

O Efeito da Estratégia de Dados na Vantagem Competitiva

MAURICIUS MUNHOZ DE MEDEIROS

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL (UFRGS)

ANTONIO CARLOS GASTAUD MAÇADA

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL (UFRGS)

JOSÉ CARLOS DA SILVA FREITAS JUNIOR

UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS (UNISINOS)

Agradecimento à órgão de fomento:

Agradecemos à CAPES e ao CNPq pelo apoio no desenvolvimento da pesquisa.

O Efeito da Estratégia de Dados na Vantagem Competitiva

INTRODUÇÃO

Uma estratégia pode ser definida como um composto entrelaçado de conceitos, análises, políticas, discursos, e ações, em resposta a um desafio (Rumelt & Lamb, 1997; Rumelt, 2012; Teece, 2018). Para DalleMule e Davenport (2017), a estratégia de dados se define como organizar, governar, analisar e implantar os ativos de informações de uma organização. Uma organização que faz uso extensivo e sistemático de análises para ter um desempenho superior à concorrência é definida como uma competidora analítica (Davenport & Harris, 2017).

Organizações dos diversos setores, como serviços e indústria, por exemplo, estão aplicando *Big Data Analytics* em áreas funcionais no negócio (Provost & Fawcett, 2013). Constantiou e Kallinikos (2015) sugerem que os desenvolvimentos subjacentes à *Big Data* tenham implicações importantes para a criação de estratégias e práticas de dados e informações com as quais a estratégia foi associada. Além disso, o estudo de Columbus (2014) reporta que cerca de 85% das organizações acreditam que, se não adotarem uma estratégia analítica, elas correm o risco de perder a competitividade. Kane (2015) e Bharadwaj *et al.* (2013) destacam que, a fim de melhorar sua *performance*, até mesmo os negócios digitais precisam rever e adaptar suas estratégias às novas mudanças do ambiente, focando nas demandas do novo tipo de cliente que hoje é muito mais exigente e mais informado. Hao e Song (2016) reforçam esta ideia destacando que a presença de orientação para o mercado pode permitir que as empresas atinjam um desempenho superior. Para ilustrar, Tan et al. (2016) trazem o exemplo do Alibaba, o maior mercado B2B *online* do mundo com mais de 80 milhões de membros, o que representa bem como o desenvolvimento de uma estratégia de dados melhora o desempenho dos negócios.

Percebe-se, portanto, que o *Big Data* está influenciando intensamente na formulação de estratégias, pois o aumento da quantidade de dados, e as capacidades analíticas, estão redefinindo a inovação, a concorrência, e a produtividade (Abbasi, Sarker, & Chiang, 2016; Chen, Chiang, & Storey, 2012; Côte-Real, Oliveira, & Ruivo, 2017; Günther et al., 2017; LaValle et al., 2011; Mazzei & Noble, 2017). As organizações estão enfrentando uma revolução na gestão orientada por dados (Fiorini et al., 2018; Raguseo, 2018). Nesse contexto, os dados podem ser os únicos ativos realmente inimitáveis, tornando-se rapidamente os mais valiosos (Balasubramanian, Libarikian, & McElhaney, 2018; Nielsen, 2017). Ademais, para Grover et al. (2018), o *Big Data Analytics* pode ser um recurso valioso, raro e inimitável, mas para gerar uma vantagem competitiva sustentável, de acordo com o modelo VRIO, de Barney e Hesterly (2009), precisa, ainda, ser organizacionalmente incorporável. Entretanto, isso depende da sua inclusão como uma estratégia de negócios de longo prazo da organização para a otimização dos dados para a competitividade (Grover et al., 2018).

Porém, quase toda literatura sobre *Big Data Analytics*, *Data Science*, *Data-Driven Decision Making*, *Business Intelligence* e *Business Analytics* concentra-se no modo como os recursos tecnológicos e as capacidades analíticas podem ser utilizados para melhorar os processos gerenciais e as capacidades organizacionais. Conforme indicado pelos autores de Vries, Chituc e Pommeé (2016), Wamba et al. (2017), Grover et al. (2018), Côte-Real et al. (2019) e Tabesh, Mousavidin, e Hasani (2019), poucos são os estudos que analisam o seu impacto no valor estratégico organizacional e na criação da vantagem competitiva, e ainda mais escassos são os estudos que tratam de estratégia, o que torna este estudo relevante por avançar neste tema.

Ao proceder a uma revisão de literatura, identificou-se estudos que abordam questões subjacentes à estratégia de dados no contexto de *Big Data*, tais como: o de Constantiou e Kallinikos (2015), o de Opresnik e Taisch (2015), o de Cavalcanti, Oliveira e Bronzo (2016), o de Akter et al. (2016), o de Mazzei e Noble (2017), o de Gnizy (2018) e, mais recentemente, o

de Côrte-Real et al. (2019) e o de Tabesh, Mousavidin, e Hasani (2019). No entanto, inexistem evidências empíricas sobre a relação entre a estratégia de dados e a vantagem competitiva.

De acordo com Teece (2018), a estratégia molda, e é moldada, pelo modelo de negócios da organização, sendo determinante para que a organização antecipe sua reação aos competidores ou, ainda, que defenda seus ativos. O autor sustenta que as capacidades e a estratégia se entrelaçam para criar e aperfeiçoar um modelo de negócios capaz de orientar a transformação organizacional, e logo se constituem como o principal componente da competitividade no nível da firma (Teece, 2018). Para Davenport e Harris (2017), Mazzei e Noble (2017) e Gnizy (2018), os modelos de negócio, na era da competição analítica, estão diretamente relacionados à estratégia e às capacidades analíticas das organizações. Portanto, este estudo busca responder à seguinte questão: **Qual o efeito das estratégias de dados defensiva e ofensiva na obtenção de vantagens competitivas?** Busca-se analisar o quanto a estratégia de dados influencia na obtenção de vantagens competitivas. Para isso, foi realizada uma pesquisa *Survey* com 103 respondentes para mensurar as percepções desses, a respeito do quanto consideram que a estratégia de dados pode contribuir para a vantagem competitiva.

O tema é relevante, pois as organizações estão coletando, criando e compartilhando cada vez mais dados, no intuito de explorar o seu potencial, aumentar receitas, reduzir custos e gerenciar riscos; porém, isso requer uma maturidade analítica que muitas organizações ainda não possuem (Fleckenstein & Fellows, 2018). As organizações estão investindo em tecnologias, processos e habilidades analíticas, a fim de melhorar a extração de *insights* e, assim, auferir um desempenho superior (Brynjolfsson, Hitt, & Kim, 2011; Davenport & Harris, 2017; Müller, Fay, & Vom Brocke, 2018). O *International Data Corporation* (IDC) estima que *Data & Analytics* irão movimentar um investimento na ordem de US\$ 200 bilhões ao ano, até 2020. Porém, os desafios gerenciais contemplam, por exemplo, a necessidade de se estabelecer uma estratégia de dados ideal, para facilitar os processos de criação de valor (Frisk & Bannister, 2017; Grover et al., 2018; Lillie & Eybers, 2018).

Os achados confirmam que os posicionamentos defensivo e ofensivo da estratégia de dados estão fortemente relacionados entre si e, ambos, isoladamente impactam direta e positivamente na vantagem competitiva. Constata-se, ainda, que o papel do posicionamento defensivo é fortalecer o posicionamento ofensivo da estratégia de dados, que, por sua vez, tem o papel central na relação entre a estratégia de dados e a obtenção das vantagens competitivas.

Este artigo está estruturado da seguinte forma: na seção 2, aborda-se a fundamentação teórica; na seção 3, descreve-se o método da pesquisa; na seção 4, são analisados e discutidos os dados coletados; na seção 5, apresentam-se as considerações finais.

2 REVISÃO DA LITERATURA

2.1 *Big Data Analytics*

Por meio do *Big Data* (BD), as organizações podem reunir dados internos sobre atividades empresariais e indicadores de desempenho e combiná-los com dados externos do ambiente, o que permite à organização identificar novas oportunidades de negócios e explorar seus recursos superiores (Constantiou & Kallinkos, 2015). *Big Data* é definido como o uso de uma grande quantidade de dados, de diversas fontes e tipos, criados rapidamente, o que implica em maiores desafios para coletá-los, gerenciá-los e processá-los por meio de sistemas e recursos tradicionais para suportar a tomada de decisões (Davenport & Patil, 2012; Fiorini et al., 2018). O precursor na definição das características de *Big Data* foi Laney (2001), ao sugerir que volume, variedade e velocidade (os três V's) são as dimensões mais desafiadoras na gestão de dados. A partir desse ponto, os pesquisadores e profissionais passaram a definir as características de *Big Data* por essas características, coletivamente denominadas de "Vs":

variabilidade, volatilidade, veracidade, vulnerabilidade, validade, visualização e valor (Firican, 2017; Saggi & Jain, 2018). Mas, o potencial real do *Big Data* não está em seus “V’s”, e, sim, em sua capacidade de suportar recursos que são necessários para que a organização possa fazer melhor uso desse e auferir os benefícios de *Big Data* (Markus, 2015; Marr, 2015), pois o valor potencial de *Big Data* é desbloqueado somente quando aproveitado para conduzir a tomada de decisão (Saggi & Jain, 2018; Wamba et al., 2017).

Para Tabesh, Mousavidin e Hasani (2019), o objetivo do *Big Data Analytics* (BDA) é melhorar os processos de tomada de decisões e execução de decisões organizacionais. No processo de tomada de decisões, coletam-se dados, geram-se várias estratégias alternativas e avaliam-se essas estratégias e seus resultados, antes de, efetivamente, tomar decisões. Com a implementação das ações, os resultados percebidos da decisão são avaliados para gerar informações adicionais, que são reutilizadas nas fases subsequentes de tomada de decisão (Tabesh, Mousavidin, & Hasani, 2019).

Para Grover et al. (2018), o *Big Data Analytics* pode ser um recurso valioso, raro e inimitável, mas, para gerar uma vantagem competitiva sustentável, precisa, ainda, ser organizacionalmente incorporado, e assim completar o modelo VRIO de Barney e Hesterly (2009). Contudo, isso depende da sua inclusão como uma estratégia de negócios de longo prazo, e dos mecanismos para facilitar a execução dessa estratégia para otimizar os dados para a competitividade (Grover et al., 2018). Portanto, as organizações precisam definir uma estratégia de dados para obter vantagem competitiva.

2.2 Estratégia de Dados

Porter e Millar (1985) argumentam que a TI é um meio pelo qual as organizações podem obter vantagem competitiva, alterando as forças competitivas que coletivamente determinam a rentabilidade da indústria. Bharadwaj et al. (2013) discutem que, embora a visão predominante da estratégia de tecnologia da informação seja de que ela é uma estratégia de nível funcional, que deve estar alinhada à estratégia de negócios escolhida pela organização, face às novas tecnologias digitais, sendo necessário repensar a tática na busca por uma estratégia integrada de negócios digitais. As estratégias organizacionais dependem cada vez mais de dados, assim, as organizações precisam aproveitar o valor dos dados e explorar o BD em sua estratégia de negócios (Lee et al., 2014). Por meio do BD, as organizações podem coletar uma grande quantidade e qualidade de dados, o que viabiliza que eles sejam analisados e personalizados de acordo com os requisitos específicos da organização, favorecendo a formulação de estratégias proativas (Xu, Frankwick, & Ramirez, 2016). O uso de BD afeta tanto as ofertas e respostas das organizações como as suas estratégias (George, Haas, & Pentland, 2014).

Nesse contexto, a estratégia recebe uma atenção cada vez maior no ambiente de *Big Data*, porque as oportunidades de negócios, e outras fontes de mudanças econômicas, podem ser facilmente identificadas (Akter et al., 2016; Constantiou & Kallinikos, 2015; George, Haas, & Pentland, 2014). Para Vidgen, Shaw e Grant (2017), tornar-se *data-driven* não é apenas uma questão técnica, exigindo que as organizações alinhem a capacidade de análise de negócios à estratégia de negócios.

Para Mazzei e Noble (2017), há três níveis de criação de valor a partir dos dados: i) dados como ferramenta (momento no qual os gerentes são capazes de resolver os problemas tradicionais da cadeia de valor com mais eficiência e eficácia); ii) dados como indústria (momento no qual novos empreendimentos são criados para se especializar em aquisição, armazenamento e análise de dados, construção de infraestrutura, e desenvolvimento de *software* dedicado ao tratamento de *big data*); iii) dados como estratégia (onde líderes visionários desenvolvem organizações dedicadas à construção de recursos de dados que lhes permitam desenvolver modelos de negócios radicalmente inovadores).

De modo alinhado ao que foi documentado no estudo teórico, de Mazzei e Noble (2017), o estudo empírico de Gnizy (2018) sustenta que as organizações modernas utilizam o BD para impulsionar, e até mesmo direcionar, às orientações estratégicas das organizações, o que desafia pontos de vista estabelecidos no campo da gestão, uma vez que a visão comumente aceita sugere que uma estratégia definida determine quais dados coletar e analisar, e também as métricas do valor e da aplicabilidade dos dados, ou seja, os dados coletados e analisados pelas organizações que estão influenciando sua estratégia (Mazzei & Noble, 2017; Gnizy, 2018).

O argumento que sustenta essa visão mais moderna, defendida por Mazzei e Noble (2017) e Gnizy (2018), está alinhado à afirmação de Davenport e Patil (2012), na qual os autores asseveram que o mundo e os dados que o descrevem estão em um fluxo contínuo de mudança, e as organizações que podem reconhecer as mudanças e reagir rápida e inteligentemente terão maior vantagem competitiva. McAfee et al. (2012) documentaram que as organizações bem-sucedidas na era da *Big Data* não apenas portam mais ou melhores dados, mas possuem equipes de liderança que estabelecem metas claras, definindo os objetivos e estratégias para o sucesso organizacional.

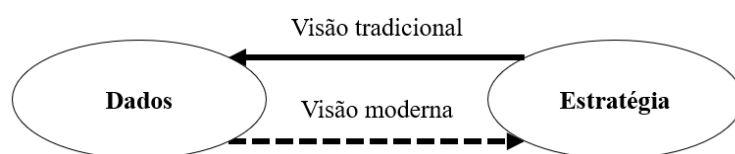


Figura 1. Dados e visão estratégica (Fonte: Adaptado de Mazzei e Noble, 2017).

Embora exista uma extensa literatura sobre estratégia, para Grossman (2018) não há uma definição comumente aceita de estratégia analítica. O autor define a estratégia analítica como as decisões de longo prazo que uma organização toma, sobre como ela usa seus dados para realizar ações que satisfaçam sua missão e visão organizacionais. Uma estratégia analítica contempla: a indicação de como o BDA deve ser usado pela organização, para ajudar a diferenciar-se dos concorrentes e fornecer uma vantagem competitiva; a identificação de diretrizes analíticas de longo prazo para a organização; demonstra como a organização seleciona oportunidades analíticas que otimizam valor; aponta como o valor trazido pelas oportunidades analíticas selecionadas deve ser quantificado e rastreado; informa como a organização deve gerenciar dados como ativos corporativos (Grossman, 2018).

Desse modo, consideram-se os termos Estratégia de Dados e Estratégia Analítica como equivalentes para o propósito do estudo, pois representam o esforço de uma organização para formular e executar sua estratégia de dados, a fim de gerar vantagem competitiva.

2.2.1 Estratégia de Dados e a Vantagem Competitiva

A estratégia da organização gera vantagem competitiva por meio de um posicionamento ofensivo ou defensivo (Porter, 1980, 1985, 1990, 1991). Para DalleMule e Davenport (2017), a gestão estratégica de dados contribui para a organização proteger e alavancar seus dados, por meio de uma estratégia de dados mais defensiva, quando atua em ambientes altamente regulamentados, ou mais ofensiva, quando atua em ambientes mais dinâmicos.

A incorporação da Estratégia de Dados possibilita que a organização desbloqueie o valor potencial de *Big Data Analytics* (Grover et al., 2018), que é geralmente mensurado em termos de lucratividade, participação de mercado, crescimento, inovação, liderança de custos, qualidade de produtos e serviços, tempo de ciclo de entrega, satisfação do cliente, flexibilidade e rapidez na resposta ao atendimento de demandas do mercado em relação aos principais concorrentes (Vidgen, Shaw, & Grant, 2017; Wamba et al., 2017; Mikalef et al., 2019; Saiedi et al., 2019).

Logo, uma estratégia de dados adotada adequadamente possibilita que a organização obtenha uma percepção mais nítida sobre o mercado consumidor e as oportunidades de negócio, possibilitando, ainda, que as pessoas entendam como as decisões são tomadas, estimulando-as a pensarem em mudanças para alavancar o desempenho da sua organização, o que confere maior rapidez e confiança na tomada de decisões, tornando a organização mais responsiva que seus concorrentes e viabilizando a diferenciação competitiva através da inovação (LaValle et al., 2011; McAfee et al., 2012; Morris, 2018).

2.2.2 Estratégia de Dados Defensiva

O posicionamento defensivo diz respeito a uma postura passiva contra as forças competitivas da indústria e, desse modo, o papel da estratégia é estabelecer defesas contra as forças ou encontrar uma posição protegida (Porter, 1991; Spanos & Lioukas, 2001). Para DalleMule & Davenport (2017) a estratégia de dados mais defensiva pode ser definida pelos seguintes objetivos: i) reduzir as despesas operacionais e agilizar os processos de negócio; ii) atender aos requisitos regulamentares do setor; iii) evitar ataques cibernéticos e violações de dados; iv) mitigar os riscos operacionais, como controles de acesso deficientes e perdas de dados; v) melhorar a infraestrutura de TI e reduzir os custos relacionados a dados; vi) desenvolver capacidades analíticas e digitais; vii) melhorar a qualidade dos dados (integridade, precisão, acurácia); viii) racionalizar múltiplas fontes de dados e informações (consolidar e eliminar a redundância).

Portanto, uma estratégia de dados é mais defensiva quando enfatiza a conformidade normativa e o controle de dados, segurança, privacidade, integridade e qualidade. Organizações que operam em ambientes altamente regulamentados, onde o controle rígido de dados é crítico, como seguros, serviços financeiros e assistência médica, normalmente adotam estratégias mais defensivas (DalleMule & Davenport, 2017).

H1. A estratégia de dados defensiva impacta direta e positivamente na vantagem competitiva.

2.2.3 Estratégia de Dados Ofensiva

O posicionamento ofensivo representa uma postura mais agressiva e proativa, indicando que a organização está concentrada em exercer seu poder de mercado e alterar o equilíbrio a seu favor (Porter, 1991; Spanos & Lioukas, 2001). Para DalleMule & Davenport (2017), a estratégia de dados mais ofensiva pode ser definida pelos seguintes objetivos: i) melhorar a receita através de vendas cruzadas, preços estratégicos e expansão da base de clientes; ii) criar novos produtos e serviços; iii) responder rapidamente aos concorrentes e às mudanças do mercado; iv) usar análises sofisticadas de clientes para gerar resultados de negócios; v) alavancar novas fontes de dados, internas ou externas; vi) monetizar dados da empresa; vii) otimizar e fortalecer o banco existente de cientistas de dados; viii) gerar retorno sobre investimentos na infraestrutura de *Big Data Analytics*.

Desse modo, uma estratégia de dados é mais ofensiva quando enfatiza o gerenciamento flexível de dados que otimiza a análise de dados, a modelagem, a transformação e o aprimoramento em suporte à estratégia competitiva em toda a organização. As organizações que operam em ambientes competitivos, menos regulamentados e mais dinâmicos, normalmente adotam estratégias mais ofensivas (DalleMule & Davenport, 2017).

H2. A estratégia de dados ofensiva impacta direta e positivamente na vantagem competitiva.

2.2.4 A relação entre a Estratégia de Dados Defensiva e a Ofensiva

O posicionamento defensivo busca estabelecer defesas contra as forças da indústria, ao passo que o posicionamento ofensivo representa uma postura mais agressiva, ao exercer seu poder de mercado e alterar o equilíbrio a seu favor. Ao avaliar as forças da indústria (intensidade da rivalidade da indústria, a ameaça de novos entrantes, a ameaça de substitutos, o poder de barganha dos fornecedores e o poder de barganha dos clientes), a organização estabelece sua estratégia para defender-se delas – efeitos defensivos - ou influenciá-las – efeitos ofensivos (Porter, 1980, 1985, 1990, 1991; Rivard, Raymond, & Verreault, 2006; Spanos & Lioukas, 2001; Teece, Pisano, & Shuen, 1997). Portanto, de acordo com a revisão de literatura procedida, independentemente do posicionamento adotado em sua estratégia de dados, quer seja mais defensivo ou mais ofensivo, o fortalecimento de qualquer dessas dimensões implicará na evolução do nível de maturidade de recursos e capacidades analíticas (DalleMule & Davenport, 2017; Davenport & Harris, 2017), o que pode facilitar a exploração de outra estratégia ou, até mesmo, o balanceamento entre ambas as estratégias. Isso sustenta as hipóteses de que os posicionamentos defensivo e ofensivo da estratégia de dados estão fortemente relacionados.

H3. A estratégia de dados defensiva impacta direta e positivamente na ofensiva.

H4. A estratégia de dados ofensiva impacta direta e positivamente na defensiva.

Outrossim, com base na literatura revisada e, ainda, considerando-se que as estratégias de dados defensiva e ofensiva estão relacionadas e que ambas impactam na vantagem competitiva, é plausível supor que tais posicionamentos da estratégia de dados possam mediar a obtenção da vantagem competitiva, estabelecendo-se, assim, as hipóteses a seguir.

H5. A estratégia de dados ofensiva medeia a relação entre a estratégia de dados defensiva e a vantagem competitiva.

H6. A estratégia de dados defensiva medeia a relação entre a estratégia de dados ofensiva e a vantagem competitiva.

Por fim, na Figura 2, a seguir, sintetiza-se o modelo conceitual no qual foram representadas todos os construtos definidos e hipóteses de pesquisa formuladas.

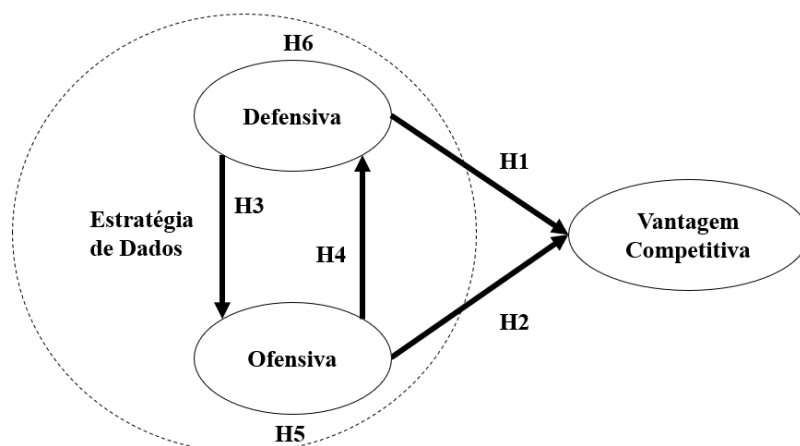


Figura 2. Modelo conceitual: Construtos e hipóteses de pesquisa (Fonte: Elaborada pelos autores).

O modelo conceitual apresentado integra os conceitos revisados e as hipóteses desenvolvidas, a fim de analisar a relação entre a estratégia de dados e a vantagem competitiva.

3 MÉTODO

Uma pesquisa *Survey* foi realizada com base em um questionário estruturado. A opção por essa estratégia justifica-se pelo fato de o foco da pesquisa estar em mensurar as percepções dos participantes, a respeito do quanto consideram que estratégia de dados pode contribuir para a vantagem competitiva. Para suportar a definição dos construtos e a formulação das hipóteses, realizou-se uma revisão da literatura (Webster & Watson, 2002), cujas buscas preliminares foram realizadas nas bases de dados *EBSCO Host*, *Web of Science (WoS)* e *Electronic Library da Association for Information Systems (AISel)*. Para averiguar a literatura, focou-se em revistas internacionais reconhecidas pela comunidade de pesquisa em sistemas de informação (Jha & Bose, 2016), contemplando o “*basket of eight*” da AIS. Foram selecionados estudos que abordam os conceitos *Big Data* e estratégia de dados.

3.1 Desenvolvimento do Instrumento *Survey*

Por meio do instrumento *Survey* foram coletadas informações pessoais e profissionais dos entrevistados. Para mensurar as variáveis relacionadas aos construtos, adotou-se uma escala de 5 pontos para mensuração de atitude, em graus de concordância, de 1 (discordo totalmente) até 5 (concordo totalmente), conforme proposto originalmente por Likert (1932). No APÊNDICE A, demonstra-se como foram operacionalizadas as variáveis. A validação de face do instrumento *Survey* foi realizada com três especialistas, 2 profissionais e 1 acadêmico. Durante o processo de validação de face, foram procedidos ajustes na estrutura do questionário, tais como a remoção de itens que continham algum nível de ambiguidade em sua definição, a integração de itens com definições semelhantes, e a adequação no fraseamento de alguns itens. Para a validação de traço, realizou-se, conforme recomendado por Hoppen, Lapointe e Moreau (1996), os seguintes procedimentos: 1) análise da confiabilidade interna; 2) análise da validade convergente; 3) análise da validade discriminante; e 4) análise da validade nomológica.

3.2 Procedimento de Coleta e Tratamento Estatístico dos Dados

Os dados foram coletados via instrumento *Survey*, por meio de formulário eletrônico (*Google Forms*), entre dez/2018 e jan/2019. Foram coletadas 106 respostas, mas removidas 03 observações, pelo fato de os participantes terem concentrado suas respostas em apenas um item da escala. Assim, 103 observações foram consideradas como válidas para compor a amostra deste estudo. Não se observaram ocorrências de valores omissos.

Os dados foram analisados com suporte das ferramentas *IBM SPSS Statistics V20* e *SmartPLS V3*. Procedeu-se à análise das estatísticas descritivas, à análise fatorial confirmatória, e à testagem e avaliação do modelo, por meio da técnica de modelagem de equações estruturais por mínimos quadros parciais (PLS-SEM), pois essa técnica possibilita trabalhar com amostras pequenas e modelos complexos (Hair et al., 2016).

Efetou-se, ainda, a análise do viés dos “não-respondentes”, de acordo com Armstrong e Overton (1977), compararam-se os 75% respondentes iniciais com os 25% finais, considerando-se como elemento de comparação as médias dos construtos. Assim, verificou-se que o viés de “não-resposta” não se apresenta como um problema significativo.

4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

4.1 Perfil da amostra

Os 103 respondentes, em sua maioria, são gestores com qualificação nas áreas de negócios, tecnologia da informação, finanças e *marketing*, com elevada experiência profissional e que atuam em organizações de médio e grande porte, nos setores de serviços, indústria e energia. O detalhamento do perfil dos respondentes é apresentado na Tabela 1.

Tabela 1
Perfil dos respondentes.

Total de respondentes (n = 103)							
Nível de Instrução	(%)	Experiência profissional (anos)	(%)	Porte da organização	(%)	Setor econômico	(%)
Superior	40	Até 5	21	Pequeno	4	Serviços	50
Especialização	44	5 < x ≤ 10	27	Médio	25	Energia	25
Mestrado	15	10 < x ≤ 15	16	Grande	71	Indústria	17
Doutorado	1	15 < x ≤ 20	18			Comércio	5
		x > 20	18			Outros	3

4.2 Avaliação do Modelo de Mensuração

A validação do modelo de mensuração foi feita por meio de uma análise fatorial confirmatória (AFC), conforme proposto por Hair et al. (2009). Para a avaliação da normalidade dos construtos, procedeu-se à análise do coeficiente de assimetria (*Skewness*) e ao coeficiente de curtose (*Kurtosis*). Em termos de curtose, a ampla maioria das variáveis consta dentro da faixa de +/-1,96, à exceção das variáveis EDD-04 e EDO-03, que, apesar de superiores a 1,96, respeitam o limite máximo aceitável de +/-2,58, e das variáveis EDD-01, EDD-02, EDD-03 e EDD-07, que ultrapassam esse limite máximo, sendo essas removidas do modelo; e, em relação aos coeficientes de assimetria, todas as variáveis se encontram dentro da faixa de +/-1,96 (Hair et al., 2009). Observa-se que o conjunto de dados atende às condições de adequação para a análise fatorial, pois o teste *Bartlett* de esfericidade apresenta resultado com significância <0,05 (sig. 0,00) e coeficiente KMO >0,6 (0,901). Além disso, todas as variáveis apresentam correlação na anti-imagem >0,5 (Hair et al., 2009), à exceção de EDD-02; e todas as variáveis apresentam taxa de comunalidade > 0,5 (Hair et al., 2009), à exceção de EDO-01 e VC-07, que foram excluídas do modelo. Observa-se, ainda, que nenhuma delas compartilha carga fatorial superior a 0,5 entre dois fatores (Hair et al., 2009). Ademais, a variação total explicada cumulativa é de 69,89%, superior ao recomendado, de 60% (Malhotra, 2001).

O modelo de mensuração foi avaliado considerando-se a consistência interna, a confiabilidade dos indicadores, e a validade convergente. Os valores de confiabilidade composta (CR) sugerem que os resultados baseados nesses construtos devem ser consistentes, uma vez que todos os construtos atendem ao valor limite recomendado para confiabilidade aceitável, isto é, tanto a CR como a *Alpha de Cronbach* devem ser maiores que 0,70 (Hair et al., 2016). A análise de confiabilidade interna do instrumento de mensuração é a medida de confiabilidade mais comumente utilizada (Hair et al., 2009). A confiabilidade dos indicadores e a validade convergente foram satisfatórias, uma vez que o valor médio da variância extraída (AVE) para cada construto não foi menor do que o valor limite recomendado de 0,50 (Hair et al., 2016).

A partir dessas análises procedidas, cujos resultados constam na Tabela 2, a seguir, conclui-se que os construtos possuem validade convergente.

Tabela 2

Estatísticas descritivas e análise de confiabilidade composta.

Construtos	Variáveis	Cargas	Alfa de Cronbach	Confiabilidade Composta (CR)	Variância Média Extraída (AVE)	Fator de Inflação de Variância (VIF)
Estratégia de Dados Defensiva	EDD-04	0.735	0.833	0.887	0.644	1.656
	EDD-05	0.793				1.929
	EDD-06	0.868				2.147
	EDD-08	0.856				2.046
Estratégia de Dados Ofensiva	EDO-02	0.731	0.901	0.923	0.634	1.814
	EDO-03	0.746				2.012
	EDO-04	0.877				3.496
	EDO-05	0.849				2.643
	EDO-06	0.610				1.504
	EDO-07	0.860				3.113
Vantagem Competitiva	VC-01	0.904	0.943	0.955	0.778	2.849
	VC-02	0.893				4.064
	VC-03	0.860				4.084
	VC-04	0.897				3.153
	VC-05	0.904				3.988
	VC-06	0.832				4.165
						2.369

Para fins de análise discriminante dos construtos, adotou-se o método proposto por Fornell e Larcker (1981), no qual se comparam a variância média extraída (AVE) e o quadrado da correlação entre os construtos, que representa a variância compartilhada. Nenhuma correlação elevada ao quadrado se aproxima da variância média extraída dos fatores (valores na diagonal em negrito). Além disso, procedeu-se o teste da razão HTMT (Henseler, Ringle, & Sarstedt, 2015) e todos os construtos apresentaram valores inferiores a 85%. Assim, pode-se concluir que há validade discriminante entre eles. Na Tabela 3, apresentam-se os resultados.

Tabela 3

Análise discriminante.

Construto	Vantagens Competitivas	Estratégia de Dados Defensiva	Estratégia de Dados Ofensiva
Vantagens Competitivas	0.882		
Estratégia de Dados Defensiva	0.511	0.815	
Estratégia de Dados Ofensiva	0.589	0.760	0.796

Nota: Raiz quadrada de AVE na diagonal

Por meio da avaliação do modelo de mensuração, apurou-se a validade de traço do instrumento. Observa-se que os construtos apresentam normalidade, confiabilidade interna, validade convergente e discriminante, conforme consta nas Tabelas 2 e 3.

4.3 Modelagem das Equações Estruturais e Teste de Hipóteses

Após a validação do modelo de mensuração, procedeu-se à modelagem das equações estruturais. Analisou-se a colinearidade por meio do Fator de Inflação de Variância (VIF), indicado na Tabela 2, constando-se que todos os indicadores menores 5 são aceitáveis (Hair et al., 2016). Adiante, um procedimento de *bootstrapping* (5.000 amostras) foi usado para avaliar a significância dos caminhos hipotetizados e a quantidade de variância nas variáveis dependentes, atribuídas às variáveis explicativas (Hair et al., 2016). Com base nesses testes de hipóteses, os resultados serão apresentados na Tabela 4.

Tabela 4

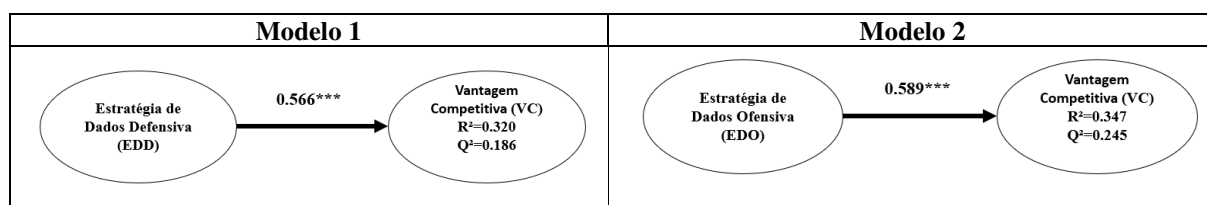
Síntese dos resultados e teste de hipóteses.

Hipótese	Caminho	Coefficiente	p-Values	Evidência Empírica
H1	EDD -> VC	0.566	0.000 ***	Suportada
H2	EDO -> VC	0.589	0.000 ***	Suportada
H3	EDD -> EDO	0.759	0.000 ***	Suportada
H4	EDO -> EDD	0.759	0.000 ***	Suportada

Notas: *** p < 0.001, ** p < 0.01, * p < 0.05, ns – não significante.

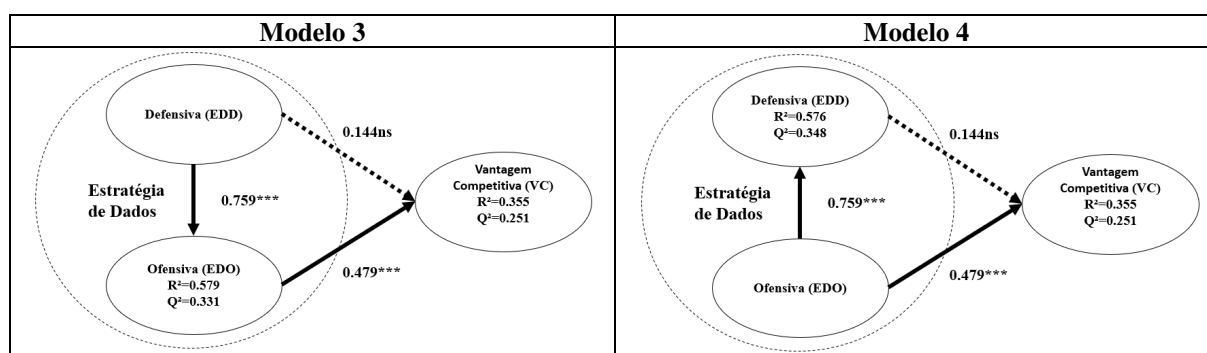
Os resultados evidenciam que as hipóteses de efeito direto (H1, H2, H3 e H4) foram suportadas por apresentarem significância em um nível menor que 0.01%.

Além disso, são adotados procedimentos de análise de mediação, conforme Baron e Kenny (1986) e Hair et al. (2016). Um dos pressupostos de Baron e Kenny (1986) para a existência de mediação é de que a variável independente deve afetar significativamente a variável dependente ao retirar-se a variável mediadora. Esse pressuposto é atendido, pois nos primeiros modelos testados removeu-se as variáveis mediadoras, excluindo-se EDO do Modelo 1 e EDD do Modelo 2. Conforme verifica-se na Figura 3, tanto a relação direta entre EDD e VC como entre EDO e VC apresentou uma força de caminho significativa.

**Figura 3.** Modelos 1 e 2: Efeitos sem as variáveis mediadoras (Fonte: Elaborado pelos autores).

Notas: *** p < 0.001, ** p < 0.01, * p < 0.05, ns – não significante.

Ao adicionar-se as variáveis mediadoras aos modelos, foi analisada a presença de efeitos mediadores, conforme disposto na Figura 4, a seguir.

**Figura 4.** Modelos 3 e 4: Efeitos com as variáveis mediadoras (Fonte: Elaborado pelos autores).

Notas: *** p < 0.001, ** p < 0.01, * p < 0.05, ns – não significante.

No Modelo 3, a presença da variável EDO como mediadora reduziu consideravelmente a força da relação entre EDD e VC, ao passo que no Modelo 4, a presença da variável EDD como mediadora não reduziu significativamente a força da relação entre EDO e VC. Na Tabela 5, a seguir, são apresentados os resultados dos efeitos mediadores e a classificação quanto ao tipo de mediação.

Tabela 5.
Testes de Mediação.

Modelo	Hipótese	Caminho	Efeito Direto	Efeito Indireto	Efeito Total	p-Values	Tipo de Mediação
M3	H5	EDD -> EDO -> VC	0,144	0,363	0,507	0.001 ***	Mediação completa
M4	H6	EDO -> EDD -> VC	0,479	0,104	0,583	0.261 ns	Não há mediação

A hipótese de mediação H5 (Modelo 3) foi suportada por apresentar significância em um nível menor que 0.01%, ao passo que a hipótese H6 (Modelo 4) foi rejeitada. Os achados indicam que a obtenção de vantagem competitiva, por meio da Estratégia de Dados, está diretamente relacionada à estratégia de dados ofensiva (EDO), que impacta direta e positivamente na vantagem competitiva (VC) e, ainda, medeia completamente o impacto da estratégia de dados defensiva (EDD) na vantagem competitiva (VC). Além disso, não há suporte empírico para sustentar a hipótese de que a EDD medeia a relação entre EDO e VC.

Nas Figura 3 e 4, foram apresentados os coeficientes de determinação (R^2) e de validade preditiva (Q^2), dos Modelos 1, 2, 3 e 4. Esses resultados confirmam um efeito grande de variância da variável endógena explicada pelos modelos, pois apresenta $R^2 > 26\%$ e tem relevância preditiva satisfatória, pois apresenta $Q^2 > 0$ (Chin, 1998; Hair et al., 2016; Macedo, 2017; Ringle, Silva, & Bido, 2014). De acordo com Macedo (2017), a *Standardized Root Mean Residual* (SRMR) é um dos critérios de ajuste de modelo recomendado para a modelagem de equação estrutural por mínimos quadrados parciais (PLS). O nível de ajuste dos modelos, índice SRMR, foi: Modelo 1 (0.056); Modelo 2 (0.514); e Modelos 3 e 4 (0.067). Ou seja, todos atendem ao parâmetro recomendado na literatura, menor que 0.08 (Hu & Bentler, 1999; Hair et al., 2016). Portanto, a modelagem da equação estrutural contribuiu para a validação dos modelos com altos coeficientes de determinação, com relevância preditiva confirmada e com bom nível de ajuste.

4.4 Discussão dos Resultados

Há suporte empírico para se afirmar que a estratégia de dados, tanto defensiva como ofensiva, impacta diretamente e positivamente na obtenção de vantagens competitivas, pois a H1 e H2 foram suportadas quando analisadas isoladamente por meio dos Modelos 1 e 2, respectivamente. Os achados confirmam que os posicionamentos defensivo e ofensivo da estratégia de dados estão fortemente relacionados entre si, pois há um impacto direto e positivo entre a estratégia de dados defensiva e a ofensiva, dado que tanto H3 como a H4 foram suportadas. Porém, ainda que a estratégia de dados mais defensiva não medeia a relação entre a estratégia de dados e a obtenção de vantagens competitivas (H6, rejeitada), quanto melhor essa for, melhor será também a vantagem obtida por meio da mediação da estratégia de dados mais ofensiva (H5, suportada). Esse resultado da análise de mediação é coerente, uma vez que não há organizações exclusivamente defensivas ou ofensivas, e sim, um balanceamento ideal, de acordo com o ambiente de negócios no qual opera (DalleMule & Davenport, 2017).

Além disso, esse achado é particularmente interessante, uma vez que, em muitas organizações, a incorporação da estratégia defensiva precede a estratégia ofensiva, dado que essas iniciam experimentando e fortalecendo seus recursos e capacidades para se proteger, sem se arriscar, e na medida em que elevam o seu nível de maturidade analítica, tornam-se competidoras analíticas mais ofensivas (Davenport & Harris, 2017). Constata-se que o papel do posicionamento defensivo é fortalecer o posicionamento ofensivo da estratégia de dados, que, por sua vez, tem o papel central na relação entre a estratégia de dados e a obtenção das vantagens competitivas decorrentes desta. Isso confirma parcialmente os argumentos e proposições apresentados por LaValle et al. (2011), McAfee et al. (2012) e Morris (2018), indicando que uma estratégia de dados adotada adequadamente possibilita que a organização

melhore sua percepção sobre mercado consumidor e as oportunidades de negócio, e empreenda mudanças para alavancar o seu desempenho, o que torna a organização mais responsiva que seus concorrentes, viabilizando a diferenciação competitiva através da inovação.

Além disso, os achados confirmam empiricamente a visão moderna, a respeito da relação conceitual de determinação da estratégia por meio dos dados, defendida por Mazzei e Noble (2017) e Gnizy (2018), pois uma vez que o mundo e os dados que o descrevem estão em um fluxo contínuo de mudança, logo as organizações que podem reconhecer as mudanças e reagir rápida e inteligentemente terão maior vantagem competitiva.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo é pioneiro ao analisar empiricamente o quanto a estratégia de dados, defensiva ou ofensiva, impacta na obtenção de vantagens competitivas. São apresentadas relevantes implicações para a teoria e para a prática gerencial, pois a estratégia de dados é fundamental para a incorporação organizacional efetiva de recursos e de capacidades analíticas.

São três contribuições teóricas: i) conceitualização, operacionalização e validação dos construtos relacionados à Estratégia de Dados; ii) evidências empíricas de que o desenvolvimento dos posicionamentos defensivo e ofensivo da estratégia de dados estão positivamente relacionados, ampliando a compreensão sobre o impacto direto de cada um deles na vantagem competitiva; e iii) a descoberta de que a estratégia de dados ofensiva impacta direta e positivamente na vantagem competitiva e, ainda, medeia completamente a relação entre a estratégia de dados defensiva e vantagem competitiva.

No que tange às implicações gerenciais, observa-se que os resultados deste estudo podem auxiliar gestores e cientistas de dados na incorporação organizacional efetiva de recursos e de capacidades analíticas (por exemplo, *Big Data Analytics, Machine Learning, Artificial Intelligence*), em seus processos de tomada de decisão, obtendo vantagens competitivas por meio da segmentação de *clusters*, da descoberta de regras de associação e de padrões, da detecção de fraudes e anomalias, e da formulação de modelos preditivos (Provost & Fawcett, 2013; Tabesh, Mousavidin, & Hasani, 2019). Além disso, os executivos podem aproveitar as descobertas deste estudo para compreender a dinâmica e as vantagens da estratégia de dados, de modo a direcionar objetivos estratégicos de acordo com o posicionamento (defensivo ou ofensivo) da organização, além de estabelecer o alinhamento estratégico de projetos, de processos, de políticas, de procedimentos, da estrutura organizacional e de governança, e da cultura corporativa (Grover et al., 2018; Teece, 2018), a fim de desbloquear o valor dos dados.

Estudos futuros podem buscar compreender quais os recursos e capacidades analíticas propícias para cada posicionamento estratégico e analisar como os fatores externos afetam o impacto da estratégia de dados na vantagem competitiva. Por fim, conclui-se que para extrair valor dos seus dados, as organizações precisam estabelecer sua estratégia de dados em função do seu posicionamento estratégico e do potencial dos seus recursos e capacidades analíticas.

REFERÊNCIAS

- Abbasi, A., Sarker, S., & Chiang, R. H. (2016). Big data research in information systems: Toward an inclusive research agenda. *Journal of the AIS*, 17(2).
- Akter, S., Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Dubey, R., & Childe, S. J. (2016). How to improve firm performance using big data analytics capability and business strategy alignment?. *International Journal of Production Economics*, 182, 113-131.
- Armstrong, J. S., & Overton, T. S. (1977). Estimating nonresponse bias in mail surveys. *Journal of marketing research*, 14(3), 396-402.
- Balasubramanian, R., Libarikian,

- A., & McElhaney, D. (2018). Insurance 2030—The impact of AI on the future of insurance. *McKinsey & Company*.
- Barney, J. B., & Hesterly, W. S. (2009). *Strategic management and competitive advantage*. Upper Saddle River, NJ: Pearson Education.
- Baron, R. M., & Kenny, D. A. (1986). The moderator–mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of personality and social psychology*, 51(6), 1173.
- Bharadwaj, A., El Sawy, O. A., Pavlou, P. A., & Venkatraman, N. (2013). Digital business strategy: toward a next generation of insights. *MIS quarterly*, 471-482.
- Brynjolfsson, E., Hitt, L. M., & Kim, H. H. (2011). *Strength in numbers: How does data-driven decision-making affect firm performance?*
- Cavalcanti, C. X., Oliveira, M. P. V., & Bronzo, M. (2016). Reaching process innovation through business analytics. *Revista de Ciências da Administração*, 127-140.
- Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: from big data to big impact. *MIS Quarterly*, 1165-1188.
- Chin, W. W. (1998). Issues and opinion on structural equation modeling. *MIS Quarterly*, 22(1), 7-16.
- Columbus, L. (2014). 84% Of Enterprises See Big Data Analytics Changing Their Industries' Competitive Landscapes In The Next Year. In *Forbes*.
- Constantiou, I. D., & Kallinikos, J. (2015). New games, new rules: big data and the changing context of strategy. *Journal of Information Technology*, 30(1), 44-57.
- Côrte-Real, N., Oliveira, T., & Ruivo, P. (2017). Assessing business value of Big Data Analytics in European firms. *Journal of Business Research*, 70, 379-390.
- Côrte-Real, N., Ruivo, P., Oliveira, T., & Popovič, A. (2019). Unlocking the drivers of big data analytics value in firms. *Journal of Business Research*, 97, 160-173.
- DalleMule, L., & Davenport, T. H. (2017). What's your data strategy. *Harvard Business Review*, 95(3), 112-121.
- Davenport, T. H., & Patil, D. J. (2012). Data scientist. *Harvard business review*, 90(5), 70-76.
- Davenport, T., & Harris, J. (2017). *Competing on Analytics: Updated, with a New Introduction: The New Science of Winning*. Harvard Business Press.
- de Vries, A., Chituc, C. M., & Pommeé, F. (2016, July). Towards identifying the business value of big data in a digital business ecosystem: a case study from the financial services industry. In *International Conference on Business Information Systems* (pp. 28-40). Springer, Cham.
- Fiorini, P. D. C., Seles, B. M. R. P., Jabbour, C. J. C., Mariano, E. B., & de Sousa Jabbour, A. B. L. (2018). Management theory and big data literature: From a review to a research agenda. *International Journal of Information Management*, 43, 112-129.
- Firican, G. (2017). The 10 vs of big data. TDWI, Inc. Retrieved online from <https://upside.tdwi.org/articles/2017/02/08/10-vs-of-big-data.aspx>.
- Fleckenstein, M., & Fellows, L. (2018). Implementing a Data Strategy. In *Modern Data Strategy* (pp. 35-54). Springer, Cham.
- Frisk, J. E., & Bannister, F. (2017). Improving the use of analytics and big data by changing the decision-making culture: A design approach. *Management Decision*, 55(10), 2074-2088.
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 39-50.
- George, G., Haas, M. R., & Pentland, A. (2014). Big data and management. *Academy of Management Journal*, 57 (2), 321-326.
- Gnizy, I. (2018). Big data and its strategic path to value in international firms. *International Marketing Review*.

- Grossman, R. L. (2018). A framework for evaluating the analytic maturity of an organization. *International Journal of Information Management*, 38(1), 45-51.
- Grover, V., Chiang, R. H., Liang, T. P., & Zhang, D. (2018). Creating strategic business value from big data analytics: A research framework. *Journal of Management Information Systems*, 35(2), 388-423.
- Günther, W. A., Mehrizi, M. H. R., Huysman, M., & Feldberg, F. (2017). Debating big data: A literature review on realizing value from big data. *The Journal of Strategic Information Systems*.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. (2009). *Análise multivariada de dados*. Bookman Editora.
- Hair, J. F., Hult, G., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2016). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*. SAGE.
- Hao, S., & Song, M. (2016). Technology-driven strategy and firm performance: Are strategic capabilities missing links?. *Journal of Business Research*, 69(2), 751-759.
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115-135.
- Hoppen, N., Lapointe, L., & Moreau, E. (1996). Um guia para avaliação de artigos de pesquisas em sistemas de informação. *Read: revista eletrônica de administração. Porto Alegre. Edição 3, vol. 2, n. 2 (set/out 1996), documento eletrônico*.
- Hu, L., & Bentler, P. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6(1), 1-55.
- Jha, A. K., & Bose, I. (2016). Innovation research in information systems: A commentary on contemporary trends and issues. *Information & Management*, 53(3), 297-306.
- Kane, G. C. (2015). Enterprise social media: Current capabilities and future possibilities. *MIS Quarterly Executive*, 14(1).
- LaValle, S., Lesser, E., Shockley, R., Hopkins, M. S., & Kruschwitz, N. (2011). Big data, analytics and the path from insights to value. *MIT Sloan Management Review*, 52(2), 21.
- Laney, D. (2001). 3D data management: Controlling data volume, velocity and variety. Stamford, CT: *META Group Research Note*.
- Lee, Y., Madnick, S., Wang, R., Wang, F. and Zhang, H. (2014), "A cubic framework for the chief data officer: succeeding in a world of big data", *MIS Quarterly Executive*, Vol. 13 No. 1, pp. 1-13.
- Likert, R. (1932). A technique for the measurement of attitudes. *Archives of Psychology*, 22 140, 55.
- Lillie, T., & Eybers, S. (2018, August). Identifying the Constructs and Agile Capabilities of Data Governance and Data Management: A Review of the Literature. In *International Development Informatics Association Conference* (pp. 313-326). Springer, Cham.
- Macedo, I. M. (2017). Predicting the acceptance and use of information and communication technology by older adults: An empirical examination of the revised UTAUT2. *Computers in Human Behavior*, 75, 935-948.
- Malhotra, N. K. (2001). *Pesquisa de Marketing*. Porto Alegre: Bookman.
- Mamonov, S., & Triantoro, T. M. (2018). The strategic value of data resources in emergent industries. *International Journal of Information Management*, 39, 146-155.
- Markus, M. L. (2015). New games, new rules, new scoreboards: the potential consequences of big data. *Journal of Information Technology*.
- Marr, B. (2015). *Big Data: Using SMART big data, analytics and metrics to make better decisions and improve performance*. John Wiley & Sons.
- Mazzei, M. J., & Noble, D. (2017). Big data dreams: A framework for corporate strategy. *Business Horizons*, 60(3), 405-414.

- McAfee, A., Brynjolfsson, E., Davenport, T. H., Patil, D. J., & Barton, D. (2012). Big data: the management revolution. *Harvard Business Review*, 90(10), 60-68.
- Mikalef, P., Boura, M., Lekakos, G., & Krogstie, J. (2019). Big data analytics and firm performance: Findings from a mixed-method approach. *Journal of Business Research*, 98, 261-276.
- Morris, T. (2018). *6 Competitive Advantages of Data-driven Organizations*. MicroStrategy.
- Müller, O., Fay, M., & Vom Brocke, J. (2018). The effect of big data and analytics on firm performance: An econometric analysis considering industry characteristics. *Journal of Management Information Systems*, 35(2), 488-509.
- Nielsen, O. B. (2017). A Comprehensive Review of Data Governance Literature. *Selected Papers of the IRIS, Issue Nr 8 (2017)*. 3.
- Oprešnik, D., & Taisch, M. (2015). The value of big data in servitization. *International Journal of Production Economics*, 165, 174-184.
- Potter, M. (1980). *Competitive strategy: Techniques for analyzing industries and competitors*. Free Press: New York.
- Porter M. (1990). *The Competitive Advantage of Nations*. Macmillan: New York.
- Porter M. (1991). Towards a dynamic theory of strategy. *Strategic Management Journal*, Winter Special Issue 12: 95–117.
- Porter, M. E., & Millar, V. E. (1985). How information gives you competitive advantage.
- Provost, F., & Fawcett, T. (2013). Data science and its relationship to big data and data-driven decision making. *Big Data*, 1(1), 51-59.
- Raguseo, E. (2018). Big data technologies: An empirical investigation on their adoption, benefits and risks for companies. *International Journal of Information Management*, 38(1), 187-195.
- Ringle, C. M., Da Silva, D., & Bido, D. D. S. (2014). Modelagem de equações estruturais com utilização do SmartPLS. *Revista Brasileira de Marketing*, 13(2), 56-73.
- Rivard, S., Raymond, L., & Verreault, D. (2006). Resource-based view and competitive strategy: An integrated model of the contribution of information technology to firm performance. *The Journal of Strategic Information Systems*, 15(1), 29-50.
- Ross, J. W., Beath, C. M., & Goodhue, D. L. (1996). Develop long-term competitiveness through IT assets. *Sloan Management Review*, 38(1), 31.
- Rumelt, R. P. (2012). Good strategy/bad strategy: The difference and why it matters. *Strategic Direction*, 28(8).
- Rumelt, R. P., & Lamb, R. (1997). Towards a strategic theory of the firm. *Resources, firms, and strategies: A reader in the resource-based perspective*, 131-145.
- Saeidi, P., Saeidi, S. P., Sofian, S., Saeidi, S. P., Nilashi, M., & Mardani, A. (2019). The impact of enterprise risk management on competitive advantage by moderating role of information technology. *Computer Standards & Interfaces*, 63, 67-82.
- Saggi, M. K., & Jain, S. (2018). A survey towards an integration of big data analytics to big insights for value-creation. *Information Processing & Management*, 54(5), 758-790.
- Spanos, Y. E., & Lioukas, S. (2001). An examination into the causal logic of rent generation: contrasting Porter's competitive strategy framework and the resource-based perspective. *Strategic management journal*, 22(10), 907-934.
- Tabesh, P., Mousavidin, E., & Hasani, S. (2019). Implementing big data strategies: A managerial perspective. *Business Horizons*.
- Tan, B., Pan, S. L., Lu, X., & Huang, L. (2015). The role of IS capabilities in the development of multi-sided platforms: the digital ecosystem strategy of Alibaba. com. *Journal of the Association for Information Systems*, 16(4), 2.
- Teece, D. J. (2018). Business models and dynamic capabilities. *Long Range Planning*, 51(1).

- Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509-533.
- Vidgen, R., Shaw, S., & Grant, D. B. (2017). Management challenges in creating value from business analytics. *European Journal of Operational Research*, 261(2), 626-639.
- Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J. F., Dubey, R., & Childe, S. J. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356-365.
- Webster, J., & Watson, R. T. (2002). Analyzing the past to prepare for the future: Writing a literature review. *MIS quarterly*, xiii-xxiii.
- Xu, Z., Frankwick, G.L. & Ramirez, E. (2016). Effects of big data analytics and traditional marketing analytics on new product success: a knowledge fusion perspective. *Journal of Business Research*, Vol. 69 No. 5, pp. 1562-1566.

APÊNDICE A – INSTRUMENTO DE COLETA DE DADOS

Construto	Item	Descrição do Item	Referencial
Por favor, indique o grau de concordância, em uma escala 1 (discordo totalmente) a 5 (concordo totalmente), sobre as questões relacionadas às características da estratégia de dados da sua organização.			
Estratégia de Dados Defensiva	A estratégia de dados...		DalleMule & Davenport (2018).
	EDD-01	...ajuda a reduzir as despesas operacionais e agilizar as operações.	
	EDD-02	...ajuda atender aos requisitos regulamentares do setor.	
	EDD-03	...ajuda a evitar ataques cibernéticos e violações de dados.	
	EDD-04	...ajuda a mitigar os riscos operacionais, como controles de acesso deficientes e perdas de dados.	
	EDD-05	...melhora a infraestrutura de TI e reduz os custos de dados.	
	EDD-06	...ajuda a desenvolver capacidades analíticas e digitais.	
	EDD-07	...ajuda a melhorar a qualidade dos dados (integridade, precisão, acurácia).	
EDD-08	...ajuda a racionalizar múltiplas fontes de dados e informações.		
Estratégia de Dados Ofensiva	A estratégia de dados...		DalleMule & Davenport (2018).
	EDO-01	...melhora a receita através de vendas cruzadas, preços estratégicos e expansão da base de clientes.	
	EDO-02	...ajuda a criar novos produtos e serviços.	
	EDO-03	...ajuda a responder rapidamente aos concorrentes e às mudanças do mercado.	
	EDO-04	...estimula o uso de análises sofisticadas de clientes para gerar resultados de negócios.	
	EDO-05	...alavanca novas fontes de dados, internas ou externas.	
	EDO-06	...ajuda a monetizar dados da empresa.	
	EDO-07	...ajuda a otimizar e fortalecer o quadro de cientistas de dados.	
EDO-08	...melhora o retorno sobre investimentos na infraestrutura de BDA.		
Por favor, indique se concorda ou discorda, em uma escala 1 (discordo totalmente) a 5 (concordo totalmente), sobre as vantagens competitivas relacionadas à estratégia de dados da sua organização.			
Vantagem Competitiva	A estratégia de dados...		LaValle et al. (2011); McAfee et al. (2012); Mikalef et al. (2019); Morris (2018); Saeidi et al. (2019); Vidgen, Shaw, & Grant (2017); Wamba et al. (2017).
	VC-01	... possibilita que a organização obtenha uma percepção mais nítida sobre o mercado consumidor e as oportunidades de negócio.	
	VC-02	... possibilita que as pessoas entendam como as decisões são tomadas.	
	VC-03	... possibilita as pessoas pensarem em mudanças para alavancar o desempenho da sua organização.	
	VC-04	... possibilita que a organização seja mais responsiva que seus concorrentes.	
	VC-05	... possibilita a organização a tomar decisões com maior rapidez e confiança.	
	VC-06	... possibilita a diferenciação competitiva através da inovação.	
VC-07	No geral, somos mais bem-sucedidos do que nossos concorrentes.		

Fonte: Elaborado pelos autores.