

(Artigo convidado)

***Academic Analytics* em Instituições de Ensino Superior: Definições, estágios e desafios para o desenvolvimento de uma gestão fundamentada em dados**

Academic Analytics in Higher Education Institutions: Definitions, stages, and challenges for the development of data-based management

José Jorge Lima Dias Júnior

Universidade Federal da Paraíba – UFPB – Brasil
jorge.dias@academico.ufpb.br
ORCID: 0000-0003-4381-1930

Recebido: 28 Novembro 2021

Aceito: 29 Novembro 2021

Resumo

Objetivo: Instituições de Ensino Superior (IES) possuem uma variedade de dados com potencial de gerar informações que podem contribuir com a tomada de decisões e uma melhor administração dos recursos. Nesse contexto, este artigo visa discutir o tema *Academic Analytics* em relação aos seus conceitos, estágios e desafios. **Desenho:** foi empregado o gênero de ensaio teórico para o desenvolvimento de reflexões a partir da abordagem sociotécnica, considerando a experiência deste autor, bem como estudos teóricos e empíricos da literatura. **Resultados:** a partir da articulação de diferentes conceitos, uma definição integrativa sobre *Academic Analytics* é apresentada; bem como os estágios e desafios gerenciais no desenvolvimento da inteligência analítica em IES, incluindo dimensões como liderança, governança de dados, cultura e pessoas, política, ética e tecnologia. **Contribuições acadêmicas e práticas:** a idiosincrasia do contexto, a lente da abordagem sociotécnica, e a perspectiva focada em gestão permite um olhar sistêmico e prático sobre o tema. Espera-se ainda que gestores e lideranças institucionais de IES, bem como pesquisadores, possam tomar as reflexões como um ponto de partida para projetos no âmbito organizacional e acadêmico que envolvam o desenvolvimento de suas competências analíticas.

Palavras-chaves: Academic Analytics. Ensino superior. Abordagem sociotécnica. Inteligência analítica.

Abstract

Purpose: Higher Education Institutions (HEIs) have a variety of data with the potential to generate information that can contribute to decision-making and better resource management. In this sense, this paper aims at discussing Academic Analytics in relation to its concepts, stages and challenges. **Design:** the theoretical essay genre was used, developing reflections from the socio-technical approach, considering the experience of this author, as well as theoretical and empirical studies of the literature. **Results:** from the articulation of different concepts in the literature, an integrative definition about Academic Analytics is presented. Managerial stages and challenges in the development of analytical intelligence in HEI is also discussed, including dimensions such as leadership, data governance, culture and people, politics, ethics and technology. **Academic and practical contributions:** the idiosyncrasy of the context, the lens of the socio-technical approach, and the perspective focused on management allow a systemic and practical view about the subject. It is also expected that managers and institutional leaders of HEIs, as well as researchers, can take the reflections as a starting point for projects in the organizational and academic scope that involve the development of their analytical skills.

Keywords: Academic analytics. Higher education. Socio-technical approach. Analytical intelligence.

1. Introdução

Cada vez mais as organizações buscam utilizar dados para gerar informações que possam contribuir na gestão, o que inclui o processo decisório e a melhor administração dos recursos em diferentes níveis organizacionais. Nessa direção, alinhadas às mudanças originadas pelas transformações digitais, termos como “Ciência de dados”, “*Big Data*”, “*Business Analytics*”, “*Data Analytics*”, “*Machine Learning*”, “*Business Intelligence*” e “Inteligência Artificial (IA)” ganharam ainda mais a atenção de pesquisadores e praticantes. Apesar de haver esforços diversos para diferenciar esses conceitos, todos convergem para a ideia do uso de dados para gerar valor e *insights* para a organização, viabilizando o que se chama de gestão fundamentada em dados.

De acordo com o Censo da Educação Superior de 2019¹, o Brasil possui cerca de 2.700 Instituições de Ensino Superior (IES), com mais de 37 mil cursos de graduação e mais de 6 milhões de matriculados. As operações nas IES são diversas e estão organizadas em vários setores, como diretorias, coordenações de curso, unidades e coordenações acadêmicas, gestão de pessoas, pró-reitorias, reitoria, entre outras. Nesse cenário, os gestores precisam tomar decisões que envolvem o planejamento de ações, estratégias e políticas institucionais, bem como decisões que resolvam problemas contingenciais que emergem nos seus respectivos níveis. A capacidade de agir baseada em evidências depende diretamente do uso de dados que permitam o diagnóstico e previsões sobre diferentes aspectos que envolvem a gestão no ensino superior.

Portanto, as IES são organizações que em geral possuem uma grande quantidade e amplitude de dados armazenados. Muitos desses dados estão espalhados e desintegrados, e em diferentes formatos e estruturas, tornando muitas vezes difícil de serem analisados pelos gestores institucionais, principalmente em uma perspectiva dinâmica e sustentável de uma gestão fundamentada em dados.

A partir desse cenário, de instituições com uma variedade de dados e o avanço dos modelos e ferramentas de análise, emergiu o termo “*Academic Analytics*” (Campbell, DeBlois & Oblinger, 2007) como sendo, em síntese, a aplicação dos conceitos de *Business Analytics* no contexto da gestão em instituições educacionais (Anirban, 2014). Na prática, objetivo central é o uso de dados para produzir informações acionáveis que direcionem decisões e ações administrativas no âmbito de uma IES.

Por um lado, observa-se que existem IES que não empreenderam esforços e investimentos para o desenvolvimento de competências de inteligência analítica. Por outro lado, é comum observar em outras a existência de uma variedade de estudos, aplicações e soluções dispersas e isoladas em *analytics*, em geral conduzido por pesquisadores ou grupos de pesquisa, com investigações sobre diferentes fenômenos (e.g. evasão, retenção, diplomação, entre outros), envolvendo principalmente estudantes. Essa fragmentação de esforços acaba gerando aplicações duplicadas, estudos que reinventam a roda, e redundâncias em soluções, com pouca (ou nenhuma) integração; o que, conseqüentemente, não mobiliza o desenvolvimento de competências de inteligência analítica a nível organizacional.

Muitos desses estudos possuem um enfoque em aspectos técnicos (e.g. ferramentas, infraestrutura, sistemas, métodos, algoritmos etc.), enquanto aspectos mais sociais e humanos são ignorados (Mikalef, Pappas, Krogstie, & Giannakos, 2018). Também se verifica que ainda há lacunas e a necessidade de esforços em pesquisas sob o ponto de vista gerencial que forneçam as organizações uma compreensão mais ampla para alcançar uma maturidade analítica (Chen & Nath, 2018; Paz & Cazella, 2019).

Defendemos neste artigo que pensar no desenvolvimento de uma gestão fundamentada em dados em uma IES, de forma sustentável de continuidade e aproveitamento de conhecimento integrado, requer abandonar uma perspectiva de *analytics* como ferramenta ou produto e adotar um olhar de processo, sistêmico e sociotécnico. Além disso, seguimos o entendimento que a inteligência analítica a nível institucional deve ser tratada como uma disciplina de gestão, embora dependa de forma indispensável e inseparável da área de Tecnologia da Informação (TI). Isso porque muitas das iniciativas analíticas fracassam por achar que é de responsabilidade única da TI (Siemens & Long, 2011; Kugler, 2017; Davenport & Harris, 2017; Chen & Nath, 2018).

A partir do que foi exposto, pretendemos oferecer contribuições para essa discussão, a partir da articulação dos conceitos, estágios e desafios em *Academic Analytics*, na expectativa de que sirva como ponto de partida e/ou reflexões para melhoria nas iniciativas e projetos que envolvam o desenvolvimento de competências analíticas no âmbito das IES. Além desta introdução, o artigo segue em seções que abrangem esses aspectos.

2. Definições e benefícios do *Academic Analytics*

¹ Informações obtidas a partir da análise dos microdados do Censo da Educação Superior – INEP (<https://www.gov.br/inep>).

Os processos inerentes ao contexto de uma IES oportunizam a coleta e o armazenamento de uma variedade de dados, tais como: dados sobre ocupação de vagas, ingresso, matrícula, permanência, evasão e retenção; dados de aprovação, reprovação e trancamento em disciplinas; dados sobre assistência estudantil; dados sobre os cursos; dados de pesquisa e satisfação; dados financeiros; dados sobre o uso de recursos diversos (e.g. biblioteca), entre outros. Quanto maior o nível de digitalização na IES, maior o volume e variedade de dados armazenados. Cursos na modalidade a distância possuem outras possibilidades de análise, uma vez que múltiplos dados são coletados a partir da interação no Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA). Como em qualquer outra organização, a ocorrência das transformações digitais tende a expandir ainda mais esse volume e variedade de dados presentes nas IES.

A análise desses dados no contexto educacional tem recebido diversas nomenclaturas, tais como 'mineração de dados educacionais', '*Learning Analytics*' e '*Academic Analytics*'. Delimitar as fronteiras para cada uma não é uma tarefa fácil e nem objetivo deste artigo. A mineração de dados educacionais parece ter um sentido mais amplo, envolvendo todos os tipos de aplicação no âmbito da educação. Já *Learning Analytics* tem como ponto central a medição, coleta, análise e comunicação de dados com o objetivo de entender a aprendizagem e os ambientes em que ela ocorre (Ranjeeth, Latchoumi, & Paul, 2020). Neste artigo, o foco está em *Academic Analytics* pela aproximação do seu conceito com o propósito de gestão.

Ao visitar a literatura, verificamos que o termo se originou na publicação do relatório de pesquisa de Goldstein e Katz (2005) que teve a intenção de apresentar a necessidade de as IES utilizarem informações para a gestão com o objetivo de se tornarem mais competitivas. No âmbito das IES públicas, apesar de haver possibilidades de discussão e divergências sobre competitividade nesse contexto, podemos expressar esse objetivo em termos de uma administração mais eficiente dos recursos públicos.

Em 2007, Campbell, DeBlois e Oblinger reforçaram o termo *Academic Analytics* como sendo a aplicação de *Business Analytics* para decisões administrativas na gestão universitária. Já naquela época, os autores antecipavam que novas maneiras de extrair e organizar dados, modelos preditivos mais sofisticados e pesquisas adicionais conduziram a evolução das análises na educação superior.

São vários os benefícios prometidos pelas iniciativas em *Academic Analytics* (Goldstein & Katz, 2005; Siemens & Long, 2011; Daniel, 2015; Mesquita, Sousa, Nascimento, & Souza, 2021): melhorar a tomada de decisões na gestão e alocação de recursos; identificar estudantes em risco de evasão; criar uma compreensão compartilhada dos sucessos e desafios da instituição; fomentar a inovação em modelos acadêmicos; contribuir no entendimento de fenômenos complexos em cenários específicos; aumentar a eficiência organizacional; auxiliar a determinar o valor tangível de atividades acadêmicas; avaliar programas e políticas institucionais; entre outras.

O Quadro 1 apresenta algumas definições trazidas por diferentes autores. O que se observa é que algumas definições enfatizam o meio, ressaltando técnicas de análise (e.g. modelagem preditiva, business intelligence etc), enquanto outras se concentram na finalidade de gestão, alinhada ao uso estratégico e a melhoria dos processos administrativos da instituição.

A partir das diferentes perspectivas, e a partir do nosso entendimento sobre o tema, consideramos que *Academic Analytics* tem como objetivo criar possibilidades para coletar e analisar dados que envolvem a gestão educacional, por meio do uso de diferentes fontes de dados, gerando informações acionáveis e evidências que permitam guiar o processo de tomada de decisões dos gestores institucionais, nos seus diferentes níveis de atuação, para um melhor desempenho organizacional. De forma sintética, entendemos *Academic Analytics* como sendo a realização da inteligência analítica na gestão no contexto educacional.

Quadro 1 – Definições sobre Academic Analytics

Autores	Definição
Campbell, DeBlois, & Oblinger (2007)	<i>Academic analytics</i> combina grandes conjuntos de dados com estatísticas técnicas e modelagem preditiva para melhorar a tomada de decisão. (...) Pode ser pensado como a prática de minerar dados institucionais para produzir "inteligência acionável".
van Dyk, L. (2008)	Cunhou a terminologia <i>Academic Analytics</i> para se referir a <i>Business Intelligence</i> em um ambiente educacional. [...] O <i>Business Intelligence</i> envolve a coleta de dados de fontes de dados internas e externas, bem como o armazenamento e análise desses para torná-los mensuráveis, de modo a auxiliar e sustentar a tomada de decisões mais eficiente e longitudinal.

Barneveld, Anrold, & Campbell (2012)	Um processo para fornecer às instituições de ensino superior os dados necessários para apoiar a tomada de decisões operacionais e financeiras
Daniel & Butson (2013)	<i>Academic analytics</i> fornece informações gerais sobre o que está acontecendo em um programa específico e como enfrentar os desafios de desempenho. <i>Academic analytics</i> combina grandes conjuntos de dados com técnicas estatísticas e modelagem preditiva para melhorar a tomada de decisão, fornecendo dados que os gestores podem usar para apoiar o processo de tomada de decisão estratégica, bem como um método para benchmarking em comparação com outras instituições.
Anirban (2014)	Preocupa-se com a melhoria de recursos, processos e fluxos de trabalho da instituição acadêmica através do uso de dados de alunos, acadêmicos e institucionais. [...] Semelhante ao <i>business analytics</i> , preocupa-se em melhorar a efetividade organizacional.
Marks & Rietsem (2016)	A aplicação da análise educacional para uma melhor tomada de decisões nos níveis institucional, regional e internacional.
McNaughton, Rao, & Mansingh (2017)	Práticas de tomada de decisão baseadas em dados, aplicadas a finalidades operacionais e administrativas, bem como a questões de ensino e aprendizagem dos alunos.
Nguyen, Gardner, & Sheridan (2020)	A aplicação de técnicas e ferramentas de análise de dados para fins de apoio às operações institucionais e tomada de decisão.

A partir da definição proposta, entendemos que para alcançar os benefícios da inteligência analítica é necessário tratá-la a partir de uma perspectiva de gestão. Esse raciocínio implica na consciência de que muitos dos desafios para a devida adoção de *Academic Analytics* repousam não só na dimensão tecnológica, mas também na dimensão de negócio (de gestão) e nos sistemas sociais. Além disso, é preciso reconhecer que a trajetória da inteligência analítica como tema de estudo e prática foi influenciada por várias disciplinas, incluindo exatas (e.g. Ciência da Computação e Estatística), ciências sociais aplicadas (e.g. Administração, Ciência da Informação e Economia) e ciências humanas (e.g. Educação e Psicologia), evidenciando sua natureza interdisciplinar e multidimensional.

Desse modo, para obter os benefícios trazidos pelo *Academic Analytics*, é requisito o desenvolvimento da inteligência (ou competência) analítica da IES, evoluída a partir de uma jornada que requer alguma medida de reestruturação organizacional. Defendemos que esse processo requer uma atenção a partir de um olhar sociotécnico, ou seja, ter como princípio balizador a otimização conjunta dos sistemas sociais e técnicos.

3. Desenvolvimento de competência analítica em IES: uma jornada sociotécnica

O estudo da Tavistock Institute, que originou a abordagem sociotécnica, sobre maquinaria de mineração de carvão, revelou que a introdução de novas máquinas sem levar em consideração as questões sociais e comportamentais pode resultar em complicações organizacionais. Uma das premissas principais na abordagem sociotécnica é que os sistemas sociais não devem ser subestimados quando os sistemas técnicos são introduzidos (Mumford, 2006). Nessa direção, partimos do pressuposto que atingir uma maturidade analítica envolve um processo evolutivo de desenvolvimento de competências em diferentes dimensões (técnicas e sociais).

A ênfase investida apenas nos sistemas técnicos limita o potencial de uma IES no desenvolvimento de um projeto amplo de *Academic Analytics*. Goldstein e Katz (2005) já alertavam que o termo poderia direcionar o enfoque para os aspectos técnicos; e advertiam que a atenção deveria ser na aplicabilidade das tecnologias e como essas impactam nas instituições. Os autores já preconizavam a importância de estudos sobre o impacto das características institucionais, os aspectos gerenciais e a cultura no uso da informação nas IES.

Há uma lacuna na literatura sobre uma perspectiva mais gerencial que ofereça as organizações soluções e orientações para alcançar a maturidade analítica (Chen, 2008; Chen & Nath, 2018). Não é raro observarmos iniciativas em *analytics* em organizações a partir da área técnica (geralmente por meio da área de TI). Segundo um levantamento da BCG (Boston Consulting Group) e do MIT, ao analisar organizações em diferentes setores, sete em cada dez projetos de IA falham, não trazendo resultados ou retorno esperado. Segundo um dos consultores que participou da pesquisa, “quando um projeto de IA é reportado para a área de tecnologia da empresa, ele tem duas vezes menos chances de

dar certo do que quando está sob o comando da área de negócios ou do presidente executivo” (Capelas, 2019).

Apesar da popularização alcançada pelas ferramentas de análise, muitas organizações continuam enfrentando dificuldades para se tornarem mais capacitadas analiticamente. Em alguma medida, isso pode ter origem em algumas crenças como: equiparar a inteligência analítica à produção de relatórios; assumir que a disponibilidade de ferramentas analíticas é suficiente para tornar a organização mais inteligente; e a falta de realismo na modelagem e utilização dos indicadores de gestão (Kugler, 2017).

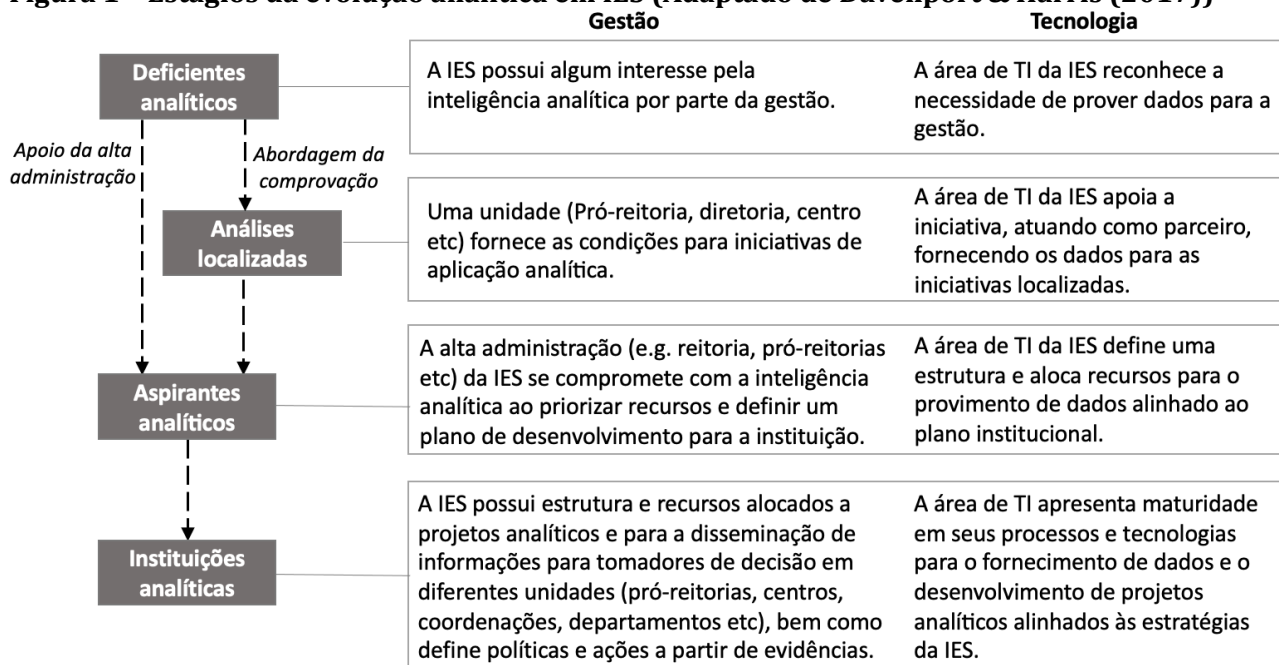
É comum verificar em estudos acadêmicos e em veículos profissionais especializados que, de uma forma geral, as organizações não possuem capacidade analítica bem desenvolvida; e muitas dessas não possui um plano efetivo para desenvolvê-la (Davenport & Harris, 2017; Cappra Institute, 2020; Matsu, 2021). É possível observar também que algumas áreas (e.g. setor financeiro, telecomunicações e saúde) avançam mais rapidamente enquanto outras (e.g. IES) ainda requerem maiores esforços.

Por envolver mudanças organizacionais, o desenvolvimento de competência analítica é um processo contínuo que envolve diferentes dimensões, mas principalmente uma aproximação entre áreas de negócio (unidades de gestão) e áreas técnicas (TI). A partir desse entendimento, apresentamos quatro estágios de desenvolvimento de competências analíticas em IES, adaptado a partir de Davenport e Harris (2017).

A Figura 1 apresenta esses estágios. A adaptação do modelo original envolveu a diminuição de cinco para quatro estágios para fins de simplificação e a descrição de cada estágio alinhada ao contexto das IES. Além disso, para a discussão foram consideradas a gestão e a tecnologia como duas áreas que precisam estar alinhadas e ter as responsabilidades compartilhadas. Entendemos que essa é uma premissa fundamental quando falamos em ter uma gestão fundamentada em dados de forma abrangente e sustentada na IES. O objetivo aqui não é propor um modelo de avaliação de maturidade detalhado, mas apresentar, de forma simplificada e ampla, os diferentes estágios que as IES estão situadas. Possíveis detalhamentos e validações empíricas podem ser elaborados em pesquisas futuras.

O estágio zero, que não aparece na figura, corresponde as IES (na perspectiva dos seus atores institucionais) que ainda não possuem consciência, interesse e/ou disposição para o desenvolvimento de inteligência analítica. No entanto, é provável que a intensificação dos relatos sobre aplicações analíticas em diversos contextos possa provocar o interesse de gestores mais atentos.

Figura 1 – Estágios da evolução analítica em IES (Adaptado de Davenport & Harris (2017))



No primeiro estágio, alguns gestores do nível operacional e tático (coordenador de curso, direção de centro, ou até uma pró-reitoria específica) tem a consciência sobre o potencial de utilizar dados para a gestão. A área de TI da IES também reconhece e atende de forma *ad hoc* demandas isoladas de solicitação de dados, em sua maioria, vindas de gestores conscientes ou pesquisadores que estudam e

analisam dados educacionais. No entanto, a TI ainda não possui estrutura e recursos alocados exclusivos para iniciativas de *Academic Analytics*.

Para partir para o estágio seguinte há, em geral, dois caminhos principais. O primeiro, talvez o mais fácil, é quando há o comprometimento da alta administração (e.g. reitoria e/ou pró-reitorias, ou cargos de executivo equivalentes em instituições privadas). Qualquer esforço para o desenvolvimento da inteligência analítica em IES começa com lideranças comprometidas com a tomada de decisões com base em dados (Campbell, DeBlois, & Oblinger, 2007).

O outro caminho, que parece ser o mais comum, é o da comprovação (Davenport & Harris, 2017). Nesse cenário, a alta administração não possui a plena consciência sobre o retorno do investimento na capacidade analítica ou não prioriza como uma ação estratégica. Nesse caso, há a necessidade de utilizar uma abordagem de testes e aprendizado, a partir de resultados de projetos localizados (geralmente de escopo pequeno). À medida em que as lideranças percebem os benefícios e ganham mais experiência, os projetos podem se tornar mais complexos e com maior abrangência. Nesse momento, é relevante haver um patrocinador (e.g. pró-reitor, diretor etc) nas iniciativas isoladas com capacidade e legitimação para difundir os resultados e benefícios.

Além disso, nesse estágio pode-se criar unidades de assessoria localizadas, dentro da estrutura de uma Pró-reitoria (ou setor equivalente na IES), por exemplo, que atuem como centro de inteligência de dados. Como exemplo, a UFPB implantou um Observatório de Dados da Graduação (ODG) para assessorar, por meio de projetos e ações em *Academic Analytics*, a Pró-reitoria de Graduação (Dias Jr & Menezes, 2020). Nesse cenário, a área de TI da IES é um dos parceiros mais significativos para o sucesso dessas unidades. Sem o apoio e a disposição da TI, tais iniciativas podem fracassar.

Ao desenvolver um conjunto de resultados e casos de sucesso em suas iniciativas localizadas, os gestores podem atrair a atenção da alta administração (e.g. reitoria) visando um patrocínio para um plano mais amplo de *Academic Analytics*. Por outro lado, a IES pode permanecer no segundo estágio indefinidamente, fazendo com que a iniciativa se mantenha em um escopo localizado em uma ou mais unidades gerenciais da instituição, criando 'silos analíticos'.

O terceiro estágio (aspirantes analíticos) é alcançado a partir da obtenção do patrocínio da alta administração. Esse patrocínio pode envolver aspectos financeiros, uma vez que as iniciativas de *analytics* precisam de investimento para a aquisição de recursos; organizacionais, já que mudanças estruturais são requeridas na instituição, inclusive a nível de cargos, funções, papéis e setores; e políticos, pois, mudanças e transformações organizacionais em geral causam conflitos a partir de rearranjos de poder.

Nesse estágio, as iniciativas deixam de ser isoladas e passam para uma perspectiva gerencial e integrativa na IES. Ao mesmo tempo, a área de TI deve se organizar para se alinhar a esse movimento, criando ações, por exemplo, para integração e padronização dos dados institucionais e elaboração de arquitetura de dados para apoiar o desenvolvimento de produtos de dados demandados pela gestão.

O quarto estágio (instituições analíticas) é caracterizada pelo desenvolvimento de competências analíticas do nível organizacional e individual, a partir da implementação do plano definido no estágio anterior; e pelo aproveitamento dos benefícios trazidos para o processo decisório. Naturalmente, cada IES irá ter uma velocidade e uma dinâmica particular (que depende de diversos fatores organizacionais e culturais). À medida que a instituição executa novos projetos, obtém aprendizado e incorpora mais experiência e, conseqüentemente, desenvolve novas competências. É importante, nesse estágio, priorizar os projetos que de fato gerem informações acionáveis que sirvam de apoio à gestão.

É cabível orientar que um dos princípios basilares para iniciativas em *analytics* é não perder o foco do real propósito em projetos dessa natureza: contribuir com o desempenho organizacional por meio da melhoria na tomada de decisões. Deve-se evitar, portanto, aplicações que fornecem informações 'curiosas', mas que nada contribuem para o desempenho da gestão. O sucesso de qualquer iniciativa em *analytics* está relacionado ao nível com que ela afeta o desempenho organizacional, vinculando o *insight* à ação (Howson, 2007). Nesse sentido, uma IES pode considerar que está sendo bem-sucedida em *Academic Analytics* se estiver de fato aproveitando as análises e descobertas para definir políticas e estratégias de melhorias acadêmicas como, por exemplo, na diminuição nas taxas de evasão e trancamento, ou o aumento na taxa de diplomação de estudantes.

4. Desafios da gestão fundamentada em dados em IES

Os desafios aqui apresentados foram estruturados a partir de visitas a literatura científica e outros materiais empíricos (incluindo a literatura cinza), bem como o entendimento da experiência do autor; e servem como oportunidades de pesquisa para acadêmicos e reflexões sobre a prática para os profissionais. Esses desafios foram organizados em liderança, governança de dados, cultura e pessoas, política e ética, e tecnologia; e apesar de serem discutidas separadamente, são interdependentes.

4.1. Estrutura organizacional

A visão de abordar uma iniciativa de *analytics* como um projeto para a construção de uma solução única não favorece o propósito de desenvolvimento da competência analítica institucional. A solução criada pode até servir como uma prova de conceito, porém, como mencionado, a inteligência institucional envolve mais do que implantar um conjunto de tecnologias. Em uma perspectiva de sustentabilidade para um projeto institucional amplo em *Academic Analytics*, novas estruturas e processos precisam ser estabelecidos na IES. Sem essa estrutura, há uma boa probabilidade de se ter um conjunto disperso de boas intenções, mas nenhuma inteligência significativa em toda instituição.

A necessidade de formalização de uma unidade centralizada de inteligência de dados² dentro da estrutura organizacional da IES é um caminho natural e considerada uma boa prática quando se fala em adoção de *analytics* (Miller, Bräutigam, & Gerlach, 2006; Foster, Smith, Ariyachandra, & Frolick, 2015; Schüritz, Brand, Satzger, & Bischhoffshausen, 2017). Não é difícil observar um número cada vez maior de organizações públicas e privadas implementando unidades nesse sentido. Alguns defendem que essa unidade deve estar dentro da própria área de TI. Já outros defendem que deve estar localizada fora da TI, preferencialmente no patamar estratégico da organização (Rêgo, 2013).

Na primeira opção (unidade dentro da área de TI), a falta de proximidade com as unidades de negócio torna a sua atuação limitada. Por outro lado, na segunda alternativa, é comum não ter na unidade as competências técnicas necessárias para a implementação das soluções tecnológicas. Além disso, uma unidade fora da TI pode criar um cenário de sobreposição de funções que podem gerar conflitos na perspectiva de administração de sistemas. Um estudo conduzido pela Cappra Institute (2020) revela que o distanciamento entre área de negócio e área de TI é um dos principais limitadores para a evolução analítica, pois a área de negócio muitas vezes não sabe como solicitar as demandas, enquanto a área de TI enfoca em aspectos técnicos, não entendendo os problemas de negócio.

Desse modo, um caminho é o modelo híbrido, ou seja, uma unidade na área de TI e outra na área de negócio (no nível estratégico) com as responsabilidades bem definidas. É importante apontar que essa não é uma solução generalista e que cada IES precisa analisar a melhor possibilidade.

4.2. Governança de dados

Considerando que os dados deverão ser considerados ativos da instituição, cujo valor precisa ser administrado, a governança de dados se torna necessária. A analogia é que os dados precisam ser gerenciados assim como são os recursos físicos em uma IES. A governança de dados especifica quem na instituição tem permissão para tomar quais decisões sobre o tratamento e dados (direitos) e quais são as tarefas relacionadas a essa tomada de decisão (deveres). Em suma, a governança de dados regulamenta as diretrizes e regras para o gerenciamento da qualidade de dados (Otto, 2011), além de atribuir papéis e responsabilidades (Rêgo, 2013).

É comum, em IES, que pesquisadores solicitem dados para a realização de estudos. Essas solicitações geralmente são direcionadas a área de TI ou para alguma área de negócio correspondente ao tema do estudo. Diante desse cenário, algumas questões são endereçadas: quem pode solicitar os dados? A quem os dados devem ser solicitados? Quais dados podem ser fornecidos? Quais dados devem ser protegidos? Quais os processos, procedimentos, papéis, responsabilidades, direitos e deveres para quem fornece e para quem consome esses dados? A falta dessas respostas indica, em alguma medida, a falta de governança de dados na instituição, o que pode propiciar processos informais e ausência de impessoalidade, colocando em risco não só a sustentabilidade da inteligência analítica institucional, mas também os dados pessoais dos atores da IES (estudantes, docentes etc). É oportuno lembrar que a LGPD (Lei Geral de Proteção de Dados) trouxe um conjunto de novos conceitos jurídicos e estabeleceu regulamentos para as atividades de tratamento de dados pessoais; fazendo com que a governança de dados ganhe ainda mais relevância nesse cenário.

4.3. Liderança

A liderança é considerada um dos principais fatores para o sucesso ou insucesso em projetos de *analytics* em uma organização (Davenport, Harris, & Morison, 2010; McAfee, Brynjolfsson, Davenport, Patil, & Barton, 2012; Davenport & Harris, 2017; Koohang & Nord, 2021). Em IES não é diferente. As lideranças na IES precisam estar comprometidas com a tomada de decisão baseada em evidências para que projetos em *Academic Analytics* sejam bem-sucedidos (Goldstein & Katz, 2005; Campbell, DeBlois, & Oblinger, 2007).

As lideranças agem como agentes de mudança dentro da organização, onde precisam constantemente lidar com os desafios inerentes à adoção de uma cultura orientada a dados, tais como

² Outras denominações podem ser encontradas com o mesmo propósito, tais como: Centro de Excelência em BI, Diretoria de Data Science, Centro de Competência em Ciência de Dados etc.

convencer as pessoas sobre os seus benefícios e contribuir para o desenvolvimento de habilidades em *analytics* dos atores institucionais (McAfee et al., 2012).

Portanto, acreditamos que algumas das características que esses líderes precisam possuir envolvem (Goldstein & Katz, 2005; Davenport & Harris, 2017): ser adeptos e entusiastas do processo decisório analítico baseado em evidências; valorizar as ferramentas e os métodos analíticos; estar dispostos a agir sobre os resultados da análise; ter clareza sobre a visão estratégica e ampla do desenvolvimento de competência analítica; permitindo que possam estabelecer objetivos claros para o processo e mobilizar adequadamente os atores institucionais (Koohang & Nord, 2021).

4.4. Cultura e Pessoas

Com o amadurecimento em *analytics*, a gestão da IES poderá explorar novos fluxos de informação que podem proporcionar melhorias para o desempenho institucional. Mas para atingir efetivamente esse aproveitamento é necessária uma mudança na cultura de tomada de decisão (McAfee et al., 2012; Abbasi et al. 2016; Wedel e Kannan 2016; Capelas, 2019). A cultura baseada em dados é referida como "um padrão de comportamento e práticas por um grupo de pessoas que compartilham a crença de que ter, compreender e usar certos tipos de dados e informações desempenha um papel crucial no sucesso de suas organizações" (Kiron, Ferguson, & Prentice, 2013).

De forma sucinta, os desafios nessa dimensão referem-se às mudanças nos modelos mentais; e como em qualquer mudança, as novas estruturas e demandas exigidas na implementação de uma gestão fundamentada em dados pode gerar resistência dos atores institucionais. Essa resistência pode ter diferentes formas e, por isso, faz-se necessário diagnosticar suas causas principais para concentrar os esforços em estratégias para a sua redução. Razões que podem causar essa resistência incluem (Miller, Bräutigam, & Gerlach, 2006): reestruturação das funções de trabalho sem consulta prévia aos colaboradores afetados; perda de controle por parte de algumas lideranças; insegurança com o novo e afeição pelas práticas já estabelecidas; ameaça de status; incerteza sobre as competências que serão exigidas; entre outras. Esses aspectos também estão relacionados à dimensão política, que será discutida mais adiante.

Considerando que cada instituição é singular, o desafio é entender a sua cultura e como melhor administrar as mudanças exigidas no processo de absorção de *analytics*. Uma unidade especializada em inteligência de dados ou consultorias externas podem contribuir na busca no uso estratégico de informações para que isso se torne uma competência central na instituição. Além disso, estudos futuros podem investigar quais teorias e modelos são apropriados para compreender e pensar em estratégias para lidar com as questões humanas e culturais na adoção de *analytics* no contexto de IES.

As ferramentas de análise são fundamentais na elaboração da informação para a tomada de decisões. Contudo, sem a avaliação e a interpretação adequada de gestores competentes analiticamente, as informações não se tornam acionáveis. Desse modo, compreender os diferentes tipos de usuários e suas necessidades de informação, habilidades e objetivos se faz necessário para a definição de programas de treinamento e capacitação. Há, portanto, a necessidade de investir em treinamento para ter pessoas ou equipes capazes de produzir e disseminar informações, bem como para aquelas que irão consumir essas informações. É comum utilizar o termo '*data literacy*' (alfabetização de dados) para se referir ao conjunto de habilidades que possibilitam o entendimento e o uso dados de forma efetiva a fim de tomar e informar decisões, o que inclui: desenvolver hipóteses; identificar problemas; interpretar os dados; e determinar, planejar, implementar e monitorar cursos de ação (Mandinach & Gummer, 2013).

O planejamento da IES para o desenvolvimento de sua competência analítica deve prever as estratégias para se engajar pessoas com as competências necessárias para atuar em projetos de *Academic Analytics*, seja por programas de treinamentos e/ou via a incorporação de novos profissionais.

4.5. Política e ética

É oportuno a compreensão de que as IES são essencialmente organizações políticas. Consequentemente, muitos dos gestores no contexto das IES também são líderes políticos em maior ou menor grau (Goldstein & Katz, 2005). Além disso, toda mudança é, fundamentalmente, um processo político envolvendo relações de poder (Dias, 2013). Sob a perspectiva de que as mudanças estruturais na organização são premissas para o processo de evolução na maturidade em *Academic Analytics*, é coerente considerar a política como uma dimensão a ser discutida.

A medição e o uso de indicadores, por exemplo, permitem produzir conhecimento que ajuda a refletir sobre problemas em situações específicas. As medidas têm o propósito de promover uma nova visão de uma prática e tem o potencial para romper com convicções existentes, revelando aspectos da realidade que muitas vezes não estão latentes. Essas medidas podem motivar a aprendizagem,

umentar a transparência, melhorar a comunicação e promover *feedback* (Behn, 2003). No entanto, podem também gerar instabilidade política (e.g. por motivações pessoais, ideológicas, epistemológicas etc.). Por exemplo, algumas configurações de uso (e.g. ranqueamentos) dos indicadores e medidas podem gerar conflitos e incentivar disputas que podem distorcer a finalidade desses (Hood, 2012; Muller & Muller, 2018).

O uso de dados nas organizações pode causar ou intensificar o desequilíbrio das relações de poder. Esse desequilíbrio surge principalmente quando apenas algumas pessoas ou unidades dominam o acesso e a análise de dados, afetando, de uma perspectiva ética, princípios de igualdade e de liberdade de escolha (Zwitter, 2014; Someh, Davern, Breidbach, & Shanks, 2019). O acesso e o uso desigual entre grupos, indivíduos ou setores criam assimetrias na obtenção de informação e conhecimento e, conseqüentemente, produzem possibilidades desproporcionais de atuação política na organização, o que pode gerar disputas que fogem ao pragmatismo tecnicista.

Outro ponto de reflexão envolve a diversidade de dados disponíveis na IES, a qual cria inúmeras possibilidades de produtos de dados, impondo dificuldades para prever o que pode ou não trazer benefícios reais a instituição e aos seus atores. Em geral, diretrizes, normas, princípios e conhecimentos que protegem as pessoas das conseqüências nesse contexto estão atrasados em relação ao desenvolvimento tecnológico, o que cria um desafio ético nas instituições. Diversas aplicações vêm sendo elaboradas em laboratórios das IES, sendo muitas dessas com um enfoque tecnológico (frequentemente com a melhor das intenções), desassociadas de qualquer análise social, psicológica ou ética. Essa afirmação não carrega juízo de valor sobre aqueles que desenvolvem tais produtos, mas ratifica que esse é um cenário desafiador quando a finalidade é alcançar um melhor desempenho organizacional.

4.6. Tecnologia e ferramentas

As IES precisam dispor de tecnologias que garantam a coleta, armazenamento, processamento e disponibilização de dados para que deem suporte a um conjunto de processos analíticos que subsidiem a tomada de decisão. A origem desses dados pode ser interna (armazenados nos sistemas de informação da própria IES) ou externa (quando são disponibilizados por agências externas). Esses dados externos são viabilizados, geralmente, por meio dos *dados abertos*. Ao liberar os dados em formatos não proprietários e sem licenças restritivas, o governo permite que diferentes setores da sociedade se apropriem das informações para gerar diversos tipos de análises, produtos e serviços que trariam benefícios para a própria sociedade. Como exemplo, o Ministério da Educação (MEC) disponibiliza, por meio do Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP), um conjunto de dados referentes à educação superior.

Apesar de esses dados estarem disponíveis, ainda são muitos os desafios para torná-los úteis sob o ponto de vista gerencial. Esses desafios são tanto técnicos quanto analíticos, a saber: (a) os dados estão em um nível de granularidade que exige o seu processamento para se obter de fato informações relevantes; (b) o formato dos dados e a quantidade de metadados mudam ao longo dos anos, o que dificulta análises temporais e longitudinais; (c) os dados apresentam problemas em sua qualidade, como duplicação de informações e/ou informações faltantes; (d) os dados são disponibilizados em diversas fontes, dificultando sua integração; (e) o volume de dados é considerável, exigindo o uso de tecnologias apropriadas (associadas à *Big Data*); e (f) muitas métricas precisam ser pensadas e construídas a partir dos dados, pois não são disponibilizadas de forma explícita como, por exemplo, a taxa de evasão dos cursos de graduação.

Em relação aos dados de origem interna, os desafios são parecidos. Uma atenção especial é necessária sobre a qualidade dos dados, já que “dados sujos” podem gerar uma série de problemas (como tomar decisões gerenciais equivocadas). Algumas causas recorrentes são: erros na estrutura de armazenamento do modelo de banco de dados; erros humanos não intencionais na entrada de dados; problemas no processo de coleta de dados (e.g. a forma como itens de um questionário estão estruturados); migração de dados para um novo sistema de informação; múltiplas bases de dados desintegradas; entre outras.

A escolha das ferramentas tecnológicas é um dos temas recorrentes que podem tomar um tempo considerável em iniciativas de *academic analytics* (especialmente nas IES públicas). Tomemos como exemplo as ferramentas de apresentação de dados (*Self-service BI*) mais conhecidas; são proprietárias e exigem a aquisição de licenciamento, adicionando um custo variável a IES, tornando seu gerenciamento algo complexo à longo prazo. Um desdobramento possível é a dependência tecnológica vinculada à uma ferramenta proprietária, o que pode impor a IES a obrigação de renovar e manter esse custo para a continuidade de sua operação analítica. Na medida em que o uso vai se democratizando para níveis mais operacionais na IES, saindo de pró-reitorias para coordenações de curso ou outras

funções administrativas, o custo da licença tende a subir, o que não parece ser sustentável sob uma perspectiva de uma gestão pública eficiente.

Entretanto já é possível verificar a evolução de algumas ferramentas *Open Source* (livres e gratuitas) similares que podem substituir as proprietárias, a exemplo da Apache Superset, Pentaho e Metabase. Essas podem ser opções para as IES públicas (e para as privadas) em uma perspectiva de sustentabilidade econômica e operacional para as iniciativas de *Academic Analytics*.

Desse modo, as escolhas das ferramentas e tecnologias pela IES devem ponderar aspectos técnicos, econômicos, culturais e organizacionais, pensando cuidadosamente sob uma perspectiva de sustentabilidade na gestão fundamentada em dados.

5. Considerações finais

O atual cenário de transformação digital, associada à exigência por uma maior competitividade e uma gestão mais eficiente dos recursos públicos, tem pressionado as IES privadas e públicas a empreender esforços em direção ao desenvolvimento de suas competências analíticas, por meio de iniciativas e projetos em *Academic Analytics*. Considerando uma perspectiva sociotécnica, discutimos algumas dimensões que devem ser consideradas nesse processo. Ignorar ou subestimá-las pode acrescentar riscos e limitações no percurso em direção a uma IES dirigida por dados.

Temos a consciência de que este artigo não contempla todas as dimensões possíveis e que os aspectos abordados em cada uma delas não esgotam as possibilidades de discussão. Pelo contrário, o objetivo é contribuir com o debate, trazendo à tona questões que frequentemente estão dispersas, uma vez que se trata de um tema interdisciplinar. Cada uma das dimensões pode ser explorada de forma mais profunda em estudos futuros, tanto de uma perspectiva teórica quanto empírica.

Os estágios apresentados expõem que o desenvolvimento da maturidade analítica é um processo evolutivo que deve buscar o alinhamento entre negócio e TI. Apesar de uma simplificação, é possível que o leitor identifique em que estágio sua IES está posicionada, permitindo reflexões e discussões. Estudos futuros podem focar na elaboração de modelos potencialmente mais precisos e detalhados.

Referências

- Anirban, S. (2014). Big data analytics in the education sector: needs, opportunities and challenges. *International Journal of Research in Computer and Communication Technology*, 3(11), 1425-1428.
- Campbell, J. P., DeBlois, P. B., & Oblinger, D. G. (2007). Academic analytics: A new tool for a new era. *EDUCAUSE review*, 42(4), 40 - 57.
- Capelas, B. (2019, novembro). Sete em cada dez projetos de inteligência artificial em empresas falham, diz estudo. *Estadão*. Recuperado em 18 de novembro de 2021, de <https://link.estadao.com.br/noticias/inovacao,sete-em-cada-dez-projetos-de-inteligencia-artificial-em-empresas-falham-diz-estudo,70003087069>
- Cappra Institute (2020). Insights da Maturidade Analítica Brasileira. *Cappra Institute for Data Science*. Recuperado em 19 de novembro de 2021, de <https://cappra.com.br/2021/02/09/ima-br/>
- Matsu, C. (2021, Agosto). Empresas acreditam ser data-driven quando não possuem maturidade digital. *It Forum*. Recuperado em 20 de novembro de 2021, de <https://itforum.com.br/noticias/empresas-acreditam-ser-data-driven-quando-nao-possuem-maturidade-digital/>
- Chen, L., & Nath, R. (2018). Business analytics maturity of firms: an examination of the relationships between managerial perception of IT, business analytics maturity and success. *Information Systems Management*, 35(1), 62-77.
- Daniel, B. (2015). Big Data and analytics in higher education: Opportunities and challenges. *British journal of educational technology*, 46(5), 904-920.
- Daniel, B. K., & Butson, R. (2013). *Technology Enhanced Analytics (TEA) in Higher Education*. International Association for the Development of the Information Society.
- Davenport, T. H., Harris, J. G., & Morison, R. (2010). *Analytics at work: Smarter decisions, better results*. Harvard Business Press.
- Davenport, T., & Harris, J. (2017). *Competing on analytics: Updated, with a new introduction: The new science of winning*. Harvard Business Press.
- Mesquita, J. L., Sousa, R. R., Nascimento, S. M., & de Souza, T. F. (2021). Academic analytics como apoio ao sucesso na graduação: uma revisão sistemática da literatura. *Brazilian Journal of Development*, 7(10), 99882-99897.
- Dias Jr., J. J. L. D., Menezes, A. N. (2020). Olhares sobre a academia: a experiência do Observatório de Dados da Graduação da UFPB em Academic Analytics. In: Amorim, C. C., Menezes, A. N. (Org.). *Experiências inovadoras em resposta aos desafios da educação superior no Brasil* (Cap. 8, p. 166 -184). João Pessoa: Editora UFPB.

- Foster, K., Smith, G., Ariyachandra, T., & Frolick, M. N. (2015). Business intelligence competency center: Improving data and decisions. *Information Systems Management*, 32(3), 229-233.
- Howson, C. (2007). *Successful business intelligence*. Tata McGraw-Hill Education.
- Kiron, D., Ferguson, R. B., & Prentice, P. K. (2013). From value to vision: Reimagining the possible with data analytics. *MIT Sloan Management Review*, 54(3), 1.
- Kugler, J. L. C. (2017). *Competência Analítica – Conceitos e Estratégias para a Construção da Empresa Inteligente*. Saraiva Educação SA.
- Marks, A., Al-Ali, M., & Rietsema, K. (2016). Learning management systems: A shift toward learning and academic analytics. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 11(4), 77.
- 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.
- McNaughton, M., Rao, L. and Mansingh, G. (2017), "An agile approach for academic analytics: a case study", *Journal of Enterprise Information Management*, Vol. 30 No. 5, pp. 701-722. <https://doi.org/10.1108/JEIM-06-2016-0121>
- Miller, G. J., Bräutigam, D., & Gerlach, S. V. (2006). *Business intelligence competency centers: a team approach to maximizing competitive advantage* (Vol. 8). John Wiley & Sons.
- Mumford, E. (2006). The story of socio-technical design: Reflections on its successes, failures and potential. *Information systems journal*, 16(4), 317-342.
- Nguyen, A., Gardner, L., & Sheridan, D. (2020). Data analytics in higher education: an integrated view. *Journal of Information Systems Education*, 31(1), 61.
- Otto, B. (2011). Organizing data governance: Findings from the telecommunications industry and consequences for large service providers. *Communications of the Association for Information Systems*, 29(1), 3.
- Paz, F. J., & Cazella, S. C. (2019). Academic analytics: a systematic review of literature. *International Journal of Development Research*, 9(11), 31710-31716.
- Ranjeeth, S., Latchoumi, T. P., & Paul, P. V. (2020). A survey on predictive models of learning analytics. *Procedia Computer Science*, 167, 37-46
- Rêgo, B. L. (2013). *Gestão e Governança de Dados: Promovendo dados como ativo de valor nas empresas*. Brasport.
- Schüritz, R., Brand, E., Satzger, G., & Bischhoffshausen, J. (2017). How to cultivate analytics capabilities within an organization?—design and types of analytics competency centers. n Proceedings of the 25th European Conference on Information Systems (ECIS), Guimarães, Portugal, June 5-10, 2017 (pp. 389-404). ISBN 978-989-20-7655-3 Research Papers. https://aisel.aisnet.org/ecis2017_rp/26
- Siemens, G., & Long, P. (2011). Penetrating the fog: Analytics in learning and education. *EDUCAUSE review*, 46(5), 30.
- van Barneveld, A., Arnold, K., & Campbell, J. P. (2012). Analytics in higher education: Establishing a common language. EDUCAUSE. Acessado em: <https://library.educause.edu/resources/2012/1/analyticsin-higher-education-establishing-a-common-language>
- van Dyk, L. (2008). A Data Warehouse Model for MicroLevel Decision Making in Higher Education. *Electronic Journal of e-learning*, 6(3), pp235-244.
- Dias, R. (2000). *Cultura organizacional: construção, consolidação e mudanças*. Editora Atlas SA.
- Goldstein, P. J. & Katz, R. N. (2005). Academic Analytics: The Uses of Management Information and Technology in Higher Education. EDUCAUSE. Acessado em <https://library.educause.edu/resources/2005/12/academic-analytics-the-uses-of-management-information-and-technology-in-higher-education>.
- Koohang, A., & Nord, J. H. (2021). Critical components of data analytics in organizations: A research model. *Expert Systems with Applications*, 166, 114118.
- Mandinach, E. B., & Gummer, E. S. (2013). A systemic view of implementing data literacy in educator preparation. *Educational Researcher*, 42(1), 30-37.
- Mikalef, P., Pappas, I. O., Krogstie, J., & Giannakos, M. (2018). Big data analytics capabilities: a systematic literature review and research agenda. *Information Systems and e-Business Management*, 16(3), 547-578.
- Someh, I., Davern, M., Breidbach, C. F., & Shanks, G. (2019). Ethical issues in big data analytics: A stakeholder perspective. *Communications of the Association for Information Systems*, 44(1), 34.
- Behn, R. D. (2003). Why measure performance? Different purposes require different measures. *Public administration review*, 63(5), 586-606.
- Hood, C. (2012). Public management by numbers as a performance-enhancing drug: two Hypotheses. *Public Administration Review*, 72(s1), S85-S92.
- Muller, J., & Muller, J. Z. (2018). *The tyranny of metrics*. Princeton University Press.
- Zwitter, A. (2014). Big data ethics. *Big Data & Society*. <https://doi.org/10.1177/2053951714559253>