relação ao nível hierárquico dos respondentes, destaca-se que houve uma distribuição relativamente proporcional dos respondentes entre os diferentes níveis funcionais, como se pode observar na Figura 27. A maior participação na amostra foi dos analistas, com 28%; em segundo lugar os gerentes, com 23,6%. Também houve participação de diretores e coordenadores, com 14,6% e 11,8% respectivamente. Destaca-se que a participação de diferentes níveis funcionais, confirma uma das premissas desta pesquisa, em relação ao fato de que os sistemas de BI têm

evolucionado de sistemas de informação para executivos para sistemas que podem ser usados em todos os níveis funcionais e de decisão, incluído o nível operacional.

Figura 27 – Nível hierárquico/funcional dos respondentes



Fonte: Elaborado pela autora

Em relação à área de atuação dos respondentes, destaca-se que a maioria deles é da área de tecnologia da informação, como se pode apreciar na Tabela 7, com um total de 57,3% dos participantes da amostra. Já respondentes de outras áreas funcionais, como operações, finanças, comercial e *marketing*, tiveram uma participação que varia entre 5% e 6%. Embora exista uma alta participação de funcionários da área de TI, devido provavelmente às bases de dados e redes de contatos disponíveis para realizar a presente pesquisa, conseguiu-se ter na amostra os dois tipos de respondentes desejados: funcionários da área de TI, que são os gestores dos sistemas de BI, e funcionários de outras áreas, que são usuários desses sistemas.

Em relação ao setor de atuação da empresa, a amostra teve maior participação de respondentes dos setores de serviços, tecnologia e industrial, com participações de 39,4%, 23,6% e 21,5% respectivamente. Em relação ao tamanho das empresas, mensurado pelo número de funcionários de acordo com os critérios do Sebrae, a maior participação foi de respondentes de empresas grandes, com 54,1%, depois empresas pequenas, com 26%, e a participação de empresas médias foi de 19,9%.

Resulta lógico ter uma maior participação de empresas grandes, uma vez que esse tipo de empresa tem maior probabilidade de ter sistemas de BI disponibilizados para seus funcionários.

Tabela 7 - Área de atuação, setor e tamanho das empresas dos respondentes

Categoria	Número de respondentes	Porcentagem de respondentes
Área de atuação dos respondentes		
Tecnologia da informaçã	141	57,3%
Marketing	18	7,3%
Operações	14	5,7%
Outro	14	5,7%
Comercial	13	5,3%
Finanças	13	5,3%
Educação	9	3,7%
P&D	6	2,4%
Planejamento	5	2,0%
Gestão de projetos	4	1,6%
Recursos humanos	3	1,2%
Consultoria	2	0,8%
Logística	2	0,8%
(vazio)	2	0,8%
Setor de atuação de sua empresa		
Serviços	97	39,4%
Tecnologia	58	23,6%
Industrial	53	21,5%
Comercial	14	5,7%
Financeiro	14	5,7%
Público	5	2,0%
Outro	3	1,2%
(vazio)	2	0,8%
Tamanho (por número de funcionarios)		
Pequena	64	26,0%
Média	49	19,9%
Grande	133	54,1%

Fonte: Elaborado pela autora

5.2 MODELAGEM DE EQUAÇÕES ESTRUTURAIS

Como foi explicado no ponto 4.4, a estimação de um modelo de equações estruturais se divide em dois momentos principais, a validação do modelo de mensuração, na qual se avalia a capacidade das variáveis latentes ou indicadoras para representar o constructo latente, e a avaliação do modelo estrutural, em que são avaliadas as relações de causalidade entre os constructos latentes.

Devido às limitações de espaço na representação visual do diagrama de caminhos no SmartPLS, a cada uma das variáveis latentes foi atribuído um código, como apresentado na Tabela 8.

Tabela 8 – Códigos para as variáveis latentes

Código	Variável latente
ACE	Acessibilidade
ATU	Atualidade
CA	Capacidades Analíticas
CBI	Capacidade de Business Intelligence
COM	Completude
DEC	Abordagem de decisão
FLE	Flexibilidade
INT	Integração
OPO	Oportunidade
PRE	Precisão
QI	Qualidade da informação
SAT	Satisfação
USO	Nível de uso

Fonte: Elaborado pela autora

Hair et al. (2009, 2013) destacam que é possível modelar os constructos como modelos de ordem superior (em inglês, Higher Order Constructs – HOC), ou seja, modelos com duas camadas de constructos latentes. Isso se aplica no estudo de constructos que são muito complexos e podem ser operacionalizados em níveis maiores de abstração. A modelagem se realiza atribuindo os mesmos indicadores dos constructos de primeira ordem a seus constructos de segunda ordem associados. A inclusão desses tipos de constructos tem dois objetivos principais: (1) o pesquisador pode reduzir o número de relações no modelo estrutural, fazendo a

rede mais parcimoniosa e fácil de entender, e (2) em situações de alta colinearidade, os HOCs podem reduzi-la e resolver os problemas de validade discriminante. Adicionalmente, o questionário fica mais curto, pois esse tipo de modelagem tem um número menor de variáveis indicadoras.

Uma vez que no modelo teórico há dois constructos multidimensionais, capacidade de BI e qualidade da informação, e que cada um foi desdobrado em quatro dimensões, tentou-se modelar os constructos multidimensionais como componentes de segunda ordem, sendo que suas dimensões associadas seriam os constructos de primeira ordem. No Apêndice I – Modelagem de ordem superior para constructos multidimensionais, apresentam-se alguns resultados da modelagem, que apresentou piores indicadores de consistência interna e validade convergente que a modelagem sem constructos de ordem superior, como apresentado na Tabela 25 do anexo 2, e não passou o teste validade discriminante Fornell-Lacker, como apresentado na Tabela 26 do anexo 2.

Sendo assim, e levando em conta que se incluíram questões para os indicadores dos constructos multidimensionais no questionário, na sequência se apresentam os resultados para as duas fases de avaliação: (1) modelo de mensuração e (2) modelo estrutural, sem incluir componentes de ordem superior.

5.2.1 Avaliação do modelo de mensuração

A avaliação do modelo de mensuração inclui a avaliação da consistência interna, a confiabilidade composta, a validade convergente, e finalmente a validade discriminante. A Tabela 9 apresenta um resumo dos valores de referência para cada um dos critérios de consistência e validade analisados.

Tabela 9 – Valores de referência para os critérios aplicados

Critério avaliado	Valores de referência para os critérios aplicados
Consistência interna	Alfa de Cronbach: >0,70
	Confiabilidade composta: entre 0,6 e 0,7 para pesquisas exploratórias, >0,70 para confirmação de teoria
Validade convergente	Cargas externas: >= 0,70 são consideradas aceitáveis, entre 0,4 e 0,7 devem os indicadores devem ser eliminados se isto incrementa a confiabilidade composta, <0,4 sempre devem ser eliminadas
	AVE: =>0,50
Validade discriminante	Cargas cruzadas: deve ser maior em seu construto associado que todas suas cargas em outros construtos
	Critério de Fornell-Lacker: A raiz quadrada de cada AVE deve ser maior que a maior correlação com qualquer outro construto

Fonte: Adaptado de Hair et al. (2013)

Consistência interna e validade convergente

Neste ponto, serão avaliadas a validade interna e a convergência dos indicadores associados a cada constructo latente. Destaca-se que as interações da variável moderadora abordagem de decisão (DEC), que aparecem na Figura 28 em tons de lilás e verde, não são incluídas nesta análise, uma vez que a relação de moderação é avaliada em termos de sua relevância e significância, igualmente em relação aos outros coeficientes de caminho no modelo, e não em relação à consistência e validade de seus indicadores (interações).

A consistência interna é determinada pelo Alfa de Cronbach (α) e pela confiabilidade composta (ρc). Como pode ser apreciado na Tabela 10, o único constructo latente que apresenta um alfa de Cronbach (α) menor que 0,70 é a variável acessibilidade, com o valor de α=0,4032. Além disso, esta variável também apresenta uma baixa confiabilidade composta, ρc=0,5933.

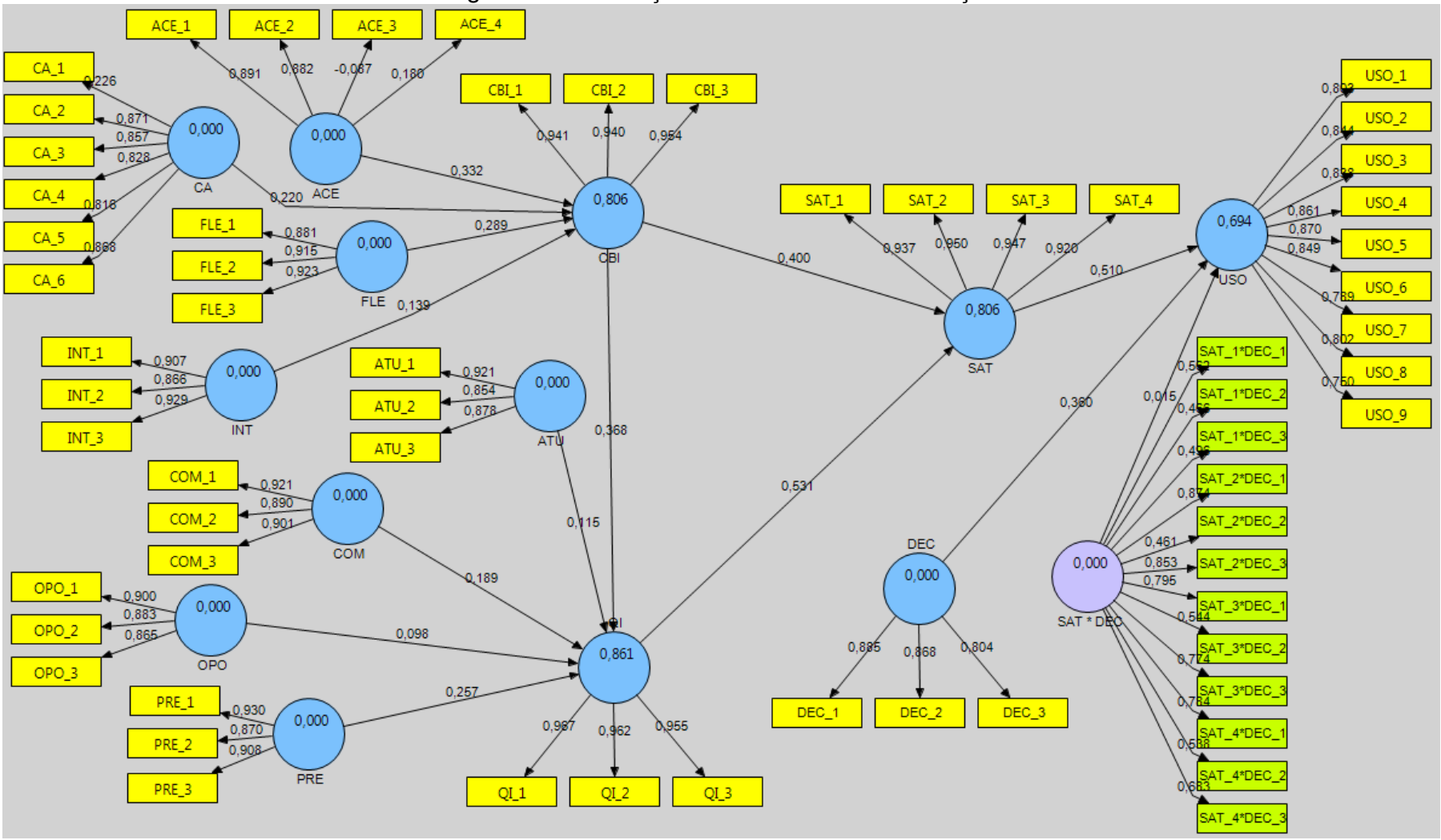
Tabela 10 – Resultados do modelo de mensuração – Rodada 1

Variável	AVE	Confiabilidade Composta (ρ)	Alfa de Cronbach (α)
ACE	**0,4032**	**0,5933**	**0,4149**
ATU	0,7828	0,9153	0,8609
CA	0,6082	0,8946	0,852
CBI	0,8930	0,9616	0,9401
COM	0,8167	0,9304	0,8877
DEC	0,7277	0,8889	0,8135
FLE	0,8217	0,9325	0,8913
INT	0,8117	0,9282	0,8837
OPO	0,7788	0,9135	0,8583
PRE	0,8154	0,9298	0,8866
QI	0,9248	0,9736	0,9593
SAT	0,8811	0,9674	0,9550
SAT * DEC	0,4483	0,9025	0,8916
USO	0,6786	0,9499	0,9406

Fonte: Adaptado de Smart PLS

A consistência interna é determinada pelo Alfa de Cronbach (α) e pela confiabilidade composta (ρc). Como pode ser apreciado na Tabela 10, o único constructo latente que apresenta um alfa de Cronbach (α) menor que 0,70 é a variável acessibilidade, com o valor de α=0,4032. Além disso, esta variável também apresenta uma baixa confiabilidade composta, ρc=0,5933.

Figura 28 – Avaliação do modelo de mensuração



Fonte: Elaborado pela autora em SmartPLS

Além do AVE, para provar a validade convergente também é importante avaliar as cargas padronizadas. Dessa forma, os únicos indicadores que apresentam um resultado inferior a 0,7 são ACE_3 e ACE_4 da variável acessibilidade, que também revelou um alfa de Cronbach (α) baixo, e os indicador CA_1 da variável capacidade de *business intelligence*, como apresentado na Tabela 11. Os indicadores ACE_3 e ACE_4 apresentam cargas padronizadas de -0,087 e 0,180, e o indicador CA_1 apresenta uma carga de 0,226. Como destacado por Hair et al. (2009), o SEM se baseia na análise fatorial confirmatória, por esse motivo os indicadores só podem ser retirados do modelo se existir uma lógica teórica que suporte essa decisão, e não unicamente para melhorar o ajuste do modelo. Na sequência, analisam-se as possíveis causas de estes três indicadores terem baixas cargas padronizadas.

Tabela 11 – Indicadores com cargas padronizadas menores que 0,7 – Rodada 1

Indicador	ACE	ATU	CA
ACE_1	0,891		
ACE_2	0,882		
ACE_3	**-0,087**		
ACE_4	**0,180**		
ATU_1		0,921	
ATU_2		0,854	
ATU_3		0,878	
CA_1			**0,226**
CA_2			0,871
CA_3			0,857
CA_4			0,828
CA_5			0,816
CA_6			0,868

Fonte: Elaborado pela autora em SmartPLS

Em relação aos indicadores ACE_3 e ACE_4, além de apresentarem as cargas externas mais baixas, é importante lembrar que são os únicos indicadores que foram medidos em sentido inverso. Acerca disso, os autores Weems e Onwuegbuzie (2001) destacam que o uso de escalas positivas e negativas misturadas reduzem a confiabilidade do instrumento de pesquisa. Já Dalmoro e Vieira (2013) destacam que os indicadores em sentido inverso podem gerar certa confusão nos respondentes, por esses argumentos os dois indicadores serão eliminados do modelo.

Em relação ao indicador CA_1: [O sistema fornece relatórios em papel], cada vez mais empresas aderem a práticas ecologicamente sustentáveis, e os relatórios em papel se tornam uma prática desencorajada. Dessa forma, esse indicador também será retirado do modelo conceitual.

Depois de retirar os três indicadores: ACE_3, ACE_4 e CA_1, o modelo é estimado novamente no SmartPLS. Os resultados se apresentam na Tabela 12. Como se pode observar, depois de retirar os três indicadores, os critérios de AVE≥0,5, α de Cronbach>0,7 e confiabilidade composta $\rho_c \geq 0,7$ são atendidos por todos os constructos latentes, à exceção da interação da variável moderadora que, como já se mencionou, será avaliada em termos da significância da relação de causalidade dentro do modelo estrutural.

Tabela 12 – Resultados do modelo de mensuração – Rodada 2

Variável	AVE	Confiabilidade composta (ρ)	Alfa de Cronbach (α)
ACE	0,7949	0,8857	0,7420
ATU	0,7828	0,9153	0,8609
CA	0,7203	0,9279	0,9029
CBI	0,8930	0,9616	0,9401
COM	0,8167	0,9304	0,8877
DEC	0,7277	0,8889	0,8135
FLE	0,8217	0,9325	0,8913
INT	0,8117	0,9282	0,8837
OPO	0,7788	0,9135	0,8583
PRE	0,8154	0,9298	0,8866
QI	0,9248	0,9736	0,9593
SAT	0,8811	0,9674	0,9550
SAT * DEC	0,2550	0,7215	0,8018
USO	0,6785	0,9499	0,9406

Fonte: Elaborado pela autora em SmartPLS

Especificamente o constructo latente acessibilidade, que não cumpria com os critérios de AVE, alfa de Cronbach (α) e confiabilidade composta (ρ_c), apresentou uma evolução significativa nesses três critérios. O indicador AVE subiu de 0,4032 para 0,7949, a confiabilidade composta (ρ_c) aumentou de 0,5933 para 0,8857, e o alfa de Cronbach (α), que na primeira rodada foi de 0,4149, evoluiu para 0,742. Dessa forma, verifica-se que, ao retirar os indicadores ACE_3 e ACE_4, o constructo

latente acessibilidade começa a cumprir com os critérios de consistência interna e validade convergente.

Ainda que na primeira rodada o constructo latente capacidades analíticas não tenha ficado abaixo dos valores de referência para os critérios de consistência interna e validade convergente, como aconteceu com a variável acessibilidade, observa-se que, ao eliminar o indicador CA_1 do modelo de mensuração, melhoraram os resultados para esse constructo. O AVE passou de 0,6082 para 0,7203; a confiabilidade composta (ρ_c) passou de 0,8946 para 0,9279, e o alfa de Cronbach (α) evoluiu de 0,852 para 0,9029.

Finalmente, na Tabela 13, apresentam-se as cargas padronizadas obtidas na segunda rodada do modelo no *software* SmartPLS. Percebe-se que depois de eliminar os três indicadores, ACE_3, ACE_4 e CA_1, todas as cargas padronizadas mostraram-se maiores que 0,7. Nesse sentido, pode-se afirmar que o modelo modificado cumpre com os critérios de validade convergente.

Tabela 13 – Cargas padronizadas – Rodada 2

	ACE	ATU	CA	CBI	COM	DEC	FLE	INT	OPO	PRE	QI	SAT	USO
ACE_1	0,895												
ACE_2	0,888												
ATU_1		0,921											
ATU_2		0,854											
ATU_3		0,878											
CA_3			0,872										
CA_4			0,861										
CA_5			0,826										
CA_6			0,815										
CA_7			0,869										
CBI_1				0,941									
CBI_2				0,940									
CBI_3				0,955									
COM_1					0,921								
COM_2					0,890								
COM_3					0,901								
DEC_1						0,885							
DEC_2						0,868							
DEC_3						0,804							
FLE_1							0,881						
FLE_2							0,915						
FLE_3							0,923						
INT_1								0,907					
INT_2								0,866					
INT_3								0,929					
OPO_1									0,900				
OPO_2									0,883				
OPO_3									0,865				
PRE_1										0,930			
PRE_2										0,870			
PRE_3										0,908			
QI_1											0,967		
QI_2											0,962		
QI_3											0,955		
SAT_1												0,937	
SAT_2												0,950	
SAT_3												0,947	
SAT_4												0,920	
USO_1													0,803
USO_2													0,844
USO_3													0,838
USO_4													0,861
USO_5													0,870
USO_6													0,849
USO_7													0,789
USO_8													0,802
USO_9													0,750

Fonte: Elaborado pela autora em Smart PLS

Validade discriminante

Como foi mencionado anteriormente, existem dois critérios principais para avaliar a validade discriminante: as cargas cruzadas e o critério de Fornell-Lacker. Na Tabela 14, mostra-se a matriz para a avaliação do critério de Fornell-Locker. Na diagonal da matriz, estão as raízes quadradas das AVEs de cada uma das variáveis e, embaixo dela, estão as correlações das variáveis latentes. Observa-se que as raízes quadradas das AVEs são maiores que as cargas padronizadas para cada uma das variáveis, de forma que o modelo cumpre o critério de Fornell-Locker, ou seja, cada indicador compartilha mais variância com seus indicadores associados que com qualquer outro constructo.

Tabela 14 – Matriz para à avaliação do critério de Fornell Locker

	ACE	**ATU**	**CA**	**CBI**	**COM**	**DEC**	**FLE**	**INT**	**OPO**	**PRE**	**QI**	**SAT**	**USO**
ACE	**0,892**												
ATU	0,725	**0,885**											
CA	0,768	0,606	**0,849**										
CBI	0,825	0,646	0,826	**0,945**									
COM	0,788	0,752	0,793	0,804	**0,904**								
DEC	0,660	0,651	0,599	0,677	0,726	**0,853**							
FLE	0,758	0,617	0,817	0,828	0,777	0,602	**0,906**						
INT	0,771	0,635	0,816	0,801	0,822	0,635	0,779	**0,901**					
OPO	0,762	0,822	0,691	0,759	0,821	0,683	0,681	0,680	**0,882**				
PRE	0,772	0,764	0,632	0,733	0,769	0,668	0,634	0,629	0,819	**0,903**			
QI	0,791	0,771	0,744	0,856	0,849	0,707	0,719	0,735	0,837	0,839	**0,962**		
SAT	0,792	0,712	0,746	0,855	0,838	0,772	0,744	0,757	0,799	0,791	0,874	**0,939**	
USO	0,632	0,638	0,650	0,706	0,739	0,765	0,659	0,667	0,700	0,670	0,743	0,800	**0,679**

Fonte: Adaptado de Smart PLS

Finalmente, a Tabela 15 apresenta as cargas cruzadas. O critério de validade discriminante por cargas cruzadas recomenda que a carga cruzada de um indicador seja maior que todas as suas outras cargas em outros constructos. Nenhum dos indicadores, como se vê, apresenta uma carga maior nos outros constructos quando comparados ao seu constructo latente associado.

Tabela 15 – Cargas cruzadas

	ACE	ATU	CA	CBI	COM	DEC	FLE	INT	OPO	PRE	QI	SAT	USO
ACE_1	**0,895**	0,626	0,697	0,745	0,720	0,603	0,677	0,702	0,617	0,671	0,687	0,704	0,591
ACE_2	**0,888**	0,667	0,672	0,725	0,685	0,573	0,676	0,673	0,743	0,706	0,723	0,709	0,535
ATU_1	0,628	**0,921**	0,543	0,563	0,659	0,581	0,532	0,584	0,755	0,699	0,697	0,642	0,577
ATU_2	0,669	**0,854**	0,563	0,653	0,721	0,642	0,610	0,584	0,727	0,701	0,711	0,704	0,636
ATU_3	0,624	**0,878**	0,497	0,489	0,609	0,496	0,488	0,511	0,694	0,621	0,633	0,532	0,472
CA_3	0,672	0,567	**0,872**	0,735	0,696	0,532	0,704	0,737	0,639	0,598	0,676	0,667	0,563
CA_4	0,681	0,514	**0,861**	0,747	0,693	0,487	0,752	0,715	0,592	0,576	0,652	0,667	0,553
CA_5	0,617	0,492	**0,826**	0,649	0,644	0,489	0,660	0,658	0,531	0,477	0,575	0,584	0,515
CA_6	0,545	0,464	**0,815**	0,623	0,600	0,461	0,637	0,638	0,524	0,437	0,557	0,557	0,535
CA_7	0,727	0,530	**0,869**	0,738	0,721	0,568	0,705	0,707	0,636	0,575	0,684	0,677	0,588
CBI_1	0,781	0,637	0,780	**0,941**	0,762	0,605	0,790	0,750	0,740	0,720	0,811	0,791	0,637
CBI_2	0,778	0,606	0,784	**0,940**	0,756	0,672	0,772	0,768	0,696	0,677	0,811	0,812	0,689
CBI_3	0,778	0,589	0,778	**0,955**	0,761	0,642	0,786	0,752	0,718	0,680	0,805	0,821	0,676
COM_1	0,719	0,708	0,680	0,720	**0,921**	0,658	0,675	0,752	0,768	0,693	0,790	0,765	0,669
COM_2	0,678	0,658	0,747	0,749	**0,890**	0,672	0,729	0,768	0,739	0,697	0,764	0,757	0,721
COM_3	0,740	0,671	0,723	0,710	**0,901**	0,638	0,702	0,706	0,717	0,696	0,746	0,751	0,613
DEC_1	0,634	0,606	0,593	0,650	0,704	**0,885**	0,603	0,636	0,661	0,614	0,655	0,744	0,747
DEC_2	0,523	0,548	0,476	0,541	0,596	**0,868**	0,469	0,499	0,564	0,516	0,566	0,595	0,620
DEC_3	0,518	0,504	0,447	0,528	0,540	**0,804**	0,450	0,471	0,505	0,577	0,583	0,622	0,572
FLE_1	0,639	0,454	0,687	0,729	0,655	0,542	**0,881**	0,649	0,547	0,539	0,611	0,630	0,572
FLE_2	0,680	0,568	0,732	0,756	0,692	0,522	**0,915**	0,705	0,627	0,580	0,660	0,670	0,601
FLE_3	0,741	0,651	0,800	0,767	0,763	0,572	**0,923**	0,764	0,675	0,606	0,684	0,720	0,618
INT_1	0,694	0,533	0,729	0,743	0,745	0,597	0,732	**0,907**	0,586	0,576	0,684	0,710	0,641
INT_2	0,674	0,576	0,728	0,671	0,697	0,493	0,631	**0,866**	0,591	0,545	0,635	0,629	0,512
INT_3	0,716	0,608	0,749	0,747	0,776	0,620	0,739	**0,929**	0,662	0,578	0,668	0,702	0,642
OPO_1	0,659	0,729	0,593	0,662	0,711	0,610	0,597	0,589	**0,900**	0,713	0,733	0,712	0,611
OPO_2	0,642	0,712	0,572	0,605	0,672	0,553	0,532	0,557	**0,883**	0,662	0,675	0,656	0,540
OPO_3	0,709	0,731	0,656	0,732	0,779	0,636	0,663	0,648	**0,865**	0,782	0,796	0,738	0,687
PRE_1	0,701	0,735	0,560	0,680	0,704	0,609	0,571	0,557	0,791	**0,930**	0,781	0,739	0,637
PRE_2	0,634	0,603	0,497	0,599	0,630	0,536	0,507	0,499	0,686	**0,870**	0,693	0,643	0,518
PRE_3	0,751	0,723	0,647	0,701	0,744	0,660	0,634	0,641	0,739	**0,908**	0,795	0,755	0,651
QI_1	0,772	0,744	0,734	0,839	0,802	0,674	0,700	0,713	0,803	0,804	**0,967**	0,836	0,692
QI_2	0,751	0,730	0,700	0,810	0,804	0,684	0,680	0,689	0,778	0,807	**0,962**	0,836	0,728
QI_3	0,759	0,750	0,713	0,821	0,842	0,683	0,695	0,719	0,833	0,810	**0,955**	0,848	0,725
SAT_1	0,745	0,695	0,694	0,793	0,794	0,753	0,678	0,703	0,771	0,742	0,828	**0,937**	0,765
SAT_2	0,758	0,672	0,703	0,801	0,798	0,747	0,696	0,708	0,755	0,753	0,824	**0,950**	0,753
SAT_3	0,766	0,656	0,745	0,825	0,801	0,709	0,726	0,751	0,736	0,738	0,815	**0,947**	0,742
SAT_4	0,704	0,651	0,659	0,791	0,753	0,688	0,693	0,678	0,737	0,738	0,812	**0,920**	0,744
USO_1	0,486	0,470	0,508	0,524	0,549	0,505	0,518	0,555	0,535	0,518	0,568	0,591	**0,803**
USO_2	0,542	0,539	0,538	0,634	0,640	0,641	0,570	0,595	0,640	0,575	0,652	0,698	**0,844**
USO_3	0,475	0,498	0,490	0,541	0,587	0,599	0,561	0,511	0,549	0,485	0,563	0,601	**0,838**
USO_4	0,518	0,538	0,532	0,570	0,631	0,667	0,517	0,546	0,584	0,591	0,659	0,676	**0,861**
USO_5	0,634	0,613	0,648	0,680	0,690	0,743	0,638	0,635	0,671	0,648	0,680	0,763	**0,870**
USO_6	0,573	0,622	0,598	0,628	0,690	0,727	0,577	0,601	0,637	0,583	0,684	0,732	**0,849**
USO_7	0,541	0,551	0,584	0,628	0,616	0,626	0,578	0,573	0,568	0,570	0,630	0,677	**0,789**
USO_8	0,414	0,453	0,416	0,483	0,505	0,585	0,444	0,412	0,494	0,498	0,523	0,569	**0,802**
USO_9	0,458	0,398	0,459	0,504	0,528	0,523	0,448	0,478	0,465	0,460	0,508	0,576	**0,750**

Fonte: Elaborado pela autora em Smart PLS

5.2.2 Avaliação do modelo estrutural

A avaliação do modelo estrutural pode ser realizada em cinco passos (HAIR et al., 2013). A Tabela 16 resume os valores de referência aplicados em cada passo da avalição do modelo estrutural. Na sequência, apresentam-se as análises para cada estágio da avaliação do modelo estrutural.

Tabela 16 – Valores de referência para os critérios aplicados na avalição do modelo estrutural

Estagio	**Criterio**
Avalição de colinearidade	VIF<=5,0 ou Tolerância>0,20
Avaliação de significancia e relevancia das relações estruturais do modelo	Valores Críticos para a Estatística t: 1,65 (nível de sinificancia = 10%), 1,96 (nível de significancia = 5%) e 2,57 (nível de significancia = 1%)
Avaliação do coeficiente de determinação R^2	R^2: 0,25 fraco, 0,50 moderado e 0,75 substancial
Avaliação do efeito de tamanho f^2	f^2: 0,02 pequeno, 0,15 medio, e 0,35 grande
Avaliação da relevancia preditiva Q^2 e do efeito da relevancia preditiva q^2	$Q^2>0$ q^2: 0,02 pequeno, 0,15 médio, e 0,35 grande

Fonte: Adaptado de Hair et al. (2013)

Passo 1. Avaliação de colinearidade

Para avaliar a colinearidade, é necessário calcular a tolerância e os valores VIF. Para isso, examina-se cada conjunto de constructos exógenos para cada subparte do modelo estrutural. O valor de tolerância deve estar acima de 0,20, ou seja, valores VIF máximos em 5. Na Tabela 17, vê-se que nenhuma das relações de causalidade excede os limites dos critérios avaliados. Por conseguinte, é possível afirmar que não existem problemas de colinearidade no modelo proposto.

Tabela 17 – Tolerância e VIFs para as variáveis exógenas

Variável endógena	Variável exógena	R^2	Tolerância	VIF
CBI	ACE	0,6799	0,3201	3,1242
	CA	0,6823	0,3177	3,1480
	FLE	0,6859	0,3141	3,1837
	INT	0,6411	0,3589	2,7859
QI	ATU	0,5945	0,4055	2,4661
	COM	0,7202	0,2798	3,5740
	OPO	0,7003	0,2997	3,3366
	PRE	0,7046	0,2954	3,3851
SAT	CBI	0,7308	0,2692	3,7143
	QI	0,7632	0,2368	4,2231
USO	SAT	0,6400	0,3600	2,7778

Fonte: Elaborado pela autora

Passo 2. Avaliação da significância e relevância dos coeficientes do modelo estrutural

Os coeficientes de caminho e seus respectivos níveis de confiança mensurados por meio do P-*value* da estatística t apresentam-se na Tabela 18. Como se pode observar, os relacionamentos mais intensos, o que implica que são os mais relevantes, são a qualidade da informação e satisfação (QI=>SAT), com um coeficiente de 0,5309; a satisfação como o uso (SAT=>USO), com 0,5159, e finalmente a capacidade de *business intelligence* com satisfação (CBI=>SAT), com 0,4003.

Tabela 18 – Estatísticas t e p-value dos coeficientes do modelo estrutural

Caminho	Coeficientes	Média amostral	Desvio padrão	Erro padrão	Estatística t	p-value
ACE -> CBI	0,3218	0,3183	0,0555	0,0555	5,7958	0,0000***
ATU -> QI	0,1146	0,1126	0,0497	0,0497	2,3039	0,0221***
CA -> CBI	0,2289	0,2345	0,0598	0,0598	3,8269	0,0002***
CBI -> QI	0,3678	0,3611	0,0488	0,0488	7,5325	0,0000***
CBI -> SAT	0,4003	0,4018	0,0561	0,0561	7,1289	0,0000***
COM -> QI	0,1893	0,1925	0,0516	0,0516	3,6642	0,0003***
DEC -> USO	0,3648	0,3588	0,0619	0,0619	5,8957	0,0000***
FLE -> CBI	0,2857	0,284	0,045	0,045	6,3498	0,0000***
INT -> CBI	0,1432	0,143	0,0645	0,0645	2,22	0,0000***
OPO -> QI	0,0978	0,0991	0,0495	0,0495	1,976	0,0493**
PRE -> QI	0,2566	0,2608	0,0537	0,0537	4,7781	0,0000***
QI -> SAT	0,5309	0,5292	0,0537	0,0537	9,8931	0,0000***
SAT -> USO	0,5159	0,5171	0,0582	0,0582	8,8607	0,0000***
SAT * DEC -> USO	**-0,0141**	-0,0047	0,0508	0,0508	0,2781	**0,7812**

Nota: ***significância de 1% e **significância de 5%
Fonte: Elaborado pela autora

Além disso, todas as relações de causalidade foram confirmadas, à exceção da relação de moderação da variável abordagem de decisão (DEC), cujo coeficiente de caminho é -0,0141 e o teste t resulta em um p-*value* de 0,718. Os demais coeficientes de caminho apresentam valores positivos e nível de significância menores que 1%, com ressalva para o coeficiente da relação entre os constructos latentes oportunidade e qualidade da informação (OPO=>QI), que tem um coeficiente de caminho de 0,0978, o menos relevante do modelo e significativo em um nível menor a 5%.

Uma vez que o constructo capacidade de BI ainda é difuso na literatura acadêmica, e dentro do *survey* houve uma maior quantidade de respostas completas para as questões referentes a essa dimensão, com um total de 306, realizou-se uma análise de regressão multivariada para os escores fatoriais desse constructo e suas dimensões associadas, como apresentado no Apêndice II – Análise de regressão multivariada para a variável capacidade de *business intelligence* (CBI) em SPSS. Enquanto, os coeficientes para a acessibilidade e a integração não variaram muito: 0,334 e 0,156 respectivamente. Para as capacidades analíticas, houve um aumento de 0,228 para 0,246, e para a flexibilidade, diminuição de 0,2856 para 0,240. Sendo

assim, é possível afirmar que as capacidades analíticas e a flexibilidade têm uma relevância similar como dimensões da capacidade BI e, consequentemente, para o sucesso de BI.

Passo 3. Avaliar o coeficiente de determinação R^2

O coeficiente de determinação R^2 representa a precisão preditiva do modelo, indicando a quantidade de variância na variável endógena que é explicada pelas variáveis exógenas ligadas a ela. A Tabela 19 apresenta os coeficientes de determinação, R^2, e os coeficientes de determinação ajustados, R^2adj, para as variáveis endógenas do modelo estrutural. Os coeficientes determinação de CBI (0,8056), QI (0,8612) e SAT (0,8059) são maiores que 0,75, portanto podem ser considerados substanciais. Já para a variável USO, o R^2 de 0,6944 é moderado.
Uma vez que o coeficiente de determinação R^2 pode se inflado por uma quantidade maior de variáveis exógenas, explicando cada constructo endógeno e que pode gerar vieses nos modelos mais complexos, também é necessário calcular o R^2 ajustado, que modifica o R^2 segundo a quantidade de constructos endógenos em relação ao tamanho da amostra. Como se constata na Tabela 19, apesar do tamanho e complexidade do modelo proposto nesta pesquisa, não existem diferenças significativas entre o R^2 e o R^2 adj, possivelmente porque o tamanho da amostra utilizada é relativamente grande.

Tabela 19 – Coeficientes de determinação e de determinação ajustado para as variáveis endógenas

Variável Endógena	R^2	R^2 adj	Classificação
CBI	0,8056	0,802373444	Substancial
QI	0,8612	0,858308333	Substancial
SAT	0,8059	0,804302469	Substancial
USO	0,6944	0,693147541	Moderado

Fonte: Elaborado pela autora

Destaca-se que o modelo de regressão multivariada para a variável CBI que foi mencionado no passo anterior (Apêndice II – Análise de regressão multivariada para a variável capacidade de *business intelligence* (CBI) em SPSS) tem um melhor R^2adj

0,812 comparado com o do modelo estrutural para a mesma variável 0,802 (Tabela 19).

Passo 4. Avaliar o tamanho do efeito f^2

Como já foi mencionado no item 4.5.2 o efeito de f^2 permite mensurar a mudança no coeficiente de determinação quando um constructo exógeno em especifico é removido. A Tabela 20 apresenta o f^2 para as variáveis endógenas do modelo estrutural.

Tabela 20 – Tamanho do efeito f^2 de cada variável exógena nas variáveis endógenas ligadas

	CBI	QI	SAT	USO
ACE	0,1728			
CA	0,0648			
FLE	0,1163			
INT	0,0288			
ATU		0,0303		
COM		0,0422		
OPO		0,0072		
PRE		0,0182		
CBI			0,2210	
QI			0,3859	
SAT				0,3514
DEC				0,1780

Fonte: Elaborado pela autora

Pode-se dizer, então, que a variável exógena acessibilidade (ACE) tem efeito moderado, enquanto as variáveis capacidade analítica (CA), flexibilidade (FLE) e integração (INT) têm um efeito pequeno na variável endógena capacidade de *business intelligence* (CBI). Na variável qualidade da informação (QI), os indicadores atualidade (ATU) e completude (COM) tem um efeito pequeno, já os constructos oportunidade (OPO) e precisão (PRE) parecem não ter efeito. Por sua vez, a capacidade de *business intelligence* (CBI) tem uma influência moderada na satisfação (SAT), enquanto a qualidade da informação tem um efeito grande na mesma variável. Por fim, a variável satisfação (SAT) tem efeito grande no nível de uso (USO), e a abordagem de decisão (DEC) como variável moderadora tem um efeito moderado no uso. Neste ponto, cabe lembrar que a relação da variável DEC

não foi significativa segundo a análise de relevância e significância com a estatística t, apresentada na Tabela 18. As implicações teóricas e práticas serão abordadas no item 6.1.

Paso 5. Avaliar a relevância preditiva Q^2

Finalmente, é avaliada a relevância preditiva por meio do critério de *Stone-Geisser* Q^2. Esse indicador é calculado no SmartPLS por meio do procedimento *blindfolding.* O valor Q^2 estimado por esse método representa uma medida de quão bem o modelo pode predizer os valores originalmente observados. Para todas as variáveis endógenas, o indicador Q^2 foi significativamente maior que zero, como apresentado na Tabela 21, o que fornece suporte para garantir a relevância preditiva do modelo.

Tabela 21 – Indicador de Stone-Geisser Q^2 para variáveis endógenas

Construto	Q^2
CBI	0,7176
QI	0,7882
SAT	0,7058
USO	0,4645

Fonte: Elaborado pela autora

Similarmente ao tamanho do efeito f^2, é possível calcular o impacto relativo da relevância preditiva por meio do efeito de tamanho de q^2. Este indicador é apresentado na Tabela 22. Nota-se que a maioria das variáveis exógenas tem pequena relevância preditiva para seus constructos associados. Destaca-se que os indicadores oportunidade (OPO) e atualidade (ATU) não apresentam relevância preditiva para a qualidade da informação (QI). As implicações teóricas e práticas serão abordadas no item 6.1.

Tabela 22 – Efeito do tamanho q^2

	CBI	QI	SAT	USO
ACE	0,1147			
CA	0,0513			
FLE	0,0892			
INT	0,0404			
ATU		0,0014		
COM		0,0212		
OPO		-0,0085		
PRE		0,0637		
CBI			0,1234	
QI			0,2247	
SAT				0,1354
DEC				0,0758

Fonte: Elaborado pela autora

5.3 CONCLUSÃO DA AVALIAÇÃO DOS MODELOS DE MENSURAÇÃO E DO MODELO ESTRUTURAL

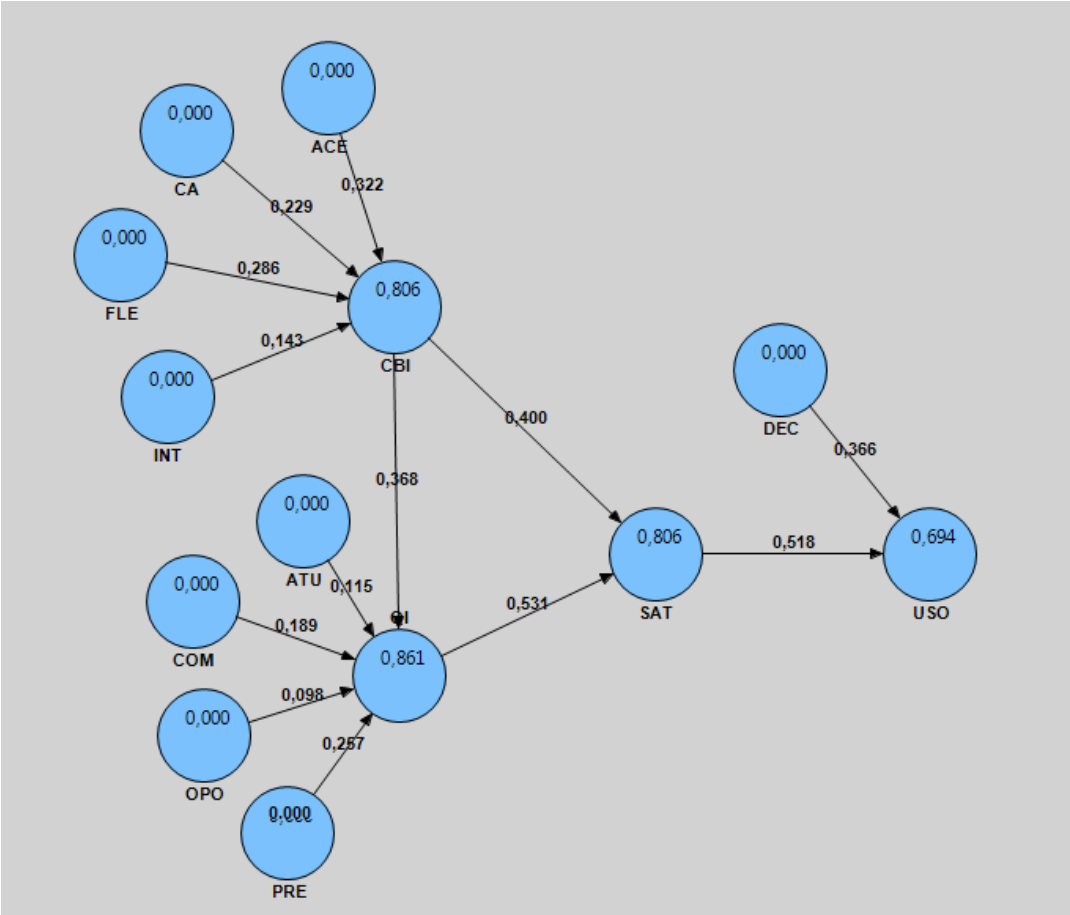
A estimação do modelo estrutural proposto por meio da técnica estatística de equações estruturais envolve duas fases: a análise fatorial confirmatória, que permite a validação do modelo de mensuração, e a fase de regressão linear multivariada, que permite a avaliação do modelo estrutural.

Em relação à validação do modelo de mensuração, verificou-se que a variável latente acessibilidade apresentava um baixo alfa de Cronbach, α=0,4032, e confiabilidade composta, ρ_c=0,5933, o que indica problemas de consistência interna na variável latente. Três indicadores obtiveram cargas padronizadas menores que 0,7: ACE_3, CA_1 e CA_2. Quanto aos dois primeiros indicadores, é possível que a baixa carga padronizada se deva a que se gerou confusão nos respondentes pelo uso da escala reversa. Em relação ao indicador CA_2, a baixa carga padronizada provavelmente está sustentada no fato que cada vez mais as empresas tentam diminuir ao mínimo possível a impressão de relatórios por questões ecológicas. Portanto, considerou-se apropriado retirar esses indicadores do modelo de mensuração, o que fez com que a variável latente acessibilidade cumprisse com os valores de referência para o alfa de Cronbach (α) e para a confiabilidade composta

(ρ_c). Embora a variável latente capacidade analítica não estivesse abaixo dos valores de referência para esses critérios de consistência interna e validade convergente e discriminante, retirar seus indicadores associados CA_1 e CA_2 fez com que a variável melhorasse nesse sentido.

Já na avalição do modelo estrutural, foi possível comprovar todas as relações de causalidade, excluindo a relação de moderação da variável abordagem de decisão (DEC), uma vez que o teste t mostrou que o valor do coeficiente não tem significância estatística. Não obstante, como levantado na Tabela 18, a relação instrumental da variável abordagem de decisão e uso é significativa e relevante, com um coeficiente de caminho igual a 0,3648, ou seja, 0,01%, o que poderia indicar que, embora não haja uma relação de moderação, a variável abordagem de decisão possivelmente seria uma variável exógena para o constructo latente nível de uso. A Figura 29 apresenta o modelo estrutural, incluindo a variável abordagem de decisão como exógena da variável nível de uso.

Figura 29 – Modelo estrutural incluindo a variável abordagem de decisão como variável exógena



Fonte: Elaborado pela autora em SmartPLS

Ao testar o modelo conceitual sem e com a inclusão da variável latente abordagem de decisão como variável exógena da variável endógena nível de uso, é possível comprovar os seguintes fatos: (1) a variável abordagem de decisão cumpre com os critérios de consistência interna, validade discriminante e convergente; (2) o coeficiente de determinação, R^2, da variável endógena nível de uso evoluiu de 0,64 para 0,69, o que indica que a variável exógena abordagem de decisão ajudaria a explicar parte da variância desse constructo, e (3) a relação de causalidade entre a abordagem de decisão e o nível de uso é positiva e significante, apresentando um coeficiente de caminho de 0,3658 e um nível de significância menor que 0,01%. Na Tabela 23, apresenta-se o resumo das estatísticas mencionadas.

Tabela 23 – Resumo de estadísticas para a inclusão de DEC como variável exógena do USO

	AVE	Confiabilidade composta	Alfa de Cronbach (α)
DEC	0,7277	0,8889	0,8135

	sem DEC R^2 adj	com DEC R^2 adj
USO	0,6360	0,6916

	Coeficiente de caminho	t	P-value
DEC	0,3658	5,8646	0,0000***

Nota: ***significância de 1%

Fonte: Elaborado pela autora

5.4 VALIDAÇÃO DAS HIPÓTESES PROPOSTAS

No ponto 4.2, apresentaram-se as hipóteses sugeridas para o modelo conceitual proposto na presente pesquisa. Por meio do algoritmo Bootstraping do SmartPLS, foi possível calcular os coeficientes de caminho e o nível de significância para as relações de causalidade que compreendem as hipóteses deste trabalho. Os resultados são apresentados na Tabela 24.

Tabela 24 – Validação das hipóteses propostas

Variável endogéna	Caminho	Hipotese	Estatística Coeficientes	t	P-value	Resultado
	ACE -> CBI	H1a	0,322	5,796	0,000***	Confirmada
CBI	CA -> CBI	H1b	0,229	3,827	0,000***	Confirmada
R^2=0,8056	FLE -> CBI	H1c	0,286	6,350	0,000***	Confirmada
	INT -> CBI	H1d	0,143	2,220	0,000***	Confirmada
	ATU -> QI	H2a	0,115	2,304	0,022***	Confirmada
QI	COM -> QI	H2b	0,189	3,664	0,000***	Confirmada
R^2=0,8616	OPO -> QI	H2c	0,098	1,976	0,049**	Confirmada
	PRE -> QI	H2d	0,257	4,778	0,000***	Confirmada
	CBI -> QI	H3	0,368	7,533	0,000***	Confirmada
SAT	CBI -> SAT	H4	0,400	7,129	0,000***	Confirmada
R^2=0,8059	QI -> SAT	H5	0,531	9,893	0,000***	Confirmada
USO	SAT -> USO	H6	0,516	8,861	0,000***	Confirmada
R^2=0,6944	SAT * DEC -> USO	H7	-0,014	0,278	**0,7812**	**Não confirmada**

Nota: ***significância de 1% e **significância de 5%

Fonte: Elaborado pela autora

Para a variável endógena capacidade de *business intelligence* (CBI), foram comprovadas as hipóteses H1a-H1d sobre as dimensões: acessibilidade, capacidades analíticas, flexibilidade e integração, do construto multidimensional capacidade de BI, com um nível de significância menor que 0,01%.

Para a variável endógena qualidade da informação (QI), as relações de causalidade com suas variáveis exógenas associadas, representadas pelas hipóteses H2a-H2d, foram comprovadas. Enquanto a relação com as variáveis: atualidade, completude, precisão e capacidade de BI foram comprovadas com um nível de significância menor que 0,01%, a relação com a variável oportunidade se comprovou com um nível de significância de 4,8%. Isso inclui a relação de causalidade da capacidade de BI e qualidade da informação, que foi um dos motivos para a utilização de SEM, uma vez que é uma relação de causalidade de duas variáveis que seriam consideradas independentes em um modelo de regressão tradicional.

Por outro lado, as relações de causalidade do constructo endógeno satisfação (SAT) com suas variáveis exógenas capacidade de *business intelligence* e qualidade da informação, H4 e H5 respectivamente, mostraram-se significantes em um nível menor que 0,01%.

Finalmente, a relação de causalidade da variável satisfação com à variável nível de uso (USO), hipótese H6, foi significativa em um nível menor que 0,01%. Já a relação de moderação da variável abordagem de decisão, hipótese H7, não teve suporte empírico. O coeficiente de caminho negativo (-0,0141) poderia indicar que existe uma relação de moderação negativa, a qual é possível em termos estatísticos (HAIR et al., 2013, p.270). Porém, não foi encontrada, todavia, evidência estatística significativa que sustente essa relação de causalidade. Portanto, pode-se dizer que a hipótese H7 sobre a relação de moderação é a única hipótese do modelo que não se comprovou empiricamente.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A presente pesquisa começou como uma análise bibliométrica, na qual constatou-se que existe um numero limitado de referências na literatura acadêmica voltadas à avaliação dos sistemas de BI. Na sequência, foi realizada uma revisão de literatura, que permitiu determinar que a maioria das pesquisas orientadas à avaliação de BI não incluía a tomada de decisão como uma das variáveis do modelo. Dessa forma, optou-se por aplicar o modelo de sucesso de SI de DeLone e McLean (1992) para os sistemas de BI, uma vez que trabalhos que aplicavam esse modelo para BI consideravam a tomada de decisão como uma das dimensões do modelo (IŞIK; JONES; SIDOROVA, 2013; POPOVIČ et al., 2012).

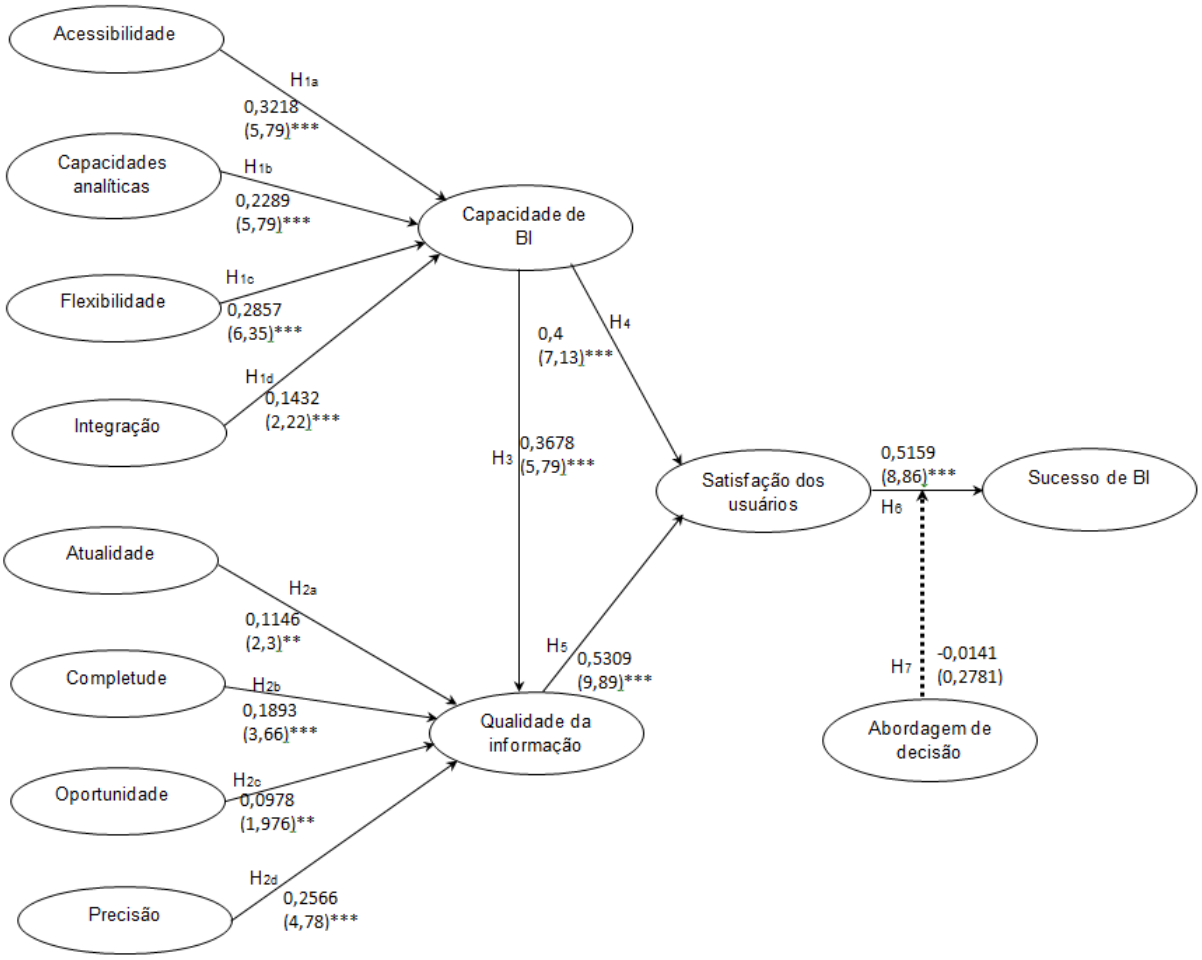
Nessa perspectiva, propôs-se um modelo conceitual considerando trabalhos anteriores e realizando algumas modificações com o intuito de aprimorar o modelo de sucesso para sistemas de BI. Dentre essas modificações destaca-se que: (1) os constructos da capacidade de BI e qualidade da informação foram considerados conceitos multidimensionais, portanto foi realizada uma operacionalização desses constructos; (2) a relação de causalidade entre a capacidade de BI e o sucesso de BI foi considerada a partir de dois caminhos: um direto e outro com a medição da variável qualidade da informação; (3) incluiu-se a variável satisfação como uma das dimensões do modelo.

A abordagem metodológica usada foi o tipo *survey*, e o instrumento de coleta de dados foi desenvolvido com base em questões e escalas de mensuração já testadas e validadas em pesquisas anteriores. O questionário foi avaliado por meio de um pré-teste com pós-graduandos do grupo de pesquisa de Gestão de Tecnologia da Informação, do Departamento de Engenharia de Produção da Universidade de São Paulo, o que permitiu melhorar a redação e o entendimento das perguntas por parte dos respondentes. O questionário foi disponibilizado aos respondentes de forma eletrônica, através da ferramenta SurveyMonckey, e a eles solicitou-se responder via *e-mail*. No total, obtiveram-se 246 respostas válidas e uma taxa de resposta de 1,97%.

Os dados obtidos foram analisados com a técnica estatística multivariada de equações estruturais por meio do *software* SmartPLS, que aplica o método de

solução de variância de mínimos quadrados ordinários. Por meio desta análise, comprovaram-se empiricamente as hipóteses propostas, à exceção da relação de moderação da variável abordagem de decisão na relação de causalidade entre satisfação e sucesso, como se observa na Figura 30.

Figura 30 – Modelo estrutural final



Fonte: Elaborado pela autora

Na sequência, foram discutidos os principais resultados da pesquisa empírica, analisados em relação à literatura que serviu como marco teórico desta pesquisa. A análise foi apresentada em três partes: a primeira delas aborda a contribuição teórica e suas implicações práticas; na segunda, analisam-se as limitações da pesquisa e as subsequentes oportunidades de pesquisa futura e, por fim, apresentam-se as conclusões a que se chegou.

6.1 DISCUSSÃO TEÓRICA E IMPLICAÇÕES PRÁTICAS

Em termos gerais, no que diz respeito ao domínio de pesquisa dos modelos de sucesso para sistemas de informação de DeLone e McLean (1992), esta pesquisa responde ao chamado dos autores por aplicar o modelo e as medidas existentes em diversos tipos de sistemas informação, de modo a contribuir com a construção de um corpo de conhecimento coeso na área de gestão de sistemas de informação (DELONE; MCLEAN, 1992, 2003). Essas diretrizes são seguidas com a aplicação do modelo de sucesso para os sistemas de *business intelligence* e a utilização das medidas disponíveis na literatura acadêmica que, posteriormente, foram testadas empiricamente por meio de análises estatísticas. Assim, o objetivo principal desta pesquisa foi definido como: "Analisar o papel de certos conceitos como condicionantes e moderadores do desempenho dos sistemas de BI".

Focando especificamente na mensuração de sistemas de BI, a análise bibliométrica realizada inicialmente permitiu constatar que existe uma quantidade limitada de pesquisas orientadas à avaliação de sistemas de BI. Baseando-se no modelo teórico para o sucesso de sistemas de informação, foi possível identificar as dimensões de sucesso dos sistemas de BI: capacidade de BI, qualidade da informação, satisfação dos usuários, abordagem de decisão e sucesso de BI.

Em primeiro lugar, é importante destacar que, segundo a literatura acadêmica e especificamente os modelos de sucesso de sistemas de informação, as dimensões capacidade de BI e qualidade da informação são realmente constructos multidimensionais, ou seja, que se operacionalizam através de outras dimensões. Uma das contribuições desta pesquisa foi realizar um levantamento na literatura, procurando definir quais seriam os constructos que poderiam considerar-se dimensões desses dois constructos multidimensionais.

Cabe destacar que, no domínio de pesquisa de modelo de sucesso de SI, existe uma grande variedade de dimensões para esses dois constructos multidimensionais. A fim de encontrar um consenso entre as diferentes pesquisas, optou-se por escolher as dimensões frequentemente mais usadas na literatura acadêmica como operacionalização dos constructos multidimensionais. Assim, determinou-se que, para a capacidade de BI, as dimensões mais usadas na literatura eram:

acessibilidade, capacidades analíticas, flexibilidade e integração. Por sua vez, o constructo multidimensional qualidade da informação foi associado frequentemente na literatura acadêmica com as dimensões: atualidade, completude, oportunidade e precisão.

No modelo conceitual, as dimensões de cada constructo multidimensional foram modeladas como variáveis latentes exógenas, influenciando as variáveis latentes endógenos que seriam, neste caso, os constructos multidimensionais. Essas relações de causalidade foram representadas como hipóteses de pesquisa. As relações de capacidade de BI com suas dimensões foram representadas com as hipóteses H_{1a}-H_{1d}, e as relações do constructo multidimensional qualidade da informação com suas dimensões foram representadas com as hipóteses H_{2a}-H_{2d}. Todas essas relações de causalidade mostraram-se relevantes e significativas empiricamente. Poder-se-ia dizer, então, que esta pesquisa contribui ao propor e comprovar empiricamente um conjunto de variáveis que operacionalizam os constructos multidimensionais e abstratos: capacidade de *business intelligence* e qualidade da informação.

No entanto, cabe salientar que, diferentemente da qualidade da informação, um conceito amplamente estudado e analisado na literatura acadêmica, a capacidade de *business intelligence* ainda é um conceito difuso e pouco estudado. Dessa forma, os resultados desta pesquisa em relação a esse constructo especificamente são relevantes, já que contribuem para a definição e teorização desse constructo. No Apêndice II – Análise de regressão multivariada para a variável capacidade de *business intelligence* (CBI) em SPSS, é apresentado um modelo de regressão multivariada para esse constructo e suas variáveis exógenas, que no caso seriam variáveis independentes ou preditoras, aproveitando o fato de que houve um maior número de respostas para essas variáveis. Essa regressão permitiu determinar que as dimensões capacidades analíticas e flexibilidade têm uma relevância similar dentro do modelo de sucesso de BI.

Analisando esses achados à luz da literatura existente, podem-se identificar questões interessantes. Popovič et al. (2012), por exemplo, incluem a acessibilidade como uma dimensão da qualidade da informação, e não encontraram evidência de uma relação de causalidade significante entre essa variável e o nível de uso. Nesta

pesquisa, ao contrário, considerou-se que a acessibilidade é uma característica que está mais associada ao sistema da informação do que à qualidade da informação em si mesma, o que foi confirmado empiricamente por meio da hipótese H_{1a}.

A pesquisa de Işik, Jones e Sidorova (2013), em contrapartida, inclui a variável qualidade dos dados como uma dimensão da capacidade de BI, e sua relação de causalidade com o sucesso de BI não foi comprovada empiricamente. Nesta pesquisa, considerou-se mais adequado incluir a qualidade da informação como um constructo multidimensional por dois motivos: (1) a informação é o resultado ou produto do processamento de dados realizados pelo sistema de BI, e (2) a qualidade da informação é um constructo amplamente estudado na literatura acadêmica que poderia dar maior robustez ao modelo teórico. A relação de causalidade da qualidade da informação com o sucesso de BI revelou-se estatisticamente significativa.

O desdobramento dos constructos multidimensionais capacidade de BI e qualidade da informação tem implicações práticas relevantes, pois ajuda a priorizar as características desses constructos que influenciam em maior medida a satisfação dos usuários e, consequentemente, o sucesso de BI. Em primeiro lugar, a dimensão que tem maior peso é a acessibilidade. As capacidades analíticas e a flexibilidade, por outro lado, teriam uma relevância similar e se colocariam em segundo lugar de relevância. Finalmente, a integração pareceria influenciar menos a capacidade de BI. Dessa forma, as empresas deveriam priorizar a implantação ou aprimoramento dos sistemas de BI existentes, em primeiro lugar, fazendo-as mais fáceis de acessar para os usuários, e, em segundo lugar, melhorando suas capacidades analíticas, por exemplo, através de sua inclusão nos sistemas de novos algoritmos de análise de dados e, finalmente, garantindo que o sistema seja flexível, adaptando-se facilmente às novas necessidades que surjam. Os sistemas de BI modulares são um exemplo de como se poderia ter maior flexibilidade.

Surpreendentemente, embora um dos principais objetivos de BI seja a integração da informação oriunda de diferentes SIs, legados ou não, e de diferentes tipos de fontes externas e internas, a integração, de acordo com os resultados empíricos, parece ter uma menor influência no sucesso de BI. Provavelmente isso esteja relacionado com

o fato de que as fontes de informação são cada vez maiores em numero e diversidade e não é possível chegar em uma integração total.

Em relação à qualidade da informação, a característica mais relevante foi a precisão, isto é, a maior precisão das informações maior qualidade da informação percebida pelos usuários e, por sua vez, maior satisfação dos usuários. As características atualidade e completude, em menor medida, também são relevantes para a percepção dos usuários sobre a qualidade da informação. A característica menos relevante é a oportunidade, e a causa pode envolver a diferença de outros sistemas de informação. O principal objetivo de BI é disponibilizar informações em tempo real, por isso a oportunidade ou disponibilidade da informação seria uma característica *sine qua non* de qualquer sistema de BI, e não uma característica diferenciadora dele.

As publicações existentes na literatura acadêmica de Işik, Jones e Sidorova (2013) e Popovič et al. (2012), que serviram de base para esta pesquisa, representam de formas diferentes a relação de causalidade entre a capacidade e o sucesso de BI. Enquanto Işik, Jones e Sidorova (2013) propõem essa relação de forma direta, Popovič et al. (2012) sugerem que a relação entre a capacidade de BI e o sucesso de BI se dá por meio da variável qualidade da informação, que atua como variável mediadora da relação.

Considerando essas duas linhas de raciocínio, nesta pesquisa se incluíram as duas hipóteses simultaneamente: a da relação direta e indireta, ou seja, a influência da capacidade de BI de forma direta (hipótese H4) e a influência indireta através da qualidade da informação (hipóteses H3 e H5). Para modelar essas relações de causalidade, como se viu, aproveitou-se uma das principais características do SEM, que é a possibilidade de avaliar relações simultâneas de interdependência.

As hipóteses mencionadas mostraram-se estatisticamente significativas, como apresentado no item 5.4. Destaca-se ainda que, dentre as variáveis que atuam como preditoras do constructo qualidade da informação, a capacidade de BI é expressivamente mais relevante. Esse achado é um dois mais importantes desta pesquisa, uma vez que, dadas essas evidências empíricas, parece possível concluir que o modelo de sucesso de sistemas de BI é um pouco mais complexo que o suposto inicialmente nas duas pesquisas mencionadas, sendo que a relação de

relação de causalidade entre a capacidade e o sucesso de BI se dá de forma direta e indireta.

A principal implicação prática da relação de causalidade entre a capacidade de BI e a qualidade da informação é o fato de que os investimentos para melhorar a capacidade de BI conduziriam diretamente à melhoria da qualidade da informação. Dessa forma, as empresas poderiam focar seus esforços em melhorar o sistema em si, porque isso conduziria a melhoria da qualidade da informação também.

O modelo tradicional de sucesso de sistemas de informação como proposto por DeLone e McLean (1992) contém como uma das dimensões de sucesso de SI a variável satisfação dos usuários. Os autores destacam a objetividade dessa medida no sentido de que não é possível negar o sucesso de um sistema do qual os usuários gostam. Porém, essa variável não foi incluída nos modelos de sucesso de BI que antecederam esta pesquisa.

A fim de melhor especificar e dar mais robustez e poder explicativo ao modelo teórico proposto, a variável satisfação foi incluída como mediadora da relação entre os constructos multidimensionais capacidade BI e qualidade da informação e o nível de uso. Os resultados dos testes empíricos indicam que as relações de causalidade dessa variável são significativas estatisticamente. Dessa forma, é possível concluir que a variável satisfação dos usuários pode ser explicada pela capacidade de BI e a qualidade da informação, e que efetivamente se trata de uma dimensão que ajuda a explicar o sucesso dos sistemas de BI.

Na prática, a satisfação dos usuários deveria ser levada em conta na avaliação dos sistemas de BI, uma vez que se comprovou empiricamente que é uma medida do sucesso de BI e apresenta vantagens, como o fato de ser uma medida objetiva e fácil de aplicar.

Por outro lado, uma das razões que levou à escolha do modelo de sucesso de sistemas de informação como embasamento teórico para esta pesquisa foi a possibilidade de incluir a questão da tomada de decisão no modelo e analisar seu papel no sucesso dos sistemas de BI. Nas pesquisas anteriores, a variável abordagem de decisão tinha sido incluída no modelo teórico como uma variável moderadora da relação de causalidade entre os constructos multidimensionais

capacidade de BI e qualidade da informação e o sucesso de BI, em que encontraram-se resultados mistos. Em uma das pesquisas, a relação mostrou-se não significativa, e na outra foi encontrada significância unicamente para a influência das dimensões de capacidade de BI: flexibilidade e risco no sucesso de BI.

Da mesma forma, nesta pesquisa, optou-se por incluir a abordagem de decisão como uma variável moderadora da relação de causalidade entre a satisfação do usuário e o uso do sistema. Para tanto, usou-se a abordagem do produto indicador no *software* SmartPLS. O coeficiente de caminho foi negativo (-0,0141), o que poderia indicar que a maior cultura de tomada de decisão analítica na empresa a relação entre satisfação dos usuários e o nível de uso decresce. Não obstante, o p-*value* calculado foi de 0,7812, portanto a falta de evidência empírica não permite confirmar a hipótese da relação de moderação da variável abordagem de decisão na relação de causalidade entre satisfação e uso.

Não obstante, é importante destacar que a relação instrumental entre a abordagem de decisão e o uso apresentou-se significativa, o que motivou novamente a realização da modelagem, incluindo a abordagem de decisão, mas não como variável moderadora, e sim como variável preditora do nível de uso. O procedimento completo foi apresentado no ponto 5.3. Essa relação mostrou-se relevante, com um coeficiente de caminho de 0,3658 e significativa, com nível de 1%. Esse resultado é uma contribuição teórica, uma vez que materializa o impacto da abordagem de decisão no nível de uso da informação, levando em conta que a maioria dos estudos empíricos sobre a mensuração de sistemas de *business intelligence* não inclui a tomada de decisão como uma das variáveis do modelo.

As implicações práticas desse achado são interessantes, pois confirmam que promover a cultura de tomada de decisão analítica dentro das empresas levaria a um maior uso dos sistemas *business intelligence*. Uma das principais questões na implementação de um sistema de BI é a relação custo/benefício da implantação, pois os sistemas de BI tendem a ser ferramentas de alto custo e que às vezes, por diversos motivos, não são aproveitadas em todo seu potencial. Segundo esse achado, porém, as empresas conseguiriam influir no nível de uso ao promover uma cultura de tomada de decisão analítica no interior da empresa, o que terminaria por diminuir a subjetividade do processo e aumentar o nível de acerto do mesmo.

6.2 LIMITAÇÕES E OPORTUNIDADES DE PESQUISA FUTURAS

Em primeiro lugar, destaca-se o fato de ter se usado uma amostragem por conveniência, e não probabilística, o que pode ter gerado um possível viés. Não obstante, esta prática é comum na área das ciências sociais aplicadas. Por esse motivo, pode-se afirmar que a validade externa da pesquisa não foi comprometida.

Embora a amostra utilizada para a presente pesquisa seja quase o dobro do tamanho mínimo para o modelo estatístico aplicado, uma limitação foi que as bases disponíveis para a coleta das informações eram majoritariamente contatos da área de TI, o que fez com que um pouco mais da metade dos respondentes fossem desta área. Uma vez que os profissionais de TI têm uma visão do negócio diferente que os de outras áreas, seria interessante comparar as visões, o que não foi feito nesta pesquisa e representa uma oportunidade de pesquisa futura.

Outra limitação desta pesquisa foi ter utilizado variáveis indicadoras em código reverso, misturadas com variáveis indicadoras diretas. Isso pode ter gerado confusão nos respondentes e esses itens não apresentaram validade convergente. Portanto, foram retirados do modelo.

Em relação aos constructos multidimensionais capacidade de BI e qualidade da informação, embora possam ser considerados em um nível maior de abstração em relação as suas dimensões associadas, os resultados desta pesquisa não permitiram operacionalizá-los como constructos de segunda ordem. Dessa forma, pesquisas futuras poderiam tentar modelar esses dois constructos como componentes de segunda ordem, e suas dimensões associadas, como constructos de primeira ordem, uma vez que isso permitiria aumentar a parcimônia do modelo e diminuir o numero de questões no instrumento de coleta de dados.

Como mencionado recorrentemente ao longo desta pesquisa, a capacidade de BI é um constructo difuso e ainda não bem operacionalizado na literatura acadêmica. Tendo em vista que o modelo teórico proposto apresenta certo nível de complexidade, inclui todas as dimensões de sucesso de BI, uma análise aprofundada desse constructo/dimensão extrapolava os limites conceituais da presente pesquisa. Não obstante, destaca-se a importância de mais pesquisas neste

sentido, que permitam entender com mais detalhes essa dimensão e sua possível operacionalização.

Mais ainda, por questões de parcimônia e complexidade do modelo conceitual, para a presente pesquisa foram selecionadas as dimensões mais frequentes na literatura acadêmica do constructo multidimensional capacidade de BI e, como consequência, apenas essas dimensões foram analisadas empiricamente. Embora não sejam muito citadas na literatura, outras dimensões que poderiam ser relevantes não foram consideradas aqui. Dessa forma, pesquisas futuras poderiam explorar empiricamente as outras dimensões, o que levaria a um melhor entendimento da capacidade de BI.

Como discutido no ponto 6.1, o modelo conceitual foi modificado, ao alterar o constructo abordagem de decisão de variável moderadora para variável exógena ou preditora do nível uso. Os resultados empíricos permitiram comprovar a relação de causalidade, o que possibilita afirmar que, de fato, a variável abordagem de decisão é uma variável relevante para o sucesso dos sistemas de BI. Não obstante, o estudo desta relação está ainda em uma fase inicial. São necessários, portanto, mais estudos que aprofundem o fato de incluir esta variável como uma dimensão do modelo do sucesso de BI, destacando questões como: a operacionalização da variável, a possibilidade de determinar se a variável está relacionada unicamente ao nível de uso ou, pelo contrário, se poderia ser considerada endógena ou exógena para outras dimensões do modelo de sucesso.

6.3 CONCLUSÃO

Esta pesquisa procurava identificar as dimensões de sucesso dos sistemas de BI e avaliar empiricamente as relações de causalidade entre elas. A evidência empírica permitiu concluir que a capacidade de BI, a qualidade da informação e a satisfação dos usuários influenciam o nível de uso da informação nos processos e, portanto, podem ser consideradas dimensões de sucesso para os sistemas de BI.

Igualmente, comprovou-se empiricamente que a capacidade de BI e a qualidade são constructos multidimensionais. O primeiro tem como dimensões associadas a acessibilidade, as capacidades analíticas, a flexibilidade e a integração, já o segundo está definido pela atualidade, completude, oportunidade e precisão.

Destaca-se, nesse sentido, o papel da variável satisfação dos usuários – que não tinha sido incluída antes nos modelos de sucesso de BI – como moderadora na relação entre capacidade de BI e qualidade da informação, e o uso da informação nos processos. Em relação à variável tomada de decisão, embora não seja uma variável moderadora, comprovou-se que influencia o nível de uso e, nesse sentido, deveria ser levada em consideração dentro do modelo de sucesso de BI.

O modelo de dimensões proposto captura as inter-relações das dimensões de sucesso de BI, e pode ser valioso tanto no âmbito acadêmico como no âmbito empresarial.

Referências bibliográficas

ABRAHAMS, A. S. et al. Vehicle defect discovery from social media. **Decision Support Systems**, v. 54, n. 1, p. 87–97, dez. 2012.

AL-AQRABI, H. et al. Cloud BI: Future of business intelligence in the Cloud. **Journal of Computer and System Sciences**, v. 81, n. 1, p. 85–96, fev. 2015.

ARAÚJO, C. Bibliometria: evolução histórica e questões atuais. **Em Questão**, v. 12, n. 1, p. 11–32, 2007.

ARNOTT, D.; PERVAN, G. A critical analysis of decision support systems research. **Journal of Information Technology**, v. 20, n. 2, p. 67–87, 12 abr. 2005.

ARNOTT, D.; PERVAN, G. A critical analysis of decision support systems research revisited: the rise of design science. **Journal of Information Technology**, v. 29, p. 269–293, 2014.

BHARADWAJ, A. A resource-based perspective on information technology capability and firm performance: an empirical investigation. **MIS quarterly**, v. 24, n. 1, p. 169–196, 2000.

BHATT, G.; GROVER, V. Types of information technology capabilities and their role in competitive advantage: an empirical study. **Journal of Management Information Systems**, v. 22, n. 2, p. 253–277, 2005.

CABRAL NETTO, O. V. **Uma visão holística da inteligência competitiva para a construção de uma teoria.** Universidade de São Paulo, São Paulo, 2011.

CARR, N. G. IT doesn't matter. **Harvard Business Review**, v. 81, n. 5, p. 41–49, 2003.

CARTER, S.; HUPFER, S. **Raising the game: The IBM tech trends study.** IBM Journal Disponível em: <http://veterinaryrecord.bmj.com/content/163/21/609.short>. Acesso em: 7 maio. 2015.

CAVALCANTI, E. P. The relationship between business intelligence and business success. **Journal of competitive intelligence and management**, v. 3, n. 1, p. 34–40, 2005.

CHEN, C. CiteSpace II: Detecting and visualizing emerging trends and transient patterns in scientific literature. **Journal of the American Society for information Science and Technology**, v. 57, n. 3, p. 359–377, 2006.

CHEN, H.; CHIANG, R.; STOREY, V. Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact. **MIS quarterly**, v. 36, n. 4, p. 1165–1188, 2012.

CHIN, W. Commentary: Issues and opinion on structural equation modeling. **MIS quarterly**, n. March, p. vii–xvi, 1998.

CHUNG, W.; CHEN, H.; NUNAMAKER JR, J. F. A visual framework for knowledge discovery on the Web: An empirical study of business intelligence exploration. **Journal of management information systems**, v. 21, n. 4, p. 57–84, 2005.

CITROEN, C. **Strategic decision-making processes: the role of information**. University of Twente, The Netherlands, 2009.

CITROEN, C. L. The role of information in strategic decision-making. **International Journal of Information Management**, v. 31, n. 6, p. 493–501, dez. 2011.

CLELAND, D. I.; KING, W. R. Competitive business intelligence systems. **Business Horizons**, v. 18, n. 6, p. 19–28, 1975.

CODY, W.; KREULEN, J. The integration of business intelligence and knowledge management. **IBM systems journal**, v. 41, n. 4, p. 697–713, 2002.

COLUMBUS, L. **Roundup Of Analytics, Big Data & Business Intelligence Forecasts And Market Estimates, 2015**. Disponível em: <http://www.forbes.com/sites/louiscolumbus/2015/05/25/roundup-of-analytics-big-data-business-intelligence-forecasts-and-market-estimates-2015/#9bbac944869a>. Acesso em: 8 mar. 2016.

COTTELEER, M.; BENDOLY, E. Order lead-time improvement following enterprise information technology implementation: an empirical study. **MIS Quarterly**, v. 30, n. 3, p. 643–660, 2006.

DALMORO, M.; VIEIRA, K. M. Dilemas na Construção de Escalas Tipo Likert: o Número de Itens e a Disposição Influenciam nos Resultados? **Revista Gestão Organizacional**, v. 6, n. 2000, p. 161–174, 2013.

DAVENPORT, T. Competing on analytics. **Harvard Business Review**, p. 98–107, 2006.

DEHNING, B.; RICHARDSON, V. J.; STRATOPOULOS, T. Information technology investments and firm value. **Information & Management**, v. 42, n. 7, p. 989–1008, out. 2005.

DEHNING, B.; STRATOPOULOS, T. Determinants of a sustainable competitive advantage due to an IT-enabled strategy. **The Journal of Strategic Information Systems**, v. 12, n. 1, p. 7–28, mar. 2003.

DELONE, W.; MCLEAN, E. Information systems success: the quest for the dependent variable. **Information systems research**, v. 3, n. 1, p. 60–95, 1992.

DELONE, W.; MCLEAN, E. The DeLone and McLean model of information systems success: a ten-year update. **Journal of management information systems**, v. 19, n. 4, p. 9–30, 2003.

ELBASHIR, M. Z.; COLLIER, P. A.; DAVERN, M. J. Measuring the effects of business intelligence systems: The relationship between business process and organizational performance. **International Journal of Accounting Information Systems**, v. 9, n. 3, p. 135–153, set. 2008.

FARBEY, B.; LAND, F.; TARGETT, D. A taxonomy of information systems applications: The benefits ladder. **European journal of information systems**, v. 4, p. 41, 1995.

FORZA, C. Survey research in operations management: a process based perspective. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 22, n. 2, p. 152–194, 2002.

FROLICK, M. N.; ARIYACHANDRA, T. R. Business Performance Management: One Truth. **Information Systems Management**, v. 23, n. 1, p. 41–48, dez. 2006.

GEFEN, D.; STRAUB, D.; BOUDREAU, M. Structural equation modeling and regression: Guidelines for research practice. **Communications of the Association for Information Systems**, v. 4, n. 7, p. 1–77, 2000.

GHAZANFARI, M.; JAFARI, M.; ROUHANI, S. A tool to evaluate the business intelligence of enterprise systems. **Scientia Iranica**, v. 18, n. 6, p. 1579–1590, dez. 2011.

GHOSHAL, S.; KIM, S. Building effective intelligence systems for competitive advantage. **Sloan Management Review**, v. 28, n. 1, p. 49, 1986.

GILAD, B.; GILAD, T. A systems approach to business intelligence. **Business Horizons**, v. 28, n. 5, p. 65–70, 1985.

GILAD, T.; GILAD, B. SMR Forum: Business Intelligence—The Quiet Revolution. **Sloan Management Revieiv. Xoi. Z**, v. 27, n. 4, p. 53–61, 1986.

HAIR, J. F. et al. **Análise multivariada de dados**. 6. ed. Sao Paulo: Bookman, 2009.

HAIR, J. F. et al. **A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling**. [s.l: s.n.].

HANNULA, M.; PIRTTIMÄKI, V. Business intelligence empirical study on the top 50 Finnish companies. **Journal of American Academy of Business**, v. 2, n. 2, p. 593–599, 2003.

HAWKING, P.; SELLITTO, C. **Business Intelligence Business Intelliegence Critical Success Factors** 21 nd ACIS Proceedings. Australasian Conference on Information Systems, Brisban, 2010.

HERSCHEL, R. T.; JONES, N. E. Knowledge management and business intelligence: the importance of integration. **Journal of Knowledge Management**, v. 9, n. 4, p. 45–55, 2005.

HOČEVAR, B.; JAKLIČ, J. Assessing benefits of business intelligence systems–a case study. **Management**, v. 15, n. 1, p. 87–120, 2008.

HUANG, S.-M. et al. An empirical study of relationship between IT investment and firm performance: A resource-based perspective. **European Journal of Operational Research**, v. 173, n. 3, p. 984–999, set. 2006.

HUBER, G. A theory of the effects of advanced information technologies on organizational design, intelligence, and decision making. **Academy of management review**, v. 15, n. 1, p. 47–71, 1990.

IŞIK, Ö.; JONES, M. C.; SIDOROVA, A. Business intelligence success: The roles of BI capabilities and decision environments. **Information & Management**, v. 50, n. 1, p. 13–23, jan. 2013.

ISIK, O.; JONES, M.; SIDOROVA, A. Business intelligence (BI) success and the role of BI capabilities. **Intelligent systems in accounting, finance and management**, v. 176, n. January, p. 161–176, 2011.

JACKSON, J. Data Mining; A Conceptual Overview. **Communications of the Association for Information Systems**, v. 8, p. 267–296, 2002.

JOURDAN, Z.; RAINER, R. K.; MARSHALL, T. E. Business Intelligence: An Analysis of the Literature. **Information Systems Management**, v. 25, n. 2, p. 121–131, 28

mar. 2008.

KAHN, B. K.; STRONG, D. M.; WANG, R. Y. Information quality benchmarks: product and service performance. **Communications of the ACM**, v. 45, n. 4, p. 184–192, 1 abr. 2002.

KOKIN, S.; WANG, T. Development of Business Intelligence Success Evaluation Framework. **Journal of Applied Sciences**, v. 13, n. 9, p. 1657–1660, 2013.

KOWALCZYK, M.; BUXMANN, P. Big Data and Information Processing in Organizational Decision Processes. **Business & Information Systems Engineering**, v. 6, n. 5, p. 267–278, 8 ago. 2014.

LAURINDO, F. J. **Tenologia da informação, planejamento e gestão de estratégias**. Sao Paulo: Atlas, 2008.

LEE, M. R.; CHEN, T. T. Revealing research themes and trends in knowledge management: From 1995 to 2010. **Knowledge-Based Systems**, v. 28, p. 47–58, abr. 2012.

LEE, Y. et al. AIMQ: a methodology for information quality assessment. **Information & management**, v. 40, p. 133–146, 2002.

LI, J. et al. CyberGuarder: A virtualization security assurance architecture for green cloud computing. **Future Generation Computer Systems**, v. 28, n. 2, p. 379–390, fev. 2012.

LÖNNQVIST, A.; PIRTTIMÄKI, V. The measurement of business intelligence. **Information Systems Management**, v. 23, n. 1, p. 32–41, 2006.

LUHN, H. P. A Business Intelligence System. **IBM Journal**, 1958.

MACIAS-CHAPULA, C. O papel da informetria e da cienciometria e sua perspectiva nacional e internacional. **Ciência da informação**, v. 27, n. 2, p. 134–140, 1998.

MARCH, S. T.; HEVNER, A. R. Integrated decision support systems: A data warehousing perspective. **Decision Support Systems**, v. 43, n. 3, p. 1031–1043, abr. 2007.

MARCHAND, D.; KETTINGER, W.; ROLLINS, J. Information orientation: people, technology and the bottom line. **Sloan Management Review**, p. 69–80, 2000.

MCAFEE, A.; BRYNJOLFSSON, E. Big data: the management revolution. **Harvard business review**, n. October 2012, p. 60–68, 2012.

MCRARY, J. W. Leveraging the power of information technology for sustained competitive success. **Engineering Management Journal**, v. 7, n. 1, 1995.

MELVILLE, N.; KRAEMER, K.; GURBAXANI, V. Review: Information technology and organizational performance: An integrative model of IT business value. **MIS quarterly**, v. 28, n. 2, p. 283–322, 2004.

MEREDITH, R.; O'DONNELL, P. A Functional Model of Social Media and its Application to Business Intelligence. **DSS**, 2010.

MIGUEL, P. A. **Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações**. 2. ed. Rio de Janeiro: Elsevier: ABEPRO, 2012.

MINTZBERG, H.; RAISINGHANI, D.; THEORET, A. The structure of" unstructured"

decision processes. **Administrative science quarterly**, v. 21, n. 2, p. 246–275, 1976.

MITHAS, S.; RAMASUBBU, N.; SAMBAMURTHY, V. How Information Management Capability Influences Firm Performance. **Mis Quarterly**, v. 35, n. 1, p. 1–15, 2011.

MULLIGAN, P. Specification of a capability-based IT classification framework. **Information & Management**, v. 39, n. May 2001, p. 647–658, 2002.

NEELY, A. The evolution of performance measurement research: Developments in the last decade and a research agenda for the next. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 25, n. 12, p. 1264–1277, 2005.

NELSON, R.; TODD, P.; WIXOM, B. Antecedents of information and system quality: an empirical examination within the context of data warehousing. **Journal of management information systems**, v. 21, n. 4, p. 199–235, 2005.

NEVO, S.; WADE, M. The formation and value of it-enabled resources: Antecedents and consequences. **Management Information Systems Quarterly**, v. 34, n. 1, p. 163–183, 2010.

OLSZAK, C. M. **Dynamic Business Intelligence and Analytical Capabilities in Organizations**Proceedings of the e-Skills for Knowledge Production and Innovation Conference. Cape Town, South Africa, 2014.

OLSZAK, C. M.; ZIEMBA, E. Business Intelligence Systems in the Holistic Infrastructure Development Supporting Decision-Making in Organisations Business Intelligence Systems in Decision-Making. **Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge, and Management**, v. 1, 2006.

PEREIRA, V.; CARVALHO, M. DE; ROTONDARO, R. Um estudo bibliométrico sobre a evolução da pesquisa da qualidade em serviço. **Production Journal**, v. 23, n. 2, p. 312–328, 2013.

PETTER, S.; DELONE, W.; MCLEAN, E. Measuring information systems success: models, dimensions, measures, and interrelationships. **European Journal of Information Systems**, v. 17, n. 3, p. 236–263, jun. 2008.

PETTER, S.; DELONE, W.; MCLEAN, E. R. Information Systems Success: The Quest for the Independent Variables. **Journal of Management Information Systems**, v. 29, n. 4, p. 7–62, 1 abr. 2013.

PIRTTIMÄKI, V.; LÖNNQVIST, A.; KARJALUOTO, A. Measurement of business intelligence in a Finnish telecommunications company. **The Electronic Journal of Knowledge Management**, v. 4, n. 1, p. 83–90, 2006.

POPOVIČ, A. et al. Towards business intelligence systems success: Effects of maturity and culture on analytical decision making. **Decision Support Systems**, v. 54, n. 1, p. 729–739, dez. 2012.

POPOVIČ, A.; COELHO, P.; JAKLIČ, J. The impact of business intelligence system maturity on information quality. **Information research**, v. 14, n. 4, 2009.

PORTER, M. E. **Competitive Strategy, Techniques for Analyzing Industries & Competitors**. New York: Free Press, 1980.

PRASAD, S.; TATA, J. Publication patterns concerning the role of teams/groups in

the information systems literature from 1990 to 1999. **Information & Management**, v. 42, n. 8, p. 1137–1148, dez. 2005.

PRESOTO, A. E. **Seleção de fornecedores com critérios sustentáveis na cadeia de valor varejista**. University of Sao Paulo, São Paulo, 2012.

RAI, A.; LANG, S.; WELKER, R. Assessing the validity of IS success models: An empirical test and theoretical analysis. **Information systems research**, v. 13, n. 1, p. 50–69, 2002.

RAMIREZ, C.; MORAES, R. **The influence of it capability on the competitive intelligence process** 22nd International Conference on Production Research. **Anais**...Foz do Iguaçu: 2013

RAMIREZ, C.; MORAES, R. Assessing business intelligence systems in a pharmaceutical company: a case study. **Espacios**, v. 35, n. 7, p. 2, 2014.

RANJAN, J. Business intelligence: Concepts, components, techniques and benefits. **Journal of Theoretical and Applied Information …**, v. 9, n. 1, p. 60–70, 2009.

RESTREPO, L. S.; ESTRADA, S.; RAMIREZ, C. Model of management of indicators for a company of vehicles sale. **Scientia et Technica**, n. 37, p. 383–388, 2007.

RINGLE, C. M.; DA SILVA, D.; BIDO, D. D. S. Structural Equation Modeling with the Smartpls. **Revista Brasileira de Marketing**, v. 13, n. 02, p. 56–73, 2014.

ROCKART, J. F. Chief executives define their own data needs. **Harvard Business Review**, n. 7, p. 81–93, 1979.

RUŽEVIČIUS, J.; GEDMINAITĖ, A. Business information quality and its assessment. **Engineering Economics**, v. 2, n. 52, p. 18–25, 2007.

SANTHANAM, R.; HARTONO, E. Issues in linking information technology capability to firm performance. **MIS quarterly**, v. 27, n. 1, p. 125–153, 2003.

SANTOS, C. DE P. **Estudo dos fatores influenciadores da inteção de uso da informação dos sistemas de Business Intelligence em empresas brasileiras**. Universidade de São Paulo, São Paulo, 2014.

SEDDON, P. A respecification and extension of the DeLone and McLean model of IS success. **Information systems research**, v. 8, n. 3, p. 240–253, 1997.

TSENG, F. S. C.; CHOU, A. Y. H. The concept of document warehousing for multi-dimensional modeling of textual-based business intelligence. **Decision Support Systems**, v. 42, n. 2, p. 727–744, nov. 2006.

TURBAN, E.; SHARDA, R. E.; DELEN, D. **Decision support and business intelligence systems**. 9. ed. New Jersey: Prentice Hall, 2010.

VERKOOIJ, K.; SPRUIT, M. Mobile Business Intelligence: Key Considerations for Implementations Projects. **Journal of Computer Information Systems**, p. 23–34, 2013.

VODAPALLI, N. K. **Critical Success Factors of BI Implementation**. [s.l: s.n.].

VRIENS, D. Information and Communication Technology Tools for Competitive Intelligence. In: [s.l: s.n.]. p. 1437–1444.

VUKŠIĆ, V. B.; BACH, M. P.; POPOVIČ, A. Supporting performance management

with business process management and business intelligence: A case analysis of integration and orchestration. **International Journal of Information Management**, v. 33, n. 4, p. 613–619, ago. 2013.

WADE, M.; HULLAND, J. Review: the resource-based view and information systems research: review, extension, and suggestions for future research. **MIS quarterly**, v. 28, n. 1, p. 107–142, 2004.

WANG, H.; WANG, S. A knowledge management approach to data mining process for business intelligence. **Industrial Management & Data Systems**, v. 108, n. 5, p. 622–634, 2008.

WANG, R.; STRONG, D. Beyond accuracy: What data quality means to data consumers. **Journal of management information systems**, v. 12, n. 4, p. 5–33, 1996.

WATSON, H.; WIXOM, B. Enterprise agility and mature BI capabilities. **Business Intelligence Journal**, v. 12, n. 3, p. 4–7, 2007.

WEEMS, G. H.; ONWUEGBUZIE, A. J. The Impact of Midpoint Responses and Reverse Coding on Survey Data. **Measurement & Evaluation in Counseling & Development (American Counseling Association)**, v. 34, n. 3, p. 166–176, 2001.

WEISS, J.; THOROGOOD, A. Information Technology (IT)/Business Alignment as a Strategic Weapon: A Diagnostic Tool. **Engineering Management Journal**, v. 23, n. 2, p. 30–42, 2011.

WHITE, H.; GRIFFITH, B. Author cocitation: A literature measure of intellectual structure. **Journal of the American Society for Information Science**, v. 32, n. May 1981, p. 163–171, 1981.

WITTEN, I. H.; FRANK, E. **Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques**. 2. ed. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2005.

WIXOM, B. H.; TODD, P. A. A Theoretical Integration of User Satisfaction and Technology Acceptance. **Information Systems Research**, v. 16, n. 1, p. 85–102, mar. 2005.

WIXOM, B. H.; WATSON, H. J.; WERNER, T. Developing an enterprise business intelligence capability: the norfokolk southern journey. **MIS Quarterly Executive**, v. 10, n. 2, p. 61–72, 2011.

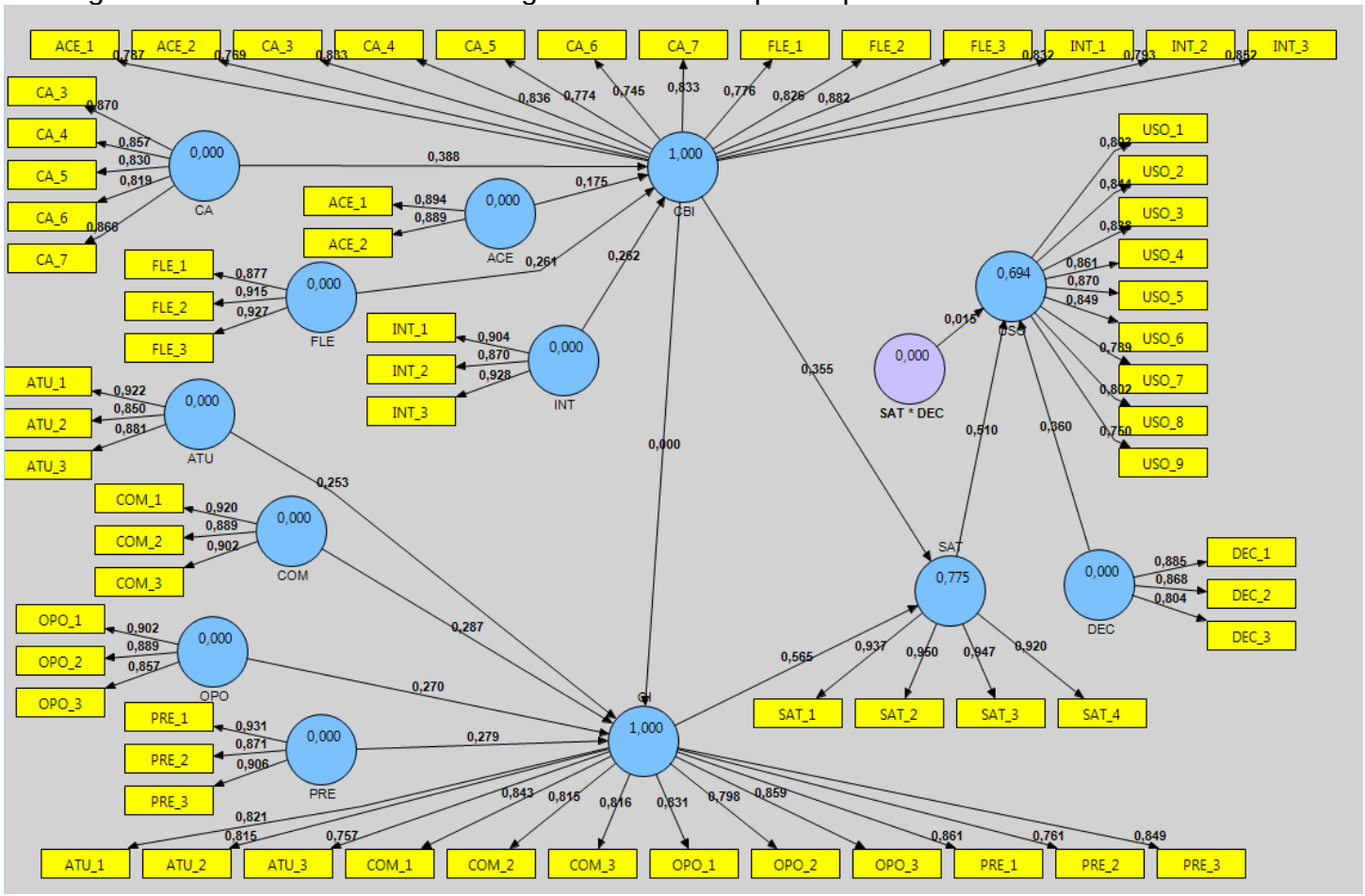
WIXOM, B.; WATSON, H. An empirical investigation of the factors affecting data warehousing success. **MIS quarterly**, v. 25, n. 1, p. 17–41, 2001.

YEOH, W.; KORONIOS, A. Critical Success Factors for Business Intelligence Systems. **Journal of Computer Information Systems**, v. 50, n. 3, p. 23–32, 2010.

YU, A. S. O. **Tomada de decisão nas organizações: Uma visão multidisciplinar**. 1. ed. São Paulo: Saraiva, 2011.

Apêndice I – Modelagem de ordem superior para constructos multidimensionais

Figura 31 – Resultados da modelagem de ordem superior para constructos multidimensionais



Fonte: Elaborado pela autora em SmartPLS

Tabela 25 – Resultados do modelo de mensuração com constructos de ordem superior

Variável	AVE	Confiabilidade Composta	Alfa de Cronbach (α)
ACE	0,7949	0,8857	0,742
ATU	0,7831	0,9154	0,8609
CA	0,7205	0,928	0,9029
CBI	0,6587	0,9616	0,9566
COM	0,8167	0,9304	0,8877
DEC	0,7277	0,8889	0,8135
FLE	0,8216	0,9325	0,8913
INT	0,8118	0,9282	0,8837
OPO	0,7794	0,9138	0,8583
PRE	0,8155	0,9298	0,8866
QI	0,6716	0,9608	0,9554
SAT	0,8811	0,9674	0,955
SAT * DEC	0,255	0,7215	0,8018
USO	0,6785	0,9499	0,9406

Fonte: Elaborado pela autora

Tabela 26 – Matriz para à avaliação do critério de Fornell Locker para modelagem de ordem superior

Variável	ACE	ATU	CA	CBI	COM	DEC	FLE	INT	OPO	PRE	QI	SAT	USO
ACE	**0,795**												
ATU	0,724	**0,783**											
CA	0,767	0,605	**0,721**										
CBI	0,873	0,689	0,949	**0,659**									
COM	0,788	0,750	0,792	0,863	**0,817**								
DEC	0,660	0,650	0,599	0,671	0,726	**0,728**							
FLE	0,759	0,618	0,817	0,915	0,778	0,602	**0,822**						
INT	0,771	0,634	0,816	0,917	0,821	0,634	0,780	**0,812**					
OPO	0,761	0,820	0,689	0,756	0,818	0,681	0,680	0,679	**0,779**				
PRE	0,772	0,763	0,629	0,710	0,769	0,668	0,634	0,628	0,817	**0,816**			
QI	0,831	0,903	0,742	0,825	0,913	0,744	0,741	0,755	0,941	0,914	**0,672**		
SAT	0,792	0,710	0,745	0,820	0,838	0,772	0,744	0,756	0,797	0,791	0,857	**0,881**	
USO	0,632	0,637	0,650	0,709	0,739	0,765	0,659	0,666	0,697	0,669	0,749	0,800	**0,679**

Fonte: Elaborado pela autora

Apêndice II – Análise de regressão multivariada para a variável capacidade de *business intelligence* (CBI) em SPSS

Model Summary[b]

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.903[a]	.815	.812	.43383

a. Predictors: (Constant), INT, FLE, ACE, CA

b. Dependent Variable: CBI

ANOVA[a]

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	250.165	4	62.541	332.294	.000[b]
	Residual	56.840	302	.188		
	Total	307.005	306			

a. Dependent Variable: CBI

b. Predictors: (Constant), INT, FLE, ACE, CA

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	1.136E-005	.025		.000	1.000
	ACE	.334	.046	.334	7.223	.000
	CA	.246	.052	.246	4.681	.000
	FLE	.240	.049	.240	4.907	.000
	INT	.156	.051	.156	3.060	.002

a. Dependent Variable: CBI

Residuals Statistics[a]

	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation	N
Predicted Value	-2.3968	1.6544	.0000	.90418	307
Residual	-1.62764	1.76839	.00000	.43099	307
Std. Predicted Value	-2.651	1.830	.000	1.000	307
Std. Residual	-3.752	4.076	.000	.993	307

a. Dependent Variable: CBI

Apêndice III – E-mail convite para os respondentes

Universidade de São Paulo
Brasil

PESQUISA ACADÊMICA SOBRE OS SISTEMAS DE BUSINESS INTELLIGENCE

Prezado Sr. (a)

Bom dia

Este levantamento faz parte de uma pesquisa de doutorado conduzida na Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, departamento de Engenharia de Produção, sobre uso e processamento de informações, por meio de sistemas de Business Intelligence. Sua colaboração será muito valiosa para o desenvolvimento e êxito desta pesquisa.

Pedimos a gentileza de sua colaboração, ao responder ao questionário no link abaixo. O tempo de resposta é de aproximadamente 10 a 15 minutos.

https://pt.surveymonkey.com/r/99LLX5G

Desde já agradecemos sua colaboração.

Se quiser receber um resumo com os resultados da pesquisa, favor informar no espaço indicado no final do questionário.

Catalina Ramírez Aristizábal – Doutoranda

e-mail: c.ramirez@usp.br

Lattes: http://lattes.cnpq.br/4110683492358220

Prof. Dr. Renato de Oliveira Moraes - Orientador

e-mail: remo@usp.br

Lattes: http://lattes.cnpq.br/6265785942463928

POLI USP PRO

Apêndice IV – Questionário completo

Introdução

Prezado(a) Senhor(a):

Este levantamento faz parte da pesquisa de doutorado do Departamento de Engenharia de Produção da Universidade de São Paulo. A pesquisa objetiva a avaliação dos condicionantes de sucesso dos sistemas de buisness intelligence (BI), com o intuito de determinar o valor deste tipo de sistemas para a empresa.

Os sistemas de BI são ferramentas que servem para coletar dados de diversas fontes internas e externas que depois são analisados para transformá-los em informação e conhecimento para apoiar o processo de tomada de decisão.

A sua contribuição será muito importante para o desenvolvimento desta pesquisa.

Os temas abordados no questionário são:

1) As capacidades do sistema de business intelligence
2) A qualidade da informação gerada pelo sistema de business intelligence
3) Características do processo de tomada de decisão
4) Satisfação dos usuários com o sistema de business intelligence
5) O uso da informação gerada pelo sistema de business intelligence nos processos da empresa

Ressaltamos que nenhuma informação sigilosa será solicitada dentro do questionário. A duração do mesmo é aproximadamente de 15 a 20 minutos.

Desde já agradecemos sua participação na pesquisa. Se deseja receber uma copia dos resultados da pesquisa por favor indique seu e-mail no espaço indicado no questionário.

Caracterização do respondente

As seguintes perguntas têm como objetivo identificar o perfil dos respondentes. Por favor responda no espaço indicado

1. Nome:

2. e-mail:

3. Gênero:

- ◯ Homem
- ◯ Mulher

4. Nível de escolaridade:

- ◯ Ensino médio
- ◯ Ensino superior
- ◯ Especialização ou MBA
- ◯ Mestrado ou doutorado
- ◯ Outro (especifique)

5. Experiência laboral em anos:

6. Área de atuação:

- ◯ Finanças
- ◯ Marketing
- ◯ Comercial
- ◯ Tecnologia da informação
- ◯ Recursos humanos
- ◯ Operações
- ◯ Logística
- ◯ Outro (especifique)

7. Nível hierárquico/funcional:

- ◯ Analista
- ◯ Coordenador
- ◯ Gerente
- ◯ Diretor
- ◯ Consultor
- ◯ Outro (especifique)

8. Aproximadamente, qual é o número de funcionários na sua empresa?

9. Aproximadamente, qual é faturamento anual de sua empresa (US$)?

10. Setor de atuação de sua empresa:

- ◯ Industrial
- ◯ Comercial
- ◯ Serviços
- ◯ Financeiro
- ◯ Tecnologia
- ◯ Outro (especifique)

[ ]

Qualidade do sistema

* 11. As questões abaixo referem-se à qualidade do sistema de BI da sua empresa. Por favor avalie as sentenças a seguir desde (1) discordo totalmente até (7) concordo totalmente.

	(1) Discordo totalmente	(2) Discordo quase totalmente	(3) Discordo	(4) Nem concordo, nem discordo	(5) Concordo	(6) Concordo quase totalmente	(7) Concordo totalmente
As informações fornecidas correspondem às necessidades e aos hábitos dos usuários	○	○	○	○	○	○	○
A informação é processada e entregue rapidamente e sem atrasos	○	○	○	○	○	○	○
A fonte da informação não é visível (CR)	○	○	○	○	○	○	○
Os usuários da informação não podem acessar de forma interativa a informação (CR)	○	○	○	○	○	○	○
O sistema fornece relatórios em papel	○	○	○	○	○	○	○
O sistema fornece relatórios interativos (onde é possível configurar alguns dos parâmetros)	○	○	○	○	○	○	○
O sistema possui ferramentas para visualizar dados de forma flexível, tornando possível comparar diferentes informações para o processo de tomada de decisão (OLAP)	○	○	○	○	○	○	○
O sistema fornece aplicações analíticas, incluindo análise de tendências e de variações de cenários (what-if)	○	○	○	○	○	○	○

	(1) Discordo totalmente	(2) Discordo quase totalmente	(3) Discordo	(4) Nem concordo, nem discordo	(5) Concordo	(6) Concordo quase totalmente	(7) Concordo totalmente
O sistema agrega e organiza dados para identificação de padrões e/ou relações em conjuntos de dados (ferramenta de mineração de dados)	○	○	○	○	○	○	○
O sistema permite a visualização dos dados, incluindo métricas, gráficos, indicadores chaves (por exemplo Balance Scorecard) e alertas	○	○	○	○	○	○	○
O sistema pode ser adaptado para solucionar diferentes necessidades	○	○	○	○	○	○	○
O sistema é bastante flexível para ajustar-se a novas demandas e condições	○	○	○	○	○	○	○
O sistema é versátil, adequando-se a novas necessidades conforme elas surjam	○	○	○	○	○	○	○
O sistema integra eficazmente dados de diferentes áreas da organização	○	○	○	○	○	○	○
O sistema extrai informações consolidadas que costumavam estar em diferentes lugares da empresa	○	○	○	○	○	○	○
O sistema combina eficazmente dados de diferentes áreas da empresa	○	○	○	○	○	○	○
Em termos da qualidade do sistema, eu a qualificaria como alta	○	○	○	○	○	○	○
Em geral, o sistema é de alta qualidade	○	○	○	○	○	○	○

	(1) Discordo totalmente	(2) Discordo quase totalmente	(3) Discordo	(4) Nem concordo, nem discordo	(5) Concordo	(6) Concordo quase totalmente	(7) Concordo totalmente
Em geral, eu daria à qualidade do sistema uma elevada qualificação	○	○	○	○	○	○	○

Qualidade da informação

* 12. As questões abaixo referem-se à qualidade da informação fornecida pelo sistema de BI da sua empresa. Por favor avalie as sentenças a seguir desde (1) discordo totalmente até (5) concordo plenamente.

	(1) Discordo totalmente	(2) Discordo quase totalmente	(3) Discordo	(4) Nem concordo, nem discordo	(5) Concordo	(6) Concordo quase totalmente	(7) Concordo totalmente
O sistema fornece a informação mais recente (última versão)	○	○	○	○	○	○	○
A informação que o sistema produz é a mais empregada	○	○	○	○	○	○	○
A informação do sistema é sempre a mais atualizada	○	○	○	○	○	○	○
O sistema fornece um conjunto completo de informações	○	○	○	○	○	○	○
O sistema produz informação abrangente	○	○	○	○	○	○	○
O sistema fornece todas as informações que são necessárias	○	○	○	○	○	○	○
A informação é fornecida sem interrupções	○	○	○	○	○	○	○
A informação é fornecida sem atrasos	○	○	○	○	○	○	○
A informação fornecida é oportuna	○	○	○	○	○	○	○
O sistema produz informação correta	○	○	○	○	○	○	○
Têm poucos erros na informação obtida do sistema	○	○	○	○	○	○	○
A informação fornecida pelo sistema é precisa	○	○	○	○	○	○	○
Em geral, dou uma nota alta à informação fornecida pelo sistema	○	○	○	○	○	○	○

	(1) Discordo totalmente	(2) Discordo quase totalmente	(3) Discordo	(4) Nem concordo, nem discordo	(5) Concordo	(6) Concordo quase totalmente	(7) Concordo totalmente
Em geral, dou uma classificação alta à informação fornecida pelo sistema	○	○	○	○	○	○	○
Em geral, o sistema me fornece informação de alta qualidade	○	○	○	○	○	○	○

Satisfação dos usuários, abordagem de decisão e uso da informação

* 13. As questões abaixo referem-se à satisfação dos usuários, à abordagem de tomada de decisão e o uso da informação na sua empresa. Por favor avalie as sentenças a seguir desde (1) discordo totalmente até (7) concordo totalmente.

	(1) Discordo totalmente	(2) Discordo quase totalmente	(3) Discordo	(4) Nem concordo, nem discordo	(5) Concordo	(6) Concordo quase totalmente	(7) Concordo totalmente
Em geral, a informação que eu obtenho do sistema do sitema é muito satisfatória	○	○	○	○	○	○	○
Estou muito satisfeito com a informação que recebo do sistema	○	○	○	○	○	○	○
Considerando todos os aspectos, estou muito satisfeito com o sistema	○	○	○	○	○	○	○
Em geral, minha interação com o sistema é muito satisfatória	○	○	○	○	○	○	○
O processo de tomada de decisão é bem estabelecido e conhecido pelos envolvidos	○	○	○	○	○	○	○
É uma política de nossa organização utilizar a informação disponível em qualquer processo de tomada decisão	○	○	○	○	○	○	○
Eu sempre considero a informação disponível, não importa o tipo de decisão que está sendo tomada	○	○	○	○	○	○	○
O sistema de BI expõe os problemas dos processos de negócio e faz com que os envolvidos estejam conscientes deles	○	○	○	○	○	○	○

	(1) Discordo totalmente	(2) Discordo quase totalmente	(3) Discordo	(4) Nem concordo, nem discordo	(5) Concordo	(6) Concordo quase totalmente	(7) Concordo totalmente
O sistema de BI fornece uma valiosa informação para avaliar os processos além dos padrões estabelecidos, para programas de melhoramento continuo e para projetos de mudança dos processo de negócio	○	○	○	○	○	○	○
O sistema de BI estimula a inovação nos processos internos e no fornecimento de serviços externos	○	○	○	○	○	○	○
A informação reduz a incerteza no processo de tomada de decisão, melhorando a confiança e aumentando a efetividade operacional	○	○	○	○	○	○	○
A informação nos permite reagir rapidamente aos eventos de negócio e desenvolver um planejamento proativo	○	○	○	○	○	○	○
Nós estamos usando a informação fornecida para fazer mudanças nos planos e estratégias corporativas, modificando os indicadores chaves existentes e analisando novos indicadores chaves	○	○	○	○	○	○	○
O sistema adiciona valor aos serviços fornecidos aos clientes	○	○	○	○	○	○	○
O sistema de BI reduz o risco no negócio	○	○	○	○	○	○	○
BI reduz os custos dos processos e do fornecimento de serviços	○	○	○	○	○	○	○

Envio dos resultados da pesquisa

Muito obrigado por participar desta pesquisa!

Se tiver alguém de seu conhecimento que possa responder esta pesquisa, solicito por favor informar o nome e e-mail de contato, para que possamos enviar a pesquisa.

14. Nome:

15. e-mail:

16. Deseja receber os resultados desta pesquisa?

- Sim
- Não