

BIG DATA ANALYTICS NO GERENCIAMENTO DA CADEIA DE SUPRIMENTOS: UM ESTUDO QUALITATIVO

Thiago Vieira de Souza

Prof. Dr. Kleinner Silva Farias de Oliveira

Resumo: *Contexto:* Este trabalho explora os principais processos da cadeia de suprimentos impactados pela utilização de técnicas de *big data analytics*. Ainda que estes conceitos estejam sendo extensivamente aplicados para o gerenciamento da cadeia de suprimentos, o número de trabalhos que examinam e classificam os principais processos na literatura atual ainda é escasso. *Objetivo:* Este artigo, portanto, fornece uma classificação da literatura atual sobre a utilização de *big data analytics* e fornece uma percepção de profissionais da área em relação a esse tema. *Método:* Um mapeamento sistemático da literatura foi elaborado e realizado com base em diretrizes práticas bem estabelecidas. No total, 50 estudos primários foram analisados e categorizados, selecionados por meio de um cuidadoso processo de filtragem de uma amostra de 5.437 estudos para responder seis questões de pesquisa formuladas. Além disso, uma *survey* foi elaborada e aplicado com profissionais atuantes na área. Ao total, 25 profissionais responderam um questionário com onze questões, sendo que dez procuram explorar a importância do *big data analytics* para as áreas da cadeia de suprimentos abordadas neste trabalho, e uma tem a intenção de elencar as três áreas onde o BDA pode ser mais impactante. *Resultados:* Mais de 60% dos estudos estão diretamente ligados à área de gerenciamento da cadeia; a maioria dos estudos realizou estudos empíricos, mas raramente classificaram ou detalharam os procedimentos metodológicos; quase 50% trazem modelos para otimização de algum processo ou previsões para uma melhor tomada de decisão; Mais de 50% dos profissionais que atuam na área acreditam que os processos onde *big data analytics* podem contribuir de forma efetiva são referentes ao gerenciamento de estoque e ruptura. *Conclusões:* Este estudo serve como uma base para que novas pesquisas e trabalhos futuros aconteçam, pois fornece uma revisão da literatura, apontando as principais áreas que estão sendo abordadas e faz um relacionamento com o entendimento destas áreas na prática.

Palavras-chave: *Big data Analytics*. Cadeia de Suprimentos. Análise de Dados.

1 INTRODUÇÃO

O avanço da tecnologia está transformando a forma como os dados são gerados e analisados. De acordo com Wamba et al. (2015), *big data* tem o potencial de revolucionar a arte do gerenciamento, e citam que o *big data* tem potencial para transformar todo o processo comercial. Este é um dos principais motivos que faz com que esse conceito de transformação seja tão relevante. Conforme citado por

Fosso Wamba et al. (2015), *big data* tornou-se um recurso para as organizações e tem sido caracterizado nos últimos anos por 5Vs, são eles: volume, velocidade, variedade, veracidade e valor. Volume conforme citado por Chen e Zhang (2014), trata-se do tamanho dos dados, efetivamente o espaço a ser ocupado, que vem crescendo exponencialmente e trazendo desafios para a atual capacidade de armazenamento. Velocidade segundo os mesmo autores, refere-se a velocidade no tráfego dos dados, essa característica está ligada tanto a entrada dos dados, quanto a saída. Variedade, de acordo com Tan et al. (2015), refere-se ao fato de que os dados podem ser gerados a partir de diversas plataformas, isto quer dizer que não há um padrão, cada plataforma gera o dado de acordo com a sua estrutura, algumas plataformas de exemplo são, sensores, internet das coisas, dispositivos móveis, redes sociais online e muitos outros. Por este motivo, os dados podem ser gerados de maneira desestruturada, semiestruturada e estruturada. Veracidade, segundo Gandomi e Haider (2015), foi definido pela IBM em 2012 e é o fator referente à falta de confiabilidade dos dados, e está principalmente ligado às informações provenientes dos sentimentos das pessoas, ou qualquer outro tipo de informação que tenha como base o julgamento humano. Valor de acordo com os mesmos autores, foi definido pela Oracle também em 2012 e está ligado à definição de dados importantes, pois informações de alto valor podem ser obtidas através das análises de *big data*. Dentre estes 5Vs, de acordo com Babiceano e Seker (2016), veracidade e valor representam o rigor do *big data analytics* (BDA), são particularmente importantes porque sem análise de dados, outros aspectos de processamento de *big data*, como volume, velocidade e variedade, não teriam muito valor. Conforme Tsai e Huan (2014), o BDA envolve o uso de técnicas avançadas de análise para extrair conhecimento valioso de grandes quantidades de dados, facilitando as tomadas de decisões. De acordo com Gunasekaran et al. (2016), os conceitos de BDA estão sendo extensivamente aplicados para o gerenciamento da cadeia de suprimentos (em inglês, *supply chain management* (SCM)), através de uma grande variedade de tecnologias como, for exemplo, sensores, códigos de barras, RFID, internet das coisas, etc., para integrar e coordenar todos os elos da cadeia (Seção 2). Exposto o visto, não surpreendentemente, cadeias de suprimentos estão sendo transformadas pelo BDA, e sua aplicação no SCM tem sido relatada em uma série de questões. Conforme Ramanathan, Subramanian e Parrott (2015), evidências empíricas demonstram múltiplas vantagens do BDA no SCM, incluindo custos

operacionais reduzidos, maior agilidade dos processos da cadeia, conseqüentemente, há um interesse crescente em identificar áreas e processos onde o BDA pode ser aplicado.

Existe uma série de artigos e revisões de literatura sobre aplicações de *big data analytics* no contexto de cadeia de suprimentos, mas a grande maioria se concentra em analisar aspectos relacionados aos ambientes operacionais, tais como linhas de produção de fábricas, desenvolvimento de produtos, montagem de produtos e entre outros. Para exemplificar esta afirmativa, Babiceano e Seker (2016), Dutta e Bose (2015) e O'Donovan et al. (2015) realizaram revisões de literatura sobre fluxo de material em operações de manufatura, enquanto Wamba et al. (2015) focaram em aplicações logísticas. De acordo com Hazen et al. (2016), poucas revisões da literatura que tratam de uma perspectiva ampla da cadeia de suprimentos cruzando com técnicas de BDA ainda são escassos. Por este motivo, este trabalho visa, através de um estudo de mapeamento sistemático e também de uma survey, elencar as áreas da cadeia de suprimento onde BDA exercem maiores impactos, bem como criar uma visão panorâmica da literatura atual.

O restante do artigo está organizado da seguinte forma. A Seção 2 apresenta conceitos necessários para o entendimento do restante do artigo. A Seção 3 apresenta as metodologias que foram utilizadas. A Seção 4 descreve os resultados do estudo de mapeamento sistemático e da *survey*. A Seção 5 aborda alguns desafios e direções futuras. Por fim, a Seção 6 apresenta as conclusões.

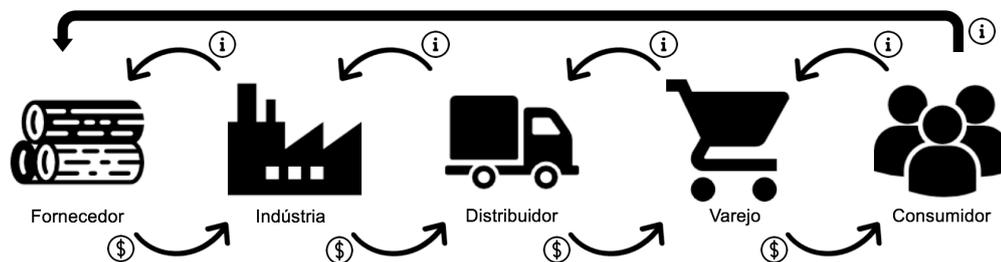
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Esta seção aborda os temas principais do trabalho proposto, incluindo gerenciamento da cadeia de suprimentos, *big data analytics* e estudo de mapeamento sistemático e *survey*. Estes temas são apresentados de tal forma que uma relação com o objetivo do trabalho seja percebida.

Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos. Conforme exposto por Ellram e Cooper (1998), o termo cadeia de suprimentos é mais comum na literatura que a definição de gerenciamento da cadeia de suprimentos. La Londe e Masters (1994), propuseram que uma cadeia de suprimentos é um conjunto de empresas que transportam os materiais. Normalmente, várias empresas independentes estão

envolvidas na fabricação de um produto e para colocá-lo nas mãos do usuário final, formam uma cadeia de suprimentos. Produtores de matérias-primas e componentes, fabricantes de produtos, grossistas, comerciantes de varejo e empresas de transporte são todos membros da cadeia dessa cadeia. Do mesmo modo, Lambert, Stock e Ellram (1998), definem uma cadeia de suprimentos como o alinhamento das empresas que trazem produtos ou serviços para o mercado. Estas definições podem ser visualizadas na Figura 1.

Figura 1 – Cadeia de Suprimentos



Fonte: Elaborado pelo autor.

De acordo com os autores Mentzer et al. (2001), as definições de SCM, podem ser classificadas em três categorias: Filosofia de Gerenciamento, Implementação de uma Filosofia de Gerenciamento e Conjunto de Processos de Gerenciamento. Em filosofia de gerenciamento conforme Ellram e Cooper (1998), o gerenciamento da cadeia de suprimentos adota uma abordagem de sistemas para visualizar a cadeia de suprimentos como uma entidade única, e não como um conjunto de partes fragmentadas, cada uma executando sua própria função. Em outras palavras, a filosofia da gestão da cadeia de suprimentos amplia o conceito de parceria em um esforço incomum para gerenciar o fluxo total de produtos do fornecedor para o cliente final. Nesta mesma linha de pensamento Cooper, Lambert e Pagh (1997), afirmam que o gerenciamento da cadeia de suprimentos é um conjunto de crenças de cada empresa da cadeia de suprimentos que afeta direta e indiretamente o desempenho de todos os outros membros da cadeia de suprimentos, bem como o melhor desempenho geral da cadeia de suprimentos.

Ao adotar implementação de uma filosofia de gerenciamento, Bowersox e Closs (1996) citam que as empresas devem estabelecer práticas de gestão que lhes permitam atuar ou comportar-se consistentemente com a filosofia. Como tal, muitos autores concentraram-se nas atividades que constituem o gerenciamento da cadeia

de suprimentos. Argumentam que para ser plenamente eficaz no ambiente competitivo de hoje, as empresas devem expandir seu comportamento integrado para incorporar clientes e fornecedores. Esta extensão de comportamentos integrados, através da integração externa, é designada por Bowersox e Closs como gerenciamento de cadeia de suprimentos. Neste contexto, a filosofia do gerenciamento da cadeia se transforma na implementação do gerenciamento da cadeia de suprimentos: um conjunto de atividades que realizam a filosofia. Greene (1991) cita que conjunto de atividades é um esforço coordenado chamado gerenciamento da cadeia de suprimentos entre os parceiros da cadeia de suprimentos, tais fornecedores, operadoras e fabricantes, para atender dinamicamente as necessidades do cliente final.

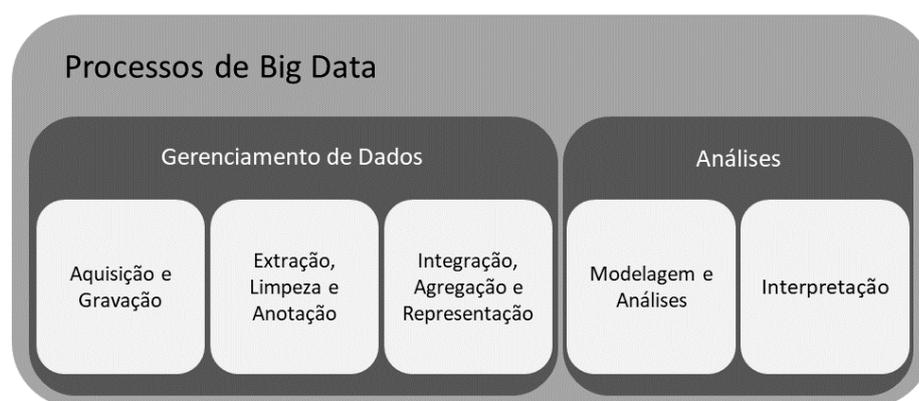
Ao contrário da perspectiva de muitos autores que dão foco nas atividades que constituem a gestão da cadeia de suprimentos, outros autores se concentraram no conjunto de processos de gerenciamento, como é o caso de Davenport (1993). Que define os processos como um conjunto de atividades estruturado e medido, projetado para produzir resultados específicos para um determinado cliente ou mercado. Nesta mesma linha La Londe e Masters (1994), sugerem que o gerenciamento da cadeia de suprimentos é o processo de gerenciamento de relacionamentos, informações e materiais que atravessam as fronteiras da empresa para oferecer melhor atendimento ao cliente e valor econômico através da gestão sincronizada do fluxo de bens físicos e informações associadas do abastecimento ao consumo.

Big Data Analytics. Diferentemente do que foi descrito por Doug Laney em 2001, onde o conceito de *big data* havia sido definido em 3Vs. Fosso Wamba et al. (2015), trouxeram uma nova visão para definição de *big data*, que passou a conter cinco elementos, volume, velocidade, variedade, veracidade e valor, formam o novo conceito de 5Vs. A partir da definição destes cinco elementos que compõe o *big data*, Babiceano e Seker (2016) afirmam que os elementos veracidade e valor, que representam respectivamente os elementos relacionados a confiabilidade e importância dos dados, são os elementos de mais importantes para BDA, pois o que torna o *big data* relevante é a sua capacidade de analisar e extrair dados de alto valor, os demais processos do *big data* não teriam tanta importância se não houvesse análise em cima dos dados. Tsai e Huan (2014), resumem bem o conceito

de BDA quando citam a utilização de avançadas técnicas de análise para extração de informações valiosas a partir de grandes massas de dados, e que isto por sua vez tem a capacidade de auxiliar na tomada de decisão.

De acordo com os autores Labrinidis e Jagadish (2012), *big data* não possui valor algum sem interpretação. O potencial valor do *big data* somente é desbloqueado quando alavancado para gerar tomadas de decisões. Para permitir uma tomada de decisão baseada em evidências, as organizações precisam de processos eficientes para transformar grandes volumes de dados rápidos e diversificados em informação relevante. O processo geral para extração de informações do *big data* pode ser dividido em cinco etapas: Aquisição e gravação; Extração, Limpeza e anotação; Integração, agregação e representação; Modelagem e análises; Interpretação. Segundo Gandomi e Haider (2015), estas cinco etapas formam dois subgrupos principais: Gerenciamento de dados; Análises. O gerenciamento de dados envolve processos e tecnologias de suporte para adquirir e armazenar dados, prepará-lo e recuperá-lo para análise. Análises, por outro lado, refere-se a técnicas utilizadas para analisar e adquirir inteligência a partir de dados importantes. Assim, a análise de *big data* pode ser vista como um subprocesso no processo geral de extração de informações de dados importantes, conforme mostra a Figura 2.

Figura 2 – Processos de Big Data



Fonte: Elaborado pelo autor.

Estudo de Mapeamento Sistemático (EMS) e Survey. De acordo com os autores Kitchenham, Budgen e Brereton (2011), o EMS visa explorar uma área de pesquisa mais ampla e classificar os estudos mais representativos em um assunto

específico. O EMS investiga questões genéricas de pesquisa, abordando principalmente questões relacionadas com o curso. Exemplos dessas questões seriam: quais os tópicos de pesquisa mais abordados, quais métodos empíricos frequentemente foram utilizados, quais técnicas foram amplamente adotadas, qual o grau de automatização das técnicas, quais técnicas são as mais utilizadas, quais pesquisadores têm realizado estudos em particular, que tipo de pesquisa foi realizada, em que estudos contextuais foram realizados e quais os problemas de pesquisa que têm estudos empíricos suficientes para apoiar uma revisão sistemática mais detalhada. Por outro lado, conforme afirmam os autores Wohlin et al. (2012), surveys têm o objetivo de entender a população, de onde a amostragem foi executada. Por exemplo, ao entrevistar 25 desenvolvedores sobre o que pensam de um novo processo, a opinião da maior população de 100 desenvolvedores na empresa pode ser avaliada. Surveys visam o desenvolvimento de conclusões generalizadas. Os mesmos autores ainda afirmam que surveys têm a capacidade de fornecer um grande número de variáveis para avaliar, mas é necessário estimar a maior quantidade de compreensão pelo número mais baixo de variáveis, já que essa redução também facilita o trabalho de coleta e análise de dados.

Conforme Kitchenham, Budgen e Brereton (2011), em termos de escopo, o EMS tende a ter um alcance mais amplo. Mesmo que uma ampla gama de artigos relacionados a uma área de tópicos seja considerada em EMS, geralmente somente os dados de classificação sobre esses estudos são produzidos. Em EMS, os estudos são classificados e agregados com base em um esquema de classificação pré-formatado por um conjunto de categorias. Os pesquisadores geralmente elaboram essas categorias em relação à informação disponível em artigos, incluindo o tipo de técnica, local de pesquisa, tipo de publicação, método de pesquisa usado, entre outros. Wohlin et al. (2012) por outro lado trazem a visão de que *surveys* podem ser conduzidas para possibilitar afirmações sobre algumas populações, também podem ser conduzidas explicar a compreensão ou não de determinados assuntos e ainda as *surveys* podem ser utilizadas como pré-estudo para uma investigação mais minuciosa, que apesar de não responder a questão de pesquisa básica, pode fornecer novas possibilidades para serem analisadas.

Ao executar um EMS, este artigo torna-se relevante área de SCM, devido a alguns motivos. Em primeiro lugar, a metodologia seguida garante que a revisão da literatura seja imparcial, rigorosa e auditável. Em segundo lugar, pretende analisar

os trabalhos anteriores para descobrir, avaliar e agregar todos os trabalhos de pesquisa relevantes sobre cadeia de suprimentos e BDA. Em terceiro lugar, fornece uma visão geral de um tópico de pesquisa e identifica se há subtópicos com estudos suficientes para conduzir outros tipos de análises. Além disso, este estudo fornece uma classificação e análise temática da literatura atual e identifica lacunas e algumas orientações de pesquisa para mais investigações, que podem ser vistas como motor essencial para futuros estudos. Com os resultados deste estudo, os pesquisadores orientam seus estudos para explorar as lacunas relatadas.

Em adição, será também executada a *survey* para confrontar os dados obtidos através do EMS e assim ter uma visão completa e mais detalhada se os processos que estão sendo cineticamente estudados vão de encontro aos pensamentos e visões da população.

3 METODOLOGIA

Objetivos e Questões de Pesquisa. O objetivo deste trabalho é duplo: (1) fornecer uma classificação da literatura atual sobre a utilização de *big data analytics* nos processos da cadeia de suprimentos; e (2) identificar os processos da cadeia onde BDA tem sido aplicado com maior frequência. Com base nisso, para o estudo de mapeamento sistemático foram formuladas seis questões de pesquisa (QP), desta forma as várias particularidades dos objetivos podem ser cuidadosamente exploradas. De acordo com Petersen, Vakkalanka e Kuzniarz (2015), as QPs nos estudos de mapeamento devem ser genéricos, para que descubra tendências de pesquisa ao longo do tempo e tópicos abordados na literatura. O Quadro 1 resume as QPs da seguinte maneira.

Quadro 1 – Questões de Pesquisa EMS

Questões de Pesquisa	Motivação	Variável
QP1: Em quais áreas do gerenciamento da cadeia de suprimentos está sendo aplicado <i>big data analytics</i> ?	Descobrir em quais áreas do gerenciamento da cadeia de suprimentos as técnicas de <i>big data analytics</i> estão sendo fortemente aplicadas.	Áreas da cadeia de suprimentos

QP2: Em que nível de análise <i>big data analytics</i> é utilizado nessas áreas do gerenciamento da cadeia de suprimentos?	Listar os principais níveis de <i>big data analytics</i> estão sendo utilizados para o gerenciamento da cadeia de suprimentos.	Níveis de <i>big data</i>
QP3: Que tipos de modelos de <i>big data analytics</i> são usados no gerenciamento da cadeia de suprimentos?	Classificar os modelos de <i>big data analytics</i> utilizados para a cadeia de suprimentos.	Modelos de <i>big data</i>
QP4: Que técnicas de <i>big data analytics</i> são utilizadas para desenvolver esses modelos?	Listar as principais técnicas de <i>big data analytics</i> utilizadas nos modelos.	Técnicas de <i>big data</i>
QP5: Quais são os métodos de pesquisa utilizados nos trabalhos?	Listar os métodos de pesquisa mais utilizados.	Métodos de pesquisa
QP6: Onde os estudos foram publicados?	Listar os veículos-alvo usados para divulgar os resultados.	Local de pesquisa

Fonte: Elaborado pelo autor.

Além disto foi realizada uma survey levando em consideração as principais áreas de aplicação de *big data analytics* na cadeia de suprimentos afim de identificar com base nas experiências de profissionais da área, quais dessas exercem maior impacto para a cadeia. Wohlin et al. (2012) citam que uma survey é um sistema para coletar informações de ou sobre pessoas para descrever, comparar ou explicar seus conhecimentos, atitudes e comportamento. Com base nisto foram desenvolvidos os questionamentos demonstrados no Quadro 2.

Quadro 2 – Questões Survey

ID	Questão
Q1	Considerando os processos da cadeia de suprimentos, você considera importante gerenciamento de estoque a partir de técnicas de Big Data Analytics?
Q2	Considerando os processos da cadeia de suprimentos, você concorda que Big Data Analytics podem auxiliar no gerenciamento do estoque em trânsito?
Q3	Considerando os processos da cadeia de suprimentos, você concorda que Big Data Analytics podem auxiliar no roteamento de veículos (logística)?
Q4	Considerando os processos da cadeia de suprimentos, você concorda que Big Data Analytics podem auxiliar na seleção de localização para instalações?
Q5	Considerando os processos da cadeia de suprimentos, você concorda que Big Data Analytics podem auxiliar na seleção de fornecedores?
Q6	Considerando os processos da cadeia de suprimentos, você concorda que Big Data Analytics podem auxiliar no armazenamento orientado por demanda?
Q7	Considerando os processos da cadeia de suprimentos, você concorda que Big Data Analytics

	podem auxiliar nos processos de demanda em tempo real?
Q8	Considerando os processos da cadeia de suprimentos, você concorda que Big Data Analytics podem auxiliar na redução de custos?
Q9	Considerando os processos da cadeia de suprimentos, você concorda que Big Data Analytics podem auxiliar para que não falte produto na gôndola?
Q10	Considerando os processos da cadeia de suprimentos, você concorda que Big Data Analytics podem auxiliar na coleta de pedidos?
Q11	Nas questões anteriores, foram citados pontos relevantes para a cadeia de suprimentos. Selecione os 3 processos que julgue ser os mais importantes, ou seja, os processos que na sua percepção exercem mais impacto ao longo da cadeia.

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.1 Estudo de Mapeamento

Esta seção tem como objetivo apresentar a forma como será realizada a revisão do estudo de mapeamento. A primeira subseção, estratégia de busca, trata da estratégia de busca utilizada para obter os estudos de relevância sobre o tema. A segunda subseção, critérios de inclusão e exclusão, que são as formas utilizadas para filtrar os estudos. A terceira subseção, filtragem dos trabalhos, trata da forma como foram os trabalhos foram filtrados ao longo do processo, para obter os estudos de maior relevância.

Estratégia de busca: Para atingir o resultado esperado, serão definidos alguns mecanismos de busca. Estes mecanismos serão criados com base em uma estrutura de string, onde serão definidos as palavras chaves e alguns de seus sinônimos, que devem ser aplicadas nos motores de busca, afim de garantir que a pesquisa tenha uma abrangência maior do assunto tratado.

Os motores de busca que serão utilizados na pesquisa são os seguintes:

- (1) ACM Digital Library
- (2) Google Scholar
- (3) IEEE Explore
- (4) Inspec
- (5) Science Direct
- (6) Scopus

(7) Springer Link

(8) Wiley Online Library

Antes de procurar artigos, é essencial identificar um conjunto efetivo de palavras-chave que possam capturar a síntese da literatura existente relacionada ao nosso tópico de pesquisa. Para isto foram classificadas as palavras-chave em três grupos:

- Grupo 1: Palavras relacionadas a gerenciamento da cadeia de suprimentos: “Cadeia de Suprimentos”; “Gerenciamento”; “Manufatura”; “Venda”; “Estoque”; “Logística”; “Pedidos”; “Transporte”.
- Grupo 2: Palavras relacionadas a *big data*: “Big Data”; “Dados”; “Volume de Dados”; “Velocidade dos Dados”; “Variedade de Dados”; “Armazenamento de Dados”.
- Grupo 3: Palavras relacionadas a análises: “Análise de Dados”; “Mineração de Dados”; “Análises Descritivas”; “Análises Preditivas”, “Análise Prescritiva”; “Aprendizado de Máquina”.

A partir da definição dos grupos citados a cima foi criada a seguinte *string* de busca:

((“Supply Chain” OR Manufacturing OR “Order Picking” OR Logistics) AND (“Big Data Analytics” OR “Predictive Analytics”))

Critérios de inclusão e exclusão. Esta seção tem como objetivo estabelecer critérios de exclusão e inclusão usados para filtrar os estudos recuperados das bases de dados eletrônicas selecionadas. A lista a seguir especifica os Critérios de Exclusão (CE) definidos. CE excluiu estudos que:

- **CE1:** seu título, resumo ou qualquer outra parte de seu conteúdo estavam intimamente relacionados às palavras-chave de busca (descritas na Seção 3.2.1), porém sem nenhuma interação semântica;
- **CE2:** são registro de patente, ou está em um estágio inicial, tipicamente apresentando um resumo e resumo das etapas futuras;
- **CE3:** seu título não tinha nenhum termo definido na string de pesquisa, nem mesmo o significado do título é completamente contrário ao objetivo das questões abordadas nas questões de pesquisa;
- **CE4:** o resumo não abordou nenhum aspecto das questões de pesquisa;
- **CE5:** apareceu em duplicata; e

- **CE6:** não abordou questões sobre big data *analytics* ou cadeia de suprimentos.

Por outro lado, os Critérios de Inclusão (CI) foram usados para adicionar trabalhos à nossa amostra. CI incluiu estudos que:

- **CI1:** artigos, trabalhos de conclusão, teses de mestrado e doutorado, ou mesmo dissertações focadas em big data analytics ou cadeia de suprimentos;
- **CI2:** foram publicadas ou disseminadas;
- **CI3:** estudos publicados ou disponíveis em revistas científicas, conferências, página de grupos de pesquisa ou instituições educacionais; e
- **CI4:** publicado até agosto de 2017.

Procedimentos de Seleção. Esta seção apresenta o processo de filtragem dos estudos, utilizado para selecionar os mais relevantes sobre o tema. De acordo com Petersen, Vakkalanka e Kuzniarz (2015), uma quantidade maior de artigos pode não ser melhor do que uma quantidade menor, se a quantidade menor forem uma melhor representação da população de artigos para o tópico alvo. Baseado nesta metodologia, o processo de filtragem a seguir, visa apresentar os procedimentos adotados para a seleção de estudos representativos:

- **Etapa 1: Busca inicial.** Coletar os resultados das pesquisas ao enviar a string de pesquisa às bibliotecas digitais.

- **Etapa 2: Filtro inicial.** Remover discrepâncias obtidas nos resultados da pesquisa. Para isso, os critérios de exclusão CE1 e CE2 serão aplicados. Chamada para papéis de conferências, edições especiais de periódicos, especificações de patentes, relatórios de nenhum material revisado por pares pode ser um exemplo desses trabalhos recuperados indevidamente.

- **Etapa 3: Filtro por título.** Filtrar estudos aplicando os critérios de exclusão, CE3. Para que seja removido qualquer estudo cujo título não tivesse um termo encontrado na string de pesquisa.

- **Etapa 4: Filtro por abstract.** Filtrar estudos considerando CE4. Para que sejam removidos os estudos cujo conteúdo não está relacionado com as principais questões abordadas nas questões de pesquisa Quadro 1.

- **Etapa 5: Combinação.** Todos os estudos filtrados do último passo são reunidos em um único local.

- **Etapa 6: Remoção das duplicidades.** É comum encontrar um estudo em duas ou mais bibliotecas. Aplica-se então o CE5 para remover todas as duplicidades, garantindo assim a singularidade de cada estudo.

- **Etapa 7: Filtro por texto.** Filtragem dos estudos aplicando o CE6 no texto completo, excluindo estudos que não são relevantes em relação ao tema abordado.

- **Etapa 8: Trabalhos representativos.** Definição da lista final dos estudos que são mais relevantes.

Filtragem: Esta seção apresenta a execução do processo de filtragem definido na sessão a cima, onde foram definidos no total oito etapas. A Figura 3 abaixo, ilustra o resultado obtido em cada etapa do processo de filtragem. A busca inicial dos artigos, recuperou 5.437 artigos, em seguida foram aplicados os critérios de exclusão CE1 e CE2, tendo 2,55% (139 artigos) descartados como impurezas. Dando continuidade no processo de filtragem, foi aplicado o critério de exclusão CE3 aos demais artigos (5.298), sendo 91,77% (4.862 artigos) filtrados através da revisão do título. Em seguida foi aplicado o CE4 em uma amostra de 436 estudos, onde 63,30% (276 artigos) foram descartados após uma revisão dos resumos. Os estudos restantes (160 artigos) foram reunidos, e esta combinação gerou uma amostra de 134 artigos, ou seja, 16,25% dos artigos foram filtrados nesta etapa. Próximo passo foi executar a eliminação das duplicidades, executando o CE5, esta etapa reduziu 28,35% (38 artigos). Em seguida foi aplicado o CE6, filtro por texto, esta etapa do processo descartou 26,04% (25 artigos). Ao examinar os 71 trabalhos restantes, observou-se algumas situações em que os assuntos foram abordados de forma similar, ou seja, trabalhos produzidos com bases nos artigos anteriores, dessa forma 29,57% (21 artigos) foram descartados. Por fim 50 artigos foram selecionados como os mais representativos para este estudo.

Figura 3 – Resultados do Processo de Seleção

	Busca Inicial	Filtro Inicial	Filtro por Título	Filtro por Abstract	Combinação	Remoção das Duplicidades	Filtro por Texto	Trabalhos Representativos
ACM Digital Library	0,38% filtrado	1039	90,82% filtrado	69,47% filtrado	29			
Google Scholar	0,0% filtrado	519	70,90% filtrado	66,88% filtrado	50			
IEEE Explore	0,0% filtrado	135	86,66% filtrado	50,00% filtrado	9			
Inspec	5,88% filtrado	1206	99,82% filtrado	50,00% filtrado	1			
Science Direct	1,80% filtrado	885	94,47% filtrado	56,25% filtrado	21			
Scopus	4,43% filtrado	361	80,00% filtrado	49,27% filtrado	35			
Springer Link	0,59% filtrado	1180	96,16% filtrado	80,00% filtrado	9			
Wiley Online Library	22,32% filtrado	112	90,80% filtrado	25,00% filtrado	6			
Total	2,55% filtrado	5437	91,77% filtrado	63,30% filtrado	160	28,35% filtrado	26,04% filtrado	29,57% filtrado
		5298	436	160	134	96	71	50

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.2 Survey

Em complemento ao estudo de mapeamento, foi realizada uma *survey* ou então no português pesquisa, para identificar de acordo com as experiências e visões dos participantes, em quais áreas e processos da cadeia de suprimentos *big data analytics* têm exercido maiores impactos. As seções a seguir trazem a visão da elaboração e execução da *survey*.

Seleção dos Participantes. A escolha dos participantes se deu através de definições de categorias de especialistas que fazem sentido para o trabalho, com base em suas experiências práticas e acadêmicas, sendo este, portanto, o limitador para que demais profissionais que não estejam inseridos neste meio, pudessem participar do trabalho. Os participantes necessitam encaixar-se em, no mínimo, um dos critérios citados a seguir:

- Ser dono/sócio de uma empresa atuante em alguma área da cadeia de suprimentos, ou de uma empresa de tecnologia que fornece produtos e/ou serviços para empresas da atuantes em alguma área da cadeia de suprimentos;

- b) Ser gestor de uma empresa atuante em alguma área da cadeia de suprimentos, ou de uma empresa de tecnologia que fornece produtos e/ou serviços para empresas da atuantes em alguma área da cadeia de suprimentos;
- c) Ser profissional de tecnologia de uma empresa atuante na área da cadeia de suprimentos;
- d) Ser profissional de planejamento estratégico e possuir conhecimento acerca da cadeia de suprimentos;
- e) Ser consultor empresarial e possuir experiência com empresas da cadeia de suprimentos;
- f) Ser professor ou pesquisador do tema *big data analytics*/cadeia de suprimentos.

Elaboração do Questionário. Para elaboração do questionário aplicado aos participantes do estudo, utilizou-se as referências adquiridas ao longo do estudo de mapeamento sistemático, onde foram levantados os principais pontos de impacto para a cadeia de suprimento. A partir disto surgiram dez questões afim de entender a relevância de *Big Data Analytics*, e também para confrontar os resultados entre as opiniões de profissionais e os estudos que estão sendo desenvolvidos nestas áreas. Além das questões relacionadas diretamente as áreas de atuação da cadeia de suprimentos, foi elaborada mais uma questão para que os participantes elencassem dentre as áreas questionadas, quais que na visão deles eram as três mais relevantes quando relacionada com a utilização de *big data analytics*.

Planejamento e Execução. Dada a construção do questionário, foi necessário encontrar profissionais que se encaixassem no perfil de participante deste estudo. Para isto optou-se por buscar empresas que atuem neste seguimento de negócio e então disponibilizar o questionário para os colaboradores. Para atingir os participantes, foi realizada da disponibilização de um link para resposta do questionário através de e-mail e redes sociais.

4 RESULTADOS

Esta seção apresenta em duas subseções os resultados obtidos através do estudo de mapeamento e também da *survey*. Em relação ao estudo de mapeamento será discutida cada questão de pesquisa formulada no Quadro 1, e em relação a *survey*, serão abordadas as questões formuladas no Quadro 2. Para os resultados do estudo de mapeamento, foram levados em consideração os cinquenta artigos mais representativos. Para os resultados da *survey*, foram levados em consideração as 25 respostas obtidas através do questionário aplicado.

4.1 Estudo de Mapeamento Sistemático

QP1: Áreas da Cadeia de Suprimentos. Esta questão levanta as áreas da cadeia de suprimentos onde os conceitos de *big data analytics* estão sendo empregados com maior frequência. Os principais resultados demonstrados na Tabela 1 serão apresentados a seguir. Percebe-se que 78% ou 39 dos 50 artigos avaliados concentram entre as áreas de gerenciamento da cadeia e gerenciamento da demanda. Estes resultados concentrados nestas duas áreas são compreensíveis, pois são áreas onde a gestão e as tomadas de decisão estão constantemente sendo exercidas. Processos de BDA são aplicados para trazer visibilidade e informação, com o intuito de auxiliar as tomadas de decisão destas áreas. Em complemento a estas informações, entender as necessidades do mercado tem sido um diferencial de muito valor, dominar esta variável implica em ter um controle eficaz da produção, evitando grandes produções sem demanda, o que por consequência reduzir grandes números de estoques e gastos com matérias primas desnecessários. O contrário também se aplica nesses casos, produzir pouco para muita demanda do mercado. Representando 22% ou 11 de 50 artigos avaliados estão as áreas de manufatura, transporte/logística e armazenamento/depósito. Estas áreas estão ligadas a diretamente a produção e não gestão, são áreas onde no geral o foco da aplicação de BDA é voltado para otimização, seja por redução de tempo, custo, matéria prima e demais variáveis.

Fica visível que BDA está sendo aplicado para áreas de gestão e controle, pois ter informação na tomada de decisão traz uma grande vantagem competitiva, no entanto, apesar de serem poucas exploradas, as áreas de produção da cadeia,

tem muito a ganhar com aplicações de BDA, pois muito processos podem ser otimizados, agregando valor ao produto.

Tabela 1 – Áreas da Cadeia de Suprimentos Vinculadas aos Artigos Avaliados

Áreas da Cadeia de Suprimentos	Nº de Estudos	Percentual	Lista de Artigos
Gerenciamento da Cadeia	32	64%	[A1], [A2], [A3], [A4], [A5], [A6], [A7], [A8], [A9], [A10], [A11], [A12], [A13], [A14], [A15], [A16], [A17], [A18], [A19], [A20], [A21], [A22], [A23], [A24], [A25], [A26], [A27], [A28], [A29], [A30], [A31], [A32], [A33], [A34], [A35], [A36], [A37], [A38], [A39], [A40], [A41], [A42], [A43], [A44], [A45], [A46], [A47], [A48], [A49]
Gerenciamento de Demanda	7	14%	[A5], [A6], [A10], [A11], [A21], [A46], [A50]
Manufatura	5	10%	[A2], [A3], [A19], [A23], [A29]
Transporte / Logística	3	6%	[A9], [A22], [A34]
Armazenamento / Depósito	3	6%	[A8], [A12], [A42]
Total	50		

Fonte: Elaborado pelo autor.

QP2: Níveis de *Big Data Analytics*: Esta questão de pesquisa levanta em quais níveis os conceitos de BDA estão sendo aplicados com maior frequência. Os principais resultados demonstrados na Tabela 2 serão apresentados a seguir. Dentre os níveis que foram encontrados, 66% ou 37 de 50 artigos avaliados representam os níveis de análise preditiva e descritiva. Estes tipos de análises se relacionam entre si, enquanto análise preditiva busca encontrar movimentos futuros baseados nos dados que estão sendo informados pelas mais diversas plataformas, análise descritiva busca encontrar relacionamento e/ou associações entre os dados históricos, a partir desses dados prever movimentos futuros. Os níveis de BDA misto e prescritivo representam 34% ou 17 de 50 artigos avaliados, estes dois níveis são de certa forma genéricos, pois o misto trata de nível de BDA que utiliza mais de uma técnica para obtenção dos resultados, enquanto que o prescritivo trata de ferramentas e/ou mecanismos utilizados para análise e apresentação de informações obtidas pelas técnicas de BDA.

É possível perceber a tendência dos níveis de BDA para análises do tipo preditiva e descritiva, o avanço da tecnologia e a forma como nos conectamos com ela, vem avançando ao longo dos anos, juntamente com ela, a quantidade de

informações que são geradas pelos mais variados meios vem aumentando exponencialmente, possibilitando que processos possam ser criados para analisar esse lago de informações, interpretar e prever situações.

Tabela 2 – Níveis de Big Data Analytics Vinculados aos Artigos Avaliados

Níveis de Big Data Analytics	Nº de Estudos	Percentual	Lista de Artigos
Preditiva	18	36%	[A1], [A3], [A4], [A5], [A8], [A12], [A14], [A19], [A22], [A33], [A36], [A37], [A39], [A40], [A42], [A44], [A46], [A50]
Descritiva	15	30%	[A6], [A7], [A9], [A10], [A11], [A17], [A18], [A23], [A24], [A26], [A27], [A32], [A38], [A48], [A49]
Mista	15	30%	[A2], [A13], [A15], [A16], [A20], [A22], [A25], [A29], [A30], [A34], [A35], [A41], [A43], [A45], [A47]
Prescritiva	2	4%	[A28], [A31]
Total	50		

Fonte: Elaborado pelo autor.

QP3: Modelos de *Big Data Analytics*: Esta questão de pesquisa levanta os modelos de BDA que estão sendo aplicados com maior frequência. Os principais resultados demonstrados na Tabela 3 serão apresentados a seguir. Os modelos de otimização e previsão representam juntos 48% ou 24 de 50 artigos avaliados. Modelo de otimização na sua essência procura através de informações otimizar alguma etapa da cadeia, seja por redução de tempo, custo ou processos, enquanto que modelo de previsão, procura fornecer previsões para um melhor posicionamento, geralmente está relacionado a gestão e tomada de decisão. Modelos de classificação e simulação representam 32% ou 16 de 50 artigos avaliados. Modelo de classificação foca em elencar os principais processos da cadeia para dar foco nos processos mais relevantes, enquanto que processos de simulação concentra esforços em simular situações futuras, geralmente em processos de manufatura, pois tem a capacidade de prever e/ou evitar possíveis problemas. Os demais modelos representam 20% ou 10 de 50 artigos avaliados, são eles, visibilidade, misto e outros. Apesar de serem os modelos com menor destaque, são modelos que relacionam entre si por apresentar técnicas relacionadas a gestão da informação, com foco em apresentar os dados. Trazem um papel fundamental

que já foi visto em outras seções, no entanto, em forma de modelo de BDA ainda são pouco explorados.

Analisando os modelos de BDA mais utilizados nos artigos, possível perceber uma maior representatividade para os modelos de otimização e previsão, no entanto, o grande foco do BDA tem sido a gestão da informação o auxílio na tomada de decisão, estes modelos podem sim ser utilizados para tal fim, mas seria interessante analisar por quais motivos de visibilidade estão sendo pouco utilizados

Tabela 3 – Modelos de Big Data Analytics Vinculados aos Artigos Avaliados

Modelos de Big Data Analytics	Nº de Estudos	Percentual	Lista de Artigos
Otimização	16	32%	[A2], [A3], [A6], [A9], [A10], [A16], [A17], [A19], [A20], [A22], [A26], [A32], [A33], [A34], [A37], [A49]
Previsão	8	16%	[A4], [A5], [A12], [A21], [A27], [A36], [A46], [A50]
Classificação	8	16%	[A23], [A25], [A31], [A35], [A41], [A43], [A45], [A48]
Simulação	8	16%	[A1], [A8], [A13], [A14], [A15], [A39], [A40], [A44]
Visibilidade	4	8%	[A7], [A11], [A18], [A29]
Misto	3	6%	[A28], [A30], [A42]
Outros	3	6%	[A24], [A38], [A47]
Total	50		

Fonte: Elaborado pelo autor.

QP4: Técnicas de *Big Data Analytics*: Esta questão de pesquisa levanta as técnicas de BDA que estão sendo aplicadas com maior frequência. Os principais resultados demonstrados na Tabela 4 serão apresentados a seguir. Técnicas mista, visualização e abordagem heurística, representam 68% ou 34 de 50 artigos avaliados. Estas técnicas tem uma alta representatividade, pois técnica mista como o próprio nome diz, utiliza de duas ou mais técnicas para compor uma estrutura de BDA. Técnica de visualização geralmente é utilizada para complementar técnicas de mineração de dados, que é uma das técnicas mais utilizadas nos últimos anos, podemos encontrar este tipo de técnica na maioria dos artigos que possuem classificação mista. Já abordagem heurística é amplamente utilizada para

otimização, e como este é um dos modelos de BDA mais utilizados, é compreensível a utilização dessa técnica em larga escala. As demais técnicas apresentadas representam 32% ou 16 de 50 artigos. São técnicas que apesar das suas importâncias, estão ligadas a processos muito específicos e por isso aparecem em menores quantidades, geralmente são utilizadas em conjunto com outras técnicas.

É possível perceber uma tendência a utilização de técnicas que podemos chamar de genéricas, pois podem ser aplicadas em todas as etapas da cadeia, além de serem técnicas focadas em fornecer informação e otimizar processos. Enquanto que técnicas específicas vêm sendo pouco utilizadas, apesar de fornecer um grande diferencial.

Tabela 4 - Técnicas de Big Data Analytics Vinculadas aos Artigos Avaliados

Técnicas de Big Data Analytics	Nº de Estudos	Percentual	Lista de Artigos
Misto	14	28%	[A1], [A2], [A7], [A19], [A22], [A24], [A25], [A28], [A30], [A39], [A44], [A47], [A49], [A50]
Visualização	11	22%	[A12], [A15], [A18], [A20], [A23], [A29], [A31], [A32], [A35], [A38], [A40]
Abordagem Heurística	9	18%	[A4], [A16], [A17], [A21], [A27], [A41], [A43], [A45], [A48]
Algoritmo Genérico	8	16%	[A3], [A9], [A10], [A11], [A13], [A26], [A34], [A42]
Regra de mineração	3	6%	[A33], [A36], [A37]
Árvore de Decisão	3	6%	[A6], [A8], [A14]
Análise de Sentimentos	2	4%	[A5], [A46]
Total	50		

Fonte: Elaborado pelo autor.

QP5: Modelos de Pesquisa: Esta questão de pesquisa busca entender quais foram os métodos de pesquisa utilizados pelos estudos selecionados. De acordo com Wieringa, Maiden, Mead e Rolland (2005), os estudos podem ser categorizados em seis métodos de pesquisa: proposta de solução, pesquisa de avaliação, pesquisa de validação, artigo de opinião, artigo de experiência e artigo filosófico (WIERINGA; MAIDEN; MEAD; ROLLAND, 2005). Os principais resultados demonstrados na Tabela 5 serão apresentados a seguir. Modelos de pesquisa da avaliação e modelos de pesquisa de solução, representam juntos 66% ou 33 de 50 artigos, estes modelos de pesquisa sugerem que artigos estão sendo desenvolvidos

visando avaliar processos existentes na cadeia, e/ou propor novas soluções para os mesmos. Os demais modelos representam 34% ou 17 de 50 artigos avaliados. Sugerem modelos de opinião e/ou trazem validações de conceitos e técnicas aplicadas nos estudos.

Por fim é possível perceber que trabalhos relacionados aos assuntos estudados, na sua grande maioria visam avaliar conceitos e técnicas que estão sendo utilizados, ou fornecer nossas soluções para os processos. Este comportamento tende a estar acontecendo devido as novas tecnologias que estão disponíveis no mercado, pois abrem muitas possibilidades de melhoria nos processos.

Tabela 5 - Modelos de Pesquisa Vinculados aos Artigos Avaliados

Modelos de Pesquisa	Nº de Estudos	Percentual	Lista de Artigos
Pesquisa de Avaliação	17	34%	[A4], [A5], [A6], [A7], [A12], [A15], [A17], [A19], [A21], [A23], [A28], [A29], [A36], [A39], [A40], [A44], [A50]
Proposta de Solução	16	32%	[A1], [A2], [A3], [A8], [A9], [A10], [A11], [A14], [A20], [A22], [A26], [A33], [A34], [A37], [A42], [A49]
Artigos de Opinião	9	18%	[A27], [A30], [A31], [A35], [A41], [A43], [A45], [A46], [A48]
Pesquisa de Validação	8	16%	[A13], [A16], [A18], [A24], [A25], [A32], [A38], [A47]
Total	50		

Fonte: Elaborado pelo autor.

QP6: Local de Pesquisa: Nesta questão de pesquisa é investigado quando e onde os estudos avaliados foram publicados. Os resultados demonstrados na Tabela 6 serão apresentados a seguir. O principal objetivo é examinar a recente tendência de pesquisa da utilização de *big data analytics* para processos da cadeia de suprimentos. Por este motivo, o ano de publicação e a fonte para cada estudo selecionado foram coletados. O Gráfico 1 fornece uma cronologia para todos os estudos avaliados. A linha cinza sólida no Gráfico 1 resume o número de estudos avaliados publicados por ano de 2010 a 2017. Embora o período definido na estratégia de pesquisa seja até 2017, nenhum estudo foi encontrado antes de 2010. Isso pode ter ocorrido porque *big data* teve sua primeira definição em 2001, mas

ainda era algo muito distante do que entendemos hoje, até que se tivesse um real entendimento e usabilidade dessas novas tecnologias que estavam surgindo, pode ter levado alguns anos. Entre 2011 e 2014 a pesquisa sobre BDA para cadeia de suprimentos sofreu um aumento considerável, mas foi em 2016 com a grande explosão do *big data* que as pesquisas tiveram o principal pico.

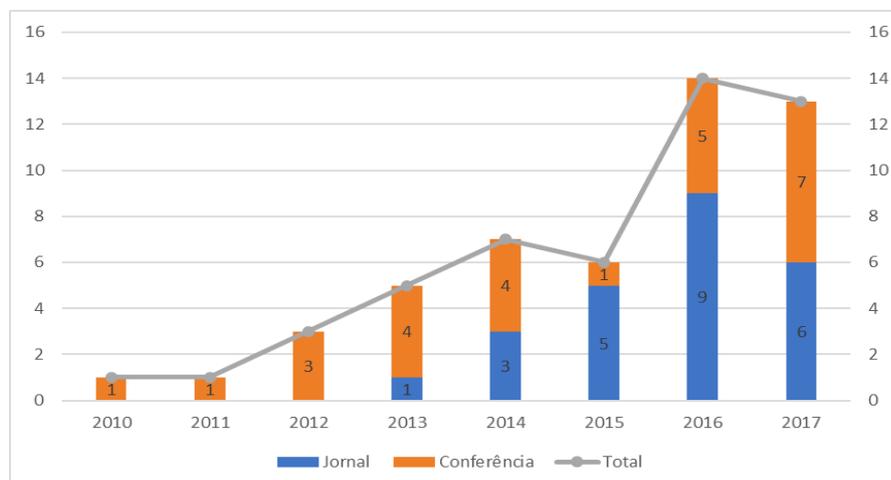
Pode-se perceber que nos anos 2016 e 2017 o número de pesquisas relacionadas ao tema teve um número considerável, no entanto, será necessário acompanhar os anos seguintes para que se possa afirmar que BDA vem sendo amplamente utilizada para processos da cadeia de suprimentos, pois em 2017 as pesquisas sofreram uma leve queda.

Tabela 6 – Locais de Pesquisa Vinculados aos Artigos Avaliados

Local de Pesquisa	Nº de Estudos	Percentual	Lista de Artigos
Conferência	26	52%	[A4], [A5], [A8], [A9], [A10], [A11], [A13], [A14], [A15], [A18], [A19], [A24], [A25], [A28], [A30], [A31], [A32], [A33], [A34], [A38], [A39], [A40], [A41], [A42], [A43], [A44]
Jornal	24	48%	[A1], [A2], [A3], [A6], [A7], [A12], [A16], [A17], [A20], [A21], [A22], [A23], [A26], [A27], [A29], [A35], [A36], [A37], [A45], [A46], [A47], [A48], [A49], [A50]
Total	50		

Fonte: Elaborado pelo autor.

Gráfico 1 – Locais de Pesquisa vs. Ano



Fonte: Elaborado pelo autor.

4.2 Survey

Dando seguimento a descrição dos dados obtidos, tem-se a análise dos resultados da *survey*, para que seja possível confrontar com os resultados obtidos no estudo de mapeamento. Com a intenção de dar foco na análise dos resultados, vamos começar pela questão de número onze, onde os resultados demonstrados na Tabela 7 serão apresentados a seguir. O principal objetivo desta questão é elencar dentre as áreas da cadeia de suprimentos, quais os participantes consideram que BDA exercem maiores impactos. Gerenciamento de estoque, ruptura e redução de custos, representam juntos 67% ou 50 de 75 respostas, por tanto as questões referentes a estas três áreas serão apresentadas a seguir.

Tabela 7 – Principais Processos da Cadeia de Suprimentos

Questão 11	Nº de Respostas	Percentual
Gerenciamento de Estoque	22	29%
Falta de Produto na Gôndola (Ruptura)	19	25%
Redução de Custos	9	12%
Processos de Demanda em Tempo Real	6	8%
Armazenamento Orientado a Demanda	5	7%
Gerenciamento de Estoque em Trânsito	4	5%
Roteamento de Veículos (logística)	4	5%
Seleção de Fornecedores	3	4%
Coleta de Pedidos	2	3%
Localização para Instalações	1	1%
Total	75	

Fonte: Elaborado pelo autor.

Q1: Gerenciamento de Estoque: Esta questão procura compreender na visão de especialistas, se o processo de gerenciamento de estoque da cadeia de suprimentos pode ser auxiliado pela utilização de BDA. Os principais resultados demonstrados na Tabela 8 serão apresentados a seguir. Dentre as respostas obtidas, 84% ou 21 de 25 repostas, concordam totalmente que BDA podem auxiliar este processo, enquanto 16% ou 4 de 25 respostas, concordam.

Pode-se perceber que todos os participantes concordaram que este é um dos processos quem mais podem ser auxiliados pela utilização de BDA, não houveram

respostas neutras ou negativas. Fica como ponto de atenção para que trabalhos e atividades possam ser desenvolvidas utilizando esta área da cadeia.

Tabela 8 – Gerenciamento de Estoque

Questão 1	Nº de Respostas	Percentual
Concorda totalmente	21	84%
Concorda	4	16%
Neutro	0	0%
Discorda	0	0%
Discorda totalmente	0	0%
Total	25	

Fonte: Elaborado pelo autor.

Q9: Gerenciamento de Ruptura: Esta questão procura compreender na visão de especialistas, se o processo de gestão e controla de ruptura da cadeia de suprimentos pode ser auxiliado pela utilização de BDA. Os principais resultados demonstrados na Tabela 9 serão apresentados a seguir.

Tabela 9 – Gerenciamento de Ruptura

Questão 9	Nº de Respostas	Percentual
Concorda totalmente	21	84%
Concorda	3	12%
Neutro	1	4%
Discorda	0	0%
Discorda totalmente	0	0%
Total	25	

Fonte: Elaborado pelo autor.

5 DISCUSSÃO E DESAFIOS

Este estudo busca não apenas fornecer através do estudo de mapeamento, informações úteis a pesquisadores e profissionais interessados em entender quais são as áreas da cadeia de suprimentos que mais estão sendo impactadas pelo BDA,

mas também trazer uma percepção de como estes processos estão sendo vistos e utilizados na prática, para assim criar uma relação e direcionar novos desafios.

Percepção dos Resultados Acadêmicos vs. Profissionais. Conforme pode ser observado através da interpretação das seguintes tabelas: Tabela 1 e Tabela 7. Os resultados acadêmicos na sua maioria estão focados em apresentar recursos de BDA voltados para gestão da cadeia, ou seja, métodos que auxiliem na tomada de decisão dos mais diversos processos, por outro lado de acordo com a amostra realizada com profissionais da área, BDA, vem sendo utilizado e/ou na percepção dos profissionais pode auxiliar melhor as áreas de estoque e ruptura. Essa falta de conexão entre o que está sendo pesquisado e o que está sendo aplicado na prática, abre muitas portas para novas investigações, seja focando pesquisa e esforços em áreas onde já estão sendo utilizados os conceitos; seja aplicando esses conceitos em processos de gestão. Aplicar, executar e acompanhar alguma das técnicas na prática, devem trazer resultados bastantes interessantes de serem analisados e divulgados.

Arquitetura para BDA em Tempo Real. No decorrer deste trabalho, pode ser analisado uma forte tendência na utilização de técnicas preditivas e aprendizado de máquina, onde as características mais fortes são a utilização de dados históricos criação de relacionamentos, no entanto, existe uma deficiência em técnicas para utilização de BDA em tempo real, onde informações são instantaneamente coletadas e analisadas. Este tende a ser um caminho próspero para o futuro, pois conceitos de cidades inteligentes e demais avanços nos mais diversos aparelhos, tornam as informações cada vez mais completas e mais acessíveis, tornando tudo muito dinâmico. Cada vez mais a informação é obtida em menos tempo, é necessário que técnicas de análise possam acompanhar esse ritmo.

6 CONCLUSÃO

Este trabalho tinha como objetivo fornecer uma classificação da literatura atual, e a partir dessa classificação, elencar as principais áreas da cadeia de suprimentos, onde os conceitos de *big data analytics* estão sendo empregados. Afim de criar uma relação com o que está sendo pesquisado e estudado na academia, surgiu a ideia

da realização de uma *survey* e com base nela criar uma amostragem para comparação.

Levando em consideração o método de filtragem elaborado para o estudo de mapeamento, ao final do processo foram extraídos 50 artigos para análise, que foram classificados de acordo com as questões de pesquisa elaboradas. A partir destas questões de pesquisa foi possível identificar o rumo que os estudos estão tomando. Conforme os objetivos principais deste estudo, identificou-se que mais de 70% das áreas onde conceitos de BDA estão sendo aplicados possuem relação com gestão, a grande maioria voltada para gestão de algum processo da cadeia e o restante voltado para gestão de demanda, contudo, a amostragem realizada com os 25 profissionais demonstra que a percepção é diferente. Para os profissionais, as áreas que mais são beneficiadas da utilização de BDA são as áreas de estoque e ruptura.

As principais contribuições deste trabalho foram: (1) revisão e classificação da literatura atual; (2) identificação das áreas da cadeia de suprimentos mais impactadas por BDA, tanto no âmbito acadêmico como no âmbito profissional; (3) apresentação das principais técnicas de BDA utilizadas. Entende-se que estas contribuições tem um grande valor, pois direcionam trabalhos relacionados a estas áreas e por trazer uma amostra do entendimento da população possibilitam que experiências práticas possam ser aplicadas com maior facilidade.

REFERÊNCIAS

ABRAHAM, Ajith; DAS, Swagatam (Ed.). **Computational intelligence in power engineering**. Springer, 2010.

ASSUNÇÃO, Marcos D. et al. **Big Data computing and clouds: Trends and future directions**. Journal of Parallel and Distributed Computing, v. 79, p. 3-15, 2015.

BABICEANU, Radu F.; SEKER, Remzi. **Big Data and virtualization for manufacturing cyber-physical systems: A survey of the current status and future outlook**. Computers in Industry, v. 81, p. 128-137, 2016.

BARBIER, Geoffrey; LIU, Huan. **Data mining in social media**. In: **Social network data analytics**. Springer, Boston, MA, 2011. p. 327-352.

CHEN, CL Philip; ZHANG, Chun-Yang. **Data-intensive applications, challenges, techniques and technologies: A survey on Big Data**. Information Sciences, v. 275, p. 314-347, 2014.

CHEN, Min; MAO, Shiwen; LIU, Yunhao. **Big data: A survey. Mobile networks and applications**, v. 19, n. 2, p. 171-209, 2014

CHUNG, Wingyan. BizPro: **Extracting and categorizing business intelligence factors from textual news articles**. International Journal of Information Management, v. 34, n. 2, p. 272-284, 2014.

COOPER, Martha C.; LAMBERT, Douglas M.; PAGH, Janus D. **Supply chain management: more than a new name for logistics**. The international journal of logistics management, v. 8, n. 1, p. 1-14, 1997.

ELLRAM, Lisa M.; COOPER, Martha C. **Supply chain management, partnership, and the shipper-third party relationship**. The International Journal of Logistics Management, v. 1, n. 2, p. 1-10, 1990.

FAN, Jianqing; HAN, Fang; LIU, Han. **Challenges of big data analysis**. National science review, v. 1, n. 2, p. 293-314, 2014.

FOSSO WAMBA, Samuel et al. **Guest editorial: information technology-enabled supply chain management**. Production Planning & Control, v. 26, n. 12, p. 933-944, 2015.

GANDOMI, Amir; HAIDER, Murtaza. **Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics**. International Journal of Information Management, v. 35, n. 2, p. 137-144, 2015.

GUNASEKARAN, Angappa et al. **Big data and predictive analytics for supply chain and organizational performance**. Journal of Business Research, v. 70, p. 308-317, 2017.

LABRINIDIS, Alexandros; JAGADISH, Hosagrahar V. **Challenges and opportunities with big data**. Proceedings of the VLDB Endowment, v. 5, n. 12, p. 2032-2033, 2012.

LANEY, Doug. **3D data management: Controlling data volume, velocity and variety.** META Group Research Note, v. 6, n. 70, 2001.

LUMMUS, Rhonda R.; KRUMWIEDE, Dennis W.; VOKURKA, Robert J. **The relationship of logistics to supply chain management: developing a common industry definition.** Industrial Management & Data Systems, v. 101, n. 8, p. 426-432, 2001.

MENTZER, John T. et al. **Defining supply chain management.** Journal of Business logistics, v. 22, n. 2, p. 1-25, 2001.

PETERSEN, Kai; VAKKALANKA, Sairam; KUZNIARZ, Ludwik. **Guidelines for conducting systematic mapping studies in software engineering: An update.** Information and Software Technology, v. 64, p. 1-18, 2015.

RAMANATHAN, Usha; SUBRAMANIAN, Nachiappan; PARROTT, Guy. **Role of social media in retail network operations and marketing to enhance customer satisfaction.** International Journal of Operations & Production Management, v. 37, n. 1, p. 105-123, 2017.

TAN, Kim Hua et al. **Harvesting big data to enhance supply chain innovation capabilities: An analytic infrastructure based on deduction graph.** International Journal of Production Economics, v. 165, p. 223-233, 2015.

TSAI, Chieh-Yuan; HUANG, Sheng-Hsiang. **A data mining approach to optimise shelf space allocation in consideration of customer purchase and moving behaviours.** International Journal of Production Research, v. 53, n. 3, p. 850-866, 2015.

WAMBA, Samuel Fosso et al. **How 'big data' can make big impact: Findings from a systematic review and a longitudinal case study.** International Journal of Production Economics, v. 165, p. 234-246, 2015.

WOHLIN, Claes et al. **Experimentation in software engineering.** Springer Science & Business Media, 2012.