

FÓRUM

Artigo convidado

Versão traduzida

DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/S0034-759020190603>

ALÉM DA TECNOLOGIA: DESAFIOS GERENCIAIS NA ERA DO *BIG DATA*

INTRODUÇÃO

A capacidade das organizações de produzir, coletar, gerenciar, analisar e transformar dados aumentou rapidamente na última década (Delen & Zolbanin, 2018). Isso gerou novos desafios significativos em relação a como os dados podem ser aproveitados para melhorar as decisões de negócios e como esse novo cenário altera os processos e as operações de negócios (Vidgen, Shaw, & Grant, 2017). A adoção generalizada de métodos analíticos avançados (por exemplo, aprendizado de máquina) tem atraído bastante interesse (Gupta, Deokar, Iyer, Sharda, & Schrader, 2018; Vassakis, Petrakis, & Kopanakis, 2018), principalmente porque o armazenamento de dados e os métodos necessários podem ser acessados remotamente por meio de interfaces baseadas na *web*, como serviços em nuvem. Isso gerou uma crença crescente de que as empresas devem envolver-se ativamente com essa tecnologia para se manterem competitivas. No entanto, esse cenário de corrida da Rainha Vermelha (que pressupõe um desenvolvimento contínuo por parte das empresas) tem um custo, pois a coleta, a curadoria e o gerenciamento de grandes conjuntos de dados requerem experiência e uma equipe dedicada, o que, muitas vezes, consome recursos que não contribuem para as principais atividades do negócio. É preciso considerar também que cientistas de dados e engenheiros de dados, entre outros, cada vez mais exercem um papel relevante dentro das organizações (Davenport & Patil, 2012). Cargos como *Chief Data Officer* (CDO) e *Chief Analytics Officer* (CAO) agora são comuns na maioria das organizações.

Há também a questão da preparação de dados. O mantra de que 80% do esforço é concentrado no gerenciamento de dados ainda é amplamente válido. Além disso, a utilização e interpretação adequadas de modelos preditivos requerem conhecimentos especializados que envolvem tanto a compreensão do negócio subjacente como os pressupostos e limitações de cada modelo. Encontrar pessoas adequadas com habilidades tanto do ponto de vista empresarial quanto do ponto de vista tecnológico pode ser difícil. As empresas, muitas vezes, têm dificuldade de avaliar a relação custo-benefício do *Big Data*, o que pode levar a falhas na forma como o *software* é desenvolvido e vinculado ao modelo de negócio (Loebbecke & Picot, 2015). Existem muitos exemplos de organizações, principalmente organizações governamentais e financiadas com recursos públicos, em que recursos escassos são desperdiçados todo ano em projetos analíticos que falham devido a um mal-entendido sobre como os dados devem ser usados, os tipos de dados que são coletados e as questões que o modelo se propõe a resolver. Há também questões relevantes relacionadas a ciclos de vida de desenvolvimento lento na arena analítica. Uma vez que a tecnologia está evoluindo em um ritmo

EDUARDO DE REZENDE FRANCISCO¹

eduardo.francisco@fgv.br
ORCID: 0000-0001-8895-2089

JOSÉ LUIZ KUGLER¹

jose.kugler@fgv.br
ORCID: 0000-0003-1625-7807

SOONG MOON KANG²

smkang@ucl.ac.uk
ORCID: 0000-0003-1605-601X

RICARDO SILVA³

ricardo.silva@ucl.ac.uk
ORCID: 0000-0002-6502-9563

PETER ALEXANDER WHIGHAM⁴

peter.whigham@otago.ac.nz
ORCID: 0000-0002-8221-6248

¹ Fundação Getúlio Vargas, Escola de Administração de Empresas de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil

² University College London, School of Management, Londres, Reino Unido

³ University College London, Department of Statistical Science, Londres, Reino Unido

⁴ University of Otago, Department of Information Science, Dunedin, Otago, Nova Zelândia

acelerado, um projeto que leva um tempo significativo para ser concluído pode resultar em uma solução cara em comparação a uma solução que usa tecnologia mais moderna. Saber quando desenvolver e quando esperar é também um desafio fundamental para os mecanismos atuais de governança analítica.

Há uma necessidade de entender como as organizações devem transformar seus modelos de negócios quando confrontadas com esse mundo cada vez mais rico em termos de dados, e como elas podem garantir conformidade com práticas corretas não apenas do ponto de vista tecnológico, mas também dos pontos de vista gerencial, ético e social. As primeiras discussões sobre o tema do *Big Data* foram, muitas vezes, enquadradas dentro da perspectiva do V (volume, velocidade, variedade, valor, veracidade, variabilidade, visualização) (Wamba, Akter, Edwards, Chopin, & Gnanzou, 2015), e, embora esses conceitos ainda permaneçam relevantes, é cada vez mais reconhecido que os dados não são um conceito desconectado. Isso levou ao entendimento do gerenciamento de dados a partir de uma perspectiva ecossistêmica (Demchenko, Laats, & Membrey, 2014). Em termos gerais, um ecossistema natural opera em uma variedade de escalas espaciais e temporais, abrangendo desde o indivíduo dentro de uma espécie até a comunidade de espécies, teias alimentares e o meio ambiente, tudo dentro do contexto de fatores exógenos (como clima e competição) e endógenos (tais como requisitos de nutrientes). Os dados também podem ser entendidos dentro desse enquadramento mais amplo (Gupta et al., 2018), devendo, portanto, ser utilizados e modelados como parte de um sistema mais amplo e dinâmico, em vez de um conceito separado e desconectado. Isso inclui a origem da coleta dos dados, outros dispositivos digitais e sensores, provedores de tecnologia e comunidades mais amplas envolvidas na criação de dados, elaboração de políticas, e assim por diante.

Quais são as tendências atuais na análise de *Big Data*? Existem dois caminhos principais que vale a pena mencionar em relação à tomada de decisão empresarial: infraestruturas de dados integradas (IDIs) e a internet das coisas (IoT) (Ahmed et al., 2017). A ideia principal das IDIs é que a ligação ou associação de dados pode proporcionar oportunidades extras para examinar a estrutura e as relações entre todos esses conjuntos de dados. Muitas organizações governamentais coletaram dados como justiça, saúde, educação, renda, serviços sociais, comunidade e estatísticas populacionais (por exemplo, coletas regulares de censos) por meio de órgãos separados. No entanto, até recentemente, a maioria desses dados não podia ser vinculada de modo útil, e era difícil organizá-los em formato comum ou obter acesso a esses tipos de dados. As IDIs permitem que

esses tipos de dados sejam usados em conjunto, permitindo a emergência de uma visão ecossistêmica da sociedade contendo microdados centrados na pessoa e que podem estar relacionados a dados escalados e agregados. Compreender como os indivíduos interagem, como tomam decisões e quais resultados geram na sociedade (Newell & Marabelli, 2015) permite uma maior compreensão de por que as pessoas se comportam de certa forma em diferentes circunstâncias. Isso significa que as empresas devem compreender a forma como as estruturas sociais, desde o indivíduo à perspectiva de comunidade, estão operando e, portanto, as oportunidades de negócios que podem ser aproveitadas a partir da perspectiva individual. As IDIs permitem a abordagem de questões de áreas tão diversas como produção agrícola, saúde mental, desenvolvimento da educação, mercado de trabalho, imigração, turismo, disparidades salariais e desigualdade de gênero. No entanto, usar uma IDI gera complicações como questões de segurança, uma vez que o acesso é, muitas vezes, limitado ou altamente controlado, e o acesso para fins comerciais pode também ser limitado, a menos que haja uma associação direta com uma organização de pesquisa, como uma universidade. No entanto, o atual entendimento no desenvolvimento de IDIs é de que as empresas, em última análise, se beneficiarão dessas fontes de dados conectadas, quer seja para fins próprios, quer como fornecedoras de ferramentas e métodos voltados para integração e utilização dessas fontes de dados.

A IoT (Ahmed et al., 2017) continua a ser impulsionada pela demanda do consumidor com a promessa de prover uma melhor personalização dos serviços e controle sobre muitos processos de tomada de decisão individuais. Uma eventual implementação de redes sem fio 5G rápidas e o aumento da conectividade entre todos os dispositivos (vale lembrar quando o *smartphone* foi introduzido, mas agora é apenas um telefone) gerariam oportunidades de negócios em relação ao modo como essas conexões são usadas, o que elas representam de uma perspectiva individual, e quais novos produtos e serviços podem ser criados em torno desse ecossistema. O acesso a esses dados também propiciará o surgimento de novas abordagens para entender o comportamento individual, como a demanda do consumidor é criada (Erevelles, Fukawa, & Swayne, 2016) e métodos para otimizar como os indivíduos interagem com os sistemas. Os dispositivos eletrônicos inteligentes tornam o processamento local possível; a noção de computação de ponta e o pré-processamento de dados para filtrar a forma como a informação é usada se tornarão aspectos fundamentais do desenvolvimento da IoT. As oportunidades de negócios existem tanto do ponto de vista de *hardware* quanto do ponto de vista

de *software*, abrangendo desde quais tipos de dispositivos serão usados até a forma como eles interagirão como um sistema. A discussão sobre o mundo dos sensores e como isso mudará nossa perspectiva em termos de oportunidades de negócios apenas começou.

Esse influxo enorme e sem precedentes de dados oferece uma lista infinita de oportunidades. No entanto, para alavancar tais oportunidades, precisamos desenvolver modelos significativos; para dar sentido à complexidade que caracteriza nossos desafios econômicos, políticos e sociais, precisamos desenvolver modelos bem-articulados e que façam sentido, ao mesmo tempo que revelem como os processos causais se sobrepõem e interagem (Page, 2018).

Do ponto de vista gerencial, a missão é reconhecer quais processos de negócios podem se beneficiar de que tipo de modelos, como os dados podem ser organizados e utilizados e como os resultados analíticos podem ser incorporados ao quadro de tomada de decisões.

ARTIGOS ACEITOS

Nesta edição especial, focamos o mais básico desses desafios, a saber, a decisão de implementar tecnologias de *Big Data*. Em “Fatores que afetam a adoção da análise de *big data* nas empresas”, Cabrera-Sánchez e Ramos (2019) examinam as barreiras para a implementação de técnicas de *Big Data* com base em pesquisas *on-line* com gestores de diferentes áreas, como *Marketing*, *Finanças* e *Recursos Humanos*. Eles descobriram que empresas com pouca ou nenhuma experiência com *Big Data* são mais propensas à influência social, têm maiores expectativas em relação à nova tecnologia e têm maior resistência para adotar a nova tecnologia, enquanto empresas com mais experiência estão mais interessadas em facilidade de acesso e obtenção de suporte necessário para uso da tecnologia, tendo expectativas mais baixas em relação a seu desempenho.

Dirigindo especial atenção a experiências no Brasil, Queiroz e Farias (2019) utilizam um marco semelhante ao empregado por Cabrera-Sánchez e Ramos (2019) em seu artigo “Intenção de adotar *Big Data* na gestão da cadeia de suprimentos: Uma perspectiva brasileira”, nomeadamente a teoria unificada da aceitação e uso da tecnologia (Utaut), para analisar especificamente a intenção de adotar técnicas de *Big Data* entre profissionais brasileiros que trabalham na gestão da cadeia de suprimentos e que tinham alguma experiência com a tecnologia. Para esses profissionais, a adoção da tecnologia de *Big Data* depende diretamente da infraestrutura de TI, que

inclui acesso à internet de alta velocidade e a integração com outros sistemas.

Em seu artigo, “Capacidade de gerenciamento de informações e implementação de estratégias de *big data*”, Maçada, Brinkhues e Freitas (2019) investigam como as expectativas de uma organização em relação aos benefícios e custos de *Big Data* são influenciadas por sua capacidade de acessar dados e informações em seu ambiente, de processá-los e de atender às necessidades do mercado com base neles, ou “information management capability” (IMC) – capacidade de gerir informações. Eles demonstram que a IMC está positivamente relacionada às expectativas de valor e negativamente relacionada às expectativas de custo, o que, por sua vez, afeta negativamente a intenção de adquirir recursos e capacidades para implementar *Big Data*.

Finalmente, em um estudo que faz uso de *Big Data*, Insardi e Lorenzo (2019), em “Medindo acessibilidade: Tempos de espera do serviço Uber sob a perspectiva do *Big Data*”, utilizaram algumas técnicas de *Big Data* para estudar o acesso à mobilidade em um ambiente urbano de grande porte usando tempos de espera estimados de todos os produtos Uber na cidade de São Paulo. A principal constatação deles foi que os tempos de espera estimados estão fortemente relacionados às variáveis socioeconômicas dos distritos da cidade. Por exemplo, os autores encontraram uma forte relação entre os tempos de espera e a proporção de população não branca.

REFERÊNCIAS

- Ahmed, E., Yaqoob, I., Hashem, I. A. T., Khan, I., Ahmed, A. I. A., Imran, M., & Vasilakos, A. V. (2017). The role of big data analytics in internet of things. *Computer Networks*, 129(Part 2), 459-471. doi:10.1016/j.comnet.2017.06.013
- Cabrera-Sánchez, J-P., & Ramos, A. F. V. (2019). Fatores que afetam a adoção de análises de *Big Data* em empresas. *RAE-Revista de Administração de Empresas*, 59(6), 415-429. doi: http://dx.doi.org/10.1590/S0034-759020190607
- Davenport, T. H., & Patil, D. J. (2012). Data scientist: The sexiest job of the 21st century. *Harvard Business Review*, 90(10), 70-76
- Delen, D., & Zolbanin, H. M. (2018). The analytics paradigm in business research. *Journal of Business Research*, 90, 186-195. doi:10.1016/j.jbusres.2018.05.013
- Demchenko, Y., Laat, C. de, & Membrey, P. (2014). Defining architecture components of the big data ecosystem. *International Conference on Collaboration Technologies and Systems (CTS)* (pp. 104-112). doi:10.1109/CTS.2014.6867550
- Erevelles, S., Fukawa, N., & Swayne, L. (2016). Big data consumer analytics and the transformation of marketing. *Journal of Business Research*, 69(2), 897-904. doi: 10.1016/j.jbusres.2015.07.001

- Gupta, A., Deokar, A., Iyer, L., Sharda, R., & Schrader, D. (2018). Big data & analytics for societal impact: Recent research and trends. *Information Systems Frontiers*, 20(2), 185-194. doi: 10.1007/s10796-018-9846-7
- Insardi, A., & Lorenzo, R. (2019). Medindo a acessibilidade: Uma perspectiva de Big Data sobre os tempos de espera do serviço da Uber. *RAE-Revista de Administração de Empresas*, 59(6), 402-414. doi: <http://dx.doi.org/10.1590/S0034-759020190606>
- Loebbecke, C., & Picot, A. (2015). Reflections on societal and business model transformation arising from digitization and big data analytics: A research agenda. *Journal of Strategic Information Systems*, 24(3), 149-157. doi: 10.1016/j.jsis.2015.08.002
- Maçada, A. C. G., Brinkhues, R. A., & Freitas, J. C. da S., Junior. (2019). Capacidade de gestão da informação e implementação de estratégia de Big Data. *RAE-Revista de Administração de Empresas*, 59(6), 379-388. doi: <http://dx.doi.org/10.1590/S0034-759020190604>
- Newell, S., & Marabelli, M. (2015). Strategic opportunities (and challenges) of algorithmic decision-making: A call for action on the long-term societal effects of “datification”. *Journal of Strategic Information Systems*, 24(1), 3-14. doi: 10.1016/j.jsis.2015.02.001
- Page, S. E. (2018). *The model thinker: What you need to know to make data work for you*. New York, USA: Hachette Book Group.
- Queiroz, M. M., & Farias, S. C. (2019). Intenção de adoção de big data na cadeia de suprimentos: Uma perspectiva brasileira. *RAE-Revista de Administração de Empresas*, 59(6), 389-401. doi: <http://dx.doi.org/10.1590/S0034-759020190605>
- Vassakis, K., Petrakis, E., & Kopanakis, I. (2018). Big data analytics: Applications, prospects and challenges. In G. Skourletopoulos, G. Mastorakis, C. Mavromoustakis, C. Dobre, & E. Pallis (Eds.), *Mobile big data* (Vol. 10, pp. 3-20). doi:10.1007/978-3-319-67925-9_1
- 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. doi:10.1016/j.ejor.2017.02.023
- Wamba, S. F., Akter, S., Edwards, A., Chopin, G., & Gnanzou, D. (2015). How “big data” can make big impact: Findings from a systematic review and a longitudinal case study. *International Journal of Production Economics*, 165, 234-246. doi:10.1016/j.ijpe.2014.12.031