

UTILIZAÇÃO DE SISTEMAS DE INTELIGÊNCIA DE NEGÓCIOS EM EMPRESAS DE SERVIÇOS

Francisco Carlos Barbosa dos Santos¹

Eric Bacconi Gonçalves²

144

Resumo: O trabalho teve como objetivo entender os fatores que facilitam a utilização de sistemas de *Business Intelligence* em empresas de serviços. Para isso foi utilizado um modelo conhecido como *Expectation-Confirmation Theory* (ECT) adaptado para avaliar a aceitação do sistema. Além dos constructos do modelo original proposto por Bhattacharjee (2001) que são: Confirmação, Satisfação, Utilidade Percebida, Intenção Comportamental de Uso e Continuidade de Uso; foram incluídos três constructos no modelo adaptado: Hábito, Qualidade da Informação e Estratégia Direcionada pela Tecnologia. O questionário obteve 81 respondentes usuários de sistemas de BI. As conclusões apontam que as hipóteses foram confirmadas, exceto o efeito moderador do Hábito na Continuidade de Uso e a influência da Estratégia Direcionada pela Tecnologia. Como contribuições, destacam-se: a proposta de uma adaptação do modelo ECT, por meio de uma pesquisa aplicada no mercado brasileiro. A conclusão obtida foi de que a estratégia da empresa ser ou não direcionada pela tecnologia não afeta a utilidade percebida do sistema de BI.

Palavras-chave: Inteligência empresarial, Sistemas de informação gerencial, Serviços, Estratégia organizacional.

Abstract: The objective of this work was to understand the factors that facilitate the use of Business Intelligence systems in service companies. For this, a model known as Expectation-Confirmation Theory (ECT) was used, adapted to evaluate the acceptance of the system. In addition to the constructs of the original model proposed by Bhattacharjee (2001) which are: Confirmation, Satisfaction, Perceived Usefulness, Behavioral Intention to Use and Continuity of Use; three constructs were included in the adapted model: Habit, Information Quality and Technology-Driven Strategy. The questionnaire obtained 81 respondents using BI systems. The conclusions indicate that the hypotheses were confirmed, except for the moderating effect of Habit on Continuity of Use and the influence of Technology-Driven Strategy. As contributions, the following stand out: the proposal for an adaptation of the ECT model, through applied research in the Brazilian market. The conclusion reached was that whether or not the company's strategy is driven by technology does not affect the perceived usefulness of the BI system.

Keywords: Business Intelligence, Management Information Systems, Strategy.

¹ Doutor em Administração pela Universidade de São Paulo (FEA-USP), mestre em Engenharia Econômica pela Universidade Pierre Mendès France (Grenoble, França), mestre em Energia e Desenvolvimento pelo IPEN/USP, Especialista em Finanças (MBA Fipe-USP) e graduado em Economia pela USP.

² Possui graduação em Bacharelado em Estatística pela Universidade Estadual de Campinas (1997), mestrado em Administração pela Universidade de São Paulo (2005) e doutorado em Administração pela Universidade de São Paulo (2018).

1. Introdução

A importância da indústria de serviços cresceu nas Economias dos diversos países ao longo das últimas duas décadas (QURESHI *et al.*, 2021; SCANFONE; TORRES JÚNIOR, 2017). De acordo com Fitzsimmons & Fitzsimmons (2014), nenhuma economia pode funcionar sem a infraestrutura que os serviços proporcionam na área de transportes e comunicações, e, menos ainda, sem serviços estatais como educação e saúde. À medida que uma economia se desenvolve, mais importante se torna a área de serviços, que logo passa a empregar a maioria da população ativa nas suas atividades.

A partir dos anos 80, a competição nos mercados cresceu e as empresas passaram a necessitar de agilidade para responder às rápidas mudanças de mercado (DUTTA, 2015; GOETTEMS; MAÇADA; MALLMANN, 2019). Para sobreviver em mercados competitivos as empresas necessitam conhecer cada vez melhor seus clientes (FLINT; BLOCKER; BOUTIN, 2011). Essa necessidade fez com que, desde o início do século XXI, as companhias passassem a armazenar mais dados, oriundos de praticamente todas as atividades humanas, visto o uso crescente dos dispositivos de tecnologia da informação (DIAS; VIEIRA, 2013). Wu *et al.* (2014) apontam que em cada dia, um volume de 2,5 quintilhões de *bytes* é gerado, essa pode ser chamada a era dos dados (MIKALEF *et al.*, 2019).

Quando se fala em grandes volumes de dados, é inevitável não se pensar em ferramentas de análise que permitam tomar decisões efetivas (LOVEMAN, 2004), de acordo com Bag *et al.*, (2020), o grande volume de dados armazenados requer ferramentas de análises de dados para trazer benefícios para a empresa e direcionamentos estratégicos. Sistemas de *Business Intelligence* (BI) que são utilizados no intuito de analisar dados transformando-os em informação e conhecimento que permita às empresas melhorar a qualidade das decisões em diferentes processos da empresa (WONG; TAN; MAHMUD, 2020). Entretanto, apesar dessa importância, o uso de sistemas de BI para tomada de decisões nas empresas não é proeminente (RICHARDS *et al.*, 2019).

A evolução tecnológica a partir da década de 1970, aliada a problemas em implantação de sistemas nas organizações, fez com que o estudo sobre aceitação ou rejeição de tecnologia se tornasse um tópico de interesse de pesquisadores (CHUTTUR, 2009). A compreensão da tecnologia associada à identificação das condições e fatores facilitadores de sua integração com o negócio são cruciais para otimizar resultados no uso dos sistemas (TEO, 2009). De acordo com Davis, Bagozzi, & Warshaw (1989) para melhor prever, explicar e incrementar a aceitação pelo usuário, precisa-se compreender as razões pelas quais as pessoas aceitam ou rejeitam sistemas.

Desta forma, o presente artigo procurou responder a seguinte pergunta: “Quais os fatores que influenciam ou não na utilização de ferramentas de *Business Intelligence* por empresas de serviços?”

Sendo assim, este trabalho versou sobre o uso de sistemas que utilizam técnicas analíticas em empresas do setor de serviços, avaliando um cenário em que a quantidade de dados cresce exponencialmente ao longo dos anos. Para a análise foi utilizado um modelo conhecido como *Expectation-Confirmation Theory* (ECT) (BHATTACHERJEE, 2001) adaptado pelos autores.

2. Fundamentação Teórica

2.1 Business Intelligence

Empresas geram diariamente uma enorme quantidade de dados que podem conter padrões, relações, tendências e outras informações. No intuito de otimizar seu processo de decisão, as companhias buscam ferramentas que permitam transformar seus dados em informação e, informação em decisão (BACH; ZOROJA; ČELJO, 2017; POPOVIČ *et al.*, 2012; YOON; GHOSH; JEONG, 2014).

Business Intelligence (BI) pode ser definido como um conjunto de métodos e sistemas, utilizados para permitir a análise de informações históricas de uma empresa, com o intuito de direcionar estratégias das companhias a fim de incrementar lucros (IŞIK; JONES; SIDOROVA, 2013); para Grubljesic & Jaklic (2015) BI é a habilidade da empresa em atuar de maneira efetiva, explorando seus recursos humanos e de informações.

De acordo com Turban, Sharda, Aronson, & King (2009), as raízes do BI são provenientes da década de 1970 quando as empresas passaram a gerar relatórios – os Sistemas de Informações Gerenciais (SIG). Estes relatórios eram estáticos e bidimensionais e não possuíam recurso de análise. Na próxima década surgiram os Sistemas de Informações Executivas (SIE), onde os relatórios passaram a ser dinâmicos e multidimensionais, com recursos de previsão, análise e tendências. Na década de 1990, o termo BI foi proposto pelo Gartner Group e dezenas de produtos comerciais surgiram, popularizando o conceito; na década seguinte, foram aperfeiçoadas as técnicas de análises permitindo a utilização de um grande volume de dados.

2.2. Modelos de Aceitação de Tecnologia

Com a massificação no uso dos computadores nos últimos vinte e cinco anos do século XX, o uso da tecnologia passou a ser um diferencial nas empresas (VENKATESH, MORRIS, DAVIS, & DAVIS, 2003), e esta deve ser aceita pelos empregados para obtenção de melhores resultados. O campo de estudo de aceitação de tecnologia evoluiu a partir do fim dos anos 1980 com a proposta do modelo TAM – *Technology Acceptance Model* – apresentado por Davis et al. (1989). Um modelo de aceitação de tecnologia visa modelar como o cérebro humano trabalha em relação à continuidade de uso de determinada tecnologia (YUEN *et al.*, 2020).

Modelos de aceitação foram inicialmente desenvolvidos para utilização em psicologia e sociologia (VENKATESH; THONG; XU, 2012) e se baseiam em três conceitos (OEI, 2014): Reações individuais ao uso da tecnologia da informação, Intenção de uso da tecnologia da informação e Uso da tecnologia da informação (Figura1).

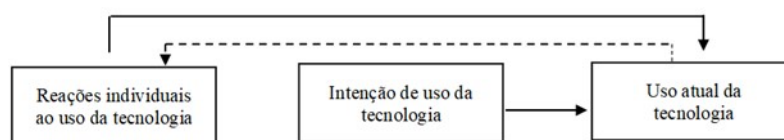


Figura 1: Conceitos Básicos de Modelos de Aceitação de Tecnologia

Fonte: Venkatesh *et al.* (2003)

2.2.1 O Modelo Expectation-Confirmation Theory (ECT)

O modelo adotado neste estudo é uma combinação do modelo *Expectation-Confirmation Theory* – ECT (BHATTACHERJEE, 2001) incluindo um constructo de hábito retirado de Limayem, Hirt, & Cheung (2007), influenciando a continuidade de uso e sendo influenciado pela satisfação, conforme proposto por Han, Shen, & Farn, (2016). Além disso, foram incluídos dois constructos que suportam a Utilidade Percebida, conforme proposto por Pejić Bach et al., (2016).

De acordo com Han, Shen, & Farn, (2016), a inclusão do hábito tem um papel de combinar o consciente com o inconsciente uma vez que os respondentes tendem a responder de acordo com o ambiente, e não apenas com suas intenções pessoais. Já na visão de Pejić Bach et al., (2016), a inclusão do constructo de estratégia direcionada pela tecnologia se justifica, pois, estudos anteriores mostram que empresas que adotam este tipo de direcionador de estratégia têm melhor desenvolvimento no campo de ferramentas internas de tecnologia da informação. Os mesmos autores propõem a adoção do constructo de qualidade da informação baseados num estudo de Kuo & Lee (2009), cuja pesquisa aborda

a importância da qualidade da informação na utilidade percebida de um sistema de tomada de decisão. A Figura 2, a seguir, apresenta o modelo utilizado neste estudo.

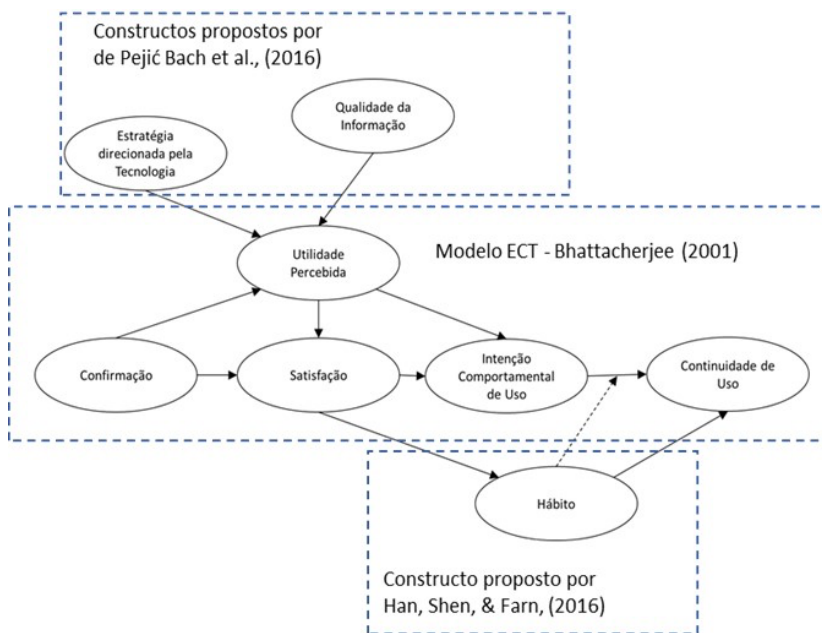


Figura 1: Modelo adotado neste estudo

Fonte: Os autores

Os constructos analisados no modelo são:

- Estratégia Direcionada pela Tecnologia: definida por Gatignon & Xuereb (1997) como desenvolvimento, integração e uso de novas tecnologias em novos produtos e tecnologias. Estudos posteriores (PEJIĆ BACH; ČELJO; ZOROJA, 2016) indicam, que a estratégia direcionada pela tecnologia tem forte impacto no uso de TI;
- Qualidade da Informação: afeta diretamente a satisfação do usuário com o uso da tecnologia e conseqüentemente as crenças sobre sua utilização (WIXOM; TODD, 2005);
- Confirmação: é definida como a percepção do usuário em relação às suas expectativas prévias de uso e, seu desempenho real (ZHIGANG; LEI; XINTAO, 2020);
- Satisfação: diz respeito aos sentimentos do usuário após utilizar o sistema (DAI *et al.*, 2020);
- Utilidade Percebida está relacionada com a crença que a pessoa tem de quanto a utilização da ferramenta será útil para a execução do seu trabalho.(Davis, 1989);
- Hábito refere-se à propensão da pessoa utilizar automaticamente determinado sistema de informação, quando se depara com uma situação específica (LIMAYEM; HIRT; CHEUNG, 2007);
- Intenção Comportamental de Uso: diz respeito à disposição do usuário em utilizar o sistema de informação (DAVIS, 1989);

- Continuidade de Uso está ligada à recorrência com que o usuário utiliza a ferramenta (BHATTACHERJEE, 2001).

Intenção e Continuidade são dois constructos que se diferenciam na relação temporal. Enquanto continuidade refere-se ao uso do sistema no passado (recente), no caso deste artigo, nos últimos sete dias; intenção é um constructo mais ligado ao futuro, verifica a disposição de o respondente permanecer utilizando (YANG, YANG & MEN 2023).

3. Aspectos Metodológicos

3.1 População e Amostra

Como delimitação da população, foram selecionados funcionários que atuam em empresas de serviços que operam na cidade de São Paulo. Nesse público foi selecionada uma amostra de empregados, independente do cargo, que utilizem sistemas de BI, para responder uma pesquisa quantitativa de corte transversal único.

A amostra foi realizada por conveniência do tipo bola de neve. O método bola de neve, proposto por Goodman (1961), significa que o pesquisador seleciona alguns respondentes e, para cada um deles, é solicitado que repasse o questionário para sua rede de contatos, que tenham perfil adequado para a pesquisa, gerando assim a bola de neve (AUDEMARD, 2020). De acordo com Salganik & Heckathorn (2004), bola de neve é uma técnica adequada para ser utilizada quando o pesquisador não conhece toda a população e é uma tarefa impraticável conhecê-la em virtude de tempo e custo. No caso deste trabalho, os autores enviaram o questionário para usuários de sistemas de BI com os quais já haviam atuado profissionalmente e pediram para repassar a outros conhecidos, gerando assim a bola de neve.

3.2 Instrumentos de Coleta

O questionário foi criado a partir da proposta dos trabalhos de Han, Shen, & Farn (2016) e Pejić Bach et al. (2016). Para os constructos: continuidade de uso, intenção comportamental de uso, satisfação, confirmação, utilidade percebida, qualidade da informação, estratégia direcionada pela tecnologia e hábito, as assertivas foram propostas para serem respondidas em uma escala de 10 pontos. As questões demográficas foram aplicadas como questões de múltipla escolha, com a opção de o respondente preencher a resposta caso ela não estivesse entre as opções de resposta. Os construtos foram os seguintes:

- Constructo Continuidade de Uso:

- Nos últimos 7 dias, eu utilizei frequentemente o sistema de BI.
 - Nos últimos 7 dias, a cada vez que eu utilizei o sistema de BI, eu gastei bastante tempo.
 - Nos últimos 7 dias, eu utilizei o sistema de BI várias vezes no mesmo dia.
- Constructo Intenção Comportamental de Uso:
- Eu pretendo continuar utilizando o sistema de BI enquanto a empresa tiver essa ferramenta.
 - Minha intenção é utilizar o sistema de BI ao invés de outras alternativas.
 - Se eu puder eu gostaria de permanecer utilizando o sistema de BI.
- Constructo Satisfação:
- Eu estou satisfeito com a performance do sistema de BI.
 - Considero sábia minha decisão de utilizar sistemas de BI.
 - Considero satisfatória minha experiência utilizando sistemas de BI.
- Constructo Confirmação:
- Minha experiência utilizando o sistema de BI é melhor do que eu esperava.
 - A qualidade do serviço do sistema de BI é melhor do que eu esperava.
 - No geral, minhas expectativas de uso do sistema de BI foram confirmadas.
- Constructo Utilidade Percebida:
- Utilizar sistemas de BI melhora minha performance no trabalho.
 - Utilizar sistemas de BI melhora minha produtividade no trabalho.
 - Utilizar sistemas de BI melhora minha efetividade no trabalho.
 - Em geral, o sistema de BI é útil no trabalho.
- Constructo Qualidade da Informação:
- As informações contidas no sistema de BI estão organizadas de forma clara.
 - A informação contida no sistema de BI está disponível quando necessária.
 - A informação contida no sistema de BI é importante.
 - A informação contida no sistema de BI é significativa.
- Constructo Estratégia Direcionada pela Tecnologia:
- Nossa companhia sabe o que “é melhor” para o cliente.
 - Nossa companhia desenvolve produtos baseados em tecnologia.
 - Nossos produtos têm qualidade superior.
- Constructo Hábito:
- Usar o sistema de BI é automático para mim.

- Usar o sistema de BI é natural para mim.
 - Quando tenho uma tarefa a realizar, utilizar o sistema de BI é a minha escolha óbvia.
- Questões demográficas:
- Ramo de atividade da empresa
 - Departamento em que o funcionário trabalha
 - Escolaridade
 - Sexo
 - Idade
 - Cargo
 - Experiência: Anos como usuário de sistemas de BI.

3.3 Hipóteses Testadas

Com base no *framework* proposto na seção 2.2.1, as seguintes hipóteses foram testadas no modelo seguindo a mesma linha adotada pelos trabalhos de Han et al.(2016) e Pejić Bach et al. (2016), conforme mostrado na Figura 3 abaixo.

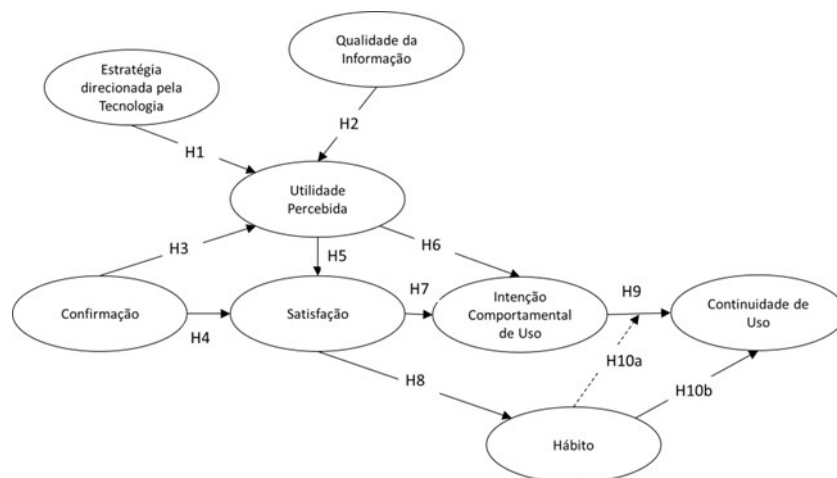


Figura 2: Hipóteses testadas no modelo proposto

Fonte: Os autores

H1: A Estratégia direcionada pela Tecnologia influencia de forma positiva a Utilidade Percebida.

H2: A Qualidade da Informação influencia de forma positiva a Utilidade Percebida.

H3: Confirmação afeta de forma positiva a Utilidade Percebida.

H4: Confirmação afeta de forma positiva a Satisfação.

H5: A Utilidade Percebida tem efeito positivo na Satisfação.

H6: A Utilidade Percebida impacta de forma positiva a Intenção Comportamental de Uso.

H7: Satisfação tem impacto positivo na Intenção Comportamental de Uso.

H8: Satisfação influencia de forma positiva o Hábito.

H9: A Intenção Comportamental de Uso afeta de forma positiva a Continuidade de Uso.

H10a: O Hábito tem efeito moderador na relação entre Intenção Comportamental de Uso e Continuidade de Uso.

H10b: O Hábito tem efeito positivo na Continuidade de Uso.

4. Análise dos Dados

152

A seguir, são apresentados os resultados das análises da pesquisa realizada e, o teste das hipóteses apresentadas neste trabalho.

4.1 Amostra Obtida

O questionário produziu um total de 81 respostas completas. Desses respondentes, um questionário foi extraído da amostra, pois o respondente não preenchia o requisito de atuar na área de serviços. As assertivas foram apresentadas de forma aleatória ao respondente. Na construção do instrumento de pesquisa foi definido que o questionário só seria finalizado se todas as perguntas fossem respondidas. Dessa forma, nenhuma pergunta apresentou valores *missing*.

4.2 Análise Univariada

As variáveis demográficas, que apresentadas no questionário como faixas, foram convertidas em tabelas de frequência. A Tabela 1, a seguir, mostra as características da amostra em relação a gênero, idade e grau de instrução.

Tabela 1: Dados demográficos da amostra coletada

Gênero	%	Idade	%	Grau de Instrução	%
Feminino	15,0%	Menos de 30 anos	16,3%	Superior Incompleto	6,3%
Masculino	85,0%	30 a 35 anos	33,8%	Superior Completo	27,5%
		36 a 45 anos	38,8%	Pós- Graduação	57,5%
		Mais de 45 anos	11,3%	Mestrado	8,8%

Fonte: Dados coletados processados

Observa-se na Tabela 1 que a maior parte da amostra é do sexo masculino (85%), a idade está concentrada entre 30 e 45 anos (72,6%) e, merece destaque, a concentração de pós-graduados (57,5%), quando se analisa o grau de instrução.

Na sequência é apresentada a Tabela 2, que demonstra as características profissionais dos respondentes da amostra.

Tabela 2: Características profissionais dos respondentes

Ramo da Empresa	%	Departamento	%	Cargo	%	Tempo de Experiência com BI	%
Telecom	50,0	Financeiro	40,0%	Analista/Consultor	52,5	Menos de 1 ano	7,4
Bancário	22,5	Planejamento Estratégico	18,8%	Coordenador/Supervisor	16,3	De 1 a 3 anos	21,3
Consultoria	16,3	Tecnologia da Informação (TI)	17,5%	Média Gerência	20,0	Mais de 3 anos	71,3
Tecnologia	6,3	Marketing	13,8%	Alta Gerência	11,3		
Outros	4,9	Outros	9,9%				

Fonte: Dados coletados processados

A maior concentração de respondentes (50%) vem da área de Telecomunicações; a área de atuação do respondente é principalmente a Financeira (40%), embora as áreas de Planejamento Estratégico, Tecnologia da Informação e Marketing também estejam bem representadas na amostra. Quanto ao cargo do respondente, a maior parcela foi representada por analistas/consultores (52,5%); entretanto, a representação de cargos de gestão (coordenadores, supervisores, média e alta gerência) é bastante significativa (47,5%). Finalmente, foi questionado o tempo de experiência do usuário com sistemas de BI, e a grande parcela dos respondentes tem mais de 3 anos de experiência (71,3%).

4.3 Modelo de Equações Estruturais

A modelagem por meio de equações estruturais se mostrou a mais adequada, uma vez que, é uma técnica que compõe de um conjunto de modelos estatísticos que buscam explicar as relações entre múltiplas variáveis (MILAN *et al.*, 2017). As estruturas de relações entre as variáveis são expressas em um conjunto de equações similares à uma série de regressões múltiplas (HAIR, BLACK, BABIN & ANDERSON, 2010). Dessa maneira, a técnica se utiliza de princípios teóricos e lógicos dos modelos de análise fatorial com a lógica de teste das regressões múltiplas.

O método utilizado foi o *Partial Least Squares* (PLS), recomendado quando o tamanho da amostra é pequeno e não se requer normalidade (DAMACENA, PETROLL, & MELO, 2017; HAIR *et al.*, 2014).

Para estimar o tamanho mínimo da amostra foi utilizado o *software* G*Power 3.1.9.7³ (FAUL *et al.*, 2009). De acordo com Ringle, Da Silva, & Bido (2014) deve-se utilizar a variável latente com maior número de preditores (no caso deste trabalho são 3 preditores da Utilidade Percebida – vide Figura 3); deve-se ainda fornecer o poder do teste ($\text{Power} = 1 - \beta$ erro tipo II) e o tamanho do efeito (f^2). Hair, Hult, Ringle, & Sarstedt (2014) sugerem que sejam adotados respectivamente 0,80 no poder e 0,15 para o tamanho do efeito. A amostra mínima calculada é de 77 casos (figura 4), de forma que a pesquisa de campo supera o requisito para adoção do modelo.

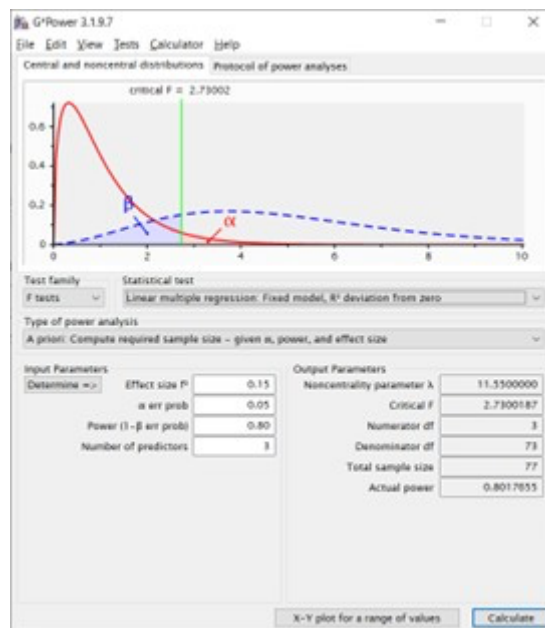


Figura 4: Tela do software G*Power 3.1.9.7 com amostra mínima calculada

Fonte: G*Power 3.1.9.7

O modelo apresentado na seção 3.3 foi testado pela modelagem de equações estruturais e os resultados estão apresentados na Figura 5.

³ Disponível em: <https://www.psychologie.hhu.de/arbeitsgruppen/allgemeine-psychologie-und-arbeitspsychologie/gpower.html>

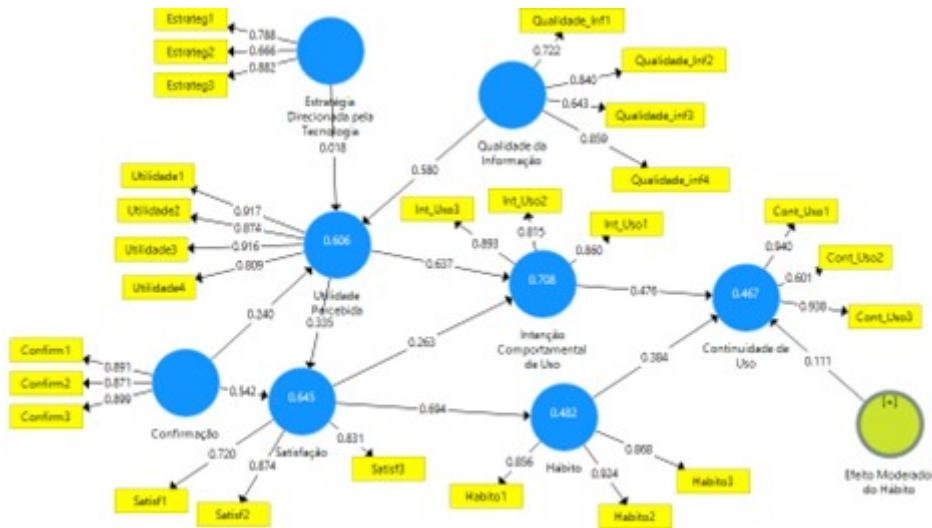


Figura 5: Modelo ajustado por equações estruturais

Fonte: Dados coletados processados

Uma vez gerado o primeiro modelo, foram analisadas as estatísticas para eventuais ajustes. Segundo Ringle, Da Silva & Bido (2014), inicialmente faz-se a avaliação do modelo de mensuração e, após os ajustes necessários neste, avalia-se o modelo estrutural. Os autores seguem apontando que as primeiras análises a serem feitas são as Validades Convergentes, obtidas pelas observações das Variâncias Médias Extraídas (*Average Variance Extracted - AVEs*). Henseler, Ringle. & Sinkovic (2009) sugerem que os valores de AVE devem ser maiores que 0,50. A Tabela 3, a seguir, mostrou que para todos os constructos analisados o valor de AVE foi superior a 0,5.

Tabela 1: Variância Média Extraída (AVE) de cada constructo

Constructo	AVE
Confirmação	0,787
Continuidade de Uso	0,708
Estratégia Direcionada pela Tecnologia	0,614
Hábito	0,780
Intenção Comportamental de Uso	0,734
Qualidade da Informação	0,594
Satisfação	0,657
Utilidade Percebida	0,775

Fonte: Dados coletados processados

Na sequência foram avaliadas as estatísticas de consistência interna: o alfa de Cronbach que mensura as intercorrelações entre as variáveis (ESPOSITO VINZI; TRINCHERA; AMATO, 2010) e o indicador de confiabilidade composta (*Composite Reliability - CR*). Para modelos desse tipo, um valor de alfa de Cronbach acima de 0,60 é

considerado aceitável (Hair et al., 2011) e ainda, é desejável que o indicador de confiabilidade composta seja superior a 0,70 (PEREIRA *et al.*, 2015), o que foi atingido pelo modelo, conforme mostrado na Tabela 4.

Tabela 4: Indicadores de Consistência Interna

Constructo	Alfa de Cronbach	Confiabilidade Composta
Confirmação	0,865	0,917
Continuidade de Uso	0,786	0,875
Estratégia Direcionada pela Tecnologia	0,683	0,825
Hábito	0,859	0,914
Intenção Comportamental de Uso	0,818	0,892
Qualidade da Informação	0,769	0,853
Satisfação	0,737	0,851
Utilidade Percebida	0,902	0,932

Fonte: Dados coletados processados

O passo seguinte foi avaliar a validade discriminante do modelo construído, que indica se cada constructo é independente dos demais (HAIR et al., 2014). Fornell & Larcker (1981) e Teo (2009) apontam que, na avaliação desse indicador, a raiz quadrada da AVE de cada constructo deve ser maior que sua correlação de Pearson com qualquer outro constructo. A Tabela 5, a seguir, apresenta os resultados para o modelo construído. Na diagonal principal estão as raízes quadradas de cada AVE, e nas demais células estão as respectivas correlações.

Tabela 5: Validade Discriminante do Modelo (Critério de Fornell–Larcker)

	Confirmação	Continuidade de Uso	Estratégia Direcionada pela Tecnologia	Hábito	Intenção Comportamental de Uso	Qualidade da Informação	Satisfação	Utilidade Percebida
Confirmação	0,887							
Continuidade de Uso	0,502	0,842						
Estratégia Direcionada pela Tecnologia	0,358	0,120	0,784					
Hábito	0,580	0,604	0,349	0,883				
Intenção Comportamental de Uso	0,749	0,630	0,290	0,712	0,857			
Qualidade da Informação	0,714	0,457	0,527	0,583	0,715	0,771		
Satisfação	0,763	0,546	0,380	0,694	0,705	0,724	0,811	

Utilidade Percebida	0,660	0,595	0,409	0,637	0,820	0,760	0,693	0,880
---------------------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	--------------

Fonte: Dados coletados processados

A Tabela 5 mostra que os valores da diagonal principal são maiores que os valores apresentados na correlação entre os constructos, ressaltando a qualidade do modelo. Sendo assim, com a garantia da validade discriminante, terminam-se os ajustes do modelo de mensuração e inicia-se a análise do modelo estrutural (RINGLE; DA SILVA; BIDO, 2014).

A primeira análise dessa fase é a dos coeficientes de determinação de Pearson (R^2), que avalia a porção da variância explicada pelo modelo (SHARMA, 1996). Segundo Cohen (1988), em estudos de ciências sociais e comportamento, R^2 acima de 26% classifica-se como efeito grande. A Tabela 6 a seguir, mostra os valores de R^2 obtidos pelo SmartPLS, todos podendo ser classificados como grande efeito.

Tabela 2: Coeficientes de Determinação de Pearson (R^2)

Constructo	R^2
Continuidade de Uso	0,467
Hábito	0,482
Intenção Comportamental de Uso	0,708
Satisfação	0,645
Utilidade Percebida	0,606

Fonte: Dados coletados processados

Após avaliar os coeficientes de determinação, é necessária a análise do fator de inflação de variância (*Variance Inflation Factor* – VIF) para detectar se existe multicolinearidade no modelo (SARSTEDT *et al.*, 2014). Para este indicador, valores abaixo de 5 são desejáveis, pois sinalizam ausência de multicolinearidade entre os indicadores. A Tabela 7 contém os valores calculados de VIF, e todos ficaram dentro dos valores desejáveis.

Tabela 7: Fator de Inflação de Variância (VIF)

	Confirmação	Continuidade de Uso	Estratégia Direcionada pela Tecnologia	Hábito	Intenção Comportamental de Uso	Qualidade da Informação	Satisfação	Utilidade Percebida
Confirmação							1,773	2,045
Continuidade de Uso								
Efeito Moderador do Hábito		1,779						

Estratégia Direcionada pela Tecnologia									1,386
Hábito		2,255							
Intenção Comportamental de Uso		2,259							
Qualidade da Informação									2,469
Satisfação				1,000	1,922				
Utilidade Percebida					1,922		1,773		

Fonte: Dados coletados processados

O passo seguinte para avaliação do modelo é a análise do indicador de Relevância ou Validade Preditiva (Q^2) e Tamanho do efeito (f^2) (RINGLE; DA SILVA; BIDO, 2014). O indicador de validade preditiva indicou a acurácia do modelo ajustado. De acordo com Hair et al. (2014), os valores obtidos devem ser maiores que 0 e quanto mais próximos de 1, mais preciso o modelo.

Já o indicador de tamanho do efeito é obtido pela inclusão e exclusão de constructos do modelo (um a um) (RINGLE; DA SILVA; BIDO, 2014). Valores de 0,02, 0,15 e 0,35 são considerados pequenos, médios e grandes, respectivamente (HAIR et al., 2014). A Tabela 8, a seguir, mostra os valores destes indicadores para cada constructo.

Tabela 8: Indicador de Validade Preditiva (Q^2) e Tamanho do efeito (f^2)

Constructo	Q^2	f^2
Confirmação		0,524
Continuidade de Uso	0,269	0,442
Estratégia Direcionada pela Tecnologia		0,265
Hábito	0,359	0,507
Intenção Comportamental de Uso	0,485	0,439
Qualidade da Informação		0,334
Satisfação	0,402	0,329
Utilidade Percebida	0,433	0,583

Fonte: Dados coletados processados

Na sequência, avaliou-se o indicador de ajuste geral do modelo; Tenenhaus, Vinzi, Chatelin, & Lauro (2005) propõem o indicador de adequação do modelo (GoF – Goodness of Fit), que é calculado pela média geométrica entre o R^2 médio (adequação do modelo estrutural) e a média ponderada das AVE (adequação do modelo de mensuração). Wetzels, Odekerken-Schröder, & Oppen (2009) propõem o valor de 0,36 como adequado para as

áreas de ciências sociais e do comportamento. Neste modelo, o cálculo do GoF chegou ao valor de 0,6401, indicando um bom ajuste do modelo.

4.4 Avaliação das Hipóteses do Modelo

Finalmente, é feita a avaliação das hipóteses do modelo, avaliando se as relações entre os constructos são significantes. De acordo com Ringle et al. (2014), para essa análise utiliza-se o módulo *Bootstrapping* do SmartPLS. Esse módulo, por meio de reamostragens, testa a hipótese nula de que a correlação entre os constructos é igual a zero. Para isso, executa um teste t; valores p (p-value) inferiores a 0,05 rejeitam a hipótese que a correlação entre os constructos é igual a zero, com nível de significância de 5%, corroborando a hipótese que está sendo testada. A Tabela 9, na sequência, aponta as conclusões para cada hipótese apresentada no item 4.3.

Tabela 9: Verificação das hipóteses - nível de significância de 5%

Hipótese	Estatística t	p-value	Resultado
H1: A Estratégia direcionada pela Tecnologia influencia de forma positiva a Utilidade Percebida.	0,256	0,798	Hipótese Rejeitada
H2: A Qualidade da Informação influencia de forma positiva a Utilidade Percebida.	4,593	0,000	Hipótese Confirmada
H3: Confirmação afeta de forma positiva a Utilidade Percebida.	2,091	0,037	Hipótese Confirmada
H4: Confirmação afeta de forma positiva a Satisfação.	5,079	0,000	Hipótese Confirmada
H5: A Utilidade Percebida tem efeito positivo na Satisfação.	3,011	0,003	Hipótese Confirmada
H6: A Utilidade Percebida impacta de forma positiva a Intenção Comportamental de Uso.	8,030	0,000	Hipótese Confirmada
H7: Satisfação tem impacto positivo na Intenção Comportamental de Uso.	3,185	0,001	Hipótese Confirmada
H8: Satisfação influencia de forma positiva o Hábito.	9,209	0,000	Hipótese Confirmada
H9: A Intenção Comportamental de Uso afeta de forma positiva a Continuidade de Uso.	2,519	0,012	Hipótese Confirmada
H10a: O Hábito tem efeito moderador na relação entre Intenção Comportamental de Uso e Continuidade de Uso.	1,171	0,242	Hipótese Rejeitada
H10b: O Hábito tem efeito positivo na positiva a Continuidade de Uso.	2,071	0,039	Hipótese Confirmada

Fonte: Dados coletados processados

Baseando-se na bibliografia pesquisada, foram comparados os achados deste artigo com pesquisas de aceitação de tecnologia que testaram hipóteses similares publicadas por outros autores.

Foi feita a seleção de artigos que utilizaram modelos similares e/ou fizeram pesquisas sobre sistemas de BI. Nesta seleção cada hipótese, exceto a primeira, aparecesse ao menos duas vezes. A primeira hipótese trata de uma proposta deste trabalho seguindo sugestão de Pejić Bach, Čeljo, & Zoroja (2016); na bibliografia consultada, este constructo de estratégia

direcionada pela tecnologia é largamente pesquisado em trabalhos que o relacionam com o resultado da empresa, este artigo apresenta o constructo relacionado à aceitação de tecnologia. A Tabela 10 sintetiza os estudos pesquisados.

Tabela 10: Resumo dos trabalhos consultados

Autor(es)	Resumo
Han et al. (2016)	Utiliza um modelo ECT adaptado com o constructo de Hábito; pesquisa a adoção de sistema de BI; pesquisa feita em Taiwan onde foram entrevistados 117 usuários.
Hou (2016)	Combina os modelos ECT e TAM; investiga a adoção de sistemas de BI em indústrias de eletrônicos taiwanesas; contou com 330 entrevistados.
Hou (2014a)	Com auxílio do modelo UTAUT, estuda a adoção de sistemas de BI em indústrias de eletrônicos taiwanesas; contou com 330 entrevistados.
Hou (2014b)	Compara os modelos TAM, TPB e DTPB, também analisando a adoção de sistemas de BI no mercado de eletrônicos em Taiwan, em um total de 330 respondentes.
Venkatesh et al. (2012)	Apresenta o modelo UTAUT2, uma evolução do modelo UTAUT, com a incorporação de três constructos: hábito, motivação hedônica e preço. Pesquisou usuários de internet móvel (celular), com 1.512 entrevistados.
Wixom & Todd (2005)	Por meio de entrevistas em sete empresas, os autores buscaram entender o uso de sistemas de <i>Data Warehouse</i> , adaptando ao modelo TAM os constructos de Satisfação e Qualidade da Informação.
Ahn, Ryu & Han (2007)	Em uma pesquisa com 942 usuários de uma página de compras <i>online</i> , investigaram, com o auxílio de um modelo TAM adaptado, a aceitação deste site.
Shiau & Luo (2013)	Para avaliar a intenção de um grupo de usuários de um <i>blog</i> em permanecer utilizando-o, os autores adaptaram um modelo ECTe fizeram uma pesquisa com 430 respondentes.
Limayem, Hirt & Cheung (2007)	Utilizando um modelo ECT adaptado, incluindo o constructo de hábito, os autores contaram com as respostas de 229 usuários de internet para avaliar as percepções destes respondentes sobre a rede.

Fonte: Literatura Pesquisada

A Tabela 11, a seguir, mostra as conclusões de outras pesquisas de aceitação de tecnologia; as hipóteses marcadas com um ✓ foram confirmadas pelos pesquisadores.

Hipóteses marcadas com X, foram rejeitadas no trabalho dos autores citados.

A análise da tabela mostrou que a hipótese “A Utilidade Percebida impacta de forma positiva a Intenção Comportamental de Uso” foi testada em todos os trabalhos sendo que apenas em um deles não foi confirmada a relação positiva entre os constructos. Além dessa, as hipóteses: “A Utilidade Percebida tem efeito positivo na Satisfação”, “A Intenção Comportamental de Uso afeta de forma positiva a Continuidade de Uso”, “O Hábito tem efeito positivo na positiva a Continuidade de Uso.”, “O Hábito tem efeito moderador na relação entre Intenção Comportamental de Uso e Continuidade de Uso.”, também apresentaram resultados divergentes na literatura pesquisada. As demais hipóteses foram confirmadas em todos os estudos.

Tabela 11: Conclusões de pesquisas similares – considerando nível de significância de 5%

Hipótese	Han et al. (2016)	Hou (2016)	Hou (2014a)	Hou (2014b)	Venkatesh, Thong & Xu (2012)	Wixom & Todd (2005)	Ahn, Ryu & Han (2007)	Shiau & Luo (2013)	Limayem, Hirt & Cheung (2007)
H1: A Estratégia direcionada pela Tecnologia influencia de forma positiva a Utilidade Percebida.	Constructo proposto por Pejčić Bach et al., (2016). Não testado anteriormente, contribuição deste trabalho.								
H2: A Qualidade da Informação influencia de forma positiva a Utilidade Percebida.						✓	✓		
H3: Confirmação afeta de forma positiva a Utilidade Percebida.	✓	✓						✓	
H4: Confirmação afeta de forma positiva a Satisfação.	✓	✓						✓	✓
H5: A Utilidade Percebida tem efeito positivo na Satisfação.	✓	X						✓	✓
H6: A Utilidade Percebida impacta de forma positiva a Intenção Comportamental de Uso.	✓	✓	X	✓	✓	✓	✓	✓	✓
H7: Satisfação tem impacto positivo na Intenção Comportamental de Uso.	✓	✓						✓	✓
H8: Satisfação influencia de forma positiva o Hábito.	✓								✓
H9: A Intenção Comportamental de Uso afeta de forma positiva a Continuidade de Uso.	X		✓	✓	✓				✓
H10a: O Hábito tem efeito moderador na relação entre Intenção Comportamental de Uso e Continuidade de Uso.	X								✓
H10b: O Hábito tem efeito positivo na Continuidade de Uso	X				✓				✓

Fonte: Literatura Pesquisada

5. Conclusões, Implicações e Contribuições para Futuras Pesquisas

No intuito de melhor organizar as considerações sobre os achados deste estudo, esta seção foi dividida em quatro partes: 1) conclusões a partir da discussão dos resultados e implicações acadêmicas; 2) implicações gerenciais; 3) contribuições para futuras pesquisas.

5.1 Conclusões a Partir da Discussão dos Resultados e Implicações Acadêmicas

A principal contribuição acadêmica resultante do desenvolvimento deste estudo é o entendimento sobre a relação dos fatores que influenciam a aceitação de um sistema de BI no mercado brasileiro de serviços. Apesar de a literatura ser vasta na utilização de modelos de aceitação de tecnologia, a investigação sobre ferramentas de *Business Intelligence* ainda é pouco explorada. Em virtude de todos estes fatores, podem ser listados os seguintes pontos de importância acadêmica deste trabalho:

- Pesquisa sobre Sistemas de BI.
- Foco no mercado de serviços.
- Estudo sobre o mercado brasileiro.
- Proposta de um modelo adaptado do modelo ECT com os constructos de Estratégia, Qualidade da Informação e Hábito.
- Pesquisa com diversas empresas

5.2 Implicações Gerenciais

A conclusão que o fato de a estratégia da empresa ser direcionada pela tecnologia não afetar positivamente a utilidade percebida do sistema de BI pode ser um indício que, independentemente de como o empregado identifica a estratégia da empresa, ele percebe o valor do sistema de BI, o que indica que a ferramenta é útil não apenas para cenários de empresas tecnológicas.

Outros fatores importantes como: qualidade da informação, satisfação do usuário e percepção do usuário em relação às suas expectativas prévias (confirmação) devem ser administrados pela companhia de forma a gerar no usuário uma percepção de utilidade da ferramenta e posteriormente uma continuidade de uso.

5.3 Contribuições para Futuras Pesquisas

Tão importante quanto a evolução tecnológica, a aceitação da tecnologia é um fator-chave para o sucesso das empresas (VENKATESH & MORRIS, 2000). Partindo dessa assertiva, futuras pesquisas podem dar continuidade a esta, para detalhar seus resultados e entender mais profundamente os achados. Neste sentido uma pergunta de pesquisa relevante seria por exemplo: “Por quais razões a estratégia direcionada pela tecnologia não apresentou influência positiva na utilidade percebida?”

Outra oportunidade de investigação pode ser a adaptação de outros modelos teóricos, como o modelo “*Unified Theory of Acceptance and Use of Technology*” (UTAUT), para entender como outros fatores podem afetar a aceitação de sistemas de BI em uma empresa. Como cada modelo tem suas premissas diferentes de construção, uma tentativa de responder à pergunta sobre aceitação sob o prisma de outro arcabouço de hipóteses pode trazer diferentes perspectivas para o problema. Finalmente, este trabalho focou em empresas do setor de serviços. Estudos futuros podem se basear em outros setores ou em áreas específicas das empresas (Marketing, Finanças, Recursos Humanos etc.) e comparar os resultados obtidos.

REFERÊNCIAS

- AHN, T.; RYU, S.; HAN, I. The impact of Web quality and playfulness on user acceptance of online retailing. **Information and Management**, v. 44, n. 3, p. 263–275, 2007.
- AUDEMARD, J. Objectifying Contextual Effects. The Use of Snowball Sampling in Political Sociology. **BMS Bulletin of Sociological Methodology/ Bulletin de Methodologie Sociologique**, v. 145, n. 1, p. 30–60, 2020.
- BACH, M. P.; ZOROJA, J.; ČELJO, A. An extension of the technology acceptance model for business intelligence systems: project management maturity perspective. **International Journal of Information Systems and Project Management**, v. 5, n. 2, p. 5–21, 2017. Disponível em: <<http://www.sciencesphere.org/ijispm/archive/ijispm-050201.pdf>>. Acesso em: 5 nov. 2017.
- BAG, S. *et al.* Big data analytics as an operational excellence approach to enhance sustainable supply chain performance. **Resources, Conservation and Recycling**, v. 153, n. October 2019, p. 104559, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2019.104559>>.
- BHATTACHERJEE, A. Understanding Information Systems Continuance: An Expectation-Confirmation Model. **MIS Quarterly**, v. 25, n. 3, p. 351–370, 2001.
- CHUTTUR, M. Overview of the Technology Acceptance Model: Origins , Developments and Future Directions. **Sprouts: Working Papers on Information Systems**, v. 9, n. 2009, p. 1–23, 2009. Disponível em: <<http://sprouts.aisnet.org/9-37>>.
- COHEN, J. **Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences**. 2nd. ed. New York: Psychology Press, 1988.
- DAI, H. M. *et al.* Explaining Chinese university students’ continuance learning intention in the MOOC setting: A modified expectation confirmation model perspective. **Computers and Education**, v. 150, n. February, p. 103850, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2020.103850>>.
- DAMACENA, C.; PETROLL, M. DE LA M.; MELO, B. S. DE. Revista eletrônica de administração : Read. **Revista Eletrônica de Administração**, v. 22, n. 3, p. 413–434, 16 fev. 2017. Disponível em: <<https://seer.ufrgs.br/read/article/view/58251/41572>>. Acesso em: 15 out.

2019.

DAVIS, F.; BAGOZZI, R.; WARSHAW, P. User acceptance of computer technology: a comparison of two theoretical models. **Management science**, v. 35, n. 8, p. 982–1003, 1989. Disponível em: <<http://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mnsc.35.8.982>>.

DAVIS, F. D. Perceived Usefulness , Perceived Ease Of Use , And User Acceptance. **MIS Quarterly**, v. 13, n. 3, p. 319–339, 1989.

DIAS, G. A.; VIEIRA, A. A. N. **Big data: questões éticas e legais emergentes. Ciência da Informação**. [S.l: s.n.]. Disponível em: <<http://revista.ibict.br/index.php/ciinf/article/view/2284>>. Acesso em: 15 out. 2015. , 6 ago. 2013

DUTTA, D. K. Hypercompetitive Environments , Coopetition Strategy , and the Role of Complementary Assets in Building Competitive Advantage : Insights From the Resource-Based View. **Strategic Management Review**, v. 9, n. 1, p. 1–11, 2015.

ESPOSITO VINZI, V. ; TRINCHERA, L. ; AMATO, S. PLS Path Modeling: From Foundations to Recent Developments and Open Issues for Model Assessment and Improvement. In: HEIDELBER (Org.). . **Handbook of partial least squares**. 1st. ed. Berlin: Springer, 2010. .

FAUL, F. *et al.* Statistical power analyses using G*Power 3.1: Tests for correlation and regression analyses. **Behavior Research Methods**, v. 41, n. 4, p. 1149–1160, 2009. Disponível em: <<http://www.springerlink.com/index/10.3758/BRM.41.4.1149>>.

FITZSIMMONS, J. A.; FITZSIMMONS, M. J. **Administração de Serviços - Operações, Estratégia e Tecnologia da Informação**. 7. ed. Porto Alegre: Bookman, 2014.

FLINT, D. J.; BLOCKER, C. P.; BOUTIN, P. J. Customer value anticipation, customer satisfaction and loyalty: An empirical examination. **Industrial Marketing Management**, v. 40, n. 2, p. 219–230, fev. 2011. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0019850110001173>>. Acesso em: 6 abr. 2015.

FORNELL, C.; LARCKER, D. F. Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error. **Journal of Marketing Research**, v. 18, n. 1, p. 39, 1981. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/3151312?origin=crossref>>.

GATIGNON, H.; XUEREB, J. Strategic Orientation of the Firm and New Product Performance. **Journal of Marketing Research**, v. 34, n. 1, p. 77–90, 1997.

GOETTEMS, L. C. M.; MAÇADA, A. C. G.; MALLMANN, G. L. Impacto do Sistema de Gestão de Transporte no Desempenho das Operações e na Relação com Fornecedores de Serviço de Transporte: uma percepção dos usuários. **Revista de Ciências da Administração**, p. 72–92, 2019.

GOODMAN, L. Snowball Sampling. **The Annals of Mathematical Statistics**, v. 32, n. 1, p. 148–170, 1961.

GRUBLJESIC, T.; JAKLIC, J. Conceptualization of the Business Intelligence Extended Use Model. **JOURNAL OF COMPUTER INFORMATION SYSTEMS**, v. 55, n. 3, p. 72–82, 2015.

HAIR, J. *et al.* **A primer on partial least squares structural equations modeling (PLS-SEM)**. [S.l.]: SAGE, 2014.

HAIR, J. F. *et al.* **Multivariate Data Analysis**. 7th. ed. New York City: [s.n.], 2010.

HAIR, J.; RINGLE, C.; STARSTEDT, M. **PLS-SEM: Indeed a Silver Bullet. Faculty Publications**. [S.l: s.n.]. Disponível em: <<http://digitalcommons.kennesaw.edu/facpubs/2387>>. Acesso em: 10 fev. 2015. , 2011

HAN, Y.-M.; SHEN, C.-S.; FARN, C.-K. Determinants of continued usage of pervasive business intelligence systems. **Information Development**, v. 32, n. 3, p. 424–439, 2016.

HENSELER, J.; RINGLE, C. M.; SINKOVICS, R. The use of partial least squares path modeling in international marketing. **Advances in International Marketing**, v. 20, p. 277–319, 2009.

HOU, C. Exploring the user acceptance of business intelligence systems in Taiwan's electronics industry: applying the UTAUT model. **International Journal of Internet and Enterprise Management**, v. 8, n. 3, p. 195, 1 jan. 2014a. Disponível em:

<<http://www.deepdyve.com/lp/inderscience-publishers/exploring-the-user-acceptance-of-business-intelligence-systems-in-5Qg0jUIoUG>>. Acesso em: 8 mar. 2016.

HOU, C. Understanding business intelligence system continuance intention : An empirical study of Taiwan ' s electronics industry. **Information Developmen**, v. 32, n. 5, p. 1359–1371, 2016.

HOU, C. User Acceptance of Business Intelligence Systems in Taiwan's Electronics Industry. **Social Behavior and Personality**, v. 42, n. 949, p. 583–596, 2014b.

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

KUO, R.; LEE, G. KMS adoption: the effects of information quality. **Management Decision**, v. 47, n. 10, p. 1633–1651, 2009. Disponível em: <<http://www.emeraldinsight.com/doi/10.1108/00251740911004727>>.

LIMAYEM, M.; HIRT, S. G.; CHEUNG, C. M. K. How Habit Limits the Predictive Power of Intention: The Case of Information Systems Continuance. **MIS Quarterly**, v. 31, n. 4, p. 705–737, 2007.

LOVEMAN, G. W. **Hay diamantes en la mina de datos**. **Harvard Business Review**. [S.l.]: Impact Media Comercial S.A. , 2004

MIKALEF, P. *et al.* Big data analytics and firm performance: Findings from a mixed-method approach. **Journal of Business Research**, v. 98, n. February, p. 261–276, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.01.044>>.

MILAN, G. S. *et al.* ANTECEDENTES DA INTENÇÃO DE RECOMPRA DE UMA MARCA DE SMARTPHONES. **REAd. Revista Eletrônica de Administração (Porto Alegre)**, v. 23, n. 3, p. 147–172, 20 nov. 2017. Disponível em: <<https://seer.ufrgs.br/read/article/view/61873/44691>>. Acesso em: 15 out. 2019.

OEI, M. H. H. **Finding factors that determine acceptance of Operational Business Intelligence in organisations**. . Delft: [s.n.], 2014.

PEJIĆ BACH, M.; ČELJO, A.; ZOROJA, J. Technology Acceptance Model for Business Intelligence Systems : Preliminary Research. **Procedia - Procedia Computer Science**, v. 100, p. 995–1001, 2016. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2016.09.270>>.

PEREIRA, F. A. DE M. *et al.* Satisfaction and continuous use intention of e-learning service in Brazilian public organizations. **Computers in Human Behavior**, v. 46, p. 139–148, 2015. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.chb.2015.01.016>>.

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, 2012.

QURESHI, J. A. *et al.* Exploring Service Brand Associations: A Consumers' Perspective in Rising Service Economy. **Studies of Applied Economics**, v. 39, n. 1, 24 set. 2021. Disponível em: <<http://ojs.ual.es/ojs/index.php/eea/article/view/3799>>. Acesso em: 4 dez. 2020.

RICHARDS, G. *et al.* Business Intelligence Effectiveness and Corporate Performance Management: An Empirical Analysis. **Journal of Computer Information Systems**, v. 59, n. 2, p. 188–196, 4 mar. 2019. Disponível em: <<https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/08874417.2017.1334244>>. Acesso em: 15 out. 2019.

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. Disponível em: <<http://www.revistabrasileirmarketing.org/ojs-2.2.4/index.php/remark/article/view/2717>>.

SALGANIK, M. J.; HECKATHORN, D. D. Sampling and estimation in hidden populations using respondent-driven sampling. **Sociological methodology**, v. 34, n. 1, p. 193–240, 2004.

SARSTEDT, M. *et al.* Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM): A useful tool for family business researchers. **Journal of Family Business Strategy**, v. 5, n. 1, p. 105–115, 2014. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jfbs.2014.01.002>>.

- SCANFONE, L.; TORRES JÚNIOR, N. Compreendendo as Inovações Empreendidas nos Sistemas de Operações de Serviços por meio do Método PCN Analysis: um estudo de múltiplos casos em serviços de atendimento ao cidadão. **Revista de Ciências da Administração**, p. 75–93, 2017.
- SHARMA, S. **Applied Multivariate Techniques**. Toronto: John Wiley & Sons, 1996.
- SHIAU, W. L.; LUO, M. M. Continuance intention of blog users: The impact of perceived enjoyment, habit, user involvement and blogging time. **Behaviour and Information Technology**, v. 32, n. 6, p. 570–583, 2013.
- TENENHAUS, M. *et al.* PLS path modeling. **Computational Statistics and Data Analysis**, v. 48, n. 1, p. 159–205, 2005.
- TEO, T. Modelling technology acceptance in education: A study of pre-service teachers. **Computers and Education**, v. 52, n. 2, p. 302–312, 2009. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.compedu.2008.08.006>>.
- TURBAN, E. *et al.* **Business Intelligence - Um Enfoque Gerencial Para a Inteligência do Negócio**. 1. ed. Porto Alegre: [s.n.], 2009.
- VENKATESH, V. *et al.* **User acceptance of information technology: Toward a unified view**. *MIS Quarterly*, v. 27, n. 3, p. 425–478, 2003. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/30036540>>.
- VENKATESH, V.; MORRIS, M. G. Why don't men ever stop to ask for directions? Gender, social influence, and their role in technology acceptance and usage behavior. **MIS Quarterly Vol.**, v. 24, n. 1, p. 115–139, 2000.
- VENKATESH, V.; THONG, J.; XU, X. Consumer acceptance and use of information technology: Extending the unified theory of acceptance and use of technology. **MIS quarterly**, v. 36, n. 1, p. 157–178, 2012.
- WETZELS, M.; ODEKERKEN-SCHRÖDER, G.; OPPEN, C. VAN. Using PLS Path Modeling for Assessing Hierarchical Construct Models: Guidelines and Empirical Illustration. **MIS Quarterly**, v. 33, n. 1, p. 177–195, 2009.
- WIXOM, B. H.; TODD, P. A. A theoretical integration of user satisfaction and technology acceptance. **Information System Research**, v. 16, n. 1, p. 85–102, 2005.
- WONG, C. T.; TAN, C. L.; MAHMUD, I. Business Intelligence System Adoption: a Systematic Literature Review of Two Decades. **International Journal of Industrial Management**, v. 6, p. 1–8, 2020.
- WU, X. *et al.* Data mining with big data. **IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering**, v. 26, n. 1, p. 97–107, jan. 2014. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6547630>>. Acesso em: 23 jul. 2014.
- YOON, T. E.; GHOSH, B.; JEONG, B. **User Acceptance of Business Intelligence (BI) Application : Technology , Individual Difference , Social Influence , and Situational Constraints**. 2014, Hawaii: [s.n.], 2014.
- YANG, Tiantian; YANG Feng; MEN, Jinji. **Understanding consumers' continuance intention toward recommendation vlogs: An exploration based on the dual-congruity theory and expectation-confirmation theory**. *Electronic Commerce Research Applications*, v.59, 2023. Disponível em: < <https://doi.org/10.1016/j.elerap.2023.101270>>
- YUEN, K. F. *et al.* Factors influencing autonomous vehicle adoption: an application of the technology acceptance model and innovation diffusion theory. **Technology Analysis and Strategic Management**, v. 0, n. 0, p. 1–15, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/09537325.2020.1826423>>.
- ZHIGANG, W.; LEI, Z.; XINTAO, L. Consumer Response to Corporate Hypocrisy From the Perspective of Expectation Confirmation Theory. *Frontiers in Psychology*, v. 11, n. November, 2020.



DOI: <https://doi.org/10.32459/2447-8717e239>

Artigo recebido em: novembro, 28, 2023

Artigo aprovado em: dezembro, 3, 2023

Artigo publicado em: 2023-12-07