

CENTRO ESTADUAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA PAULA SOUZA
UNIDADE DE PÓS-GRADUAÇÃO, EXTENSÃO E PESQUISA
MESTRADO PROFISSIONAL EM GESTÃO E TECNOLOGIA
EM SISTEMAS PRODUTIVOS

Hamilton Moreira da Cunha Junior

**BIG DATA E CRIAÇÃO DE VALOR NO SETOR PRODUTIVO - *FRAMEWORK* NA
INDÚSTRIA DE MANUFATURA**

São Paulo

2021

HAMILTON MOREIRA DA CUNHA JUNIOR

**BIG DATA E CRIAÇÃO DE VALOR NO SETOR PRODUTIVO - *FRAMEWORK* NA
INDÚSTRIA DE MANUFATURA**

Dissertação apresentada como exigência parcial para a obtenção do título de Mestre em Gestão e Tecnologia em Sistemas Produtivos do Centro Estadual de Educação Tecnológica Paula Souza, no Programa de Mestrado Profissional em Gestão e Tecnologia em Sistemas Produtivos, sob a orientação da Profa. Dra. Eliane Antônio Simões.

São Paulo

2021

Cunha Junior, Hamilton Moreira da
C972b Big data e criação de valor no setor produtivo – *framework*
na indústria de manufatura / Hamilton Moreira da Cunha Junior
– São Paulo: CPS, 2021.
113 f. : il.

Orientadora: Profa. Dra. Eliane Antonio Simões
Dissertação (Mestrado Profissional em Gestão e Tecnologia
em Sistemas Produtivos) – Centro Estadual de Educação
Tecnológica Paula Souza, 2021.

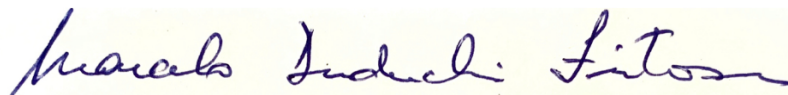
1. Indústria 4.0. 2. Big data. 3. Analytics. 4. Manufatura
inteligente. I. Simões, Eliane Antonio. II. Centro Estadual de
Educação Tecnológica Paula Souza. III. Título.

HAMILTON MOREIRA DA CUNHA JUNIOR

**BIG DATA E CRIAÇÃO DE VALOR NO SETOR PRODUTIVO - *FRAMEWORK* NA
INDÚSTRIA DE MANUFATUR**



Profa. Dra. Eliane Antônio Simões



Prof. Dr. Marcelo Duduchi Feitosa



Prof. Dr. Dagoberto Hélio Lorenzetti

São Paulo, 17 de Julho de 2021

Dedico este trabalho a minha família, esposa e filhos queridos que sempre acreditaram nas minhas convicções, cedendo espaço do pouco tempo que me dedicava a eles, para me engajar nesta pesquisa e no meu desenvolvimento pessoal e profissional.

AGRADECIMENTOS

Sou muito grato a minha orientadora Eliane Antônio Simões, a qual agradeço profundamente pela paciência e sabedoria em conduzir as discussões durante todo o processo de formação, formatação e desenvolvimento da minha pesquisa. Muito obrigado pela confiança, orientação e ensinamentos do árduo caminho que é o processo de pesquisa científica.

Agradeço aos professores doutores Eliane Antônio Simões, Antônio Cesar Galhardi, Marcelo Tsuguio Okano e Rosinei Batista Ribeiro, que me transferiram tantos conceitos relacionados ao processo de pesquisa, metodologia, inovação e transformação digital no âmbito profissional e de pesquisa científica.

Agradeço aos professores doutores Napoleão Verardi Galeale, Marcelo Duduchi Feitosa e Marília Macorin de Azevedo por me transferirem importantes ensinamentos sobre a gestão de tecnologia da Informação e, conseqüentemente, o tema principal da minha pesquisa, que é Big Data como tecnologia habilitadora de inovação e adição de valor no processo de manufatura.

Agradeço à coordenação e equipe do Centro Paula Souza e a todos os professores pelos ensinamentos e por fazer deste mestrado um processo de aprendizado que certamente contribuirá muito para o meu contínuo aprendizado profissional e pessoal.

Aos meus grandes e queridos colegas de classe, agradeço o apoio, auxílio e companheirismo que desenvolvemos no decorrer do curso. Faço uma menção especial ao colega e agora grande amigo, Vinícius Pires, que, apesar de jovem, foi um mentor experiente no decorrer do curso e em trabalhos e artigos escritos em conjunto.

Agradeço aos participantes da pesquisa *Survey* e sessão de Grupo Focal, os quais tanto contribuíram para a avaliação, validação e reflexões para o aprimoramento do melhor artefato – *Framework* desenvolvido.

Finalmente, quero agradecer a minha mãe, Elazir Henriques Moreira e a meu pai, Hamilton Moreira da Cunha (em memória), que me criaram transferindo toda sua educação, ética, responsabilidade e carinho.

A vida é engraçada mesmo: Quando a gente acha que tem todas as respostas, ela vem e muda todas as perguntas ...

Luiz Fernando Veríssimo (Porto Alegre, 26 de setembro de 1936)

Luiz Fernando Veríssimo é escritor, humorista, cartunista, tradutor, roteirista de televisão, autor de teatro e romancista brasileiro. Já foi publicitário e revisor de jornal. É ainda músico, tendo tocado saxofone em alguns conjuntos. Com mais de 80 títulos publicados, é um dos mais populares escritores brasileiros contemporâneos. É filho do também escritor Érico Veríssimo.

RESUMO

CUNHA JUNIOR, H. M. **Big Data e Criação de Valor no Setor Produtivo - *Framework na Indústria De Manufatura***. 110 f. Dissertação (Mestrado Profissional em Gestão e Tecnologia em Sistemas Produtivos). Centro Estadual de Educação Tecnológica Paula Souza, São Paulo, 2021.

A Tecnologia da Informação passa por um rápido desenvolvimento sustentado por descobertas disruptivas, que permeiam a indústria de manufatura e permitem a fusão de mundos físicos e virtuais através de sistemas físicos cibernéticos (CPS), marcando o advento da quarta revolução industrial, a Indústria 4.0. O objetivo deste trabalho é desenvolver *framework* conceitual e estratégico de avaliação da tecnologia Big Data, para ser utilizado pelos gestores da indústria manufatureira com o objetivo de aumentar valor, eficiência, ganho de competitividade e fomentar inovações. O método aplicado no estudo foi o *Design Science Research*, seguindo o processo sugerido por Hevner (2007). O trabalho iniciou-se pelo desenvolvimento e formação da fundamentação teórica, como base de conhecimento para o processo de aprendizado, sendo utilizado para isso artigos científicos de bases relevantes das áreas pesquisadas, como *Google Scholar*, *Science Direct* e *Scopus Preview*, o que garantiu o ciclo de rigor do estudo, e finalizou-se com o processo de criação, desenvolvimento e avaliação do artefato proposto. Como resultado do estudo, identificaram-se as tecnologias habilitadoras da indústria 4.0 que devem ser integradas ao Big Data, seis vetores fundamentais e característicos do Big Data na indústria manufatureira, sendo estes Volume, Velocidade, Variedade, Veracidade, Visibilidade e Vulnerabilidade dos dados, além da necessidade de alinhamento da estratégia, governança dos dados, equipes e gestões competentes, liderança no processo e, finalmente, a cultura de dados da organização como base do sucesso e criação de valor proposto. O Ciclo de Relevância do *Framework* Proposto fez-se presente através de uma Pesquisa *Survey* aplicada a engenheiros de Automação, analistas de Sistemas e Profissionais de TI, os quais ofereceram *Inputs* relevantes e, após os ajustes necessários, uma sessão de Grupo Focal, aplicada a Usuários Especialistas da Tecnologia Big Data, contribuíram para validar o Artefato.

Palavras Chaves: Indústria 4.0, Big Data, Analytics, Manufatura Inteligente

ABSTRACT

CUNHA JUNIOR, H. M. **Big Data and Value Creation in the Productive Sector - Framework in the Manufacturing Industry**. 80 p. - Dissertation (Professional Master in Management and Technology in Productive Systems). Centro Estadual de Educação Tecnológica Paula Souza, São Paulo, 2021.

Information Technology is undergoing rapid development supported by disruptive discoveries, in terms of its application and potential, such as cloud computing, internet of things, big data, additive technologies, machine learning and artificial intelligence. These concepts permeate the manufacturing industry, allow the fusion of physical and virtual worlds through cyber physical systems (CPS) and mark the advent of the fourth industrial revolution, Industry 4.0. The objective of this work is to develop a conceptual and strategic framework for evaluating Big Data technology, to be used by managers in the manufacturing industry in order to increase value, efficiency, gain in competitiveness and foster innovation. The method applied in the study was Design Science Research, following the process suggested by Hevner (2007). The work began with the development and formation of theoretical foundations, as a knowledge base for the learning process, using scientific articles from relevant bases in the researched areas, such as Google Scholar, Science Direct and Scopus Preview, which ensured the cycle of rigor of the study, and ended with the process of creation, development and evaluation of the proposed artifact. As a result of the study, the enabling technologies of industry 4.0 that should be integrated into Big Data were identified, six fundamental and characteristic vectors of Big Data in the manufacturing industry, these being Volume, Speed, Variety, Veracity, Visibility and Vulnerability of data, in addition to the need for strategy alignment, data governance, competent teams and management, process leadership and, finally, the organization's data culture as the basis for success and the creation of proposed value. The Relevance Cycle of the Proposed Framework was present through a Survey applied to specialists, Automation engineers, Systems analysts and IT Professionals, who offered relevant Inputs and, after the necessary adjustments, a Focus Group session, applied to Expert Users of Big Data Technology, contributed to validate the Artefact. In addition to qualitative results, the study also offers quantitative results that contribute to the conclusion and relevance of the work.

Key Words: Industry 4.0, Big Data, Analytics, Smart Manufacturing

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Níveis de capacidades analíticas das organizações	63
Quadro 2: Termos utilizados por diferentes autores da área	73

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1: <i>Survey</i> - Big Data como cérebro da Manufatura Inteligente	80
Gráfico 2: <i>Survey</i> - Definição do Termo Big Data	81
Gráfico 3: <i>Survey</i> – Tecnologias Habilitadoras	83
Gráfico 4: <i>Survey</i> – Princípios de Design	84
Gráfico 5: <i>Survey</i> – O desafio dos 6 V’s.....	84
Gráfico 6: <i>Survey</i> - Vetores Fundamentais e suas relevâncias	85
Gráfico 7: <i>Survey</i> - Maturidade de Capacidade Organizacional	88
Gráfico 8: <i>Survey</i> – Maturidade da Indústria Brasileira	89
Gráfico 9: <i>Survey</i> – Maturidade da Indústria – Opinião de Especialistas	90
Gráfico 10: <i>Survey</i> – Framework Proposto e sua Relevância	91
Gráfico 11: <i>Survey</i> – Ganho de Competitividade e Criação de Valor	91

LISTA DE FIGURAS

Figura 1:	Aumento do interesse por Big Data e Analytics no mundo, desde 2004	26
Figura 2:	A evolução da tecnologia de dados	29
Figura 3:	Princípios de Design e tendências tecnológicas da indústria 4.0	34
Figura 4:	Arquitetura da Indústria 4.0 – Ambiente de Manufatura	55
Figura 5:	Papéis estratégicos do Big Data	61
Figura 6:	<i>Framework</i> utilizado para desenvolvimento do Artefato	68
Figura 7:	Metodologia <i>Design Science Research</i>	70
Figura 8:	<i>Framework</i> proposto.....	77
Figura 9:	<i>Framework</i> Versão Final.....	102

LISTA DE SIGLAS

AR	<i>Augmented Reality</i>
BI & A	Business Intelligence and Analytics
BI	<i>Business Intelligence</i>
MES	<i>Manufacture Execution System</i>
CPS	<i>Cyber Physical System</i>
CPPS	<i>Cyber Physical Production System</i>
CNC	<i>Computer Numerical Control</i> (Controles numéricos computadorizados)
CAX	Plataforma de projetos e desenvolvimentos de produtos
CAD	<i>Computer Assisted Design</i>
CAPP	<i>Computer Aided Processing Planning</i>
CAM	<i>Computer Aided Manufacturing</i>
CAE	<i>Computer Aided Engineering</i>
CEO	<i>Chief Executive Officer</i>
CRM	<i>Customer Relationship Management</i>
DW	<i>Data Warehouse</i>
DSR	<i>Design Science Research</i>
DT	<i>Digital Twins</i>
ERP	<i>Enterprise Resource Planning</i>
EMS	<i>Energy Management System</i>
ETL	<i>Extraction, Transformation and Loading</i>
IEM	<i>Interchange Exchange Model</i>
IoT	<i>Internet of Things</i>
IoD	<i>Internet of Data</i>
IIoT	<i>Industrial Internet of Things</i>
IoS	<i>Internet of Services</i>

IoP	<i>Internet of People</i>
MaaS	<i>Manufacture as a Service</i>
O&M	<i>Operation and Maintenance</i>
OLAP	<i>On-Line Analytical Processing</i>
PeaaS	<i>People as a Service</i>
PIM	<i>Plant Information Model</i>
PLM	<i>Product Life Management</i>
PLC	<i>Programmable Logical Controller</i>
PPM	<i>Production Process model</i>
PaaS	<i>Product as a Service</i>
SCADA	<i>Supervisory Control and Data Acquisition Systems</i>
SCM	<i>Supply Chain Management</i>
SD	<i>Social Devices</i>
SFC	Sistemas Físicos Cibernéticos
TI	Tecnologia da Informação
TB	<i>Terabytes</i>
TIC	Tecnologia de Informação e Comunicação
WoT	<i>Web of Things</i>
ZB	<i>Zettabytes</i>

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	18
1 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	23
1.1 O processo evolutivo da captação de barras	23
1.2 Big Data – Conceito e Evolução	27
1.3 A transformação para a Indústria 4.0	32
<i>1.3.1 Tecnologias Habilitadoras</i>	34
<i>1.3.2 Princípios de Design</i>	43
1.4 Arquitetura da Indústria 4.0	51
<i>1.4.1 Manufatura Inteligente</i>	53
<i>1.4.2 Integração com a cadeia de suprimentos (Supply Chain)</i>	54
<i>1.4.3 Armazéns Inteligentes</i>	54
<i>1.4.4 Integração com o Cliente</i>	54
1.5 Big Data e criação de Valor	57
<i>1.5.1 Habilidades e maturidade do conceito de Big Data</i>	59
<i>1.5.2 Fatores moderadores de criação de Valor pelo Big Data</i>	64
2 METODOLOGIA APLICADA	66
2.1 Metodologia <i>Design Science Research</i>	66
<i>2.1.1 Processo de Desenvolvimento do estudo, utilizando o método <i>Design Science Research</i></i>	68
3 RESULTADOS OBTIDOS	73
3.1 Termo Big Data	73
3.2 Framework conceitual de avaliação de estratégia Big Data para criação de valor ..	73
3.3 Resultado da Pesquisa <i>Survey</i>	79
<i>3.3.1 Questionário Aplicado</i>	80
3.4 Sessão de Grupo Focal	96

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS	103
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	105

INTRODUÇÃO

A grande geração de dados provocada principalmente pelos avanços da computação em nuvem, internet, dispositivos móveis, sensores incorporados em máquinas e equipamentos, tem alterado a forma como as pessoas interagem umas com as outras (DUMBHILL, 2013; VILLARS, 2011). Os dados são o combustível da economia digital que compreende mercados baseados em tecnologias digitais e que facilitam o comércio de bens e serviços por meio do e-commerce (OECD, 2012; TAPSCOTT e AGNEW, 1999).

Segundo Gantz e Reinsel (2012), o universo digital de dados dobraria a cada dois anos de 2012 a 2020, chegando a 40 ZettaBytes de capacidade, sendo mais de 5.200 gigabytes por indivíduo. Com a disponibilidade de dados ao consumidor em alto volume, velocidade, variedade e veracidade (4V), novas oportunidades de negócios são apresentadas de formas inéditas, à medida que as empresas buscam entender as tendências de mercado, comportamento e ações dos consumidores (EREVELLES *et al.*, 2016).

As indústrias tratam dados como insumo básico para criação de inteligência na tomada de decisão, evolução do modelo de negócio, cadeia de valor e suprimentos. Há não muito tempo atrás, dados eram tratados de maneira isolada no âmbito das empresas, sendo coletados diretamente de seus sistemas e, posteriormente, este tratamento evoluiu para sistemas de inteligência e análise de negócios (*Business Intelligence & Analytics – BI & A*), atingindo uma abrangência maior e resultados apurados (CHEN e LIU, 2014).

Devido aos recursos dos 4 “Vs”, o Big Data foi tratado por alguns estudiosos como um ativo de informação, que necessitam de meios de processamento inovadores e econômicos para que seus resultados (*outputs*) auxiliem no processo de tomada de decisão. Os dados coletados devem ser vistos como ativos intangíveis específicos da empresa, semelhantes a projetos registrados, patentes e reputação da empresa (FAHY, 2002). Esses dados não são coletados apenas de maneira passiva e acidentalmente, mas precisam ser tratados com investimentos deliberados, o que é crucial para o sucesso de uma empresa. Além disso, os ativos de dados precisam de proteção intelectual para que a empresa possa explorar o poder inovador baseado em Big Data e realizar a transferência e transação de Big Data com valor comercial (Valor).

De acordo com Villars *et al.* (2011), a difusão da internet e utilização de algoritmos elevou o processo de inteligência na indústria. Os avanços ultrapassaram o processo de

tomada de decisão nos negócios e passaram a incorporar as decisões de controle de processos, *setups* de máquinas, manutenções preventivas e corretivas, iniciando o que se denominou de 4ª Revolução Industrial, o que levou ao termo Indústria 4.0, também conhecido como manufatura inteligente. (RIDGWAY e WILLIAMS, 2013; SIEMIENIUCH, SINCLAIR e HENSHAW, 2015).

Indústria 4.0 é um conceito recente que foi utilizado pela primeira vez em 2011, na feira industrial de Hannover na Alemanha e que abrange, na sua arquitetura, Big Data como centro de sua inteligência. Tal conceito envolve as principais inovações tecnológicas aplicadas aos processos de produção no campo da automação, controle e tecnologias da informação (HERMAN, *et al.*, 2016) e origina-se de um projeto de visão de fabricação avançada apoiado pelo governo alemão (LASI *et al.*, 2014; XU, 2018), tornando-se um conceito amplamente utilizado desde então.

O fundamento básico da Indústria 4.0 indica que, através das conexões de máquinas, sistemas e ativos, as organizações podem criar redes inteligentes ao longo de toda a cadeia de valor, controlando os processos de produção de forma autônoma. Dentro da estrutura da Indústria 4.0, as organizações têm a capacidade e autonomia para programar atividades de manutenção preditiva, se antecipar a falhas de componentes e sistemas, além de adaptar-se aos novos requisitos e mudanças não planejadas nos processos de produção (JAZDI, 2014).

A Indústria 4.0 (KAGERMANN; HELBIG, 2013) tem sua base central no conceito de manufatura inteligente, através do uso de sistemas físicos cibernéticos (SFC) ou *Cyber Physical Systems* - CPS) (LIU; JIANG, 2016), migrando do conceito de produção centralizada para descentralizada e de serviços – MaaS (*Manufacture as a Service*) (MORTEZA, 2018).

A manufatura inteligente (*smart manufacture*) é abordada como uma das principais estratégias nacionais nos EUA, Alemanha, China e outros países que fazem parte da cadeia de produção mundial. Manufatura inteligente é definida pelo Instituto Nacional de Padrões e Tecnologia (NIST) como um sistema de manufatura colaborativo completamente integrado que responde em tempo real para atender às demandas e condições da fábrica, na rede de suprimentos e nas necessidades dos clientes (KUSIAK, 2018; DIEDERIK *et al.*, 2014).

Nessa direção, o conceito de sistema físico cibernético (CPS), internet das coisas (IoT) e Big Data permite que a manufatura se torne mais inteligente e competitiva (YESHENG *et al.*, 2019).

O Big Data é frequentemente visto como um slogan para uma análise de dados mais inteligente e perspicaz, mas é mais do que isso, trata-se de novas fontes de dados desafiadoras que ajudam a entender os negócios em um nível mais granular, criando novos produtos e serviços e respondendo às mudanças dos negócios à medida que ocorrem (DAVENPORT, BARTH e BEAN, 2012).

Como vive-se em um mundo que constantemente produz e consome dados, é uma prioridade entender o valor que pode ser extraído deles. O Big Data tem sido uma área de pesquisa em constante mudança, com novas oportunidades para aplicações na indústria manufatureira (SANTOS *et al.*, 2017; LEE *et al.*, 2014; CHEN *et al.*, 2014).

A indústria manufatureira ou de transformação utiliza uma ampla gama de sistemas de *softwares*, automação industrial e ações para aumentar a eficiência e a produtividade, desde o denominado “chão de fábrica” até as camadas empresariais. São elas, Máquinas de Controles Numéricos - CNC, Controladores Lógicos Programáveis – PLC, Sistema de controle supervisão e aquisição de dados - SCADA, Sistema de gestão de manufatura - MES, Projetos e desenvolvimento de produtos – CAX, CAD, CAPP, CAM, CAE, Gerenciamento do ciclo de vida do produto - PLM, Sistema de planejamento de recursos empresariais - ERP, Operação e manutenção - O&M, Sistema de gerenciamento de energia - EMS, Gerenciamento da cadeia de suprimentos - SCM, Gerenciamento de relacionamento com o cliente - CRM, entre outros. O objetivo da manufatura inteligente é exatamente integrar todos os sistemas acima de maneira interativa e inteligente, captando todos os dados e os transformado em inteligência da cadeia produtiva e de valor da indústria manufatureira (KUSIAK, 2018; DIEDERIK *et al.*, 2014).

O conceito de manufatura inteligente (KUSIAK, 2018) não pode ser realizado com *softwares* e tecnologias tradicionais de fabricação, devido a dois desafios principais. Primeiro, esses sistemas e softwares não podem ser totalmente integrados e colaborativos, pois são desenvolvidos por vários fornecedores, usando diferentes interfaces ou protocolos. Segundo, os fabricantes não conseguem perceber e responder às mudanças em tempo real da produção, da cadeia de suprimentos e do mercado, uma vez que os *softwares* de fabricação tradicional carecem de dados sensoriais para observar as mudanças dentro e fora dos sistemas.

A Internet das Coisas – IoT – é uma tecnologia de acesso a dados e processamento de dados no ciberespaço com o propósito de perceber as mudanças em tempo real do CPS com ferramentas sensoriais. Os gêmeos digitais poderão ser ativados usando IoT e CPS.

Com as práticas desses novos conceitos e tecnologias, grandes massas de dados serão gerados a partir dos sistemas, que deverão passar pelos processos de coleta, armazenamento, agregação, análise e troca de dados para fornecer informações oportunas e importantes aos fabricantes.

O conceito de modelo de negócios de uma empresa é representado pela maneira como a empresa conduz seus negócios, usa seus recursos e aproveita os de seus fornecedores e parceiros para desenvolver e entregar bens e serviços, com o objetivo de criar e capturar valor. Com o Big Data, a conectividade digital entre consumidores e bens não apenas captura sua experiência de uso dos bens, mas também se torna uma nova maneira de recurso econômico que pode estimular a inovação do seu modelo de negócios de maneira mais abrangente (NG, 2014).

Na visão de Corte-Real *et al.* (2016), Big Data tem o propósito de armazenar e analisar uma massiva concentração de dados entre os processos, que as ferramentas tradicionais de manufatura e análise jamais seriam capazes de estruturá-los e transformá-los em conhecimento. Sua implementação pode ser um investimento estratégico para as empresas aumentarem a agilidade organizacional, eficiência operacional e sobreviverem em mercados competitivos. Seus aplicativos têm a capacidade de criar agilidade e leva diretamente a um melhor desempenho de processo e vantagem competitiva.

Numa pesquisa realizada pela PwC (2015b) sobre líderes de negócios globais, o principal desafio citado foi entender o que os clientes valorizam. Para envolver os clientes, a tecnologia deve ser usada buscando interpretar melhor as necessidades complexas e em evolução dos clientes. Em um estudo mais recente sobre CEOs globais (PwC, 2016), 68 por cento (%) dos entrevistados, acreditaram no poder da análise de dados para entregar valor aos clientes, enquanto 65 por cento favorecem os sistemas de CRM para envolver os clientes.

O poder da análise de dados pode ser aproveitado para analisar o comportamento e entender melhor o valor do cliente, de modo a gerenciar a rotatividade e a sua fidelidade (PROVOST e FAWCETT, 2013). Seguindo o mesmo conceito disruptivo que o Big Data pode trazer para o entendimento do comportamento dos clientes, estudiosos, como Morteza (2018) e Chen e Gusmoroli (2015), trazem a importância central do Big Data no processo de inovação da manufatura e a transformação da cadeia de valor convergindo para o conceito da indústria como serviço, conhecido como *MaaS – Manufacture as a Service* ou Manufatura como serviço.

De forma a se ter uma direção estratégica na gestão da tecnologia Big Data nas indústrias da manufatura e como esta pode criar valor à organização, propõe-se a questão de pesquisa norteadora deste trabalho: Como a gestão da tecnologia Big Data, no contexto da indústria 4.0, pode auxiliar a indústria de manufatura a adicionar valor aos seus produtos e serviços e obter ganhos de competitividade?

O objetivo geral é desenvolver um *framework* conceitual e estratégico de avaliação da tecnologia Big Data, para ser utilizado pelos gestores da indústria manufatureira com a finalidade de aumentar valor, eficiência, competitividade e fomentar inovações.

Os objetivos específicos concentram-se em realizar pesquisa teórica dos temas (Indústria 4.0 no contexto da Manufatura Inteligente e Big Data), identificar os processos de inserção da tecnologia Big Data na indústria de Manufatura e avaliar o *framework* proposto como artefato de contribuição na gestão da tecnologia Big Data para inovação e ganho de competitividade na indústria manufatureira.

Buscando alcançar os resultados propostos pela pesquisa, adotou-se o método *Design Science Research* – DSR, garantindo assim, através dos Ciclos de *Design*, Rigor e Relevância, a base de conhecimento necessária e um ambiente de avaliação e validação para concluirmos que o *Framework* proposto pudesse ser evoluído até que se alcançasse o resultado proposto ideal, sendo este o Ganho de Competitividade e Criação de Valor para as organização.

1 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

1.1 O processo evolutivo da captação dos dados

Em 1958, Hans Peter Luhn, pesquisador da IBM Corporation, propôs um sistema automático de divulgação de informações que pudesse atender às demandas de organizações industriais, científicas e governamentais (LUHN, 1958). O ponto principal da proposta de Luhn (1958) era otimizar os negócios utilizando o histórico de dados captados pelas organizações, sendo esses tratados e organizados, gerando inteligência e conhecimento para a tomada de decisão.

A proposta de tratamento dos dados evoluiu no decorrer dos tempos, consequência dos avanços da tecnologia da informação (TI) e inteligência dos negócios (BI – *Business Intelligence*), como pode-se verificar no texto cronologicamente organizado a seguir.

No final da década de 1970, surgiu o conceito de “banco de dados em máquina”, que é uma tecnologia usada especialmente para armazenar e analisar dados. Com o aumento do volume de dados, a capacidade de armazenamento e processamento executado por único sistema de computadores - *mainframe* - se tornou inadequada. Na década de 80, as pessoas propuseram o conceito de *share-nothing* (não compartilhamento), um sistema de banco de dados paralelo, para atender à demanda do crescente volume de dados (DEWITT, 1992). A arquitetura do sistema *share-nothing* baseia-se no uso de *cluster* em que cada máquina possui seu próprio processador, armazenamento e disco rígido.

Seguindo esta linha, o sistema Teradata foi o primeiro sistema em escala comercial de banco de dados paralelo de sucesso. Esse banco de dados tornou-se muito popular. Em 2 de junho de 1986, ocorreu um marco quando a Teradata entregou a loja de varejo Kmart, seu primeiro sistema de banco de dados paralelo com capacidade de armazenamento de 1 TB (TeraByte) para auxiliar a empresa de varejo em larga escala na América do Norte a expandir sua armazenagem (WALTER, 2009).

No final dos anos 90, as vantagens do banco de dados paralelo eram amplamente reconhecidas no campo do banco de dados, por isso muitos desafios no tratamento de grande quantidade de dados surgiram.

Como o desenvolvimento de serviços de Internet, índices e conteúdos consultados estavam numa rápida escalada de crescimento, tal fato fez com que as empresas responsáveis

pelos mecanismos de pesquisa e busca tivessem que se adaptar e enfrentar os desafios de lidar com essa situação. A Google criou os modelos de programação GFS (GHEMAWAT *et al.*, 2003) e *MapReduce* (DEAN, GHEMAWAT, 2008) para o gerenciamento e análise de dados na escala da Internet. Além disso, o conteúdo gerado por usuários, como sensores e outras fontes de dados onipresentes também trouxeram fluxos de dados esmagadores, que exigiram uma mudança fundamental na arquitetura de computação e no mecanismo de processamento de dados em larga escala.

Em janeiro de 2007, Jim Gray, pioneiro no desenvolvimento de softwares de banco de dados denominou este processo de transformação como "The Fourth Paradigm" (HEY A. *et al.*, 2009). Ele também concluiu que a única maneira de lidar com esse paradigma seria desenvolver uma nova geração de ferramentas de computação para gerenciar, visualizar e analisar dados massivos.

Em junho de 2011, outro evento marcante ocorreu no setor, a EMC/IDC publicou um relatório de pesquisa intitulado "Extraíndo valor do Caos" (GANTZ, REINSEL, 2011), que introduziu o conceito e o potencial do Big Data pela primeira vez. Gantz e Reinsel, definem o conceito de Big Data, como uma nova geração de tecnologias e arquiteturas, projetadas para extrair economicamente valor de volumes muito grandes de uma ampla variedade de dados, permitindo a captura, descoberta e / ou análise em alta velocidade.

Este relatório de pesquisa despertou o grande interesse do setor e da academia no tema, fato que estimulou investimentos relevantes das maiores empresas, incluindo EMC, Oracle, IBM, Microsoft, Google, Amazon, Facebook e outras, que iniciaram seus projetos de Big Data.

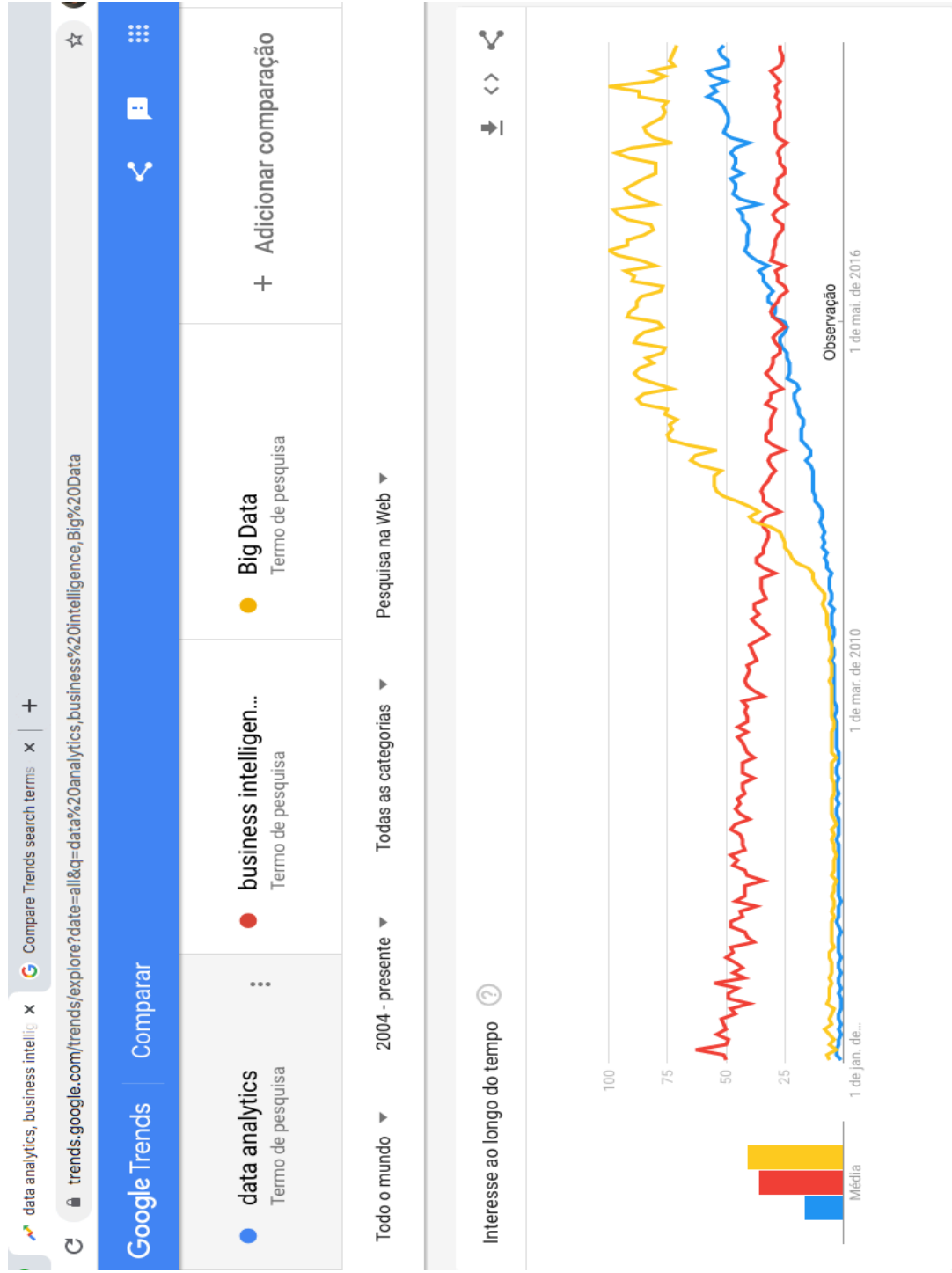
Tomando a IBM como exemplo, desde 2005, a IBM investiu US\$ 16 bilhões em 30 aquisições relacionadas a Big Data. Na academia, o termo Big Data também estava sob os holofotes. Em 2008, a revista Nature publicou uma edição especial de Big Data. Em 2011, a revista Science também lançou uma edição especial sobre as principais tecnologias de "processamento de dados" no conceito de Big Data. Em 2012, o Consórcio Europeu de Pesquisa em Informática e Matemática (ERCIM) publicou uma edição especial sobre a tecnologia de Big Data. No início de 2012, um relatório intitulado "Big Data, Big Impact", apresentado no Fórum de Davos, na Suíça, anunciou que o Big Data se tornou um novo tipo de ativo econômico, como moeda ou ouro. A Gartner, uma agência internacional de pesquisa, emitiu o Hype Cycles de 2012 a 2013, que classificou a computação de Big Data, a Análise Social e a Análise de Dados Armazenados entre as 48 tecnologias emergentes que mais merecem atenção.

Muitos governos nacionais como os EUA também prestaram muita atenção ao Big Data. Em março de 2012, o governo Obama anunciou um investimento de 200 milhões de dólares para lançar o "Plano de Pesquisa e Desenvolvimento de Big Data", que era uma segunda grande iniciativa de desenvolvimento científico e tecnológico, após a iniciativa "Rodovia da Informação" em 1993. Em julho de 2012, o projeto "Vigorous ICT Japan", emitido pelo Ministério de Assuntos Internos e Comunicações do Japão, indicou que o desenvolvimento de Big Data deve ser uma estratégia nacional e as tecnologias de aplicação devem ser o foco. Em julho de 2012, as Nações Unidas publicaram o relatório "Big Data for Development", que resumia como os governos utilizavam a tecnologia de Big Data para melhor servir e proteger seu povo.

Nos últimos anos, o interesse em Big Data aumentou consideravelmente, principalmente após 2012, devido aos acontecimentos citados e, juntamente com o termo analytics, estes tomaram o protagonismo dos interessados em tratamentos de alta quantidade de dados como processo de tomada de decisão.

A figura 1 representa o nível de interesse e representatividade na web, dos termos *Business Intelligence*, *Big Data* e *Data Analytics*, via ferramenta de busca Google, no período de janeiro de 2004 até outubro de 2020. Como citado anteriormente na fundamentação, nota-se uma queda considerável do tema Business Intelligence, a partir de 2010 - 2011, coincidindo esta com um crescimento relevante dos termos Big Data e Data Analytics, sendo esses consolidados como os mais "buscados" na web nos dias atuais e confirmando a transição de tecnologia, devido à grande quantidade de dados disponibilizados pelo processo de transformação digital mundial e transição para a Indústria 4.0. Também é fato, baseado nesta figura, a preponderância do termo Big Data, como líder em termos de buscas na atualidade.

Figura 1 - Aumento do interesse nas pesquisas por BigData e Analytics no mundo, desde 2004.



Fonte: Google trends
<https://trends.google.com/trends/explore?date=2010-06-21%202020-06-21&q=big%20data,business%20intelligence,data%20analytics>

1.2 Big Data – Conceito e Evolução

A maneira como as pessoas interagem com as organizações e a taxa com que as transações ocorrem podem criar desafios sem precedentes na coleta, armazenamento, processamento e análise de dados. Se as organizações encontrarem um modo de extrair valor comercial desses dados, provavelmente obterão vantagens competitivas significativas (VILLARS *et al.*, 2011). O conceito Big Data foi criado a partir dessa constatação, sendo apresentado por diferentes autores como os citados na sequência deste texto.

Big Data é um termo genérico para qualquer técnica de processamento de uma grande quantidade de dados, incluindo captura, transferência, armazenamento, tratamento, pesquisa, análise, visualização, segurança e privacidade (LI e LIAN, 2017).

Nas últimas duas décadas, os dados aumentaram em grande escala e em diferentes campos. Em 2011, o volume de dados criado no mundo alcançava a marca de 1,8 Zettabytes (ZB) e multiplicarão exponencialmente dentro de um futuro próximo. Estes são difíceis de coletar, armazenar, gerenciar e serem processados por ferramentas e tecnologias clássicas ou tradicionais (CHEN; MAO e LIU, 2014).

O tamanho considerado do Big Data está em constante mudança. De Terabytes em 2005 e Petabytes em 2010 para Exabytes ou Zettabytes em 2017, e, geralmente, é definido pela quantidade de dados sendo processada dentro de um período de tempo tolerável às necessidades da operação (LI e LIAN, 2017).

Big Data também é frequentemente reconhecido como um termo usual para uma análise de dados mais inteligente e perspicaz, mas é mais do que isso, trata-se de novas fontes de dados desafiadoras que ajudam a entender os negócios em um nível mais granular, criando novos produtos ou serviços e respondendo às mudanças à medida que ocorrem. Como se vive em um mundo que constantemente produz e consome dados, é uma prioridade entender o valor que pode ser extraído deles (DAVENPORT *et al.*, 2012).

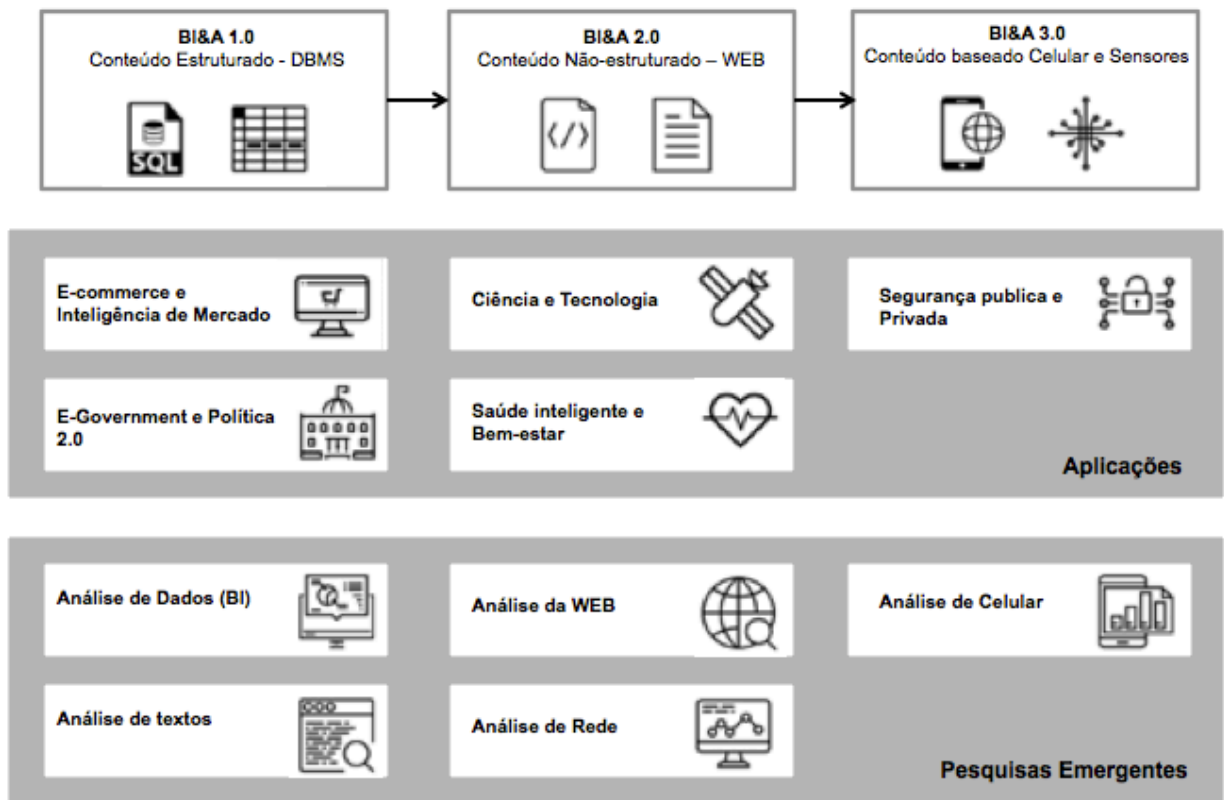
Nesse contexto, o Big Data tem um impacto significativo na criação de valor e vantagem competitiva para as organizações, como novas formas de interagir com os clientes ou desenvolver produtos, serviços e estratégias, aumentando a lucratividade (CHEN; MAO e LIU, 2014).

Em 2010, o Apache Hadoop definiu Big Data como "conjuntos de dados que não podiam ser capturados, gerenciados e processados por computadores em geral dentro de um escopo aceitável". Com base nessa definição, em maio de 2011, a McKinsey & Company, uma agência global de consultoria, anunciou o Big Data como a próxima fronteira de inovação, concorrência e produtividade.

Na visão de Manyika *et al.* (2011), Big Data significa conjuntos de dados que não puderam ser adquiridos, armazenados e gerenciados pelos *softwares* clássicos de banco de dados. Essa definição inclui duas conotações: primeiro, os volumes de conjuntos de dados que estão em conformidade com o padrão de Big Data estão mudando e podem crescer com o tempo ou com os avanços tecnológicos e, segundo, os volumes de conjuntos de dados que estão em conformidade com o padrão de Big Data em diferentes aplicativos diferem entre si. Atualmente, o Big Data geralmente varia de vários *Tera Bytes* a vários *Peta Bytes*. A partir da definição de McKinsey & Company, pode-se observar que o volume de um conjunto de dados não é o único critério para Big Data. A crescente escala de dados e seu gerenciamento e que não possam ser tratados pelas tecnologias tradicionais de banco de dados, são os outros dois principais recursos da tecnologia Big Data.

Chen *et al.* (2012) retratam Big Data como um processo de evolução do BI & A (*Business Intelligence and Analytics*) a partir de três grandes momentos, o BI & A 1.0, BI & A 2.0 e o BI & A 3.0, verificando a evolução ao longo dos anos, aplicações e áreas de pesquisa emergentes com diferentes fontes de dados, como pode ser visto na Figura 2.

Figura 2 – A evolução da tecnologia de dados



Fonte: Chen *et al.* (2012) – Tradução nossa

No BI & A 1.0, os dados são principalmente estruturados, distribuídos por várias fontes de dados que incluem sistemas legados e frequentemente armazenados em Sistemas de Gerenciamento de Banco de Dados Relacional (RDBMS). O *Data Warehouses* (DW) também é essencial para integrar e consolidar dados corporativos, suportados pelos mecanismos de Extração, Transformação e Carregamento (ETL). O OLAP (*Online Analytical Processing*) e as ferramentas de relatório baseadas em gráficos intuitivos (*Dashboards e Cockpits*) são usados para explorar dados, fornecendo ambientes interativos para processamento *ad-hoc* de consultas, complementados por métodos estatísticos e algoritmos de mineração de dados para análises avançadas de dados.

O BI & A 2.0 começou a surgir a partir da década de 1990, quando a Internet e a Web ofereceram novas formas de coleta e análise de dados. Nesses contextos, os logs (expressão utilizada para descrever o processo de registro de eventos relevantes num sistema computacional) são coletados por meio de cookies (arquivo de computador ou pacote de dados), e enviados por um sítio de Internet, para o navegador do usuário. Quando o utilizador visita o site, e logs do servidor, pode-se explorar as necessidades dos clientes e potencializar a

identificação de novas oportunidades de negócios. Essa era é centrada na análise de texto e da web a partir de dados não estruturados, usando técnicas de análise de dados como inteligência da web, análise da web, mineração de texto, mineração da web, análise de redes sociais ou análise de dados espaço-temporais (CHEN *et al.*, 2012).

O BI & A 3.0 surge com o novo papel dos dispositivos móveis e sua funcionalidade cada vez mais aplicada na sociedade moderna. Telefones celulares, *tablets*, dispositivos com acesso à Internet, códigos de barras e etiquetas de rádio com comunicação sensorial, comunicando-se juntos na internet das coisas (IoT), suportam operações móveis, sensíveis à localização, centradas na pessoa e relevantes ao contexto (CHEN *et al.*, 2012).

Neste contexto de uma grande quantidade de dados baseados na Web, através de equipamentos móveis e gerados por sensores, chegando a taxas cada vez maiores, o Big Data impulsiona a identificação de novos *insights* que podem ser obtidos a partir de dados altamente detalhados sendo a base de tomada de decisão, não somente no proposto por BI & A e sim controle de processos industriais e manufactureiros.

Na visão de Santos *et al.* (2017), para suportar às necessidades de informações nas Fábricas do Futuro, foi projetada e proposta uma arquitetura denominada Big Data Analytics, integrando várias camadas e componentes para a coleta, armazenamento, processamento, análise e distribuição de dados, disponibilizando um ambiente integrado que suporta a tomada de decisão nos vários níveis do processo gerencial.

Além disso, com o recente desenvolvimento de sensores mais acessíveis, melhores sistemas de aquisição de dados e redes de comunicação mais rápidas no sistema físico cibernético (CPS) da Indústria 4.0, há um uso crescente de instalações físicas interconectadas que geram continuamente uma grande quantidade de dados para serem analisados e processados (LEE, *et al.*, 2013).

A utilização da Internet das Coisas (IoT), vista como uma rede de sensores incorporados em vários dispositivos (por exemplo, aparelhos, smartphones, carros), é uma fonte significativa de geração de grandes quantidades de dados e pode trazer muitas oportunidades nos ambientes de negócios, como fábricas, para a era do Big Data (CHEN, MAO, LIU, 2019).

As características mais usadas do Big Data são generalizadamente tratadas pelo conceito dos '3 Vs' que são respectivamente, Volume, Velocidade e Variedade (DE MAURO; GRECO; GRIMALDI, 2016). Volume está relacionado com a quantidade de dados gerados,

velocidade está relacionado com a rapidez com que os dados são gerados e variedade está relacionada com os diferentes tipos de dados gerados.

Além de '3 Vs', outros autores também relacionaram o Big Data com outros “Vs”, como veracidade (SCHROECK *et al.*, 2012) e valor (DIJCKS, 2012). A veracidade está relacionada à precisão dos dados. Existem várias razões que contribuem com a coleta de dados imprecisos, como entrada manual incorreta, falha da máquina e procedimento ETL (Extração, Transformação e Carregamento) de dados problemático. Se os dados brutos são registrados incorretamente, qualquer decisão com base neles é problemática. Já o valor está relacionado a quanto o ganho final e o impacto social provêm dos dados, e o principal fator impulsionado para o tópico de Big Data são seus valores.

A tecnologia da informação e comunicação (TIC) está atualmente em rápido desenvolvimento. Surgiram muitas tecnologias disruptivas, como computação em nuvem, internet das coisas (IoT), Big Data Analytics e inteligência artificial. Essas tecnologias estão permeando a indústria de transformação e a torna inteligente e capaz de enfrentar os desafios atuais, como requisitos cada vez mais personalizados, melhoria da qualidade e menor tempo de colocação no mercado (RITTINGHOUSE *et al.*, 2016). Há um número crescente de sensores que estão sendo aplicados em diversos equipamentos, como exemplo tornos e máquinas inteligentes, com o objetivo de habilitar estes equipamentos para um senso autônomo de movimentos e ações, permitindo também a intercomunicação com outros equipamentos (ZHANG *et al.*, 2015).

Por meio dessas tecnologias, os dados de produção em tempo real, na indústria de manufatura, podem ser obtidos e compartilhados para facilitar a tomada de decisões de maneira rápida e precisa. A conexão de equipamentos e dispositivos físicos de fabricação pela Internet, juntamente com a análise de Big Data no mundo digital (por exemplo, a nuvem), resultou no surgimento de um meio revolucionário de produção, a saber, sistemas de produção físicas cibernéticas (CPPS – *Cyber Physical Production Systems*).

Os CPPSs são uma materialização dos sistemas físicos cibernéticos de conceito geral (*Cyber Physical Systems - CPS*) no ambiente industrial e de manufatura. A interconexão e interoperabilidade das entidades do CPS nas fábricas, juntamente com a metodologia de análise e aprendizado de conhecimento, fornecem um sistema inteligente de suporte à decisão e operação (Liu, Jiang 2016).

Os sistemas de manufatura baseados em CPPS e IoT envolvem a geração de grandes quantidades de dados (LEE, 2015). Neste contexto, Big Data Analytics é crucial para o processo de desenvolvimento e operação dos sistemas de manufatura. Por exemplo, usando a abordagem de Big Data Analytics, uma estrutura holística para avaliação de riscos, orientada a dados para sistemas de manufatura industrial, tem sido apresentada baseada em dados em tempo real (COCHRAN *et al.*, 2016; NIESEN *et al.*, 2016).

Ainda neste contexto, Janssen, (2017) ressaltam que a maioria dos estudos na literatura existente abordam os recursos de Big Data Analytics, enquanto relativamente pouca atenção é dada ao design de uma construção de recursos de tomada de decisão de Big Data. A tomada de decisão em Big Data é um conceito muito mais amplo.

No estudo de Chen *et al.* (2014), o conceito de Big Data é abstrato e vai além de grande volume de dados, o termo também carrega outros recursos que a diferenciam do termo em si. Em geral, Big Data significa os conjuntos de dados que não foram percebidos, adquiridos, gerenciados e processados pelas ferramentas tradicionais de TI de software / hardware, dentro de um tempo tolerável. Devido a diferentes preocupações, empresas científicas e tecnológicas, pesquisadores, analistas de dados e profissionais técnicos trazem definições distintas do termo Big Data, as quais contribuem para o melhor entendimento e suas profundas conotações sociais, econômicas e tecnológicas do termo.

1.3 A transformação para a Indústria 4.0

De acordo com Brettel *et al.* (2014), após a mecanização da indústria pela energia a vapor (Indústria 1.0), produção em massa e linha de montagem (Indústria 2.0), digitalização e automação (Indústria 3.0), a 4ª Revolução Industrial (Indústria 4.0) surge projetada para um conceito de produção descentralizada através de instalações compartilhadas no sistema industrial global integrado - demanda de fabricação para obter personalização e eficiência de recursos e traz profundo impacto tanto nos produtores quanto nos consumidores (LU, 2017a, 2017b).

Morteza (2018) reconhece que a Indústria 4.0 é atualmente uma prioridade para muitas organizações, centros de pesquisa e universidades, sendo que a maioria dos especialistas acredita que o termo Indústria 4.0 em si não é claro. O autor salienta ainda que indústrias de manufatura enfrentam dificuldades quando se trata de entender esse fenômeno e

buscam entendimento dos processos de necessários à transição para a Indústria 4.0. Nesse sentido, Morteza (2018) cita estudiosos, como Gilchrist (2016), Santos *et al.* (2017) e Vogel-Heuser e Hess (2016), que acreditam que a Indústria 4.0 pode ser definida com base em seus princípios de design (projetos com integração horizontal e vertical) e tendências tecnológicas.

Esses princípios de *design* permitem que os fabricantes prevejam o progresso da adaptação da Indústria 4.0 e lhes concedam o conhecimento de “como fazer” no desenvolvimento de procedimentos e soluções apropriados e necessários para a transição da Indústria 4.0. Como alternativa, as tendências tecnológicas ou tecnologias habilitadoras, simplesmente se referem às inovações tecnológicas digitais avançadas que coletivamente, possibilitam o surgimento da nova tecnologia industrial digital, conhecida como Indústria 4.0 (GILCHRIST, 2016).

Quando se aborda o tema Indústria 4.0, a maioria dos trabalhos científicos consideram Sistemas Físicos Cibernéticos (CPS), Internet das Coisas (IoT), Computação em Nuvem (Cloud Computing) e Big Data como os principais blocos de construção da quarta Revolução Industrial (LIAO *et al.*, 2016).

Ainda na visão de Morteza (2018), os principais princípios de *design* e tendências de tecnologia da Indústria 4.0 são identificados na Figura 3, em que o círculo interno representa os princípios de design (projetos) e o círculo externo inclui tendências de tecnologias habilitadoras.

Figura 3: Princípios de Design e tendências tecnológicas da Indústria 4.0



Fonte: Morteza (2018, tradução nossa)

1.3.1 Tecnologias habilitadoras

A internet das coisas (*IoT – Internet of things*), através de sensores embarcados nos dispositivos (coisas), permite que objetos físicos se comuniquem entre si e, posteriormente, compartilhem formatação e coordenem decisões (AL-FUQAHA *et al.*, 2015). Há muita imprecisão em torno da definição de IoT, dado que estudiosos de várias disciplinas, partes interessadas, alianças de negócios e organismos de padronização, abordaram esse paradigma com base em seus interesses, finalidades e experiências específicas (ATZORI *et al.*, 2010).

A IoT no contexto da Indústria e manufatura inteligente, é comumente referida como Internet das Coisas Industrial (IIoT), que trata da aplicação industrial da IoT e não se refere apenas à rede de objetos físicos na indústria, mas também inclui as representações digitais de produtos, processos e infraestrutura de fabricação, como modelos 3D ou modelos de comportamentos físicos de máquinas (JESCHKE *et al.*, 2017). IIoT oferece melhor visibilidade e visão sobre as operações e ativos da empresa através da integração de sensores de máquina, *middleware* (softwares que fazem a *interface* entre os sistemas operacionais e aplicativos), equipamentos de transporte, equipamentos de saúde, software e computação em nuvem e sistemas de armazenamento (GILCHRIST, 2016).

Internet de Serviços (IoS – Internet of Service) trata da rede de comunicação de dados específica para o tráfego e informações provenientes de produtos, como produtos baseados em sensores que continuamente fornecem informações sobre o uso e condições do produto para o fabricante, que pode aproveitar os dados para uma variedade de finalidades, como cobrança do consumidor, tendo como base de uso do produto, além de possibilidade de oferecer manutenção preventiva ou proativa. Em outras palavras, preocupa-se com o uso sistemático da internet para novas formas de criação de valor por meio da materialização do modelo de negócios de Produtos como Serviço (PaaS). Os fabricantes de produtos de consumo estão hoje se esforçando para estabelecer um vínculo direto com os consumidores e fortalecer sua posição competitiva, oferecendo serviços complementares e cultivando fontes adicionais de receita (BECKER *et al.*, 2014) e a IoS fornece a infraestrutura tecnológica necessária.

O modelo de negócios PaaS foi habilitado pela infraestrutura IoS, como produtos baseados em sensores que continuamente fornecem informações (dados) sobre o uso e condição do produto para o fabricante, que pode aproveitá-los para uma variedade de

finalidades, cobrando o consumidor com base no nível de uso do produto para entrega de manutenção proativa e preventiva (LEMINEN *et al.*, 2012). O Streaming é um exemplo bastante atual de PaaS e também o caso dos fabricantes de elevadores que fornecem seus produtos com sensores, que enviam dados para a nuvem. Essa empresa analisa os dados e sugere venda de pacotes de serviços de manutenção preditiva. A Tesla Inc., como outro exemplo, oferece automóveis com sensores que podem receber atualizações de sistema adquiríveis via Internet, levando a uma receita extra para a empresa.

Internet das pessoas (*IoP - Internet of People*) se refere a um sistema sociotécnico complexo onde os humanos e seus dispositivos pessoais não são vistos apenas como usuários finais de aplicativos, mas tornam-se elementos ativos da internet (CONTI *et al.*, 2017). A infraestrutura necessária para o IoP é formada em torno da combinação dos dispositivos sociais (*SD – Social devices*) e People as a Service (*PeaaS*). Em tal ambiente, os SDs aumentam as capacidades proativas dos dispositivos pessoais (por exemplo, smartphones) para coordenar suas interações com outros dispositivos vinculados à IoT, enquanto o PeaaS oferece dispositivos pessoais com recursos de serviço que permitem que os indivíduos executem suas intenções usando seus dispositivos, como fornecer seu contexto e perfil sociológico online (MIRANDA *et al.*, 2015).

Pela primeira vez na história da humanidade, as pessoas estão dispostas a colocar suas vidas online e fazer uma comunicação virtual pública sobre como estão se sentindo e quais são seus interesses. Esses dados, que refletem o sentimento humano, estão disponíveis nas postagens nas redes sociais e nas atividades na Internet. Com abrangente coleta de dados, computação e simulação no ambiente IoP, as empresas serão capazes de prever melhor as tendências do mercado, graças a uma compreensão mais profunda dos padrões de compra do consumidor e do que desencadeia uma compra, e produzir resultados dinâmicos em tempo real.

Internet dos dados (*IoD - Internet of Data*) pode ser considerada uma extensão da IoT no mundo digital, que recentemente tem recebido atenção de estudiosos. A IoD se preocupa principalmente com os meios de transferência, armazenamento, gerenciamento e processamento de dados eficazes no ambiente de IoT, onde inúmeros objetos produzem uma quantidade impressionante de dados (ANDERL, 2014). A IoD permite que todas as entidades de dados sejam identificadas e inventariadas no sistema e que as atividades de dados e os resultados de visualização de dados sejam coletados em *tags* virtuais. Isso, por sua vez,

permite que as organizações se beneficiem de rastreamento, identificação e visualização de dados e, ainda, coletar inteligência de negócios valiosa graças à análise de Big Data.

IoD, portanto, pode ser considerado um equivalente conceitual de sistemas de gerenciamento de banco de dados que podem servir como um bloco de construção de IIoT, IoS e IoP (ANDERL, 2014), uma vez que permite a aquisição, armazenamento e gerenciamento de dados abertos, dados sociais e dados de multidões e sensores (MOTTA *et al.*, 2014).

A computação em nuvem não é um conceito completamente novo. Esse paradigma evoluiu com base nos avanços recentes em *hardware*, tecnologia de virtualização, computação distribuída e entrega de serviços pela internet (OLIVEIRA *et al.*, 2014). O aplicativo de computação em nuvem fornece aos fabricantes um aplicativo de software baseado em nuvem, painel de gerenciamento (*dashboard*) baseado em web e infraestrutura colaborativa em nuvem, permitindo assim a integração de recursos de manufatura distribuídos e o estabelecimento de uma infraestrutura colaborativa e flexível em locais de manufatura e serviços geograficamente distribuídos (HE; XU, 2015). Isso, por sua vez, levará à fabricação em nuvem como o paradigma de fabricação de próxima geração (OOI *et al.*, 2018).

As tecnologias de Big Data referem-se a uma nova geração de tecnologias e arquiteturas que permitem às organizações extrair valor economicamente por meio da descoberta, captura e análise de volumes muito grandes de uma ampla variedade de dados. A análise de Big Data permite que as organizações contemporâneas obtenham melhor valor com as enormes quantidades de informações que já possuem, sendo estas tratadas de maneira rápida (velocidade), identificando o que provavelmente ocorrerá a seguir e quais ações devem ser tomadas para atingir os resultados ideais (LAVALLE *et al.*, 2011).

O conceito de Big Data existe há muitos anos. No entanto, o avanço da infraestrutura de comunicação (banda larga), o armazenamento (computação em nuvem) e a velocidade de processamento - vide lei de Moore, que afirma a capacidade dos chips de dobrar sua velocidade de processamento a cada 3 anos – fazem com que as empresas se movam cada vez mais em direção ao Big Data. O objetivo é ganho de competitividade e eficiência, identificando e analisando instantaneamente insights e tendências futuras para decisões imediatas (HU *et al.*, 2014). O Big Data permite aos fabricantes melhorar a eficiência e o desempenho de seus ativos, aprimorar a personalização do produto, administrar melhor a manutenção preditiva e evitar assim paradas inesperadas e avarias de ativos, além de agilizar

os processos de produção e a iniciativa de gerenciamento da cadeia de suprimentos de forma mais eficaz (BABICEANU, SEKER, 2016; WANG *et al.*, 2016).

Blockchain, como tecnologia inovadora e atual, é a base das criptomoedas como *Bitcoin* e *Ethereum*, mas seus recursos vão muito além disso. O Blockchain, como um livro contábil digital, é imutável, transparente e redefine a confiança, pois permite soluções públicas ou privadas transparentes, seguras, confiáveis e rápidas. Suas aplicações são inúmeras e muitas ainda em processo de evolução (UNDERWOOD, 2016).

A comunidade científica acredita que a tecnologia *blockchain* é crítica para a Indústria 4.0 como foi para as criptomoedas. Devido a sua arquitetura em blocos imutáveis, uma vez escriturados, estes trarão confiabilidade para a cadeia de valor permitindo ao usuário interessado rastrear e confirmar a origem de cada insumo que compõe aquele determinado produto e validar a sua genuinidade. Tal qual as moedas digitais (criptomoedas), permitem que incontáveis dispositivos inteligentes realizem transações financeiras transparentes, seguras, rápidas e sem atrito, totalmente autônomas sem intervenção humana no ambiente de IoT (DEVEZAS e SARYGULOV, 2017; SIKORSKI *et al.*, 2017).

A aplicação do *blockchain* não se limita aos serviços financeiros, podendo ser utilizado para qualquer tipo de transferência digitalizada de informação. A Indústria 4.0 se desenvolve com base na automação, e o *blockchain* pode operar como o livro-razão para desenvolver relacionamentos transparentes, confiáveis e autônomas entre diferentes componentes de fábricas inteligentes, fornecedores e até mesmo clientes. Colocar *blockchain* entre IIoT, sistemas de produção físico-cibernéticos (CPS) e parceiros de fornecimento pode permitir que as máquinas dentro da fábrica inteligente façam um pedido de peças de reposição com segurança e autonomia para otimizar ainda mais os processos.

A realidade aumentada (AR – Augmented Reality) tem sido considerada uma tecnologia altamente promissora que permite a visualização de gráficos de computador colocados no ambiente real (YEW *et al.*, 2016). Graças ao avanço cada vez maior do design e desenvolvimento de software e hardware de computador, o AR é comumente usada na descrição, planejamento e monitoramento de operação em tempo real, diagnóstico e recuperação de falhas além de treinamento relacionado a produtos e processos industriais (DOSHI *et al.*, 2017). Relatórios industriais indicam que os fabricantes modernos implementaram RA para apoiar o treinamento de funcionários, simplificação das tarefas de

manutenção, gerenciamento de qualidade e práticas de controle e projeto de produtos, entre outros (ELIA *et al.*, 2016).

A automação e a robótica industrial estão claramente em ascensão, nos processos de manufatura e cada vez mais nos ambientes cotidianos. A Federação Internacional de Robótica relata que no final de 2016 as vendas de robôs aumentaram 16 por cento para 294.312 unidades, um novo pico, graças ao papel fundamental da indústria eletroeletrônica e da indústria automobilística como os principais usuários da robótica industrial. A demanda por robôs industriais aumentou devido à tendência contínua de automação entre os fabricantes. Robótica industrial e automação prometem inúmeros benefícios, como redução do tempo de ciclo da peça, menor taxa de defeitos, maior qualidade e confiabilidade, redução do desperdício e melhor utilização do espaço físico, tornando-se indispensável para fabricantes de classe mundial (ESMAEILIAN *et al.*, 2016).

A segurança cibernética é um outro elemento chave da Indústria 4.0, já que todas as organizações que lidam com a Internet estão vulneráveis e sob risco de ataque. O Stuxnet nunca pode ser esquecido, o notório *malware* que infectou os sistemas de controle das usinas nucleares e manipulou a velocidade das centrífugas, fazendo com que elas girassem fora de controle. Não há dúvida de que a Indústria 4.0 será desafiada pelas questões tradicionais de segurança cibernética, juntamente com seus próprios problemas exclusivos de segurança e privacidade (THAMES, SCHAEFER, 2017). No ambiente industrial, no conceito da indústria 4.0, “coisas” são conectadas através da Internet ou entre si para criar um ambiente de rede industrial totalmente interconectado em toda a cadeia de suprimentos. É óbvio que o grande número de coisas interconectadas no contexto da Indústria 4.0 requer comunicação segura e confiável para que quaisquer decisões ou ações tomadas sejam baseadas em informações confiáveis e devidamente validadas e autorizadas de maneira confiável e segura (MEHNEN *et al.*, 2017).

A manufatura aditiva denota a técnica de fabricação na qual as peças são construídas derretendo finas camadas de pó e adicionando uma camada de material, seja plástico ou metal, uma em cima da outra, com base na geometria sugerida pelos módulos dos projetos auxiliado por computadores (CAD) (ESMAEILIAN *et al.*, 2016). A tecnologia de impressão 3D em particular permite que os fabricantes produzam protótipos e projetos de prova de conceito, o que simplifica e acelera os processos de design e fabricação de novos produtos (GILCHRIST, 2016). A Indústria 4.0 aproximará clientes e fornecedores, tornando-se um procedimento padrão para os clientes enviarem ordens de produção diretamente para o

parceiro de produção em tempo real, utilizando o conceito de manufatura como serviço (MaaS). Em tais circunstâncias, a manufatura aditiva pode apoiar a ideia de “fábrica inteligente” por meio de maior velocidade de produção, liberdade de *design* de manufatura, reduções da cadeia de suprimentos, prototipagem rápida e experimentos de produção em pequena escala (LASI *et al.*, 2014).

As técnicas de simulação e modelagem visam a simplificação e o favorecimento econômico do projeto, realização de testes e execução de uma operação viva de sistemas de manufatura (KOCIAN *et al.*, 2012). Nas fábricas inteligentes, simulação e modelagem são necessárias para alavancar dados em tempo real para espelhar o mundo físico em um modelo virtual, denominado gêmeos digitais (*Digital Twins*) (TAO *et al.*, 2018), que pode incluir máquinas, produtos e humanos (RÜßMANN *et al.*, 2015). A simulação e a modelagem não apenas permitem que os fabricantes evitem erros em um estágio inicial que poderia resultar em custos substanciais para os operadores da planta, como podem ser usados para otimizar uma planta de manufatura durante a operação diária contínua (GILCHRIST, 2016). Citando um exemplo: os fabricantes podem simular a usinagem de peças usando dados da máquina física, levando à redução do tempo de preparação para o processo de usinagem real em até 80 por cento (RÜßMANN *et al.*, 2015). Relatórios industriais revelam que fabricantes de classe mundial veem um potencial muito maior para simulação no futuro em uma tentativa de teste virtual de sistemas de produção completos.

A manufatura aditiva também resolverá problemas de logística, uma vez que as grandes manufaturas poderão criar suas próprias unidades locais, perto dos seus centros de consumo, e, em vez de transportar ou manter estoques de peças, estas poderão ser produzidas localmente em função da demanda (*on-demand*), além, é claro, de criar peças como circuitos internos e curvas especiais que uma usinagem tradicional jamais conseguiria executar em uma única peça.

CPS é a digitalização do meio físico, uma coleção de tecnologias transformadoras que permitem a conexão das operações de ativos físicos e recursos computacionais (LEE *et al.*, 2015). O CPS é controlado e monitorado por algoritmos baseados em computação e está totalmente integrado com seus usuários (objetos, humanos e máquinas) via internet.

Gilchrist (2016) explica que, uma vez que o CPS pode ser qualquer coisa que tenha integração de computação, como outro exemplo, uma linha de produção inteligente pode ser considerada como um CPS no qual máquinas, operadores, materiais e até mesmo o trabalho

em andamento podem se comunicar e monitorar ainda mais as informações de produção ou passá-las para outro nó em rede no qual computação, análise e a tomada de decisões serão realizadas e o *feedback* será fornecido quando necessário.

O CPS é um sistema de automação industrial que integra funcionalidades inovadoras por meio de redes para permitir a conexão das operações da realidade física com infraestruturas de computação e comunicação (BAGHERI *et al.*, 2015; HARRISON *et al.*, 2016; JAZDI, 2014).

Shafiq *et al.* (2015) definem CPS como a convergência dos mundos físico e digital, estabelecendo redes globais de negócios que incorporam máquinas, sistemas de armazenamento e instalações de produção.

Monostori *et al.* (2016), por outro lado, observam que os CPS são sistemas de entidades computacionais colaboradoras que estão em intensa conexão com o mundo físico circundante e seus processos em andamento, fornecendo e usando ao mesmo tempo, dados serviços de acesso e processamento de dados disponíveis na Internet. O CPS consiste em micro-controladores que controlam sensores e atuadores. Dados e informações são trocados entre terminais de computador embutidos, aplicativos sem fio, residências ou até nuvens. O CPS complexo, dinâmico e integrado colaborará com o planejamento, análise, modelagem, design, implementação e manutenção no processo de fabricação.

Como o CPS combina informações e materiais, a descentralização e a autonomia desempenham papéis importantes na melhoria do desempenho industrial geral (IVANOV *et al.*, 2016). O CPS é capaz de aumentar a produtividade, promover o crescimento, modificar o desempenho da força de trabalho e produzir produtos de maior qualidade e custos mais baixos por meio da coleta e análise de dados (RUBMANN *et al.* 2015).

Jazdi *et al.* (2014) apresentam uma aplicação do CPS e demonstram seus aspectos redefinidos, processos de trabalho e métodos de desenvolvimento. Ivanov *et al.* (2016) argumentam que modelos CPS são necessários para coordenar atividades nos procedimentos de fabricação e alcançar uma otimização da produção. Com base em um mecanismo de controle dinâmico de estrutura (*structured dynamic control - SDC*), eles desenvolvem um modelo dinâmico orientado a serviços para agendamento dinâmico e colaboração de redes CPS na Indústria 4.0.

Com relação ao futuro do CPS, os desafios para acadêmicos e profissionais são como implementar o CPS e como aprimorá-lo para se tornar mais confiável, estável e capaz. Xu *et*

al. (1997) apontam que, com os avanços nas tecnologias de comunicação sem fio, *smartphones* e redes de sensores, o conceito CPS causará um grande impacto nas novas tecnologias de comunicação e informação (ITC – *Information and communication technology*) e de sistemas corporativos. Jazdi (2014) destaca que os aplicativos remotos distribuídos baseados em agentes de software são a direção para futuras pesquisas sobre o CPS.

Monostori *et al.* (2016) observam que o CPS e os sistemas de produção físico cibernéticos (CPPS – *Cyber physical production systems*) no ambiente industrial e de manufatura serão ativados e aplicados pelo desenvolvimento de entidades computacionais, procedimentos relacionados a dados, automação e tecnologia de fabricação e tecnologias de informação e comunicação (TIC). Eles também apontam que o CPPS dominará os sistemas de manufatura ao integrar-se ao CPS como uma nova geração da indústria.

O CPPS envolve seres humanos, máquinas e produtos, e combina processos físicos, e de rede e físicos juntamente, no processo de produção, a fim de tornar a produção mais econômica, além de produtos altamente qualificados (ALBER *et al.*, 2016). Os computadores e redes incorporados no CPPS servirão como sede para monitorar e controlar os processos físicos, ciclos de feedback e avaliações de desempenho no processo de produção. Pérez *et al.* (2015) propõem uma estrutura para o CPPS que consiste no Modelo do Processo de Produção (PPM – *Process production model*), no Modelo de Intercâmbio de Informações (IEM – *Interchange Exchange model*) e no Modelo de Informações da Planta (PIM – *Plant information model*).

As tecnologias semânticas podem fornecer um padrão comum para comunicação e uma linguagem padronizada para troca de informações entre diferentes componentes de Indústria 4.0 (JANEV; VRANES, 2011). As tecnologias semânticas alcançam esse padrão oferecendo uma camada de abstração acima das tecnologias e infraestrutura IoT existentes que conecta dados, conteúdo e processos. Embora IIoT forneça um ambiente no qual dispositivos físicos são incorporados em sistemas eletrônicos e descobrem, monitoram, controlam e interagem uns com os outros através de várias interfaces de rede, a IIoT carece de um protocolo de aplicação universal, o que impede a integração de máquinas de vários fabricantes, e diferentes componentes da fábrica inteligente em um único aplicativo (THULUVA *et al.*, 2017). Nessas circunstâncias, a integração da web semântica com tecnologias Web of Things (WoT) pode fornecer formalismos de representação de conhecimento padronizados, como *Research Description Framework* ou *Web Ontology*

Language. Esse recurso, por sua vez, facilita a interoperabilidade entre ativos e seus serviços entre domínios e facilita as comunicações entre componentes heterogêneos da Indústria 4.0.

Ainda no tema de tecnologias habilitadoras, apesar de não abordada explicitamente por Morteza (2018), mas necessária a ser ressaltada devido a relevância e protagonismo que tomará no futuro próxima a Inteligência Artificial (*AI - Artificial Intelligence*) e Aprendizado das máquinas (*Machine Learning*), são apostas de auxílio e assertividade ao algoritmo analítico do Big Data.

De acordo com Sumit *et al.* (2015), o objetivo final da IA é desenvolver a inteligência humana em máquinas. No entanto, esse sonho pode ser realizado por meio de algoritmos de aprendizagem que tentam imitar como o cérebro humano aprende.

O aprendizado de máquina, que é um campo que cresceu fora do campo da inteligência artificial, é de extrema importância, pois permite que as máquinas ganhem inteligência humana sem programação explícita. No entanto, os programas de IA fazem as coisas mais interessantes, como pesquisa na web ou marcação de fotos ou anti-spam de e-mails. Portanto, o aprendizado de máquina foi desenvolvido como um novo recurso para computadores e hoje atinge muitos segmentos da indústria e da ciência básica. Existe robótica autônoma, biologia computacional. Cerca de 90% dos dados do mundo foram gerados nos últimos dois anos. A inclusão da biblioteca de aprendizado de máquina conhecida como Mahout no ecossistema Hadoop permitiu enfrentar os desafios do Big Data, especialmente dados não estruturados. Na área de pesquisa em aprendizado de máquina, a ênfase é dada mais à escolha ou desenvolvimento de um algoritmo e na condução de experimentos com base no algoritmo. Essa visão altamente tendenciosa reduz o impacto ou as aplicações do mundo real.

1.3.2 Princípios de Design

A orientação a serviços da Indústria 4.0 se refere principalmente aos conceitos de manufatura e produtos como Serviço (MaaS e PaaS, respectivamente) e se referem ao ecossistema de inteligência e ambiente digital.

O modelo de negócios MaaS se refere ao uso coletivo de uma infraestrutura de manufatura em rede para produzir bens. A interconectividade entre os fabricantes e a

disseminação do IoT e da computação em nuvem configuraram-se em um novo ecossistema de manufatura, permitindo que as empresas comuniquem suas necessidades e capacidades de manufatura automaticamente. Nesse ambiente, tarefas complexas de manufatura podem ser realizadas de forma colaborativa por vários serviços de manufatura de diferentes empresas. Isso significa que, ao invés do produto físico, a capacidade de produção dos fabricantes pode ser considerada como o bem primário (TAO; QI, 2017). Nesse ambiente, tarefas complexas de fabricação podem ser realizadas de forma colaborativa por vários serviços de fabricação de diferentes empresas. Isso significa que, em vez do produto físico, a capacidade de produção dos fabricantes pode ser considerada o bem principal, ficando a gestão do produto físico responsabilidade do requisitante que o desenvolverá de acordo com as informações inteligentes coletadas no ambiente digital (TAO; QI, 2017; MORTEZA, 2018; KUSIAK, 2017).

Do ponto de vista dos fabricantes, o conceito de manufatura inteligente requer apenas intervenções humanas marginais, pois os computadores têm a capacidade de reprogramar automaticamente suas demandas para atender aos planos de produção específicos. Além disso, não é necessário que os fabricantes tenham suas próprias instalações fabris. Algumas empresas especializadas (centros de excelência) se encarregarão da demanda e oferecerão a seus clientes instalações físicas para sua produção sendo assim remuneradas por isso (conceito de manufatura como serviço - MaaS). Neste contexto, uma nova figura será inserida no processo. Esse serviço medido atingirá uma eficiência de recursos muito maior e será altamente flexível e econômico (BRETTEL *et al.*, 2014; MORTEZA, 2018; KUSIAK, 2017).

Na manufatura inteligente, o fabricante tem a opção de utilização do conceito de manufaturas variáveis e de acordo com a sua necessidade - MaaS, e, assim, terá a possibilidade de liberar instalações desnecessárias para que outros as usem, em seus períodos de demanda.

O impacto financeiro será significativo, tanto em redução de investimentos em máquinas e equipamentos, como em queda nos custos de obsolescência e depreciação de ativos (GILCHRIST, 2016; MORTEZA, 2018).

Ainda no ponto de vista financeiro, o contratante aloca os antigos custos de fábrica como custo de serviços, proporcionais a sua produção, ou seja, custos variáveis em função da demanda contratada (MORTEZA, 2018; KUSIAK, 2017). Além disso, as empresas

especializadas, que fornecem instalações físicas aos fabricantes, focam seus esforços no seu negócio central que é produzir, e, assim, poderão desenvolver equipes mais competentes e econômicas para manter suas instalações físicas devido a suas economias de escala (GANSCHAR *et al.*, 2013).

Do ponto de vista dos consumidores, o conceito de manufatura inteligente permitirá produtos individualizados e os fabricantes poderão reconfigurar dinamicamente os sistemas de manufatura com base nas necessidades coletadas dos clientes em uma plataforma *on-line*. O conceito de Indústria 4.0 contribuirá particularmente para que pequenas e médias empresas, com recursos limitados, consigam perseguir dinamicamente as oportunidades de mercado (GANSCHAR *et al.*, 2016).

No modelo de negócios PaaS, os produtos são fornecidos como um serviço ou experiência virtualizada e, em vez de um pagamento decorrente do produto recebido, os clientes têm a oportunidade de assinar pelo serviço oferecido pelo produto e pagam uma taxa recorrente em uma base perpétua por resultado. Este modelo de negócios é particularmente habilitado pelas tecnologias IoS que podem ser incorporadas aos produtos (por exemplo: bens, software e infraestrutura) para monitorar quando e como eles são usados.

Produto inteligente refere-se a uma nova geração de produtos físicos que, graças aos diferentes tipos de sensores incorporados a eles, podem se comunicar com o ambiente e coletar, armazenar e transferir dados, durante seus ciclos de vida. Isso significa que no estágio de fabricação, os produtos inteligentes na linha de produção podem comunicar informações valiosas sobre onde estão sendo fabricados, qual é o seu estado atual e quais etapas são necessárias para atingir o estado desejado e compartilhar estas informações com seus futuros clientes, incorporando a tecnologia de blockchain (SIKORSKI *et al.*, 2017).

Na fase de consumo, os produtos inteligentes, juntamente com a infraestrutura IoS, facilitam a materialização do modelo de negócios PaaS (GILCHRIST, 2016).

Fábrica inteligente denota um ambiente de manufatura altamente produtivo de máquinas e materiais conectados e inteligentes, onde desperdício, defeito e tempo de inatividade são minimizados (DIEDERIK *et al.*, 2014). Nesse ambiente, a eficiência do processo é otimizada por meio da automação e auto otimização de máquinas e equipamentos. A fábrica inteligente é de fato um sistema de manufatura ciber-físico-humano integrado e dinâmico no qual os recursos físicos são implementados como coisas inteligentes que se

comunicam entre si e com os recursos humanos por meio de infraestrutura IIoT e IoP e WoT (WANG *et al.*, 2016).

A interoperabilidade pode ser definida simplesmente como a capacidade dos sistemas de fazer transações com outros sistemas. No contexto da Indústria 4.0, interoperabilidade é a capacidade de todos os componentes, como recursos humanos, produtos inteligentes, fábricas inteligentes e quaisquer tecnologias relevantes de se conectar, comunicar e operar juntos por meio de IIoT, IoS, IoP e WoT (GILCHRIST, 2016). Uma consideração mais detalhada revela que a interoperabilidade na Indústria 4.0 pode ser definida em quatro níveis diferentes: operacional, semântico, sistemático e técnico (LU, 2017). É fundamental notar que a interoperabilidade difere da padronização de dados, pois esta se preocupa com o significado do conteúdo dos dados e como os diferentes componentes de um sistema podendo comunicar e compreender o significado dos dados e tomar decisões com base neles em apoio à flexibilidade.

Modularidade é outro princípio de design da Indústria 4.0, que se preocupa com a mudança da fabricação e planejamento linear, sistemas rígidos e modelos de produção inflexíveis em direção a um sistema ágil que pode se adaptar a circunstâncias e requisitos em constante mudança (GILCHRIST, 2016). A modularidade envolve todos os níveis de produção e manufatura (GHOBAKHLOO e AZAR, 2018) e baseia-se na cadeia de suprimentos ágil, sistemas de fluxo de material flexível, procedimentos modulares de tomada de decisão e processos flexíveis (PERALES *et al.*, 2018). A modularidade é complementada pelo produto Personalização, que é outro princípio de design da Indústria 4.0.

A personalização de produtos é, de fato, uma implicação mais orientada para o cliente da personalização em massa (YANG *et al.*, 2017). A introdução de tendências de tecnologia moderna, como CPS responsivo, IoT, arquitetura aberta de produto, automação e manufatura aditiva, permitiu a reconfiguração do produto com base nas preferências do cliente em constante mudança, principalmente identificadas por meio de avaliação e previsão do comportamento do consumidor (JIANG *et al.*, 2016). Isso significa que os fabricantes não só devem atender às demandas e às preferências existentes dos clientes, como também se beneficiar da IoP, simulação e análise de Big Data para prever as tendências de mercado e as necessidades dos clientes (LU, 2017; WANG *et al.*, 2016).

A descentralização permite que diferentes componentes da fábrica inteligente trabalhem de forma independente e tomem decisões de forma autônoma de maneira que

permaneçam alinhados com o caminho em direção ao único objetivo organizacional final (GILCHRIST, 2016). Os sistemas de auto-regulação e os mecanismos de controle inteligentes, como o CPS, estão entre os principais facilitadores da descentralização (LASI *et al.*, 2014). As empresas lucram com a descentralização graças ao planejamento simplificado e à coordenação de diferentes processos. Por exemplo, a sincronização do eKanban com os componentes de um armazém inteligente (por exemplo, veículo guiado automatizado ou robôs marcados com RFID) pode reduzir significativamente a complexidade do planejamento central, fornecendo a liberdade de tomada de decisão (MPDV, 2015). A virtualização permite a replicação de um "gêmeo digital" de toda a cadeia de valor (armazém inteligente, fábrica inteligente, todos os equipamentos e máquinas relacionados e até produtos inteligentes) ao mesclar dados de sensores adquiridos do mundo físico em modelos virtuais ou baseados em simulação (MORENO *et al.*, 2017).

O gêmeo digital (DT - *digital twins*) da manufatura inteligente, por exemplo, permitirá aos engenheiros e designers de processo aprimorar os processos existentes ou otimizar a funcionalidade das linhas de produção de forma totalmente isolada, sem interromper os processos físicos na fábrica inteligente que eles virtualizaram (GILCHRIST, 2016). Alternativamente, o gêmeo digital de um produto inteligente permitiria aos fabricantes ter uma “pegada digital” completa de seus produtos existentes ou novos em todo o seu ciclo de vida, desde o design e desenvolvimento até o final do ciclo do produto. Isso não só permitiria uma melhor compreensão do desempenho do produto na fase de consumo, mas também permitiria às empresas avaliar virtualmente o sistema que constrói o produto (TAO *et al.*, 2018).

A virtualização depende muito da capacidade em tempo real. Em geral, a Indústria 4.0 é centrada em dados cumulativos, em tempo real e do mundo real em uma série de dimensões, como armazém inteligente, fábrica inteligente, produto inteligente e parceiros de negócios inteligentes, o que significa que a capacidade em tempo real é profundamente suportada pela Internet de tudo (LEE *et al.*, 2015; QI e TAO, 2018; ZHANG *et al.*, 2017).

A capacidade em tempo real não se trata apenas de coletar dados, pois envolve análise de dados em tempo real, tomada de decisões em tempo real de acordo com as novas descobertas e até mesmo detecção de ataques de segurança cibernética em tempo real, tema bastante sensível no ambiente da Indústria 4.0 (THAMES, 2017).

A integração do sistema se refere ao processo de reunir os subsistemas de componentes em um processo único, de forma que este seja capaz de fornecer a funcionalidade pretendida. Avançar em direção à Indústria 4.0 requer a integração vertical, camada sobre camada, de sistemas e tecnologias (POSADA *et al.*, 2015).

Fábricas ou manufaturas inteligentes, como o coração da Indústria 4.0, não podem funcionar de forma autônoma sendo que o conceito vertical de fábricas inteligentes, produtos inteligentes e outros sistemas de produção inteligentes, na verdade se configura como uma necessidade para o futuro e sobrevivência da cadeia de valor competitiva. A integração não se limita aos sistemas e tecnologias de manufatura. A Indústria 4.0 depende da integração horizontal para conectar todas as funções e dados em toda a cadeia de valor no escopo global. Essa integração entre parceiros de negócios e clientes facilita o estabelecimento e manutenção de cadeias que realmente criam e agregam valor ao processo (RÜßMANN *et al.*, 2015).

A responsabilidade social corporativa representa uma forma de auto-regulação corporativa que se integra ao modelo de negócios existente. No ambiente de manufatura, a responsabilidade social corporativa envolve principalmente áreas como regulamentações ambientais e trabalhistas. Dentro da quarta Revolução Industrial, a robótica e a automação industrial influenciarão fortemente as oportunidades de emprego em muitas corporações voltadas para o futuro, e os estudiosos argumentam que a Indústria 4.0 provavelmente atuará como um destruidor de empregos.

Acredita-se que a magnitude desse impacto negativo sobre os empregos dependerá do nível de habilidade do trabalhador, e os trabalhadores de baixa e média qualificação serão os mais afetados negativamente. Acredita-se também que a tecnologia sempre acabou criando mais empregos do que eliminando, portanto, a Indústria 4.0 também deverá gerar inúmeras oportunidades de emprego, principalmente relacionadas à engenharia da computação, informática e matemática. Assim, em uma nota mais proativa, as empresas que visam a Indústria 4.0 devem enfatizar o desenvolvimento de competências para sua futura força de trabalho (CHOI, 2017). Neste sentido, a participação ativa e integrada da sociedade, universidade e governo (conceito *triple Helix*) será fundamental para suportar e preparar a sociedade e as organizações para transição deste processo de transformação digital e inovação (ETZKOWITZ e ZHOU, 2017).

Do ponto de vista da sustentabilidade ambiental, a Indústria 4.0 oferece imensas oportunidades para a realização de manufatura sustentável, pois permite a coordenação

eficiente do produto, material e energia em todos os ciclos de vida do produto; design sustentável de produtos; desenho sustentável de processos e materialização da eficiência de recursos; uma maior eficiência dos trabalhadores graças à infraestrutura IIoT e implantação do modelo de negócios sustentáveis (STOCK e SELIGER, 2016).

Como resume Morteza (2018), a Indústria 4.0 é um sistema dinâmico e integrado para exercer controle sobre toda a cadeia de valor do ciclo de vida de produtos. A integração vertical e horizontal e a fusão dos mundos físico e virtual estão no coração da Indústria 4.0, e as tendências de tecnologia como CPS, IIoT, IoS e IoP, Blockchain e WoT permitem esse nível de integração em escala global.

Os CPSs são centrais para a visão da Indústria 4.0, uma vez que oferecem os mais altos níveis de controle, vigilância, transparência e eficiência do processo de produção (HOFMANN e RÜSCH, 2017) e a realização de produtos inteligentes e conceito de produtos como serviço - PaaS (GILCHRIST, 2016). Os CPSs se comunicam pela Internet de todas as infraestruturas, e IIoT e IoS em particular para habilitar a chamada "fábrica ou manufatura inteligente".

De acordo com o CEO Siemens AG, Sr. Joe Kaeser, em entrevista à revista "Strategy + Business – PWC (edição 83 – 2016), a Indústria 4.0 possibilita um fluxo de fabricação altamente automatizado, como o que a indústria automobilística utiliza. Softwares orientam os processos de fabricação em lotes que poderão ir de grandes volumes até um único item. Também se depara com a situação de presenciar certos produtos em fila de espera, porque a fábrica recebeu informações sobre um eventual problema de qualidade. Assim, a simulação corrige o defeito e obtém aprovação do gerenciamento de qualidade para colocá-lo no processo de produção novamente. A Indústria 4.0 basicamente levará o custo da escala para perto de zero. Não importa o tamanho do lote que você precisa, o custo unitário será o mesmo. Um dos facilitadores neste processo são as impressoras com tecnologia 3D (tecnologia aditiva). Tem-se a oportunidade de imprimir protótipos em baixa escala, e esse é um método muito importante no processo de aceleração da inovação.

A quarta Revolução Industrial, é onde computadores e automação se unem de maneira integrada, isto é, robótica conectando sistemas computadorizados equipados com máquinas e algoritmos de aprendizagem, nos quais os sistemas de produção são capazes de aprender com dados, possibilitando o aumento da eficiência e autonomia dos processos de produção e,

também, tornando-os mais personalizáveis (HERMANN *et al.*, 2016; JAZDI, 2014; MORTEZA, 2018).

No contexto da Manufatura Inteligente, Kagermann, (2013) e Hermann *et al.* (2016) elegeram 6 princípios que são identificados como orientadores da evolução dos sistemas de produção para os próximos anos:

- a. Interoperabilidade - sistemas, pessoas e informações de forma transparente intercomunicados nos sistemas físicos cibernéticos (CPS ou CPPS). Isso permite a troca de informações entre máquinas, processos, interfaces e pessoas;
- b. Capacidade de operação em tempo real - aquisição instantânea de dados e processamento, permitindo a tomada de decisões em tempo real;
- c. Virtualização - permitindo a rastreabilidade remota e monitoramento de todos os processos através dos vários sensores espalhados por toda a loja;
- d. Descentralização - os sistemas cyber-físicos são espalhados de acordo com as necessidades da produção, fornecendo capacidade de tomadas de decisão em tempo real. Além disso, as máquinas não apenas receberão comandos, como também serão capazes de fornecer informações sobre seu ciclo de trabalho. Portanto, os módulos de fabricação inteligentes funcionarão de maneira descentralizada, inteligente e sob demanda;
- e. Orientação a Serviços - uso de arquiteturas de software orientadas a serviços juntamente com os conceitos de IoT, IoP, IoS, IoD;
- f. Modularidade - processos de produção sob demanda, acoplamento e desacoplamento de módulos em produção, dando à flexibilidade para alterar facilmente as tarefas da máquina.

Na Manufatura Inteligente, as pessoas têm a necessidade de adaptar suas habilidades às necessidades das fábricas do futuro. O trabalho manual será substituído por mão-de-obra especializada, elevando novas oportunidades a profissionais treinados, em um ambiente de enorme variedade tecnológica e desafios (HERMANN *et al.*, 2016).

Resumindo, ao considerar um cenário 4.0, o foco não estará nas novas tecnologias, mas em como combiná-las de uma nova maneira, considerando três níveis de integração: o nível de objetos físico cibernéticos (CPS); a infraestrutura de dados e os serviços e demandas baseadas nos dados disponíveis (DRATH & HORCH, 2014).

De acordo com Chen *et al.* (2017), interoperabilidade é “a capacidade de dois sistemas se entenderem e usar as funcionalidades um do outro.” Representa a capacidade de dois sistemas trocarem dados e compartilhem informações e conhecimentos. A interoperabilidade da Indústria 4.0 sintetiza componentes de software, soluções de aplicativos, processos de negócios e o contexto de negócios em todo o procedimento diversificado, heterogêneo e autônomo.

A Interoperabilidade da Indústria 4.0 inclui quatro níveis: interoperabilidade operacional, sistemática, técnica e semântica (BERRE *et al.*, 2007; GORKHAIL *et al.*, 2016; RUGGABER, 2006). Especificamente, a interoperabilidade operacional ilustra estruturas gerais de conceitos, padrões, linguagens e relacionamentos com o CPS (*Cyber physical system*). A interoperabilidade sistemática identifica as diretrizes e princípios de metodologias, padrões, domínios e modelos. A interoperabilidade técnica articula ferramentas e plataformas para desenvolvimento técnico, sistemas de TI, ambiente de TIC (tecnologia da informação e comunicação) e software relacionado. A interoperabilidade semântica garante a troca de informações entre diferentes grupos de pessoas, pacotes de aplicativos e vários níveis de instituições. Esses quatro níveis de operações tornam a Indústria 4.0 e o CPS mais produtivos e econômicos.

1.4 Arquitetura da Indústria 4.0

Existem diferentes perspectivas para definir a arquitetura da Indústria 4.0. Com base nos princípios de design, tendências de tecnologia habilitadoras, a Figura 4 representa a integração horizontal e vertical dos fluxos de dados e agentes do ecossistema da indústria de manufatura inteligente, numa visão de arquitetura da Indústria 4.0, como definido por Morteza (2018).

Os CPSs – *Cyber Physical Systems* são centrais digitais de informações para a visão da Indústria 4.0, pois oferecem os mais altos níveis de controle, vigilância, transparência e eficiência no processo de produção (HOFMANN e RÜSCH, 2017) e na realização de produtos inteligentes e conceito de PaaS – *Product as a Service* (GILCHRIST, 2016).

Os CPSs se comunicam pela Internet com todas as infraestruturas, através da internet das coisas, IIoT e IoS em particular para habilitar a chamada "manufatura inteligente". A manufatura inteligente segue a ideia de sistema de produção descentralizado, em que

máquinas, processos, seres humanos e recursos se comunicam em tempo real tão naturalmente quanto em uma rede social (HOFMANN e RÜSCH, 2017).

Dada a maneira como as máquinas, dispositivos e recursos humanos interagem, se comunicam e aprendem uns com os outros dentro do contexto de fábrica inteligente, as tecnologias de computação em nuvem (*cloud computing*), IoD (*Internet of Data*) e análises de Big Data são vitais para coletar, armazenar e, mais importante, analisar um enorme fluxo de processo e produção e dados da cadeia de valor da indústria.

A mineração de dados para aquisição de informações relevantes ou pertinentes, juntamente com a virtualização (conceito *Digital Twins*), permite aos fabricantes manter vantagem competitiva no gerenciamento de operações e oferecer uma maior eficiência de produção graças às anomalias precoces e detecção de falhas do sistema. Como outro componente da configuração de fábrica inteligente, o conceito de Realidade Aumentada - RA possui um potencial enorme, pois facilita a manutenção industrial, o treinamento da força de trabalho, o gerenciamento e o controle de processos e amplia os limites da inovação. Esses componentes, em conjunto com a aplicação de robótica industrial e manufatura aditiva, permitiriam aos fabricantes transformar sua estratégia de produção de customização em massa para personalização em massa (WANG *et al.*, 2016).

De acordo com o conceito definido por Morteza (2018), a Figura 5 apresenta um processo completamente automatizado e autônomo, utilizando as tecnologias habilitadoras conectadas através de rede industrial (IIoT), sendo os dados gerados pelos agentes da indústria como máquinas, equipamentos, fornecedores (Supply Chain), Clientes, e também dados de campo provenientes de produtos inteligentes sensorizados, redes sociais, CRM, ERP, enfim, todos os dados armazenados (estruturados ou não estruturados), sendo consolidados no sistema de Big Data, utilizando computação em nuvem e com inteligência para responder de maneira lógica, analítica (algoritmos avançados) e rápida suficiente para garantir que todo o sistema de manufatura opere de maneira harmônica, sincronizada e em sintonia com as demandas que são solicitadas pelos clientes, sejam eles distribuidores, detentores de marcas e produtos que atendam às necessidades de seus consumidores na disponibilidade, demanda e desejos solicitados.

No capítulo supracitado 1.3.1 descreveram-se as principais tecnologias habilitadoras e operacionalidade de cada agente participante do ecossistema manufatureiro inteligente e como estes se relacionam e geram valor no contexto da indústria 4.0.

1.4.1 Manufatura inteligente

Dentro do processo de manufatura inteligente, a indústria manufatureira ou de transformação utiliza uma ampla gama de sistemas de softwares e automação para aumentar a eficiência e a produtividade. São elas, Máquinas de Controles Numéricos - CNC, Controladores Lógicos Programáveis – PLC, Sistema de controle supervisorio e aquisição de dados - SCADA, Sistema de gestão de manufatura - MES, Projetos e desenvolvimento de produtos – CAX, CAD, CAPP, CAM, CAE, Gerenciamento do ciclo de vida do produto - PLM, Sistema de planejamento de recursos empresariais - ERP, Operação e manutenção - O&M, Sistema de gerenciamento de energia - EMS, Gerenciamento da cadeia de suprimentos - SCM, Gerenciamento de relacionamento com o cliente - CRM, entre outros. O objetivo da manufatura inteligente é exatamente integrar todos os sistemas acima de maneira interativa e inteligente, captando todos os dados e os transformado em inteligência da cadeia produtiva e de valor da indústria manufatureira. As máquinas e equipamentos que integram a manufatura inteligente trazem diversos sensores embarcados que terão a responsabilidade de gerar dados suficientes para que haja não somente o controle dos processos produtivos, como também as informações que permitirão ao sistema de Big Data a possibilidade de análise das informações e da tomada de decisão que permearão de maneira holística todo o ecossistema envolvido.

Ainda no processo produtivo, tecnologias habilitadoras contribuirão para redução dos erros humanos, na capacidade de manutenção (corretiva e preditiva), na assistência técnica remota, na inspeção automatizada, no gerenciamento seguros dos processos, nos treinamentos simulados, como é o caso da tecnologia de Realidade Aumentada, além da possibilidade de desenvolvimento de projetos específicos e em distância.

O Big Data permite o reconhecimento de padrões dos clientes e trazem a possibilidade de simulação de diversas operações na indústria, disponibilizando relatórios, cruzamentos de informações, históricos, tendências, referências de alta performance (benchmarking), enfim, todas as informações necessárias, permitindo uma análise mais profundas e assertivas sobre performance de produção, cálculo de tempos e métodos, configurações, *setups* de máquinas, otimização de logísticas, *supply chain*, sendo tudo de maneira confiável e em tempo real.

1.4.2 Integração com Cadeia de Suprimentos (Supply Chain)

O Big Data tem acesso em tempo real da disponibilidade de inventário e efetua o gerenciamento e controle completamente integrado com o processo de *Supply Chain* (Canal de Suprimentos de insumos). Este é capaz de emitir pedidos automáticos “*on demand*”, ou seja, de acordo com a demanda, acompanha os processos de disponibilização e entrega de maneira integrada e garante assim a otimização dos recursos investidos em estoques e materiais em transito para a melhor eficiência do processo.

1.4.3 Armazéns Inteligentes

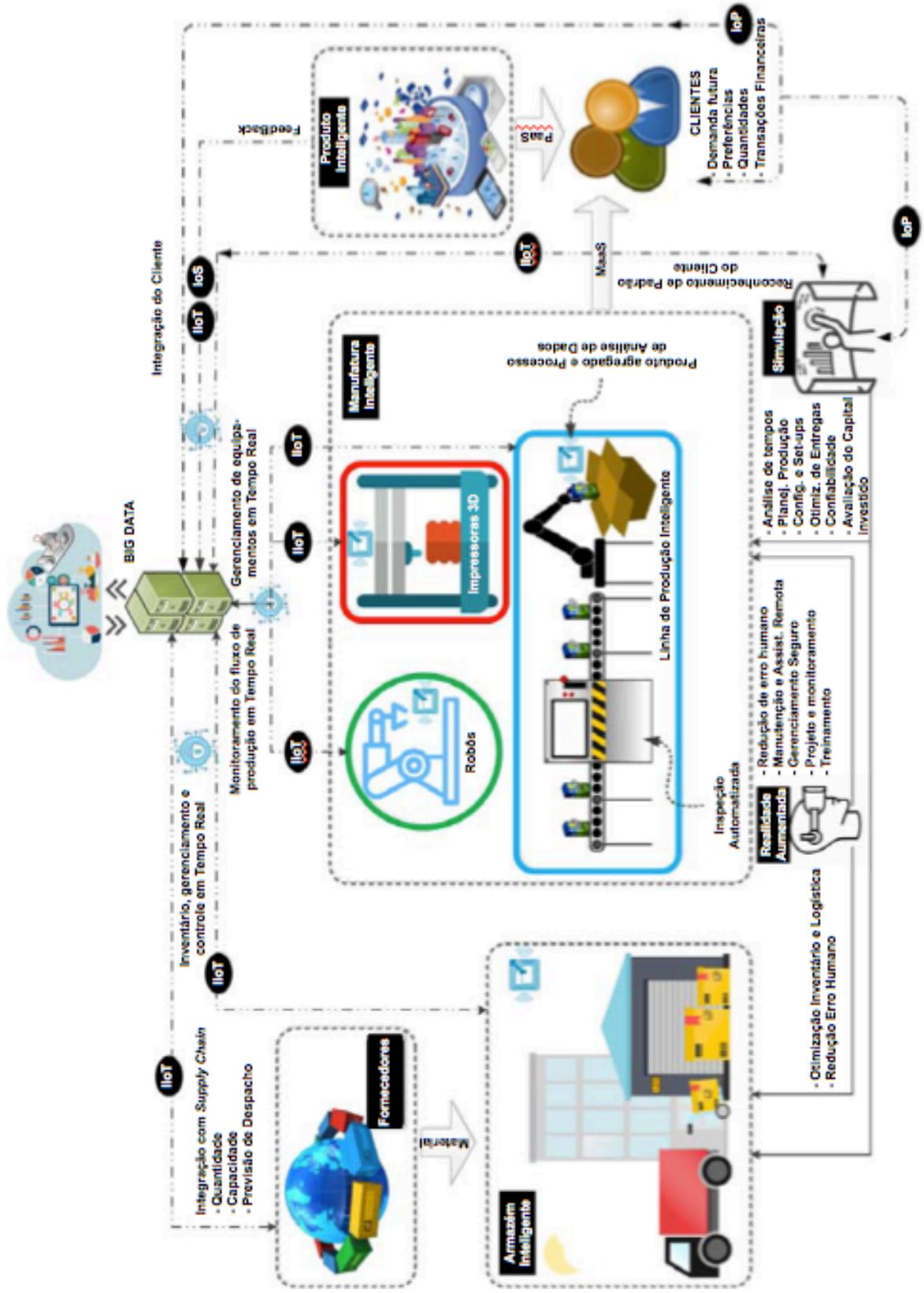
Armazéns automatizados trocam informações de maneira automática com o Big Data, otimizando assim controle de inventários, eficiência na disponibilidade de insumos e peças, cálculos em tempo real de valoração e obsolescência de ativos.

1.4.4 Integração com o Cliente

O Big Data pode estar integrado com o Cliente de diversas maneiras e tudo em tempo real. Através de *interface* com o sistema de gestão e controle do cliente, o Big Data poderá ter acesso a informações de demandas futuras de produção, giros de estoque, preferencias dos clientes finais e consumidores dos produtos, além de disponibilizar o acompanhamento da relação comercial entre a indústria e o seu cliente podendo executar de maneira automática e instantânea o processo de recebimento e faturamento dos pedidos.

Neste contexto de Indústria 4.0, a manufatura inteligente atende de maneira diferenciada e exclusiva as demandas dos clientes, permitindo que estes foquem única e exclusivamente nas demandas que lhes permitem excelência, como desenvolvimento de novos produtos e serviços, deixando o processo produtivo e gestão de estoque nas mãos de especialistas no assunto. Desta forma, o conceito de Manufatura (MaaS) como serviço se consolida como real e efetiva.

Figura 4 – Arquitetura da Indústria 4.0 – Ambiente de Manufatura



Fonte: Morteza (2018) (Versão em português)

A figura 4 representa o conceito de tecnologias habilitadoras e princípios de design aplicados em um ecossistema de manufatura inteligente.

O esquema se faz iniciando-se pelo cérebro do ecossistema, que é a tecnologia Big Data no seu sentido mais amplo, concentrando, estruturando e analisando uma grande massa de dados gerada por equipamentos, controle de processos, demandas de clientes e tantos outros elementos no contexto da Indústria 4.0. Essa tecnologia se utiliza do ambiente físico cibernético para se comunicar com todos os elementos – (CPS – Ciber Physical System).

A computação em nuvem (*Cloud computing*), juntamente com a internet das coisas industrial (IIoT), executam a função de armazenar e transmitir os dados gerados para imediata análise e formação de conhecimento no processo de tomada de decisão.

Como descrito por autores como Morteza (2018), Grover *et al.* (2018) e La Valle *et al.* (2011), a profundidade deste processo, dependerá (1) do nível de tecnologia embarcado, (2) a atenção colocada no processo de implantação, (3) a maturidade da organização (liderança, cultura de dados, recursos humanos, objetivos estabelecidos e métricas de resultados), tendo que o foco principal está sempre conectado ao ganho de competitividade, criação de valor, entendimento das necessidades dos clientes, visibilidade dos usuários e o conceito de diferenciação.

No diagrama nota-se que a tecnologia Big Data se comunica em via dupla (leitura e escrita) com todos os elementos do ecossistema de manufatura inteligente, através das redes de comunicações virtuais, permitindo assim, solicitar e transferir dados de acordo com a necessidade do processo. Essa *interface* acontece com velocidade e segurança necessária.

No ecossistema de manufatura inteligente, cada elemento participante assume sua identidade digital e oferece informações ao nervo central que tomará as decisões de acordo com as necessidades, alcançando assim o maior nível de eficiência, pois permite que a produção seja otimizada por sistemas que identificam as necessidades dos clientes de maneira instantânea, podendo ser reprogramados de acordo com o planejamento, demanda e até imprevistos que possam ocorrer, tendo de maneira síncrona a disponibilidade de insumos e componentes necessários proveniente a cadeia de suprimentos.

Sob a ótica da cadeia Logística também se habilita um processo de otimização de inventários e agilidade logística automática. Neste processo, uma das tecnologias mais embarcadas são os sensores de identificação por rádio e frequência (RFID). O seu propósito é contribuir para a gestão do fluxo de materiais em todos os elos da cadeia de valor. Assim, o

sistema pode obter dados atualizados sobre os níveis de estoque e a localização das cargas durante o trajeto de entrega e programar os próximos passos.

Nos diagramas figura 4, ainda se verifica o cuidado do autor de renomear a internet das coisas (IoT) em função do fluxo de dados que percorre até o sistema de BigData, e como eles se comportam na rede. São eles IIoT (internet das coisas industrial), que, além de trafegar os dados de maneira segura, o faz com a velocidade que todo o sistema necessita, sem o risco de invasões inesperadas e vulneráveis, IoP (internet de produtos), IoS (internet de serviços).

1.5 Big Data e Criação de Valor

Diversos estudos científicos se debruçam sobre o tema Big Data e tentam quantificar o valor que a coleta, tratamento e análise dos dados não estruturados podem contribuir com as organizações. As novas tecnologias estão coletando mais dados do que nunca, mas muitas organizações ainda estão procurando maneiras melhores de obter valor de seus dados e competir no mercado (DAVENPORT *et al.*, 2012). Suas dúvidas sobre a melhor forma de obter valor persistem.

Chen (2014) e Villars *et al.* (2011) concordam que Big Data e suas potencialidades, são bastantes poderosas e de valor econômico e social potencialmente imenso na busca de vantagem competitiva e criação de valor, em conjunto com os ativos e capital humano das organizações.

De acordo com um relatório de 2016 desenvolvido pela PromptCloud, o Big Data cresceu de uma indústria de \$ 6,8 bilhões para de \$ 32 bilhões em apenas três anos (GROVER *et al.*, 2018).

Investir em tecnologias digitais e Big Data, não se trata única e exclusivamente de uma decisão estratégica, e sim, uma nova maneira de fazer negócios no século XXI. Também é consenso que extrair valor não se trata única e exclusivamente da tecnologia. Esta se faz necessária, porém sem uma equipe qualificada de TI, gestores e lideranças competentes e cultura da organização voltada para análise e inteligência de dados, os esforços não se refletem em valor (GROVER *et al.*, 2018; ISAACA, 2014).

No contexto da Indústria de Manufatura inteligente, fabricantes de produtos de consumo estão hoje se esforçando para estabelecer um vínculo direto com os consumidores e fortalecer sua posição competitiva e criação de valor, usando os dados coletados (conceito de

interoperabilidade vertical e horizontal) e analisados para oferecer serviços complementares e cultivando fontes adicionais de receita. A IoS (Internet of Service) fornece a infraestrutura tecnológica necessária e preocupa-se com o uso sistemático da internet para novas formas de criação de valor por meio da materialização do modelo de negócios de Produtos como Serviço – PaaS (BECKER *et al.*, 2014).

O Big Data está se tornando importante para atender aos requisitos exclusivos do cliente, essenciais para desenvolver e sustentar uma vantagem competitiva (NICOLA e FERREIRA, 2014). De acordo com Grover *et al.* (2018), as empresas estão empreendendo iniciativas de análise para prever o desejo dos clientes, com os resultados das análises, estas buscam (1) definir ofertas melhores e mais personalizadas para futuras compras ou oferecer descontos especiais; (2) determinar as causas razão de falhas ocorridas, problemas logísticos de transporte, defeitos quase em tempo real, ou mesmo prever e corrigir falhas potenciais antes que elas aconteçam; (3) compreender a experiência dos consumidores com produtos ou serviços por meio da análise de avaliações de consumidores online ou dados de *call-center* para melhoria da qualidade e inovação de produtos; (4) desenvolver respostas rápidas em tempos de crise e desenvolver detecção de anomalias; (5) ajustar processos internos e identificar obstáculos operacionais dentro de uma empresa; (6) ajustar seu processo de manufatura de acordo com a demanda do cliente solicitante ou mesmo do usuário.

Os *insights* obtidos com a análise de fluxos de dados estruturados e não estruturados podem responder a perguntas que as empresas nem mesmo consideraram antes (MORTEZA, 2018). Indiscutivelmente, nenhuma tendência de negócios na última década teve tanto impacto potencial sobre os investimentos em TI como o Big Data. Por outro lado, esta tendência pode causar situações de desapontamento as empresas que investem altas cifras e não obtém o resultado esperado da tecnologia.

Uma pesquisa da consultoria, Gartner, de 2016 com 199 executivos, revela que, embora os investimentos em Big Data continuem aumentando, há sinais de maior parcimônia. Muitos projetos de Big Data apresentam resultados decepcionantes. Nessa mesma pesquisa, a Gartner prevê que 60 por cento dos projetos de Big Data até 2017 não iriam além do piloto e da experimentação e seriam abandonados e que muitas empresas lutam para obter *insights* que possam trazer diferenças reais, apesar do fato de que 48 por cento das empresas pesquisadas que investiram em projetos de Big Data em 2016, alerta que a bolha de Big Data poderia estar prestes a estourar.

Essas preocupações induzem as empresas a repensarem suas estratégias de Big Data para ter um foco mais forte no poder de criação de valor e retorno sobre o investimento das iniciativas de Big Data. O foco está se movendo rapidamente do conceito de investir na tecnologia de ponta, para uma maior atenção no processo de desenvolvimento, na implantação, cultura de dados e gestão do processo, seus impactos na organização e quais as métricas propostas para medirem os resultados (HEUDECKER e HARE, 2018). Focando na eficiência, empresas precisam não apenas de dados de boa qualidade, mas também de sistemas de informação (SI), ferramentas analíticas e talentos humanos apropriados e analíticos para gerar conhecimento valioso e *insights* úteis para a gestão e a tomada de decisões (ISACA, 2014).

Para auxiliar as organizações a entenderem de maneira mais efetiva as oportunidades de informações e análises avançadas (Big Data), o MIT Sloan Management Review desenvolveu parceria com o IBM Institute for Business Value para conduzir uma pesquisa com cerca de 3.000 executivos, gerentes e analistas que trabalham em mais de 30 setores e 100 países (LAVALLE *et al.*, 2011). Os pontos mais relevantes dessa pesquisa foram:

- Organizações de alto desempenho utilizam Big Data cinco vezes mais que as de baixa performance;
- A maioria das organizações concordam que Big Data oferece criação de valor adicionado;
- Metade dos entrevistados disseram que investimentos em Big Data é prioridade em suas organizações;
- 60% citaram a inovação, para alcançar diferenciação competitiva, como o maior desafio do seu negócio no momento;
- Líderes organizacionais focam no Big Data e o poder computacional para se tornarem inteligentes e inovadores de uma forma que nunca fizeram antes;
- Executivos sênior querem seus negócios rodando sobre decisões tomadas através da análise de dados – Big Data.

1.5.1 Habilidades e maturidade do conceito de Big Data

Estudo desenvolvido por Grover *et al.* (2018) classificam o tema de criação de valor da tecnologia Big Data como dois vetores de valor, sendo os tangíveis denominados como Funcionais e intangíveis denominados Simbólicos. O valor funcional (por exemplo,

participação de mercado, desempenho financeiro) se refere à melhoria de desempenho diretamente resultante da adoção do Big Data, enquanto o valor simbólico (por exemplo, imagem de marca e reputação positivas, mitigando à pressão ambiental) é amplamente derivado através do "efeito de sinalização" do investimento em Big Data. Da perspectiva do ajuste estratégico, pode-se pensar no valor funcional como o ajuste entre a tecnologia e as tarefas organizacionais, e o valor simbólico como o ajuste entre a tecnologia e o ambiente organizacional. Esses dois tipos de valor estratégico podem não ser mutuamente exclusivos.

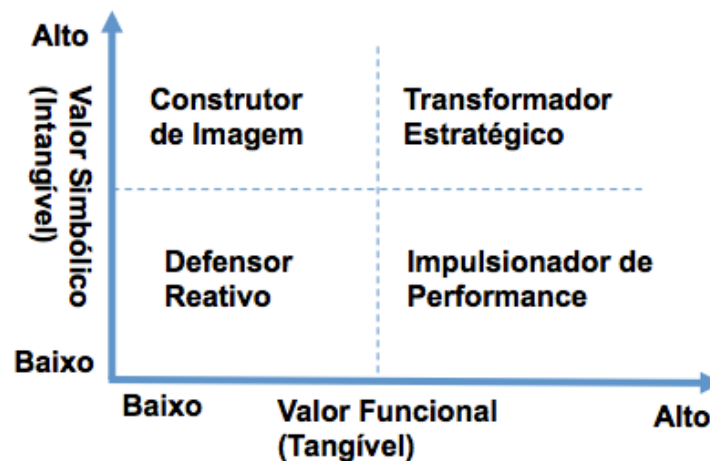
O valor funcional ocorre através da cadeia de conversão de ativos em valor tangível. Isso cai sob a égide da lógica baseada em recursos (BARNEY, 2001; WERNERFELD, 1995), onde Big Data e outros recursos complementares podem ser configurados de maneira sinérgica para criar capacidades únicas que são direcionadas a entidades criadoras de valor (por exemplo, clientes, decisões, processos). Esses efeitos têm uma manifestação tangível na produtividade tradicional e nas métricas financeiras de uma empresa. Geralmente, são alcançados por meio de maior eficiência, coordenação e tomada de decisões. O valor do Big Data mais comumente relatado, que deve ser avaliado, inclui melhoria de desempenho, redução de custo e tempo, inovação de produto e serviço e melhoria das relações entre empresas e consumidores.

Embora a maior parte da literatura anterior se concentre no valor funcional da TI, o valor simbólico da TI, que oferece um sinal claro para as partes interessadas, também é um aspecto importante do valor estratégico. Valores simbólicos podem ser observados a partir da reação do mercado e pode representar a forma simbólica em um sinal de inovação organizacional. Com os investimentos do Big Data em tecnologias, ferramentas, habilidades e liderança vistos na vanguarda da inovação no discurso social e de mídia, uma empresa pode obter efeitos substanciais na reputação por meio dos sinais feitos por investimentos e outras iniciativas de Big Data (WANG, 2010). Outra teoria subjacente ao valor simbólico é o "comportamento de manada" que tem seu contexto no ímpeto de seguir a multidão. Para reter seus clientes ou reputação, algumas organizações podem adotar tecnologias de informação para mostrar que estão no mercado e são competitivas.

Essa dicotomia funcional-simbólica fornece uma maneira de estender a compreensão do papel estratégico do Big Data. Por exemplo, a Figura 5 representa uma matriz que ilustra os papéis estratégicos do Big Data. Se os valores funcionais e simbólicos forem altos, o Big Data pode ser um transformador estratégico para a empresa, a fim de aprimorar os valores internos e a imagem no mercado. Quando apenas um alto valor funcional é antecipado, o Big

Data pode ser um bom adicionador de desempenho para aumentar a produtividade. Quando apenas um alto valor simbólico é antecipado, a adoção do Big Data pode ser um construtor de imagem para gerar sinais positivos para as partes interessadas. Se nenhum dos valores for alto, a empresa pode não buscar ativamente o valor do Big Data, mas adotar uma postura defensiva.

Figura 5 : Papéis Estratégicos do Big Data



Fonte: GROVER *et. al.*, 2018

De acordo com LaValle *et al.* (2011), em sua pesquisa com cerca de 3.000 executivos, gerentes e analistas que trabalham em mais de 30 setores e 100 países, as habilidades das organizações em saber lidar com o conceito de Big Data, podem ser classificadas em três níveis de capacidades, cada qual com oportunidades de criação de valor distintas.

As organizações que sabem onde se posicionar, em termos de adoção de Big Data, estão mais bem preparadas para transformar desafios em oportunidades. La Valle *et al.* (2011) segmentaram os respondentes com base em como eles classificaram os conhecimentos de Big Data de sua organização, especificamente o quão completamente suas organizações foram transformadas por melhores usos de análises e informações de dados. Emergiram três níveis de capacidade analítica - Aspirante, Experiente e Transformado - cada um com distinções claras.

O Quadro 2 classifica de maneira detalhada os níveis de capacidades analíticas (Analytics) das organizações, sendo essas:

- Aspirante: essas organizações são as que estão mais longe de atingir seus objetivos analíticos desejados. Frequentemente, eles estão se concentrando na eficiência ou automação

dos processos, sejam eles no chão de fábrica ou no nível gestacional e com foco nas possibilidades de reduzir custos operacionais. As organizações aspirantes atualmente têm pouco conhecimento dos módulos de construção necessários para a adoção da tecnologia Big Data, que são pessoas e processos ou ferramentas - para coletar, compreender, incorporar ou agir com base em percepções analíticas.

- Experiente: tendo adquirido alguma experiência analítica, geralmente por meio de sucessos com eficiências na fase Aspirante, essas organizações estão procurando ir além do gerenciamento de custos. Organizações experientes estão desenvolvendo melhores maneiras de coletar, incorporar e agir de forma eficaz a análise dos dados coletados, para que possam começar a otimizar suas organizações.

- Transformadas: essas organizações têm experiência substancial no uso de análises em uma ampla gama de funções. Eles usam a análise como um diferencial competitivo e já são adeptos da organização de pessoas, processos e ferramentas para otimizar e diferenciar. Organizações transformadas estão menos focadas em cortar custos do que organizações Aspirantes e Experientes, possivelmente já tendo automatizado suas operações por meio do uso eficaz de *insights*. Eles estão mais focados em impulsionar a lucratividade do cliente e fazer investimentos direcionados em análises de nicho à medida que continuam expandindo o desenvolvimento organizacional.

As organizações transformadas têm três vezes mais probabilidade do que as organizações aspirantes de superarem substancialmente seus pares do setor. Essa vantagem de desempenho ilustra as recompensas potenciais de níveis mais altos de adoção de análise.

Quadro 1: Níveis de capacidades analíticas das organizações

	ASPIRACIONAL	COM EXPERIÊNCIA	TRANSFORMADO
Motivo	<ul style="list-style-type: none"> • Use análises para justificar ações • Gestão financeira e orçamento • Operações e produção • Vendas e Marketing 	<ul style="list-style-type: none"> • Use análises para orientar as ações • Todas as funções aspiracionais • Estratégia / desenvolvimento de negócios • Atendimento ao cliente • Pesquisa / desenvolvimento de produtos 	<ul style="list-style-type: none"> • Use análises para prescrever ações • Todas as funções Aspiracionais e Experientes • Gerenciamento de riscos • Experiência do cliente • Planejamento / alocação da força de trabalho • Gestão geral • Gestão de marca e mercado
Desafios de negócios	<ul style="list-style-type: none"> • Diferenciação competitiva por meio da inovação • Eficiência de custos (primário) • Crescimento da receita (secundário) 	<ul style="list-style-type: none"> • Diferenciação competitiva por meio da inovação • Crescimento da receita (primário) • Eficiência de custos (secundário) 	<ul style="list-style-type: none"> • Diferenciação competitiva por meio da inovação • Crescimento da receita (primário) • Lucratividade adquirindo / retendo clientes (foco direcionado)
Principais obstáculos	<ul style="list-style-type: none"> • Falta de compreensão de como alavancar análises para valor de negócios • Patrocínio executivo • A cultura não incentiva o compartilhamento de informações 	<ul style="list-style-type: none"> • Falta de compreensão de como alavancar análises para valor de negócios • Habilidades dentro da linha de negócios • A propriedade dos dados não é clara ou a governança é ineficaz 	<ul style="list-style-type: none"> • Falta de compreensão de como alavancar análises para valor de negócios • Gerenciamento de largura de banda devido a prioridades concorrentes • Acessibilidade dos dados
Gestão de dados	<ul style="list-style-type: none"> • Capacidade limitada de capturar, agregar, analisar ou compartilhar informações e percepções 	<ul style="list-style-type: none"> • Capacidade moderada de capturar, agregar e analisar dados • Capacidade limitada de compartilhar informações e percepções 	<ul style="list-style-type: none"> • Forte capacidade de capturar, agregar e analisar dados • Eficaz no compartilhamento de informações e percepções
Analytics em ação	<ul style="list-style-type: none"> • Raramente usa abordagens rigorosas para tomar decisões • Uso limitado de insights para orientar estratégias futuras ou operações do dia-a-dia 	<ul style="list-style-type: none"> • Algum uso de abordagens rigorosas para tomar decisões • Uso crescente de insights para orientar estratégias futuras, mas ainda uso limitado de insights para orientar as operações do dia a dia 	<ul style="list-style-type: none"> • A maioria usa abordagens rigorosas para tomar decisões • Quase todos usam insights para orientar estratégias futuras e a maioria usa insights para orientar as operações do dia a dia

Fonte: LaValle et al. (2011) – Tradução nossa

1.5.2 Fatores Moderadores de criação de valor pelo Big Data

Grover *et al.* (2018) sugerem um modelo de construção de valor do Big Data em uma organização, com duas fases de amadurecimento do processo de capacitação: (1) Processo de Construção de Capacidade - Investimento na tecnologia, Aquisição de Ativos. (2) Processo de Realização de Capacidades - Aplicação, objetivos, Impactos e Valores, sendo que a evolução do processo seja realimentada com um conceito de execução por aprendizado (*Learning by Doing*) onde o aspecto temporal é relevante. Os processos de construção e realização de capacidades ocorrem por meio de uma série de decisões inter-relacionadas que facilitam o aprendizado organizacional. Esse aprendizado permite a adaptação pelo tempo e aprendizado, que é um ciclo de feedback virtuoso que aumenta a capacidade de uma empresa de construir e realizar futuras capacidades de Big Data por meio de experiências, sucessos e fracassos.

Além disso, o alinhamento de uma estratégia com a infraestrutura organizacional requer uma forte liderança em uma empresa para promulgar uma cultura baseada em dados. A falta de tal cultura pode ser fundamentalmente prejudicial para a identificação e geração de valor potencial do Big Data. Fatores emocionais dos tomadores de decisão também podem ter efeito nas opções reais de decisões de investimento em TI (PARK; RAMESH; CAO, 2016). Tornar-se uma organização centrada em dados envolvendo mudanças organizacionais e culturais e inovação.

Culturas fortes baseadas em dados podem gerar previsões que são fundamentais para determinar para onde uma empresa está indo. Um relatório da McKinsey de 2011 (MANYIKA *et al.*, 2011) sobre Big Data sugere que a "mentalidade baseada em dados" de uma empresa é um indicador chave do valor da tecnologia. O relatório avaliou as culturas corporativas de tomada de decisão baseada em fatos como um indicador importante do potencial de valor do Big Data.

As empresas também devem criar processos, estruturas de governança e equipes com habilidades de dados complementares. A governança ativa de dados se refere ao gerenciamento geral da disponibilidade, usabilidade, integridade e segurança dos dados. Uma boa governança de dados em uma empresa deve incluir um corpo diretivo ou conselho, um conjunto de procedimentos de governança de dados e um plano para seguir e executar esses procedimentos. Quando surgem questões de negócios, uma avaliação de proveniência de dados pode ajudar a priorizar dados que podem oferecer novos *insights* sobre essas questões. Um roteiro de estratégia pode então controlar ativos de dados novos e existentes. As

iniciativas de Big Data sem metas e estratégias de negócios claras tenderão a não alcançar os objetivos (LAVALLE *et al.*, 2011).

2 METODOLOGIA APLICADA

Fonseca (2002) apresenta a importante diferença entre método e metodologia. Metodologia segundo o autor é o estudo da organização dos caminhos percorridos e instrumentos utilizados para se fazer uma pesquisa científica. Já o método é o conjunto das normas básicas a serem seguidas com a finalidade de gerar conhecimento científico.

Ainda segundo Fonseca (2002), observa-se que conhecimento científico é aquele que foi produzido pela investigação científica cumprindo seus métodos, tendo origem nos procedimentos de verificação baseados na metodologia. É objetivo e passivo de comprovação e demonstração, no entanto apresenta um caráter provisório podendo ser testado enriquecido e aprimorado ao longo do tempo, devendo ser sempre de domínio público.

Tartuce (2006) diz que a metodologia científica discorre sobre método e ciência. Sendo assim, é um caminho em direção a um objetivo. Compreende-se então que metodologia é o estudo do método, são as regras estabelecidas para realizar uma pesquisa científica derivando de ciência que compreende o conjunto de conhecimentos ordenados em relação a determinado assunto.

Importante ressaltar, dentro desse conceito, três apontamentos encontrados no livro de Minayo & Minayo-Gómez (2003), onde os autores afirmam que, primeiro, não existe um método melhor do que o outro, o bom método é aquele capaz de fazer o pesquisador alcançar seus objetivos, desenvolvendo explicando ou compreendendo o seu objeto; segundo, que os números são uma linguagem, e cada abordagem pode ter seu espaço específico e adequado; terceiro, que a qualidade tanto qualitativa quanto quantitativa depende da importância do estudo e do uso adequado de todos os instrumentos na sua construção.

2.1 Metodologia Design Science Research

O *Design Science Research* é um paradigma de pesquisa bem estabelecido na comunidade de sistemas de informação, em estudos de negócios e gerenciamento para criar artefatos inovadores. Esses artefatos podem incluir: Artefatos conceituais, como construções, modelos, métodos e estruturas (HEVNER *et al.*, 2004; PEFFERS *et al.*, 2012); Instruções lógicas formais, como algoritmos e instanciações (HEVNER *et al.*, 2004; PEFFERS *et al.*,

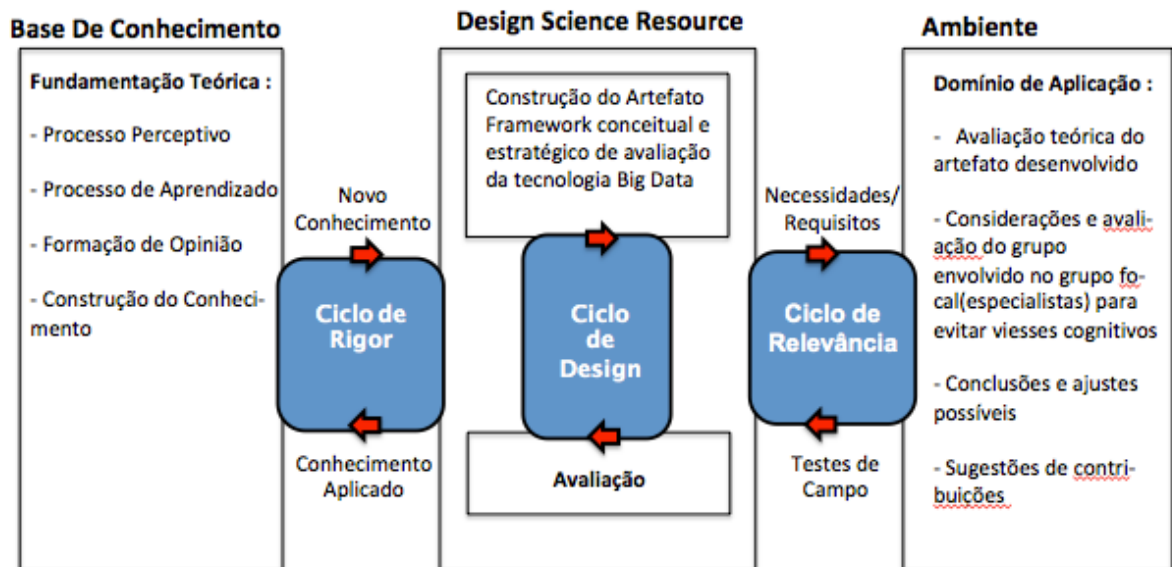
2012); Design do sistema, idioma / notação, diretrizes, requisitos, padrões e métricas (OFFERMANN, *et al.*, 2010); Inovações sociais (Van Aken, 2004); Novas propriedades de recursos técnicos, sociais ou informativos (JÄRVINEN, 2007); Arquiteturas, princípios de design e teorias de design (VAISHNAVI, KUECHLER, 2015); Proposições de design (DENYER *et al.*, 2008; VAN AKEN, 2015).

Hevner (2007) desenvolve uma abordagem de *Design Science Research* baseada em um modelo complementar de três ciclos: (1) ciclo de rigor - para conectar as atividades da ciência do design à base de conhecimento (de fundamentos científicos, experiência e conhecimentos especializados); e (2) ciclo de *design* - para interagir entre as atividades principais do desenvolvimento e avaliação do artefato de design. Espera-se que artefatos bem projetados e desenvolvidos contribuam com novos conhecimentos para o corpo de evidências científicas e para aplicações do mundo real (HEVNER & CHATTERJEE, 2010); finalmente o (3) ciclo de relevância - para conectar o ambiente contextual com as atividades da ciência do design;

Gregor & Hevner (2013) identificam quatro tipos de contribuições de conhecimento, com base no estado de conhecimento existente, nos domínios do problema e da solução: (1) invenção (novas soluções para novos problemas); (2) melhoria (novas soluções para problemas conhecidos); (3) adaptação (soluções conhecidas estendidas a novos problemas); e (4) projeto de rotina (soluções conhecidas para problemas conhecidos). Em resumo, para executar um bom projeto de *Design Science Research*, alguns aspectos fundamentais devem ser considerados, como o design e a construção de um artefato viável (HEVNER *et al.*, 2004), a avaliação rigorosa desse artefato e a contribuição do conhecimento do projeto (GREGOR & HEVNER, 2013).

2.1.1 Processo de Desenvolvimento do estudo, utilizando a metodologia Design Science Research

Figura 6 – Framework utilizado para desenvolvimento do Artefato



Fonte – Adaptado de Hevner et al. (2004) e Hevner (2007)

A Figura 6 representa todo o processo de desenvolvimento da pesquisa, utilizando a metodologia *Design Science Research*, tendo como base o *framework* de DSR desenvolvido por Hevner (2007).

Inicialmente, focou-se no processo de construção do conhecimento. Nesse passo, denominado de processo perceptivo, o desenvolvimento e formação da fundamentação teórica foi fundamental. Esse forneceu a base de conhecimento necessário para o processo de aprendizado, formação de opinião e construção do conhecimento, contextualizado por Hevner (2007) como o Ciclo de Rigor.

No caso do estudo proposto, o foco foi direcionado para artigos técnicos que discorriam sobre os temas Indústria 4.0, Big Data, Analytics e Smart Manufacturing. Foi neste momento que se buscou contextualizar o tema, descrever de forma consistente os objetivos da pesquisa (geral e específicos) e por meio desse processo cognitivo, teórico e perceptivo que se definiu a questão de pesquisa, que nada mais é que o desejo de responder a uma questão que por diversas razões ainda não foi respondida de maneira clara, ou seja, com o rigor científico que a pergunta requer.

As contribuições são retiradas de periódicos científicos renomados, e, nesse caso, foram focados principalmente periódicos contidos em plataformas científicas para conectar as atividades da ciência ao Design, *Google Scholar*, *Science Direct* e *Scopus Preview*. O Ciclo de Rigor se encarrega de executar toda a revisão bibliográfica por meio dos artigos selecionados e também a coleta de dados de campo com respectivas análises de conteúdo de pesquisa, com o objetivo de obter a maior quantidade de dados relevantes e atualizados sobre o tema proposto. Neste estágio, o processo teórico/cognitivo que se responsabiliza pela dedução e constatação das informações e permite a definição de alternativas consistentes de artefatos.

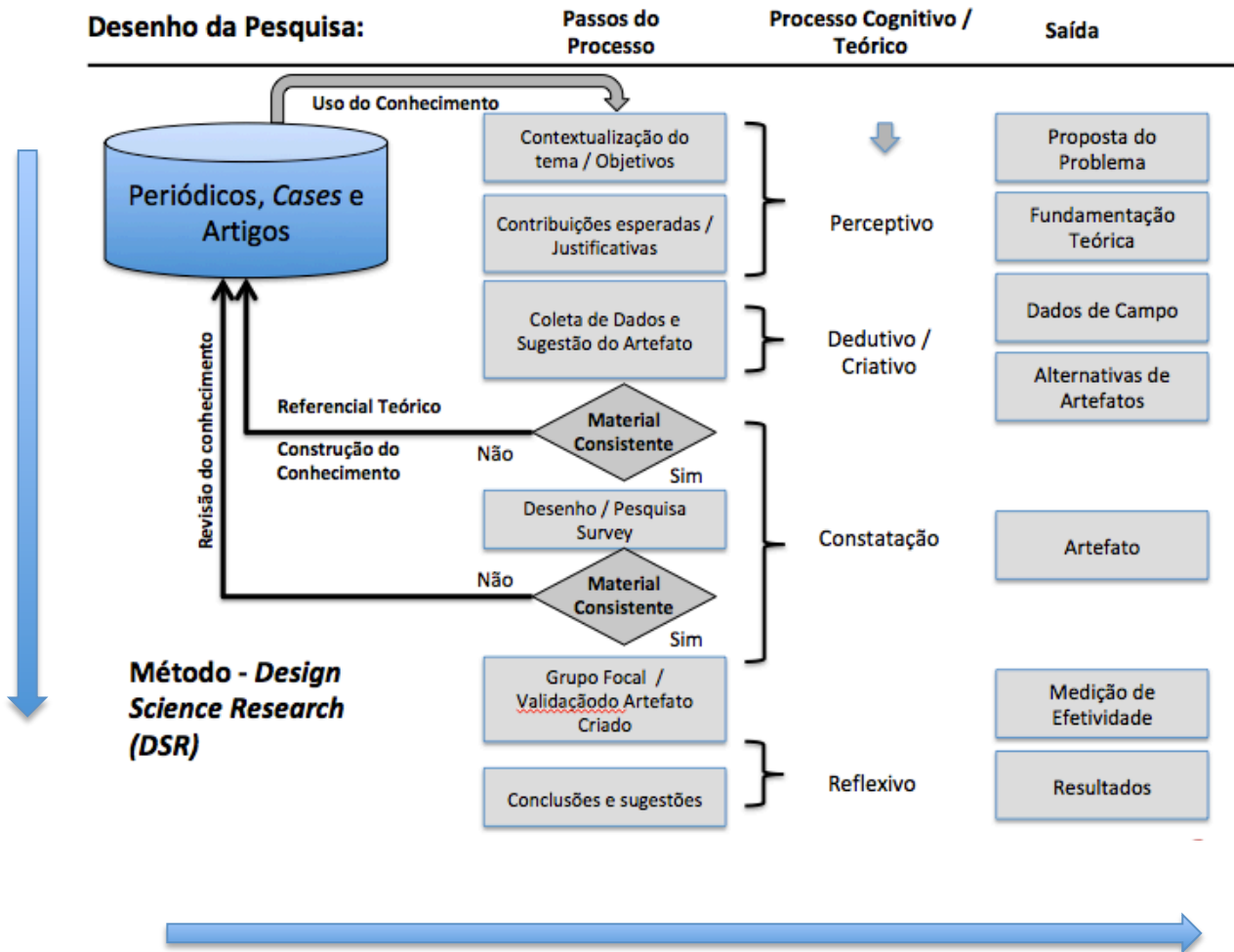
O segundo ciclo proposto pelo Hevner (2007), denominado como Ciclo de Design, conecta a atividade de desenvolvimento do estudo com a avaliação do resultado teórico do artefato, ainda de maneira interna e efetuada pelo autor do trabalho, esse segue em processo de *looping*, comparando-se sempre o resultado com o fundamento teórico pesquisado, até que se tenha completa convicção que o artefato atende todas os atributos levantados pela pesquisa. Foi neste momento que utilizou-se de uma pesquisa *Survey* com o objetivo de ouvir as opiniões e sugestões de especialistas no assunto e também sobre o artefato proposto, Neste momento do processo, a questão mais relevante é se o material criado é realmente consistente, caso negativo, a revisão do conhecimento é efetuada, tantas vezes que seja necessária para atender a questão.

Uma vez que o artefato já está criado e internamente testado, inicia-se o processo de testagem e validação externa, denominado Ciclo de Relevância. Nest estudo, este foi passível de avaliação, através de uma sessão de Grupo Focal com especialistas de TI, Automação e Indústria 4.0, Gestores da Industrial, Usuários e Integradores.

Como salientado por Gregor, Hevner (2013) , espera-se que artefatos bem projetados e desenvolvidos contribuam com novos conhecimentos para o corpo de evidências científicas e para aplicação no mundo real.

A figura 7 representa o processo metodológico completo, dividido por cada ciclo, desde o processo de construção do conhecimento até efetivamente as conclusões de todo o estudo proposto, sem deixar de incluir sugestões propostas para aperfeiçoamento e evoluções futuras do estudo.

Figura 7 – Metodologia *Design Science Research*



Fonte – Adaptado de Manson (2006), Owen (1997)

A Figura 7 representa a forma como a pesquisa foi estruturada seguindo o conceito do *Design Science Research* – DSR. O Plano vertical desenha de maneira ordenada cada passo da pesquisa, garantindo inicialmente o rigor teórico necessário para posteriormente avançar para os próximos passos. Já o plano horizontal garante que cada passo da pesquisa evolua com a certeza que o processo cognitivo avance de maneira consistente e as saídas programadas aconteçam como planejado. Tudo se iniciou com uma inquietação por parte do pesquisador sobre um determinado tema, que no caso foi o Impacto do processo de transformação digital nas organizações e respectivamente na indústria manufatureira (Processo Perceptivo).

Para se criar a base de construção de conhecimento científico, por meio de palavras chaves, buscou-se uma base de artigos científicos relevantes para a construção do conhecimento necessário. Este processo, denominado processo cognitivo perceptível,

permitiu contextualizar o tema, definir os objetivos e contribuições esperadas e limitar o alcance da pesquisa com os materiais selecionados. A saída do processo foi a Proposta do Problema, ou Questão de Pesquisa e a certeza que a Fundamentação Teórica estivesse ajustada e consistente com o Rigor Científico do Trabalho.

O segundo passo está relacionado com o processo cognitivo dedutivo e criativo, onde entendeu-se que já exista conhecimento adquirido suficiente para uma primeira proposta de resposta à questão de pesquisa e aos objetivos delineados no processo cognitivo perceptivo. A saída deste processo ofereceu base teórica de alternativas consistentes de construção do artefato proposto pelo tema, que trata-se de um *framework* conceitual e estratégico de avaliação da tecnologia Big Data, para ser utilizado pelos gestores da indústria manufatureira com o objetivo de aumentar valor, eficiência, competitividade e fomentar inovação. Vale salientar que processo perceptivo, dedutivo/criativo, permaneceu em malha fechada - *looping* (realimentado) até que se estivesse completamente seguro da efetividade do ciclo.

O terceiro passo da pesquisa estava relacionado ao processo empírico do trabalho e teve como objetivo confirmar a base teórica e as alternativas de artefatos propostos com especialistas, e, assim, confrontar a teoria com a experiência e a realidade de campo relacionado ao tema. Trata-se do processo cognitivo de constatação. A saída deste processo ofereceu base prática de alternativas consistentes de construção do artefato proposto pelo tema.

Nesta fase selecionou-se especialistas relacionados com a indústria manufatureira e provedores de componentes e tecnologia. Profissionais de empresas, como Siemens, Schneider, GE-Fanuc, Natura, Microsoft participaram da pesquisa, além de outros profissionais especializados em automação industrial, responsáveis por diversas implementações na indústria de manufatura.

A base deste processo foi uma pesquisa *Survey*, aplicada pela plataforma SurveySparrow, e as questões foram em sua maioria respondidas de maneira dicotômica, com concordo ou discordo. No caso de discordância das afirmações, inclui-se espaço para comentários e sugestões. Uma vez aplicada e compilada a pesquisa *Survey*, efetuou-se os ajustes necessários para a efetividade do artefato e partiu-se para o próximo passo.

O quarto passo teve como base o processo cognitivo reflexivo e estava relacionado à avaliação do artefato proposto, já ajustado com os dados da pesquisa *Survey*. Este passo foi realizado utilizando-se do método Grupo Focal, com usuários da tecnologia Big Data no contexto de indústrias de manufaturas inteligentes. Na sessão de Grupo Focal, apresentou-se os objetivos e os principais conceitos e fundamentos utilizados na pesquisa, além do artefato

desenvolvido (*Framework*). Foi neste momento que conseguiu-se avaliar (1) a factibilidade, se certificando que o processo de aplicação pode ser seguido, (2) a usabilidade, o quanto é fácil seguir o processo e finalmente, (3) a utilidade do artefato desenvolvido – *Framework*, garantindo que o processo forneceu um passo útil na solução da questão que o artefato visa tratar que é a criação de valores tangíveis e intangíveis para a organização (PLATTS *et al.*, 1998).

Em um nível subjetivo, os usuários foram questionados para estabelecer suas reações ao processo. Perguntas diretas foram utilizadas para que as respostas pudessem ser cruzadas, bem como perguntas feitas especificamente sobre a utilidade do artefato, e também sugestões de melhorias. Dessa forma, foram coletadas informações que poderiam ser utilizadas tanto para melhora do artefato quanto para inferir sua utilidade. O roteiro da sessão de Grupo Focal foi aberto, permitindo aos entrevistados liberdade para comentar qualquer aspecto do processo. Nesta sessão verificou-se que o processo atendeu aos critérios básicos de viabilidade, usabilidade e utilidade e também permitiram a identificação de refinamentos e melhorias do artefato.

Ainda neste passo, conclui-se a pesquisa com os resultados obtidos e possibilidades e sugestões de desenvolvimentos futuros.

3 RESULTADOS OBTIDOS

3.1 Termo Big Data

Durante a pesquisa, identificou-se uma inconstância de termos utilizados para definir a técnica de processamento de uma grande quantidade de dados, estruturados ou não-estruturados, incluindo captura, transferência, armazenamento, tratamento, pesquisa, análise, visualização, segurança e privacidade dos dados.

Tomando esta afirmação como pressuposto, decidiu-se efetuar uma pesquisa considerando como base os principais autores citados neste estudo e como cada um aplica o termo, vide Quadro 2.

Quadro 2 – Termos utilizados por diferentes autores da área

Autores	Títulos dos artigos	Termo Utilizado
Davenport, T.H., Barth, P., Bean, R.: (2012)	How Big Data is different - MIT Sloan Manage. Rev. 54 (1), p.: 43-46 (2012)	BigData
Chen, M., Mao, S., Liu, Y.: (2012)	Big data: a survey. Mob. Netw. Appl. 19(2), 171-209 (2014). doi: 10.1007/s11036-013-0489-0	BigData
Santos, M. Y. et al (2017)	A big data analytics architecture for Industry 4.0. In WorldCIST 2017 (Vol. Ed.), Advances in intelligent systems and computing. Vol. 570 Cham: Springer. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-56538-5_19	BigData Analytics
Lee, J., Kao, H. A., Yang, S. (2014)	Service innovation and smart analytics for Industry 4.0 and big data environment. Procedia CIRP, Vol. 16, 3–8. http://dx.doi.org/10.1016/j.procir.2014.02.001 .	BigData
Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012).	Business intelligence and analytics: From big data to big impact. Mis Quarterly, 36(4), 1165–1188. 2463676.2463712. http://dx.doi.org/10.1145/	BigData
Chen, M., Mao, S. and Liu, Y. (2014)	“Big data: A survey,” in Mobile Networks and Applications, vol. 19, no. 2, 2014, pp. 171–209.	BigData
Lee, J., E. Lapira, B. Bagheri, and H. A. Kao. 2013	“Recent Advances and Trends in Predictive Manufacturing Systems in Big Data Environment.” Manufacturing Letters 1 (1): 38–41. doi:10.1016/j.mfglet.2013.09.005.	BigData
Kao, H. A., W. Jin, D. Siegel, and J. Lee. 2015.	“A Cyber Physical Interface for Automation Systems—Methodology and Examples.” Machines 3 (2): 93–106. doi:10.3390/machines3020093	BigData
Li Da Xu & Lian Duan 2018	Big data for cyber physical systems in industry 4.0: a survey	BigData
Lee J, Kao H A, Yang S.- 2014	Service innovation and smart analytics for Industry 4.0 and big data environment. Procedia CIRP, 2014, 16: 3–8	BigData Analytics
Cochran D S, Kinard D, Bi Z. - 2016	Manufacturing system design meets big data analytics for continuous improvement. Procedia CIRP, 2016, 50: 647–652	BigData Analytics
Niesen T, Houy C, Fettke P, et al. - 2016	Towards an integrative big data analysis framework for data-driven risk management in Industry 4.0. In: Proceedings of 2016 49th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS). Hawaii, 2016, 5065–5074	BigData Analytics
Min Chen á Shuwen Mao á Yunhao Liu	Big Data: A Survey - Published online: 22 January 2014 - Springer Science+Business Media New York 2014	BigData
Labrinidis A, Jagadish HV (2012)	Challenges and opportunities with big data. Proc VLDB Endowment 5(12):2032–2033	BigData
Agrawal D, Bernstein P. et al (2012)	Challenges and opportunities with big data. A community white paper developed by leading researchers across the United States	BigData
M. Janssen, H. van der Voort, A. Wahyudi, 2017	Factors influencing big data decisionmaking quality, J. Bus. Res. 70 (2017) 338–345	BigData Analytics

Fonte - Autor

Nesta pequena amostragem, verificamos que, de dezesseis especialistas, onze utilizam o termo Big Data e quatro Big Data Analytics. Sendo assim, por sua relevância a partir de 2012 e também por se tratar da maioria de autores consultados neste trabalho, optou-se por aplicar o termo Big Data, para englobar todo o processo de geração, armazenamento, análise e tomada de decisão da grande massa de dados dentro das organizações.

3.2 Framework conceitual de avaliação de estratégia Big Data para criação de valor

No início do século XXI, Doug Laney (2001), analista da META (atualmente, Gartner Inc.), introduziu o conceito de Big Data, como sendo desafios e oportunidades trazidos à tona por dados aumentados com um modelo característicos dos 3Vs, ou seja, o aumento de volume, velocidade e variedade. Embora esse modelo não tenha sido originalmente utilizado para definir Big Data, Gartner e muitas outras empresas, incluindo IBM e alguns departamentos de pesquisa da Microsoft utilizavam o modelo “3Vs” para descrever *Big Data* dentro dos dez anos seguintes (BEYER, 2012).

No modelo "3Vs", o Volume se refere a geração e coleta de massas de dados, em um ambiente, onde a escala de dados se torna cada vez maior; Velocidade significa a oportunidade do Big Data, especificamente em coleta e análises de dados, sendo conduzidos de maneira rápida e oportuna, com o objetivo de alcançar o maior valor comercial do Big Data; Variedade indica os vários tipos de dados, que incluem dados estruturados e não estruturados, como áudio, vídeo, página da web e texto, além de dados estruturados tradicionais.

No entanto, outros autores e consultorias contribuem com opiniões diferentes e complementares sobre o conceito, incluindo a IDC Technologies, organização de tecnologia de serviços com foco primário em serviços de TI e uma das maiores e mais influentes formadoras de opinião relacionado ao tema Big Data e seus campos de pesquisa. Em 2011, um relatório da IDC definiu Big Data sendo “tecnologias que descrevem uma nova geração e arquitetura, projetadas para extrair valor econômico de grandes volumes de uma ampla variedade de dados, permitindo a captura, análise e descoberta em alta velocidade” (GANTZ, REINSEL, 2011; GILCHRIST, 2016).

Complementando o conceito da IDC, Gilchrist (2016) sugere a inclusão de mais dois vetores que são Veracidade e Visibilidade, defendendo que os problemas com Big Data aparecem quando se vai além de coletar e armazenar grandes quantidades de dados e analisar os armazenamentos de dados usando os 3 Vs e considerar friamente que os dados são realmente verdadeiros. O problema é que os dados não são apenas sujos ou não confiáveis, eles podem ser totalmente falsos. A teoria defende as teses de que dados também podem ser extraídos de fontes de sensores imprecisos que geram ruídos digitais. Agregar esses dados e os transformar em informações, na base de que dados levam a informações que levam ao conhecimento. Neste contexto, se os dados avaliados são imprecisos e irrelevantes, os resultados consequentemente também serão (*trash in, trash out*, ou seja, lixo entra, lixo sai).

Já a visualização de dados é extremamente importante, pois permite que as pessoas entendam melhor as tendências e correlações. O software de visualização pode apresentar dados em vários formatos, como painéis demonstrativos e configuráveis (*dashboards e cockpits*) e planilhas ou por meio de relatórios gráficos, os conhecidos infográficos.

Seja qual for a forma de apresentação, o usuário ainda visualizará os dados em um formato legível para humanos, tornando-os mais fáceis e inteligíveis. No entanto, às vezes a visibilidade significa compartilhar dados entre parceiros e colaboradores, o que é bom e potencialmente perigoso (vulnerabilidade das informações). No contexto da Internet Industrial, seria estranho oferecer informações a concorrentes em potencial, pois isso poderia fazer com que outros roubassem dados altamente confidenciais.

Permitir que essas informações vazem para a Internet pode ser desastroso para a empresa. O grande ponto sobre o Big Data é que ele requer uma grande quantidade de inteligência e análise para extrair valor comercial, sendo que, se não se sabe a pergunta correta a fazer sobre os dados, como pode esperar uma resposta sensata? É aqui que se deve entender como, ou se, as máquinas pensam e colaboram (GILCHRIST, 2016).

Ainda sem considerar o tema Vulnerabilidade, como mais um vetor de extrema importância no processo gestão e implementação da manufatura inteligente, muitos autores o trazem com relevância em seus estudos.

Gilchrist (2016) comenta que uma forte equipe de segurança habilitada para atenuar vulnerabilidades em redes industriais e de TI é vital, pois a IIoT é uma confluência de muitas tecnologias e pode criar lacunas de segurança, a menos que haja um profundo conhecimento das interfaces e protocolos implantados. As avaliações de risco devem revelar os ativos mais

importantes e os ativos de maior risco e planos estratégicos desenvolvidos para mitigar o risco. Por exemplo, em uma fábrica de produção industrial tradicional, as máquinas que produzem os produtos, como tornos que operam em modelos programáveis, contêm todo o conhecimento intelectual e de design para construir o produto. Além disso, as equipes de segurança devem aplicar políticas e procedimentos em toda a cadeia de abastecimento.

Morteza (2018) complementa que a segurança cibernética é um elemento chave da Indústria 4.0, já que todas as organizações que lidam com a Internet estão sob risco de ataque. Ainda utiliza o exemplo do *malware* (software mal-intencionado ou software malicioso, um programa de computador destinado a infiltrar-se em um sistema de computador alheio de forma ilícita, com o intuito de causar alguns danos, alterações ou roubo de informações). Stuxnet afirma que este nunca pode ser esquecido, o notório *malware* que infestou os sistemas de controle das usinas nucleares e manipulou a velocidade das centrífugas, fazendo com que elas girassem fora de controle.

Não há dúvida de que a Indústria 4.0 será desafiada pelas questões tradicionais de segurança cibernética, juntamente com seus próprios problemas exclusivos de segurança e privacidade (THAMES, SCHAEFER, 2017). No ambiente da Indústria 4.0, “coisas” são conectadas através da Internet ou entre si para criar um ambiente de rede industrial totalmente interconectado em toda a cadeia de valor. É óbvio que o grande número de coisas interconectadas requerem comunicação segura e confiável para que quaisquer decisões ou ações tomadas sejam baseadas em informações confiáveis e devidamente validadas e autorizadas (MEHNEN *et al.*, 2017).

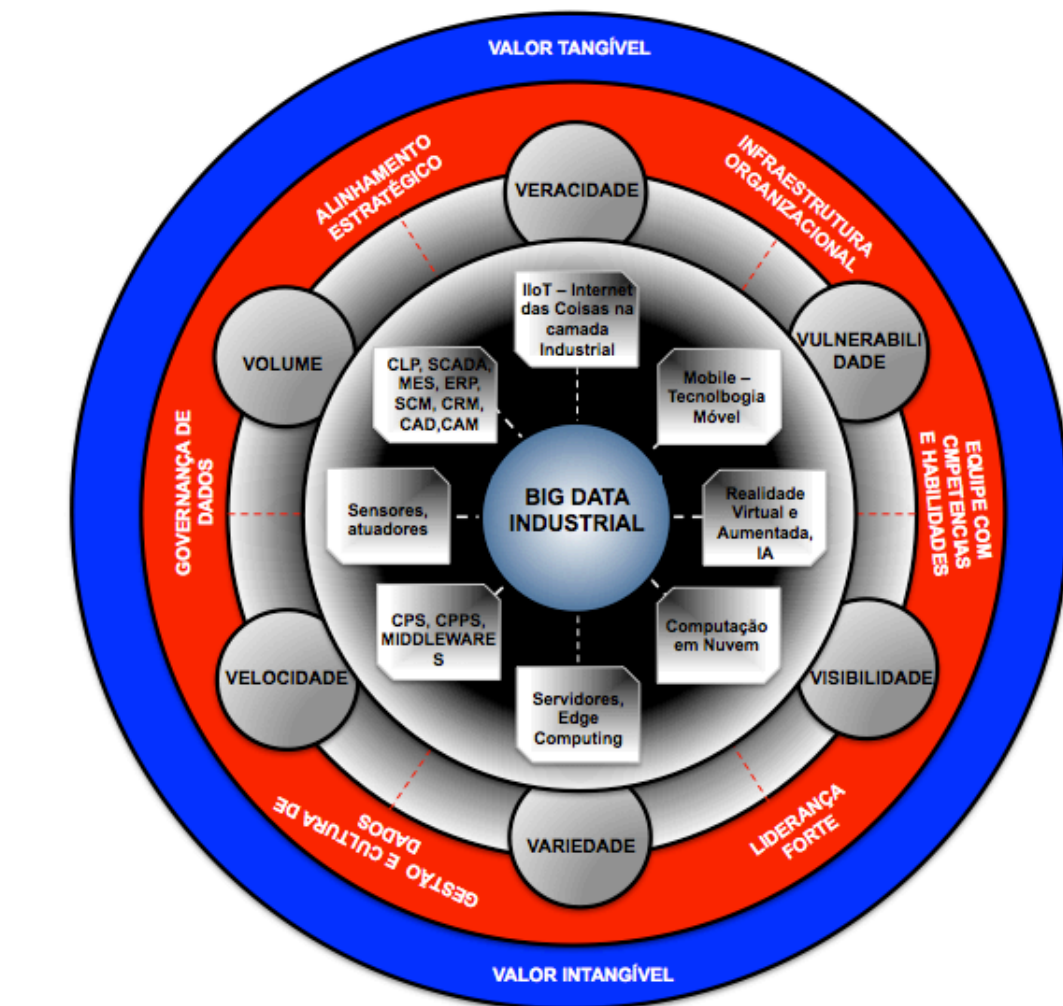
Como consequência do referencial teórico e temas abordados nesta última sessão, propõem-se a conclusão de que as características do Big Data industrial se resumem em seis vetores fundamentais, denominados o conceito dos seis (6) “Vs” e estes se inter-relacionarão com diversas tecnologias que terão protagonismos, tanto na geração dos dados como na evolução do processo de manufatura. São eles, Volume (grande volume), Variedade (várias modalidades), Velocidade (geração e processamento rápido), Visibilidade (disponibilidades das informações em tempo real), além de todo o processo protegido e controlado por um sistema de proteção cibernética que garante a confidencialidade e segurança de todos os elementos que envolve o ecossistema da manufatura, denominado por “V” de vulnerabilidade.

Chen *et al.* (2014) concluem que o maior e mais crítico desafio da tecnologia *Big Data*, está diretamente relacionada à descoberta e extração de valor dos mais variados

conjuntos de dados sendo gerados em alta velocidade e solicitando respostas seguras, confidenciais, velozes, dinâmicas e fáceis de serem interpretadas.

Sendo assim, propõe-se que a figura 8 represente um Framework Estratégico para inserção do conceito de Big Data no ambiente da indústria de manufatura no contexto da indústria 4.0.

Figura 8 - Framework proposto



Fonte – Autor

Na presente pesquisa propôs-se, além dos objetivos teóricos definidos, oferecer um *framework* como artefato de contribuição na gestão da tecnologia Big Data para inovação e ganho de competitividade e valor na indústria manufatureira.

O processo de desenvolvimento do *Framework* proposto, teve como base a tecnologia Big Data no contexto da Indústria 4.0, como o centro da discussão.

Durante o processo cognitivo perceptivo e de construção de conhecimento, constatou-se que diversos autores abordam o tema Big Data, mas cada um focalizando sua área de atuação, sendo elas tecnológicas, onde o principal foco foi avaliar os volumes de massas de dados tratados, a velocidade do processo de captação e processamento, a variedade dos dados (conceito dos 3 Vs). Há aqueles com mais foco no valor do que na própria tecnologia, que poderiam agregar as organizações, outros as próprias tecnologias habilitadoras e os princípios de design e, finalmente, aqueles que se preocuparam com o conceito de valor das métricas de resultados, o qual a tecnologia poderia trazer para a organização.

Na pesquisa bibliográfica realizada, não foram encontrados trabalhos que se preocupassem em trazer todas estas questões de maneira concisa e abrangente em um único *framework*, foi então que decidiu-se aplicar toda a base de conhecimento com este objetivo. Tomada esta decisão, procurou-se criar um processo construtivo de adição de valor e cuidados correspondentes em diferentes níveis do processo de evolução da tecnologia Big Data.

Quatro camadas foram definidas, sendo a primeira relacionada às tecnologias habilitadoras, a segunda camada aos vetores fundamentais da tecnologia Big Data, a terceira camada relacionada à maturidade da organização e, finalmente, a última camada que aufere o real ganho de valor tangível e intangível.

A primeira camada está relacionada às tecnologias habilitadoras, sendo consideradas relevantes para o funcionamento e operabilidade da Tecnologia Big Data, as tecnologias IIoT (Internet das coisas Industrial), Tecnologias Móveis – Mobile, , Realidade Virtual, Realidade Aumentada, Inteligência Artificial e Aprendizado de máquina (*Machine Learning*), Computação em nuvem (*Cloud Computing*), Servidores e Banco de Dados, *Edge Computing*, Sistemas físicos cibernéticos (CPS, CPPS), *Middleware*, Sensores, Atuadores inteligentes, CLP, SCADA, MES, ERP, SCM, CRM, CAD, CAM.

A segunda camada se refere aos vetores fundamentais que definem a tecnologia Big Data, sendo esses, Velocidade, Volume, Veracidade, Vulnerabilidade, Visibilidade e Variedade. O conceito sugerido dos “6Vs”, envolve de maneira holística todos os vetores de infraestrutura que garantem a efetividade do processo de operação do ecossistema do Big Data.

A terceira camada se refere principalmente aos facilitadores a implantação, desenvolvimento, operação e métricas de performance necessários para que o projeto de introdução da tecnologia Big Data alcance os objetivos e maturidade necessários para que a máxima extração de valores tangíveis e intangíveis aconteçam, alinhamento estratégico, Infraestrutura organizacional, Equipes habilidosas e competentes, Lideranças fortes, Gestão competente, Governança de Dados.

A quarta e última camada representa a criação de valor tangível e intangível, consequência da aplicação consistente e eficiente de todos os elementos destacados nas camadas anteriores. Os estudos mostram que o processo de criação de valor acontecerá de acordo com a maturidade, cultura e evolução do conhecimento e tratamento dos dados, ou seja, é possível alcançar objetivos de criação de valor, aplicando de maneira parcial as tecnologias sugeridas e na medida que o aprendizado aconteça (*learning by doing*), tecnologias complementares ou adicionais sejam adicionadas na busca de uma evolução consistente do conceito de criação de valor na indústria de manufatura inteligente.

3.3 Resultado da Pesquisa Survey

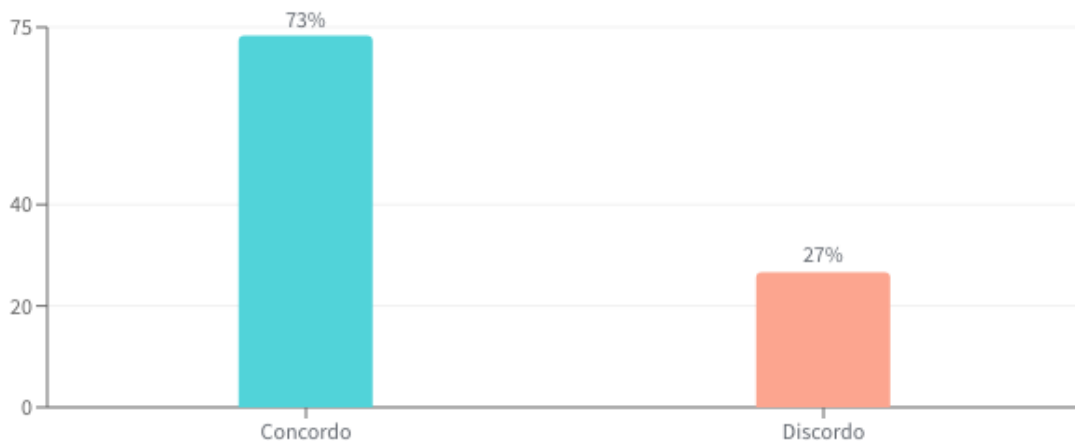
A pesquisa foi realizada através da plataforma SurveySparrow e aplicada a 23 especialistas, engenheiros de automação, analistas de sistemas e profissionais de TI, tendo sido respondida por 16 participantes. O tempo médio de resposta foi de 28 minutos e a pesquisa foi aplicada com intervalo de quatro dias.

Os respondentes receberam inicialmente um texto introdutório onde apresentou-se o *framework* desenvolvido e um esclarecimento básico de cada camada do artefato. Posteriormente, um link conduzia os respondentes automaticamente para a plataforma de questões. O questionário foi composto por dez perguntas, em sua maioria, dicotômicas, afirmativas, com níveis de relevância e possibilidade de comentários para possíveis discordâncias. Apresenta-se a seguir o questionário aplicado, os gráficos consolidados, as respostas obtidas e os comentários dos respondentes.

3.3.1 Questionário Aplicado

Q1. No *framework* proposto considera-se Big Data como o cérebro (núcleo) da manufatura inteligente no ambiente da Indústria 4.0. Você concorda com esta afirmação?

Gráfico 1 – Survey - Big Data como cérebro da Manufatura Inteligente



Fonte - Autor

A maioria dos respondentes especialistas concordaram com a afirmação e reconheceram Big Data como cérebro da manufatura inteligente, percentual de 73%. Já os 27% restantes colocaram diferentes razões para não considerar Big Data como núcleo inteligente do processo de manufatura, sendo esses comentários diretamente relacionados a discordâncias ao termo.

Entendo que apenas o Big Data não deve ser considerado como centro da indústria 4.0. O conceito de Big Data faz parte das chamadas tecnologias exponenciais. Alguns exemplos (Analytics, AI, Machine Learning, Deep learning, ...). Ainda é mandatório trazer para o contexto da indústria 4.0 a IoT.

Conectividade estruturada e planejada no chão de fábrica é a base para a obtenção de informações/dados.

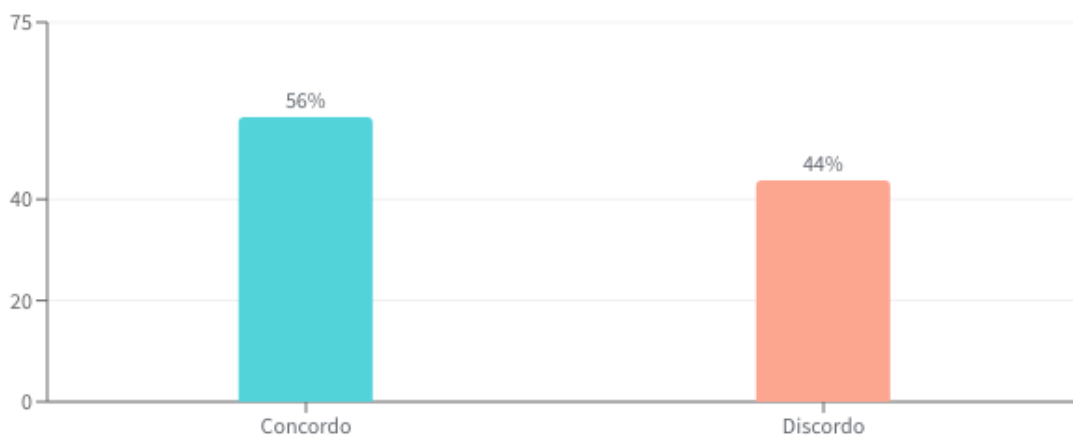
Considero que Big Data seja a revolução mais ampla e complexa em termos aquisição de dados (de processos entre outros) em uma indústria, através do "tratamento" dessas informações, as decisões gerenciais e estratégicas se tornarão mais eficientes, rápidas e relevantes. Big Data é imprescindível, essencial, sem ele não haveria a revolução da Indústria 4.0, mas o "cérebro" de tudo isso, está na capacidade de se interpretar esses dados.

Big data essencialmente obtém, trata e analisa dados. Porém para o atingimento dos objetivos de valor (tangíveis/intangíveis), creio que o "cérebro" do modelo não está no Big Data em si, mas a inteligência está na camada vermelha associada à

organização e às pessoas que tomam as decisões, utilizando uma visão holística e integrada. Para mim, o Big Data é apenas mais um "enabler", talvez o principal, mas não creio ser a inteligência principal para o atingimento do valor esperado pela indústria 4.0. O Big data em si, não toma as decisões organizacionais estratégicas, táticas e operacionais que fazem a ponte entre tais dados e a camada de valor. Creio que um modelo gráfico mais adequado seria algo piramidal, com o Big Data como sendo a base, os enablers (camadas cinza) como a segunda camada, a terceira camada (vermelha) a inteligência por trás das decisões sobre os dados tratados e finalmente o topo da pirâmide, os Valores Tangíveis e Intangíveis.

Q2. De acordo com sua experiência, você concorda que o termo Big Data engloba todo o processo de geração, armazenamento, análise e ferramentas de tomada de decisão de uma grande massa de dados?

Gráfico 2 – Survey – Definição do Termo Big Data



Fonte – Autor

Esta questão foi inserida para confirmar a tendência mundial analisada, onde Big Data se destacou como o termo mais utilizado para a função de tratamento e análise de grande massa de dados (Quadro 2). Nesta questão, o termo Big Data teve 56% de respostas concordantes, dentro da amostragem de especialistas e mostra ainda uma discordância relevante de 44%.

Curso um MBA em Data Science e vi um conceito interessante e fundamentado para Big Data: Big Data é um termo amplamente utilizado na atualidade para nomear conjuntos de dados muito grandes ou complexos, que os aplicativos de processamento de dados tradicionais ainda não conseguem lidar" (Prof. Adriana Silva - /in/adrianamms). O que quero dizer é que sua definição entra no conceito de *Analytics*.

No meu entendimento big data abrange a partir de armazenamento e análise dos dados.

Toda vantagem competitiva de um negócio é gerada à partir de Big Data, mas o armazenamento, análises e tomadas de decisões, passam por outras "ferramentas", entre elas podemos citar a Inteligência artificial (IA), Machine Learning (aprendizado de máquina) e as modernas tecnologias de Banco de Dados.

Para deixar a definição mais completa, eu incluiria o termo "tratamento" na definição: Big Data engloba todo o processo de geração, armazenamento, tratamento, análise e ferramentas de tomada de decisão de uma grande massa de dados.

Se considerarmos os aspectos da "ferramenta" propriamente dita (Big Data), esses dados por si só não são suficientes para determinar estratégias ou mesmo análises.

Eles fazem parte de um conjunto muito maior de ferramentas, tais como os *Analytics*, BIs, AI, etc... portanto o Big Data é parte necessária e fundamental mas não único no conceito da Indústria 4.0 ou qualquer outro processo autônomo na cadeia produtiva!

A Geração dos dados pra mim é uma etapa que precede e é independente de Big Data. Talvez um termo melhor seja Captura ou Mineração.

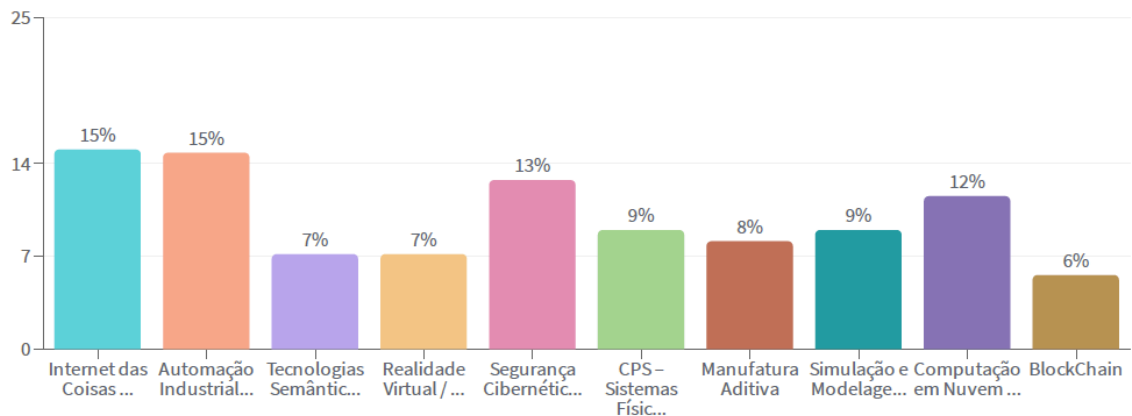
Como comentei na questão 1, para mim o Big Data é apenas uma parte (importante) do processo. Ele deve coletar, tratar e analisar a grande massa de dados. É uma ferramenta, que permite a tomada de decisão por uma camada mais "nobre", no modelo a camada vermelha.

Ao pensar em Big Data eu entendo que se trata apenas dos dados, antes de tratamento, portanto antes de se tornar informação.

Q3. A teoria sugere que a Indústria 4.0 é definida com base em Tecnologias Habilitadoras, que são as inovações tecnológicas avançadas e Princípios de Design como conceitos que permitem o progresso de adaptação e o conhecimento de “como fazer” no processo de transição à Indústria de manufatura inteligente. Partindo desse pressuposto, questiona-se :

Q3.1. Tecnologias Habilitadoras

De acordo com a sua experiência, favor numerar de 1 a 10 as tecnologias habilitadoras sugeridas, sendo a número 1 a mais relevante e 10 a menos relevante. Alguma outra tecnologia a acrescentar?

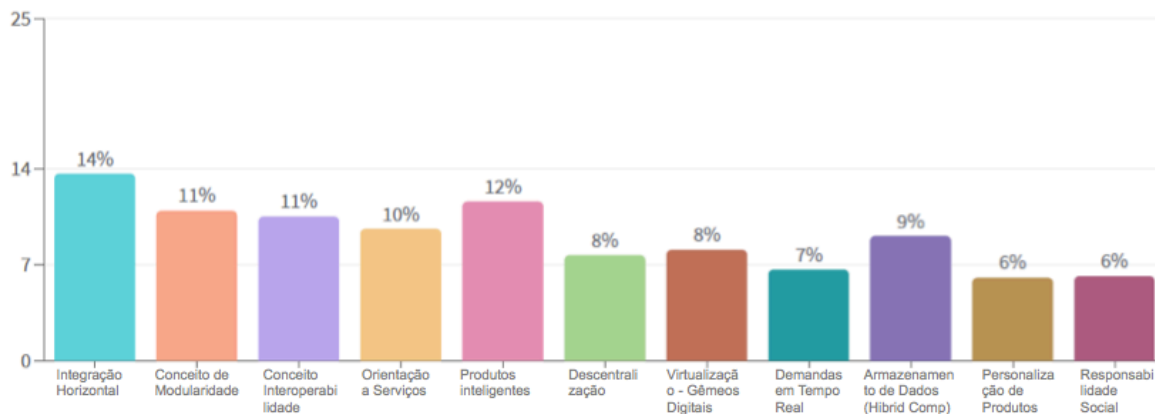
Gráfico 3 – Survey – Tecnologias Habilitadoras

Fonte - Autor

As quatro tecnologias julgadas mais relevantes pelos especialistas respondentes são Internet das Coisas e Automação industrial, ambas com 15%, seguidas pela Segurança Cibernética, com 13%, e Computação em Nuvem, com 12%, posteriormente segue Sistemas Físico Cibernéticos (CPS), com 9% de relevância. A escala de relevância do gráfico 3, reflete o referencial teórico além de reforçar o item segurança cibernética que no referencial que não teve destaque dos autores consultados.

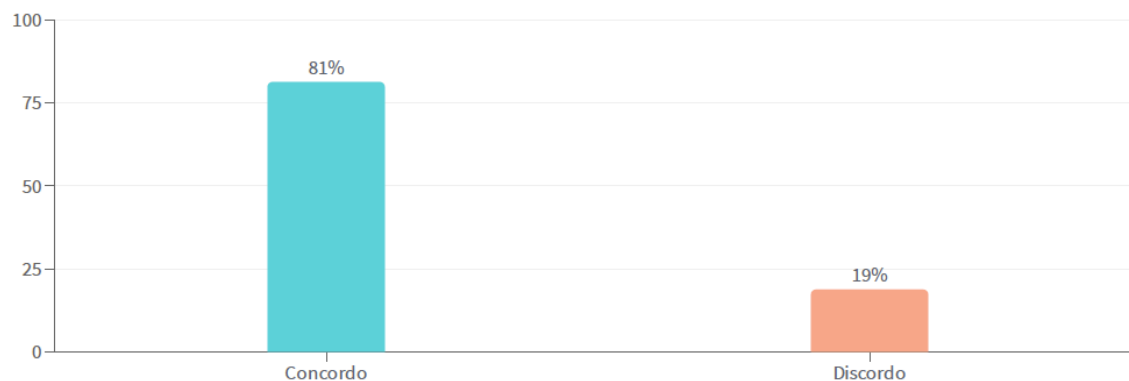
Q3.2. Princípios de Design

De acordo com sua experiência, favor numerar de 1 a 12 os Princípios de Design sugeridos, sendo a número 1 a mais relevante e 12 o menos relevante. Algum outro princípio de design (conceito) relevante para acrescentar?

Gráfico 4 – Survey – Princípios de Design

Fonte - Autor

Q4. As Organizações que decidem utilizar o conceito de Big Data enfrentam diversos desafios quanto ao Volume, Variedade, Visibilidade, Velocidade, Veracidade e Vulnerabilidade dos dados que trafegam pela rede no ambiente da Indústria 4.0 (6 V's – Vetores fundamentais do conceito Big Data). De acordo com sua experiência, você concorda com esta afirmação?

Gráfico 5 – Survey – O Desafio dos 6 V's

Fonte - Autor

Obteve-se a concordância de 81% dos respondentes para a aplicação dos 6 vetores fundamentais na implementação do Big Data no ambiente de indústria 4.0. Em relação aos 19% de discordância, esses foram devido à falta de concordância com novos V's além do 3 fundamentais e consolidados (Velocidade, Volume e Variedade) e também o não entendimentos do vetor Veracidade como representante de dados corretos e fidedignos para serem analisados e utilizados no processo de tomada de decisão.

Concordei apesar de não entender Big Data como uma tecnologia.

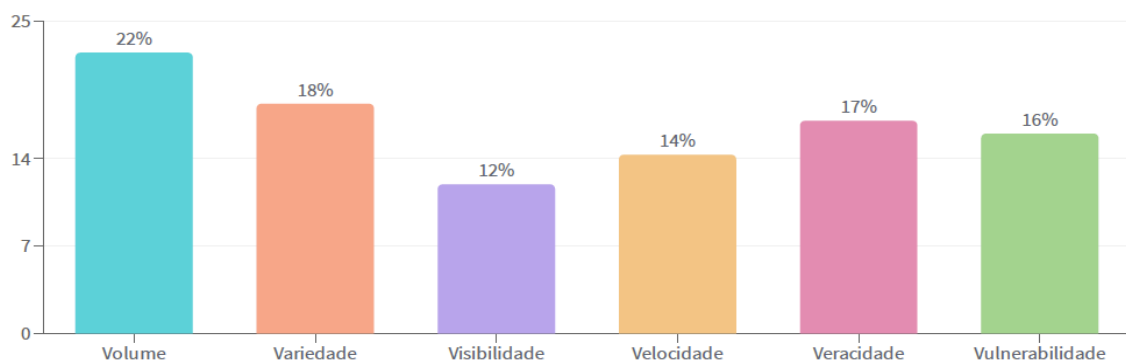
Concordo. Estes são os principais desafios que a indústria enfrenta. Tenho experiência pessoal no desenvolvimento de negócios digitais e os clientes frequentemente tocar estes 6 Vs, pois são os principais *pain points* no processo de digitalização da indústria 4.0.

Não conheço este conceito, e questiono alguns dos Vs, como Veracidade.

Não vejo sentido em falarmos de "6V's" de Big Data. A definição clássica (volume, variedade e velocidade) é suficiente.

Q5. Diante dos Vetores Fundamentais do Big Data citados, na sua experiência, quais seriam os mais desafiadores para serem tratados pelos gestores? Favor numerar de 1 a 6, sendo a número 1 a mais relevante e 6 a menos relevante. Comente sua decisão. Algum outro vetor que você julgue interessante e não esteja contemplado?

Gráfico 6 – Survey – Vetores Fundamentais e suas relevâncias



Fonte – Autor

As respostas indicam o (V) Volume de dados como o maior desafio enfrentado pelo Big Data sendo classificado com 22% de relevância, ficando a Variedade em segundo com 18% de relevância, seguido pelo terceiro V, veracidade com 17%. Nota-se um equilíbrio em relação aos vetores sugeridos no *framework*.

Essa sequência me parece ser a lógica para sequência de trabalho com dados.

Segurança cibernética.

A demanda de análise e trabalho sobre um "Big Data" está em gerir os dados de forma eficiente (pois nem tudo que é armazenado é pertinente), a veracidade, pois a fonte geradora de dados deve ser a mais confiável possível (ruídos geram análises errôneas), velocidade em processar toda essa massa de "conhecimento", nada vale uma tomada de decisão atrasada ou sem aderência ao momento e a vulnerabilidade (questões de segurança dos dados) devem ser uma preocupação constante, trata-se do histórico da existência ou vida de uma empresa.

Acuracidade.

Dada a evolução das tecnologias tratar velocidade, volume e mesmo variedade dos dados tornou-se mais simples. Já garantir que os dados são corretos, íntegros e seguros permanece um grande desafio. Em alguns frameworks aparece também um "V" adicional: Valor, associado à relevância dos dados para os resultados.

Acredito que o volume e a veracidade dos dados são os fatores de maior dificuldade no momento.

Acredito que, no momento, aspectos de execução são mais importantes que os de vulnerabilidade. Com pilotos implementados, passada a etapa de execução, a vulnerabilidade passa a ser um ponto de preocupação essencial.

A visibilidade é o principal vetor, pois nem sempre na indústria importantes elementos de processo tem seus dados visíveis, seja por incompatibilidade de formato, divergências tecnológicas como protocolos de comunicação etc. Vulnerabilidade é um tema recorrente, pois processos industriais são críticos e uma conexão externa sempre traz riscos inerentes. Os clientes estão sempre preocupados com acessos externos e risco de cyber-ataques. Volume, Variedade, Velocidade e Veracidade, a meu ver, estão num mesmo grupo pois são elementos interconectados. Um vetor a mais que sugeriria como importante é a harmonização holística de todos os dados, um tratamento adequado para a próxima camada que é a decisória.

Talvez VÍNCULO, pois o dado deve estar de fato vinculado ao processo produtivo.

Q6. Dentre os vetores fundamentais (6Vs), quais você entende que ainda necessitam de aprimoramento e por quê?

Avaliando-se os comentários dos respondentes, conclui-se que os vetores veracidade e vulnerabilidade das informações são os que mais oferecem possibilidade de evolução e aprimoramento.

A questão da veracidade (Como atestar isso) e do valor. Esses são conceitos mas subjetivos que devem ser vistos com zelo para trazer valor ao negócio.

Velocidade (baixas latencias com implantação do 5G).

A Veracidade dos dados é o item que mais necessita de aprimoramento, a maioria dos gestores não confiam nos dados recebidos, a verificação dos dados é o ponto chave para se obter dados que agreguem valor ao processo (qualquer que seja ele).

Vulnerabilidade devido a necessidade de distribuição dos dados entre diversos agentes através da internet.

Veracidade! Pois são as fontes dos dados. Os sistemas veem melhorando, mas muitos não tem autonomia na garantia das informações transmitidas. A automação e os sistema IoT são chaves nesse processo.

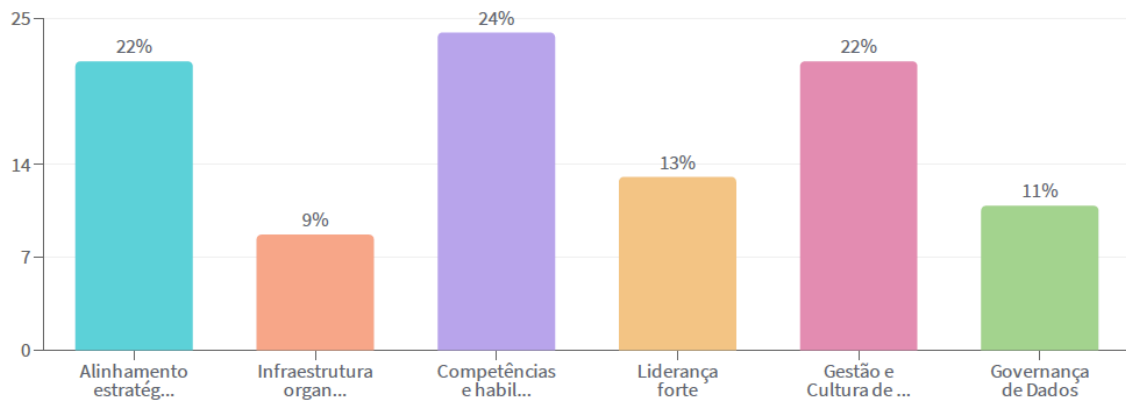
Os Vs associados à garantia de segurança e à extração de valor, pelo risco, pelo impacto, e pela dificuldade de selecionar os melhores mecanismos de geração de valor num espaço de oportunidades em geral amplo demais.

Veracidade, pela dificuldade em certificar os dados obtidos.

Todos os aspectos. Há diferentes tecnologias para tratar-se volume, variedade e visibilidade mas estas precisam ser direcionadas para as aplicações corretas.

A visibilidade é um vetor critico principalmente para indústrias pré indústria 4.0, pois comumente seus sistemas não estão preparados para a migração por se tratarem de instalações antigas e tecnologicamente defasadas, o que existe um esforço considerável de análise da atual situação, do que é necessário, definição do "gap" e estimativa de investimento para a migração. Muitos sistemas operativos atualmente não possuem a tecnologia necessária para gerara a visibilidade mínima. Uma vez gerada a visibilidade, os outros 5 Vs entram no jogo. Experiências reais de clientes demonstram que os investimentos feitos em projetos 4.0 partindo do zero são muito mais viáveis, pois todos os Vs e seus desafios já foram considerados e mitigados durante o Conceito e Design da manufatura, diminuindo investimentos e maximizando resultados.

Q7. No framework proposto elencam-se 6 fatores relacionados à maturidade e capacidade organizacional de implementação e utilização do Big Data na organização. Selecione os 3 fatores que você julga os mais importantes.

Gráfico 7 – Survey – Maturidade e Capacidade Organizacional

Fonte - Autor

Os 3 mais relevantes sugeridos foram (1) competências e habilidades da equipe, com 24% de relevância, seguido por (2) Gestão e Cultura da organização e (3) Alinhamento e Estratégicos, ambos com 22% de relevância.

A indicação desses fatores corrobora com a fundamentação teórica realizada, afinal as competências mais relevantes refletem questões relacionadas com maturidade e capacidade organizacional na sua essência, uma vez que habilidades de equipe é fundamental para implementação e evolução do processo, sem a cultura e gestão de dados e alinhamento vertical e horizontal de toda organização as chances de sucesso ficam muito reduzidas e com o risco da implementação não passar da fase piloto.

Q8. Estudo do MIT (*Winter* - 2011) propõe que as organizações, em relação à utilização da tecnologia Big Data, podem ser classificadas em três níveis de capacidade

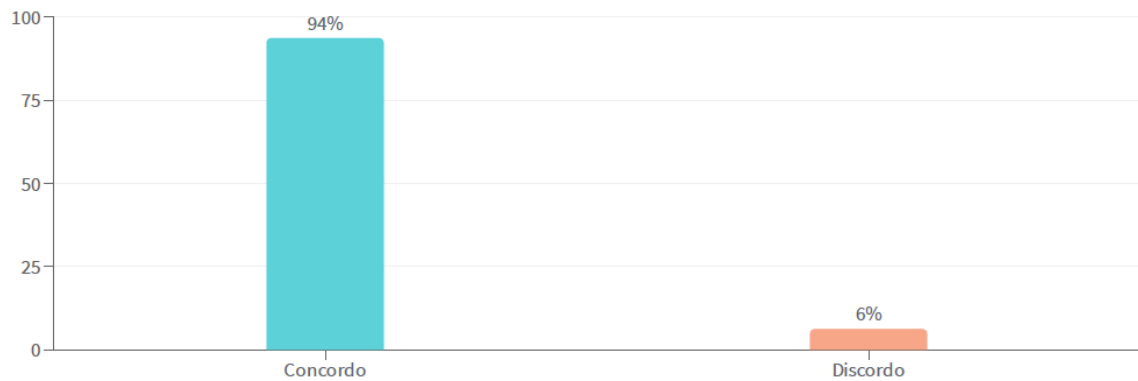
(1.) Aspiracional – Mais distantes em atingir seus objetivos analíticos desejados, com foco na redução e custos operacionais. Motivo: Usa a análise para justificar ações.

(2.) Experiente - Em processo de desenvolvimento e melhores maneiras de coletar, incorporar e agir de maneira eficaz aos dados coletados, foco em otimizar suas organizações. Motivo: Usa Análise para orientar ações.

(3.) Transformada – Utilizam o Big Data como diferencial competitivo e já são adeptos da organização de pessoas, liderança, cultura de dados, processos e ferramentas digitais para otimizar e se diferenciarem. Motivo: Usa análise para prescrever ações.

Q8.1 : Tendo em vista sua experiência profissional, essa classificação poderia ser utilizada na indústria da manufatura?

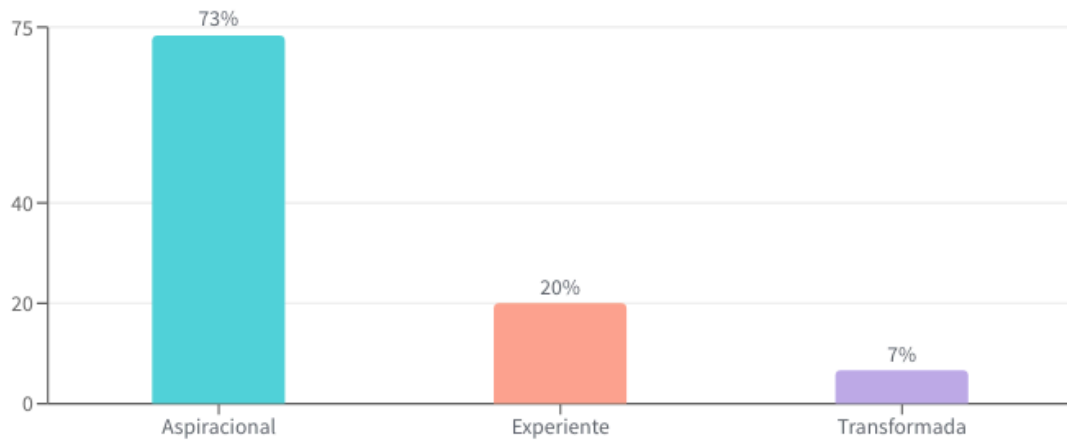
Gráfico 8 – Maturidade da Indústria Brasileira



Fonte - Autor

Do universo dos respondentes, 94% dos respondentes concordam com a afirmação e compreendem a escala de classificação da maturidade organizacional relacionadas a tecnologia Big Data.

Q8.2: Se você concorda com o estudo, dentro das empresas de manufatura que atuou ou tem forte contato profissional, qual foi a classificação mais encontrada?

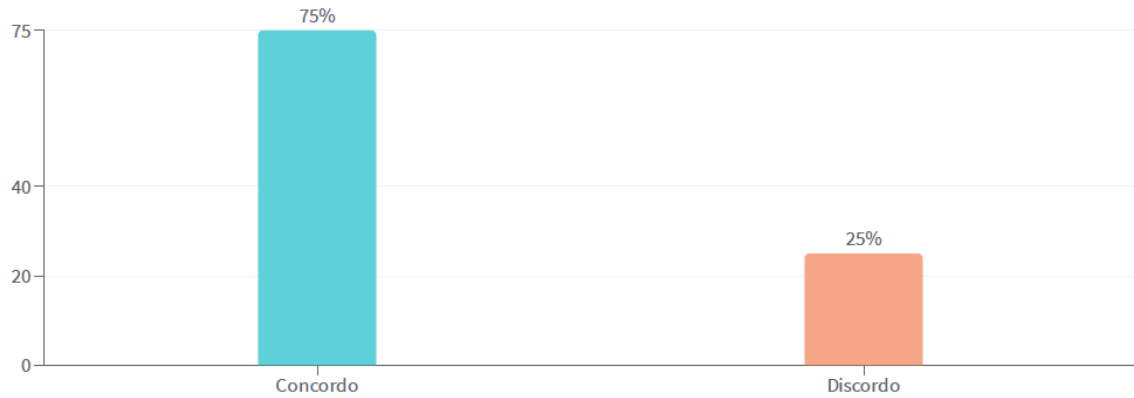
Gráfico 9 – Maturidade da Indústria – Opinião de Especialista

Fonte - Autor

De acordo com os respondentes especialistas, 73% afirmam que as empresas que têm ou tiveram contato se encontram no estágio aspirante ou aspiracional, ou seja, organizações que estão longe de atingir seus objetivos analíticos desejados. Frequentemente, eles estão se concentrando na eficiência ou automação dos processos, sejam eles no chão de fábrica ou no nível gestacional e com foco nas possibilidades de reduzir custos operacionais.

Q9. Dentro da sua experiência, pode-se afirmar que o *framework* proposto:

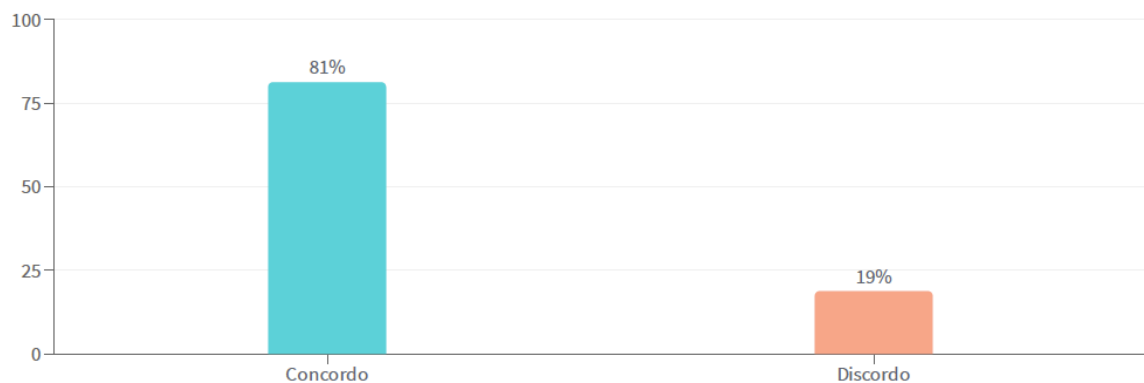
Q9.1. Representa os elementos estratégicos necessários para conscientizar gestores no processo de implementação do Big Data na indústria de manufatura?

Gráfico 10 – Survey - Framework Proposto e sua Relevância

Fonte - Autor

Em relação a questão que confirma a aderência do *framework* no processo de conscientização do gestor e implementação do Big Data na indústria de manufatura, 75% concordam que o este seja aderente a representa de maneira estratégica os elementos de atenção pela visão do Big Data na indústria 4.0.

Q9.2. A combinação das camadas sugeridas induzirá a criação de valor e aumento de competitividade?

Gráfico 11 – Survey - Ganho de Competitividade e Criação de Valor

Fonte - Autor

Em relação a utilização das camadas sugeridas, utilizadas em conjunto para alcançar o objetivo de criação de valor para a organização, 81% ou seja 13 dos 16 respondentes concordam com esta afirmação e validam o *framework* desenvolvido.

Observando o framework e sua apresentação em "camadas", fiquei em dúvida sobre a hierarquia das estruturas. Por exemplo, entendo que tecnologia já existentes: CLPs, SCADA, Sensores,... são inputs do Big Data.

Acredito que ainda há o lado humano muito forte e presente nas organizações a ser considerado no sucesso de qualquer implantação de sistema e soluções.

Francamente não me aprofundi no workflow ate porque precisaria investir bastante tempo dada a complexidade do tema, mas não vi nada que o desabone como uma ferramenta adicional e provocadora. Talvez não cubra todos os tópicos mas certamente tem seu valor.

Os elementos estão presentes. O desafio me parece ordenar a evolução - dado que se trata de uma jornada - para que a indústria possa evoluir de forma rápida e consistente, ganhar maturidade e manter competitividade.

Uma observação apenas já feita nas questões iniciais, a meu ver o Big Data é apenas uma ferramenta importante no processo. A verdadeira inteligência está nas pessoas que compõe a organização. O sucesso ou fracasso na implementação do conceito 4.0 depende muito mais da aceitação da organização, respaldada por ferramentas e processos para o atingimento da camada de valor. A sugestão é colocar a organização orientada ao 4.0 como destaque e o Big Data como ferramenta que sustenta o processo de transformação. A transformação a meu ver é feita pelas pessoas e não pelas ferramentas.

O framework proposto é demasiado complexo para ser utilizado como ferramenta educacional para gestores, especialmente em um setor com uma mentalidade mais atrasada com relação aos dados.

Q10. Diante do *Framework* apresentado e das questões tratadas neste Survey, teria algo relevante a acrescentar?

Acho que os conceitos precisam ser organizados de forma a mostrar como é o ciclo de vida dos dados, desde a sua origem até a geração de valor para o negócio.

Pequenos ajustes: "Gestão e Cultura de Dados" e "Governança de Dados" poderiam ser consolidados em um único item; Inteligência Artificial merece maior destaque.

Com relação do Framework em si vide resposta anterior. Com relação ao questionário o achei pesado, muito acadêmico, mas talvez eu nao seja o perfil correto para participar da pesquisa. Quanto ao trabalho como um todo, parabéns!

Trabalho muito interessante! Dada o desafio de evoluir em muitas frentes, talvez um follow-up seja a recomendação de *roadmaps* que possam ordenar essas frentes de evolução dentro da realidade da indústria nacional.

Sim. O Framework precisa ser simplificado para poder impactar o público-alvo traçado.

Q11. Prezado respondente, dentro sua experiência, poderia sugerir algum gestor ou empresa que tenha vivido a experiência de implementar Big Data na sua organização? De preferência no âmbito da indústria manufatureira.

Ps. Caso não tenha contato atualizado, agradeço se registrar o nome da empresa e região.

Não houve comentários nesta sessão.

Pelos resultados apresentados pela pesquisa Survey aplicada, quanto por sua relevância empírica, conclui-se que o artefato proposto cobre de maneira abrangente o objetivo estratégico de como o Big Data deve ser utilizado para a adição de valor a organização.

Referente a primeira questão do questionário, a maioria das respostas (73%) confirmou a proposição de utilização do termo Big Data como cérebro (núcleo) da Manufatura inteligente no ambiente da Indústria 4.0, o que confirma a relevância do estudo em questão e ratifica a necessidade das organizações caminharem para essa direção com objetivo estratégico de ganho de valores tangíveis e intangíveis, além de garantir a sua perenidade no cenário de transformação e digitalização da indústria. A Survey também permitiu constatar de maneira empírica a discordância existente em torno do termo Big Data, sendo este o responsável pelo processo de geração, armazenamento, tratamento, análise e tomada de decisão de uma grande massa de dados. Este caso, avaliando as observações e respostas registradas pelos respondentes, sugeriu que talvez devesse ter sido esclarecida, no momento da introdução do questionário, a decisão do autor do trabalho em convencionar o termo (Big Data), uma vez que a maioria dos autores utilizados no referencial teórico, consideravam este de maneira mais abrangente. Por outro lado, permitiu constatar a falta de consenso que o termo Big Data traz até entre especialistas. Neste caso, o ponto mais questionado foi a falta da palavra *analytics* na discussão.

Em relação às tecnologias habilitadoras apresentadas na primeira camada do *Framework*, os resultados da pesquisa Survey também foram bastante favoráveis ao estudo e não deixou dúvidas quanto a sua relevância, uma vez que nenhum comentário adicional foi acrescentado.

Quanto ao conceito dos seis vetores fundamentais, questões 4, 5 e 6, pode-se constatar o entendimento pelos respondentes do objetivo estratégico do Framework apresentado e que, por considerar o protagonismo não somente dos V's de Velocidade,

Volume e Variedade, mas também os V's de Visibilidade, Veracidade e Vulnerabilidade, o conceito apresentado de Big Data traz uma responsabilidade bem maior do que somente aquela relacionada à tecnologia em si, mas também o objetivo concreto que a tomada de decisão, variedade e a real segurança dos dados, contribuem de maneira significativa ao processo de criação de valor à organização e o quanto relevante a combinação dos vetores fundamentais é importante e desafiadora pela dinâmica do processo evolutivo da digitalização.

Em relação à 3ª camada, questões 7 e 8, que abordam o tema de gestão, cultura, habilidades, comprometimento e liderança da organização, conclui-se que esta trata-se da parte mais desafiadora do processo e também as que garantirão de maneira efetiva o sucesso do conceito de Big Data na organização. As questões confirmam a necessidade real de competências e habilidades da equipe (24%), gestão (22%) e alinhamento estratégico (22%), como as mais relevantes no processo e também esclarecem a distância que as organizações brasileiras estão em capturar os valores que o conhecimento analítico e a digitalização dos dados podem trazer à organização (Nível Aspiracional – 73% dos respondentes), sejam estas consequências de falta de maturidade da organização, seu baixo conhecimento da tecnologia ou mesmo pela falta de um direcionamento estratégico que force mudanças a antigos hábitos e maneira de executar as operações.

Finalmente, as questões 9 e 10 certificam o *Framework* proposto como artefato que traz os elementos estratégicos necessários para conscientizar os gestores no processo de implementação do Big Data na indústria de manufatura (75% de concordância) e que a combinação das camadas sugeridas induzirá a criação de valor e ganho de competitividade da organização (81% de concordância). Estas duas últimas questões confirmam a relevância e efetividade do *Framework*.

Vale ressaltar a relevância dos comentários oferecidos pelos respondentes, principalmente aqueles mais abrangentes ao *Framework* em si, questão 10, os comentários permitiram aprofundar-se na discussão e reavaliar a complexidade do artefato e como esse poderia ser apresentado de maneira mais clara aos gestores e administradores que os utilizarão para suas jornadas de introdução do conceito Big Data em suas organizações. Também contribuíram para que o roteiro da sessão de Grupo Focal pudesse ser aprofundado em algumas questões relevantes na visão dos usuários da tecnologia e do conceito em si.

3.4 Sessão de Grupo Focal

Neste processo teve-se a oportunidade, por meio de uma sessão de Grupo Focal, de avaliar o *Framework* proposto e constatar sua factibilidade, usabilidade e utilidade do artefato (Efetividade).

O processo transcorreu de maneira controlada, com um roteiro pré-definido e moderado pelo autor do trabalho. Para confirmar a efetividade do trabalho, considerou-se um conjunto de elementos que garantiram o seu pleno desenvolvimento, incluindo seleção dos participantes escolhidos por sua proximidade com a indústria de manufatura, sendo estes usuários, consultores, integradores e fornecedores de soluções. Para a sessão participaram 5 pessoas, sendo 2 usuários envolvidos diretamente com introdução e desenvolvimento do processo indústria 4.0 na empresa Natura, um integrador de soluções de Big Data para a indústria de manufatura em geral, um provedor de soluções de Big Data da Siemens e um gestor de tecnologia da Microsoft. Todos com mais de 10 anos de experiência na indústria e apaixonados por tecnologia.

O roteiro utilizado organizou o processo de discussão no grupo em quatro fases.

1. Uma breve introdução do problema proposto, dos objetivos e do artefato criado (*Framework*).
2. Apresentação pelo moderador, do desenho do *Framework desenvolvido, explicando em detalhes*, cada uma de suas camadas.
3. Questionamentos sugeridos pelo moderador, dividido por cada camada do *framework* e respostas e comentários dos participantes, sendo cada tema encerrado para evoluir a próxima fase (camada).
4. Finalização do grupo Focal questionando aos participantes, se o *Framework* pode ser considerado de maneira efetiva, um artefato para auxiliar o processo de implantação da tecnologia e geração de valor.

Os resultados obtidos são a seguir apresentados.

3.4.1 Seção do Grupo Focal

a) Núcleo do *framework*: no estudo o Big Data Industrial é considerado como o centro inteligente da Indústria 4.0. Favor comentar as seguintes afirmações:

(a.1.) O processo de digitalização e a grande geração de dados, provocada principalmente pelos avanços da computação em nuvem, internet, dispositivos móveis e sensores inteligentes, altera de maneira significativa a forma como as indústrias manufatureiras se relaciona na sua cadeia de valor.

Sobre essa afirmação conclui-se que houve consenso do grupo de maneira positiva, sendo que alguns comentários relevantes. Um dos participantes trouxe a questão da ausência da palavra “análise” (analytics) para complementar o conceito de criação de valor na cadeia da indústria de manufatura.

Os principais comentários foram:

Em teoria sim, este é o caminho básico para captura de valor no processo de transformação digital. Sim, a transformação digital altera de forma significativa a cadeia de valor da indústria manufatureira.

Melhora muito a assertividade da indústria, uma vez que você tem a coletânea de dados da cadeia disponível para análise e tomada de decisão, a geração de valor será a própria consequência.

O ponto importante é a correlação de novos dados, como você comentou anteriormente, os 6 Vs são fundamentais, pois o volume, a variedade e principalmente a qualidade dos dados.

Falta adicionar a palavra Análise, para realmente alterar de maneira significativa a cadeia de valor.

Dados são sempre interessante serem registrados e armazenados, pois, às vezes, ainda não sabemos que precisaremos destes dados no futuro e o custo de armazenagem é muito baixo nos dias de hoje.

(a.2.) Big Data é um termo genérico para qualquer técnica de processamento de uma grande quantidade de dados, estruturados ou não-estruturados, incluindo captura, transferência, armazenamento, tratamento, pesquisa, análise, visualização, segurança e privacidade dos dados.

A afirmação, como já identificada anteriormente pelo autor do trabalho, trouxe uma certa insatisfação de alguns membros do grupo, o que julgou-se natural, uma vez que os participantes do grupo focal não foram informados sobre a decisão de convencionar o termo Big Data para representar as funções Big Data e Analytics .

A exposição dessa questão foi proposital para constatar que, ainda diante de especialistas, não existe consenso sobre o melhor termo a ser utilizado. Uns dos participantes trouxe o termo Data Science como aquele que abrange as questões de captura, transferência, armazenamento, tratamento, pesquisa, análise, visualização, segurança e privacidade dos dados.

Um participante do grupo fez questão de citar que para englobar tudo o que foi afirmado, deveria ser adicionado ao termo a palavra Analytics, ou seja Big Data e Analytics.

Os principais comentários foram:

Eu não estou confortável com o termo Big Data, pois este é uma técnica moderna de tratamento de informações, estruturadas, semiestruturadas e não estruturadas. Para esta afirmação, geralmente o termo mais utilizado é o *Data Science*.

Acho que o Big Data esta mais relacionado a infra estrutura de armazenamento do grande volume de dados gerados. É mais local do que o processo.

Para mim o termo correto seria Big Data e *Analytics*.

Big data é um termo clássico usado para o processo de *storage* (armazenamento dos dados. Termo bem técnico e de baixo nível e não é um termo estratégico, na minha opinião.

Posteriormente às respostas e comentários, o moderador esclareceu aos participantes que o termo Big Data foi convencionado para representar todo o processo de captura, transferência, armazenamento, tratamento, pesquisa, análise, visualização, segurança e privacidade dos dados, uma vez que a maioria dos autores estudados no trabalho assim o consideravam.

(a.3) Em relação ao *framework* apresentado, como vocês consideram o posicionamento do Big data como núcleo inteligente da indústria de manufatura, no ambiente da indústria 4.0?

Após o esclarecimento do termo Big Data, da maneira como foi convencionado pelo trabalho, a terceira afirmação foi imediatamente confirmada por todos os participantes do

grupo focal. Um dos participantes fez questão de frisar que existe uma tendência de existir também inteligência no processo, não necessariamente consequência do conceito de Big Data central e que podem contribuir para tomadas de decisão concentradas em determinadas partes do processo ou máquinas, que são denominados robôs auxiliares.

Os principais comentários foram:

Olhando pelas lentes do Big Data, que foi a forma que o estudo aborda o problema, Big Data é uma questão importante.

É o elemento nevrálgico, sem ele você não consegue dar os outros passos, mas é importante frisar que existe inteligência na indústria sem o Big Data.

- b) 1ª. Camada do framework: Tecnologias habilitadoras - IoT (Internet das coisas), Tecnologias Móveis – Mobile, IIoT – (Internet das coisas Industrial), Realidade Virtual, Realidade Aumentada, Inteligência Artificial e Aprendizado de máquina (*Machine Learning*, Computação em nuvem (*cloud computing*), Servidores e Banco de Dados, *Edge Computing*, Sistemas físicos cibernéticos (CPS, CPPS), *Middleware*, Sensores, Atuadores inteligentes, CLP, SCADA, MES, ERP, SCM, CRM, CAD, CAM.

Além das tecnologias habilitadoras consideradas, existe alguma outra tecnologia que vocês gostariam de ver nesta 3ª. camada?

Foi consenso do grupo que as tecnologias mais importantes estavam contempladas na primeira camada, exceto por dois comentários que trouxeram as tecnologias de *Computer Vision* como elemento de avaliação e em substituição aos sensoriamentos tradicionais e a implementação dos *Chatbots* (robôs auxiliares), que trazem também o conceito de avaliação local do processo ou funcionamento de uma determinada máquina, auxiliando o operador na tomada de decisão rápida e preventiva, evitando assim paradas indesejadas para manutenção.

Os principais comentários foram:

Em linhas gerais acho que você cobriu bem, mas você cobriu com as clássicas. O que a gente tem usado muito é a tecnologia *Computer Vision*, que em vez de sensorizar todas as máquinas de uma planta, existe uma técnica de visão computacional como elemento de captação de dados de elementos fabris, quer seja pra produção, segurança do trabalho.

O sistemas estão saindo do controle centralizado para um sistema de tomada de decisão local, como *edge computing*.

Os *chatbots* também estão contribuindo para solução de problemas e também análises interagindo com o ser humano (operador) para tomada imediata de ações, evitando parada não programada por problemas que poderão vir a ocorrer em curto espaço de tempo (ações preditivas).

c) 2ª. Camada do *framework*: Vetores Fundamentais (6Vs)

Como vetores fundamentais o trabalho elencou além dos Vs tradicionais, outros vetores que são considerados importantes, totalizando os 6 Vs, (Volume, Variedade, Visibilidade, Velocidade, Veracidade e Vulnerabilidade). Vocês acreditam que estes cobrem a demanda da tecnologia no contexto de Big Data no ambiente de indústria 4.0 ?

Foi consenso do grupo que os 6 V's sugeridos cobrem o papel conceitual dos vetores fundamentais do Big Data. A discussão sobre o tema evoluiu chegando ao ponto de novos V's serem sugeridos para complementar os vetores fundamentais, como o V de Viabilidade do processo de implementação do Big Data, que traz à tona a dificuldade dos usuários em implementar a tecnologia na indústria, seja por falta de recursos, falta de credibilidade da tecnologia ou simplesmente a falta de cultura de dados na organização, o V de Visão, que está relacionado com o *Mindset* dos responsáveis em evoluir na jornada da inovação e indústria 4.0, contra a permissividade de aceitar a obsolescência da própria indústria, o que poderá ser fatal para a perenidade da organização.

Também foi comentada a dificuldade dos profissionais de automação em se relacionarem como os profissionais de TI, uma vez que cada um dentro da sua área de competência não enxergam a dificuldade do outro e a oportunidade que o processo de digitalização da indústria pode trazer para a organização. A conclusão do grupo é que a metodologia *Agile* traria agilidade no processo de decisão e implementação da tecnologia.

Os principais comentários foram:

Acredito que estes estão bem considerados e estão no tamanho ideal para o contexto. Acho que esta base teórica está cobrindo bem o contexto apresentado pelo *framework*.

Dentre os temas apresentados, acho que a vulnerabilidade, relacionada com ataques cibernéticos é o maior desafio que as organizações terão no contexto de Big Data e acarretará na maior atenção dos gestores relacionados.

Eu não tenho medo como vulnerabilidade de dados, mas sim quanto a um ataque cibernético diretamente o processo, na planta.

Gostaria de sugerir um “V de Viabilidade, pois a nossa indústria é de certa forma “obsoleta” e o simples fato de adicionar sensores que criam dados já é um desafio enorme para ser vencido. Trata-se de cultura de inovação.

O simples fato de você conectar as máquinas já traz medo aos gestores.

A indústria precisa incluir o “V de Visão ... os empresários permitem que as plantas depreciam seguindo o modelo clássico com Ford. Ainda falta um *mindset* novo ... *Lean* em conjunto com inovação.

O big Data traz a discussão entre TI (tecnologia de informação) e TA (Tecnologia de Automação). TI tem o mundo deles e quando você fala que vai conectar a indústria no sistema deles já causam problemas. Isso é uma barreira importante !.

Quando você muda seu processo projetizado para o modelo *Agile*, pois a fábrica muda muito mais rápido que o projetos de TI e isso gera muito conflito.

d) 3ª Camada do *framework*: Níveis de maturidade e capacidade organizacional

Dentre os fatores relacionados a maturidade e capacidade organizacional de implementação e utilização do Big Data na organização estão alinhamento estratégico, Infraestrutura organizacional, equipes habilidosas e competentes, lideranças fortes , gestão competente e governança de Dados

Na sua experiência, acredita que estes fatores são os mais relevantes para o bom desempenho do Big Data e o real alcance dos objetivos perseguidos?

Como discutido na questão anterior, a afirmação trouxe ao grupo ainda mais reflexões sobre o tema relacionado a maturidade e capacidade organizacional, além do conceito de orçamentação ágil para garantir os investimentos e avanços da tecnologia no momento certo, como também a necessidade da cultura de dados permeado em toda a organização. Também veio à tona a necessidade de haver uma visão estratégica partindo da alta administração como ferramenta de aval ao processo de inovação e digitalização da indústria.

Os principais comentários foram:

Metodologia *Agile* é fundamental para p processo da Industria 4.0 – A dinâmica é muito grande.

A cultura de TI precisa ser evoluída trazendo eles dentro para as fábricas. As empresa terão que ter uma entidade que viabilize esta relação entre TI e TA.

TI historicamente está abaixo do CFO cuidando de controle (ERP, CRM, informações administrativas) e não de habilitação e melhora de eficiência do chão de fábrica. O ponto é que no passado cada um ficou dentro do seu silo (TA, TI, Gestão, Administrativo) e o novo formato precisa de um modelo Ágil, não é o TI ir no chão

de fábrica e o chão de fábrica ir até o TI e sim, todo trabalhando num formato de agregação de valor conjunto, todo mundo com todo mundo.

Torna-se necessário um conceito de orçamentação ágil, as novas empresas não seguem a forma clássica de orçamento (budget), pois isso limita a inovação e o processo criativo e ágil de inovação.

Falta as organizações a visão de *Mindset* Inovador. Se a alta administração não inserir esta cultura e permear para toda organização, o conceito de Indústria 4.0 não acontecerá na sua eficiência.

d) 4a. Camada do *framework*: Criação de valor na cadeia produtiva (tangível e Intangível)

Dentro da sua experiência, pode-se afirmar que o *framework* proposto e a combinação das camadas sugeridas induzirão a criação de valor (tangíveis e Intangíveis) além do aumento de competitividade da organização?

Também foi consenso do grupo que o *framework* proposto poderá trazer uma visão estratégica ao gestor (*awareness*) sobre o processo de implementação do Big Data na indústria de manufatura além dos benefícios que este poderá trazer a organização. Também foram abordados, os riscos e armadilhas que a falta de alguns elementos poderão impactar no processo de criação de valores tangíveis e intangíveis.

Os principais comentários foram:

Se você conseguir implementar ou aplicar o que as 3 primeiras camadas sugerem eu diria que a 4ª. camada está garantida. A 3ª. É a mais importante para isso ser real ... ela que é a habilitadora da 4ª. camada.

A indústria 4.0 é uma viagem e você precisa estar preparado para essa viagem, conquistando passo a passo a evolução do conceito nesta jornada. O problema é conseguir marcar a primeira viagem.

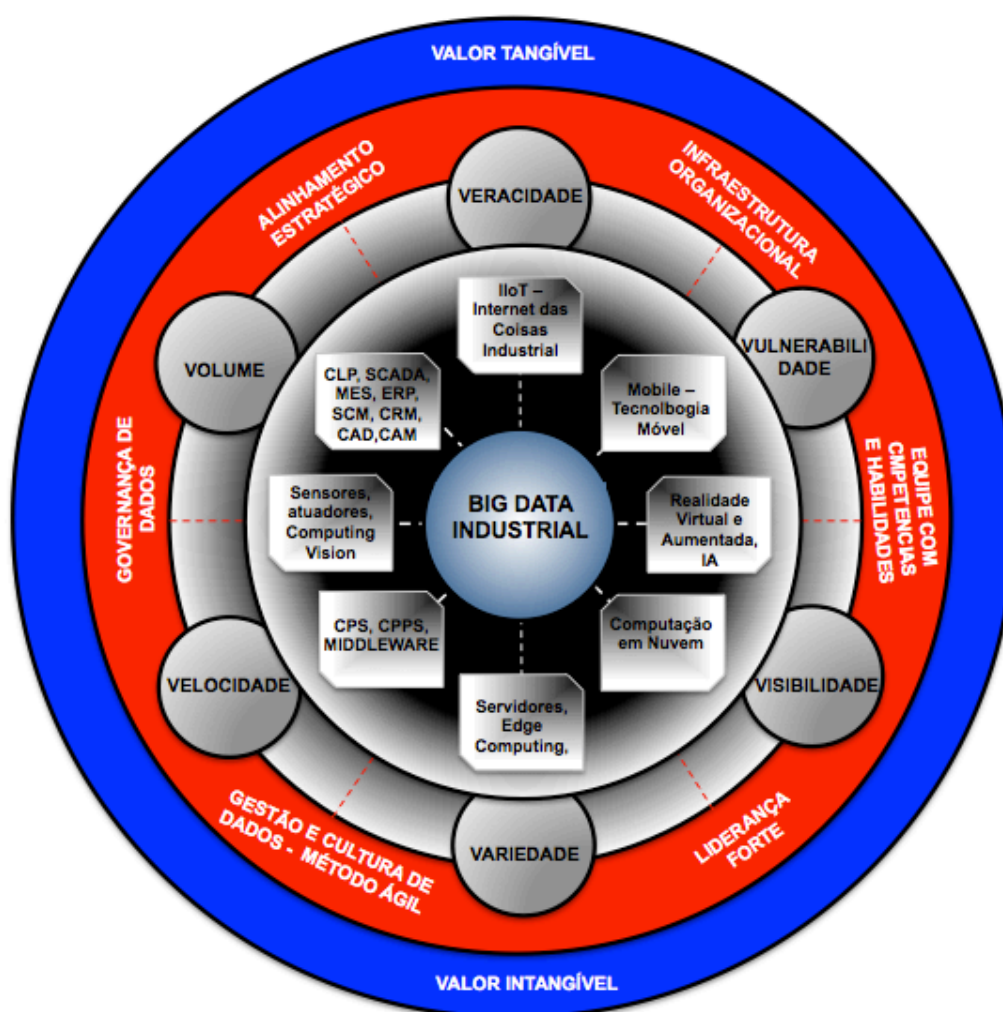
Se não tiver um apoio de cima, nada disso acontece.

Após a conclusão da avaliação das quatro camadas e como cada uma interage sobre o processo de vantagem competitiva e criação de valor, os trabalhos foram encerrados e os resultados avaliados para possíveis alterações no *framework* sugerido, respeitando assim a metodologia proposta pelo trabalho, através da ferramenta *Design Science Research*.

O processo de sessão de Grupo Focal, permitiu que o artefato fosse avaliado pelos usuários, permitindo ao autor da dissertação refletir sobre o artefato proposto, finalizando-o com as alterações consideradas relevantes.

Após esse processo reflexivo, entendeu-se necessário adicionar alguns elementos que complementavam as camadas, sendo estes principalmente na camada de tecnologia habilitadoras que incluiu-se as tecnologias de Visão Computacional (*Computing Vision*) e Robôs Auxiliares (Chabot's). Também na terceira camada, incluiu-se a Método *Agile* como uma oportunidade de diminuir o tempo de tomada de decisão sobre uma inovação e também a receptividade como os diversos atores organizacionais se inter-relacionam na cadeia tanto estratégica como de tomada de decisão para a implementação do conceito Big Data nas organizações. Dessa forma, acredita-se que o *Framework* Versão final, Figura 9, atende de o objetivo que este do trabalho.

Figura 9 - Framework Versão Final



Fonte – Autor

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Após estudo de campo do artefato desenvolvido e consolidação dos resultados, tanto pela pesquisa Survey quanto pela sessão de Grupo Focal, entende-se que o objetivo geral do estudo tenha sido alcançado com a efetividade necessária para ser aplicada de maneira estratégica pelos gestores da indústria manufatureira com a finalidade de aumentar valor, eficiência, competitividade e fomentar a inovação. Acredita-se, também, que os objetivos específicos concentrados em pesquisa teórica dos temas Indústria 4.0 no contexto da manufatura inteligente e a Big Data, além de identificar os processos de inserção da tecnologia Big Data na indústria manufatureira, foram executados de maneira abrangente, considerando-se os autores mais relevantes no contexto atual da tecnologia. Assim sendo, pode-se afirmar que a questão fundamental da pesquisa - Como a gestão da tecnologia Big Data, no contexto da Indústria 4.0, pode auxiliar a indústria de manufatura a adicionar valor aos seus produtos e serviços e obter ganhos de competitividade? – tenha sido respondida de maneira eficiente e clara.

Vale ressaltar que algumas sugestões, no processo da sessão de Grupo Focal, trouxeram uma reflexão quanto à complexidade da implementação do conceito do *Framework* desenvolvido. Assim sendo, o autor sugere, como ferramenta facilitadora, que o *Framework* fosse apresentado juntamente com um manual descritivo de processo de implementação, ou ainda, acompanhado por um serviço de consultoria que pudesse auxiliar o gestor ou, de maneira estratégica, o conselho de administração, das diversas questões que envolvem a implementação ou planejamento da jornada tecnológica do Big Data e também seus aspectos culturais, estratégicos e hierárquicos que envolvem a tomada de decisão e efetivamente a implementação da tecnologia. Essa questão fica como sugestão para um aprimoramento do trabalho desenvolvido e também como sugestão para desenvolvimentos e pesquisas futuras.

Ainda como sugestões de pesquisas futuras, o autor sugere uma atualização periódica do trabalho, por tratar-se de um tema que segue em processo de evolução por conta dos adventos tecnológicos com Inteligência Artificial, Evolução dos elementos de campo de coleta de dados, robotização, velocidade do tráfego de dados por novas tecnologias como 5G, 6G e principalmente pelos computadores quânticos que prometem alcançar uma velocidade de processamento semelhante ao cérebro humano.

Como limitações deste estudo, observa-se novamente a questão da rápida evolução da tecnologia e que ainda não foram captadas cientificamente pela academia e ainda no que se refere aos níveis de amostragens dos estudos empíricos, tanto na pesquisa Survey quanto no Grupo Focal, que podem portar vieses cognitivos que ficaram impossibilitados de serem tratados e considerados nos resultados. Assim sendo, sugere-se uma amostragem mais abrangente em um novo estudo empírico, futuramente.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALBERS, A.; GLADYSZ, B.; PINNER, T.; BUTENKO, V.; STÜRMLINGER, T. Procedure for defining the system of objectives in the initial phase of an Industry 4.0 project focusing on intelligent quality control systems. **Procedia CIRP**, ed. 52, 2016. p. 262–267
- AL-FUQAHA, A.; GUIZANI, M.; MOHAMMADI, M.; ALEDHARI, M. AND AYYASH, M. Internet of things: a survey on enabling technologies, protocols, and applications. **IEEE Communications Surveys & Tutorials**, Vol. 17, No. 4, 2015. p. 2347-2376.
- ATZORI, L.; IERA, A.; MORABITO, G. The internet of things: a survey. **Computer Networks**, Vol. 54, No. 15, 2010. pp. 2787-2805.
- ANDERL, R. **Industry 4.0-advanced engineering of smart products and smart production**. Paper presented at the 19th International Seminar on High Technology, Technological Innovations in the Product Development, Piracicaba, October 9, 2014. pp. 1-14.
- BAGHERI, B.; YANG, S.; KAO, H.A.; LEE, J. **Cyber-physical systems architecture for self-aware machines in Industry 4.0 environment**. IFAC-PapersOnLine, Vol. 48, 2015. p. 1622–1627.
- BABICEANU, R.F.; SEKER, R. Big Data and virtualization for manufacturing cyber-physical systems: a survey of the current status and future outlook. **Computers in Industry**, Vol. 81 No. 1, 2016. p. 128-137.
- BARNEY, J. B. Resource-based theories of competitive advantage: A ten-year retrospective on the resource-based view. **Journal of Management**, Vol. 27, No. 6, 2001. p. 643–650.
- BEYER M. **Gartner says solving Big Data challenge evolves more than just managing volumes of data**. Gartner, 2011.
- BRETTEL, M.; FRIEDERICHSEN, N.; KELLER, M.; ROSENBERG, M. How Virtualization, Decentralization and Network Building Change the Manufacturing Landscape: An Industry 4.0 Perspective. **International Journal of Mechanical, Industrial Science and Engineering**, Vol. 8, 2014. p. 37–44
- BECKER, T.; BURGHART, C.; NAZEMI, K.; NDJIKI-NYA, P.; RIEGEL, T.; SCHÄFER, R.; WISSMANN, J. Core technologies for the internet of services. In WAHLSTER, W.; GRALLERT, H.-J.; WESS, S.; FRIEDRICH, H.; WIDENKA, T. (Eds). **Towards the Internet of Services: The THESEUS Research Program**. Springer, Heidelberg, 2014. p. 59-88.
- BERRE, A.J.; ELVESÆTER, B.; FIGAY, N.; GUGLIELMINA, C.; JOHNSEN, S.G.; KARLSEN, D.; LIPPE S. **The ATHENA interoperability framework**. Enterprise Interoperability II, Springer, London, 2007. p. 569–580 .
- CHEN, H. Applications of Cyber Physical Systems-A Literature Review. **Journal of Industrial Integration and Management** 2, 2017.
- CHEN, H. Theoretical Foundations for Cyber Physical Systems-A Literature Review. **Journal of Industrial Integration and Management**, 2017.
- CHEN, H.; CHIANG, R. H.; STOREY, V. C. **Business intelligence and analytics: From Big Data to big impact**. *Mis Quarterly*, ed. 36(4), 2012. p. 1165–1188.

- CHEN, M.; MAO, S.; LIU, Y. **Big Data: A Survey**. Mobile networks and applications, Vol. 19, 2014. pp. 171–209.
- CHEN, M.; MAO, S.; LIU, Y. **Big Data: A Survey**. Springer Science+Business Media New York, 2014. p. 171 – 2019.
- CHEN, D.; GUSMEROLI, S. **Framework for Manufacturing Servitization - Potentials for standardization**. In Workshop of IESA'2014, Albi, France, March 24th-25th, 2014.
- CHEN, M.; MAO, S.; LIU, Y. Big Data: A Survey. Published online: 22 - **Springer Science+Business Media**, 2014.
- CÔRTE-REAL, N., et al. Assessing business value of BigData Analytics in European firms, **Journal of Business Research**, 2016. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.011>. Acesso em: 15 mar. 2021.
- COCHRAN, D. S.; KINARD, D.; BI, Z. Manufacturing system design meets big data analytics for continuous improvement. **Procedia CIRP**, Vol. 50, 2016. p. 647–652.
- CONTI, M.; PASSARELLA, A.; DAS, S. K. **The Internet of People (IoP): a new wave in pervasive mobile computing**. Pervasive and Mobile Computing, Vol. 41 No. 1, 2017. p. 1-27.
- DAVENPORT, T. H.; BARTH, P.; BEAN, R. **How big data is different**. MIT Sloan Manage. Vol. 54, No. 1, 2012. p. 43–46.
- DUMBILL, E. Making sense of Big Data. **Big Data**, ed. 1, 2013. p. 1–2.
- DE MAURO, A.; M. GRECO; M. GRIMALDI. A Formal Definition of Big Data Based on Its Essential Features, **Library Review** Vol. 65, No. 3, 2016. p. 122–135. Doi:10.1108/LR-06-2015-0061.
- DEWITT, D.; GRAY, J. Parallel database systems: the future of high performance database systems. **Commun ACM**, Vol. 35 No.6, 1992. p. 85–98.
- DEAN, J.; GHEMAWAT, S. Mapreduce: simplified data processing on large. **Commun ACM** 51(1), 2008. p. 107–113
- DIJCKS, J. P. **Oracle: Big Data for the Enterprise**. Oracle White Paper, 2012. Disponível em: <http://www.oracle.com/us/products/database/big-data-for-enterprise-519135.pdf>. Acesso em: 15 mar. 2021.
- DIEDERIK, V.; KRISTINA, D.; JORN, S. K. F.; FABIAN, N. **Smart factories**. European Commission, 2014. Disponível em: <https://ec.europa.eu/docsroom/documents/13395/attachments/3/translations/en/renditions/native>. Acesso em: 15 mar. 2021.
- DEVEZAS, T.; SARYGULOV, A. **Industry 4.0: Entrepreneurship and Structural Change in the New Digital Landscape**. Springer, Heidelberg, 2017.
- DOSHI, A.; SMITH, R.T.; THOMAS, B. H.; BOURAS, C. Use of projector based augmented reality to improve manual spot-welding precision and accuracy for automotive manufacturing. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, Vol. 89, Nos 5-8, 2017. p. 1279-1293.
- DRATH, R.; HORCHINDUSTRIE, A., Industry 4.0: Hit or Hype?, **IEEE Industrial Electronics Magazine**, Vol. : 8, No. 2, 2014. p. 56 - 58

- ELIA, V.; GNONI, M.G.; LANZILOTTO, A. (2016), “Evaluating the application of augmented reality devices in manufacturing from a process point of view: an AHP based model”, **Expert Systems with Applications**, Vol. 63 No. 1, p. 187-197.
- EREVELLES, S.; FUKAWA, N.; SWAYNE, L. Big data consumer analytics and the transformation of marketing. **Journal of Business Research**, Vol. 69 No. 2, 2016. p. 897-904.
- ESMAEILIAN, B.; BEHDAD, S.; WANG, B. The evolution and future of manufacturing: a review. **Journal of Manufacturing Systems**, Vol. 39 No. 1, 2016. p. 79-100.
- ETZKOWITZ, H.; ZHOU, C. **Hélice Tríplice: inovação e empreendedorismo universidade-indústria-governo** [s.l.], Estud. Avançados Vol. 31 No. 90, 2017. p 23–48.
- FAHY, J. A resource-based analysis of sustainable competitive advantage in a global environment. **International Business Review**, Vol. 11 No. 1, 2002. p. 57-77.
- FONSECA, J. J. S., Metodologia da pesquisa científica. **Universidade Estadual do Ceará, Apostila**, 2002.
- GANTZ, J.; REINSEL, D. Extracting value from chaos. **IDC iView**, 2011. p 1–12.
- GANSCHAR, O.; GERLACH, S.; HÄMMERLE, M.; KRAUSE, T.; SCHLUND, S.; ARBEIT DER ZUKUNFT. **Mensch und Automatisierung**. In *Produktionsarbeit Der Zukunft-Industrie 4.0*, Stuttgart: Fraunhofer Verlag D. Spath, 2016. p. 50–56.
- GARTNER. **Gartner of information technology IT definitions and glossary**. Retrieved 23, 2017. Disponível em: <http://www.gartner.com/technology/it-glossary/>. Acessado em: outubro 2019.
- GHEMAWAT, S.; GOBIOFF, H.; LEUNG, S-T. The google file system. In: **ACM SIGOPS Operating Systems Review**, vol 37. ACM, 2003. p. 29–43.
- GILCHRIST, A. **Industry 4.0: The Industrial Internet of Things**. Springer, Heidelberg, 2016.
- GOFF, S. A.; VAUGHN, M.; MCKAY, S.; LYONS, E.; STAPLETON, A. E.; GESSLER, D.; MATASCI, N.; WANG, L.; HANLON, M.; LENARDS, A.; *et al.* The iplant collaborative: cyberinfrastructure for plant biology. **Front Plant Sci**, Vol 34, No. 2, 2011. p. 1–16. doi:10.3389/fpls.2011.00034.
- GORKHAIL, A.; XU, L. Enterprise architecture integration in industrial integration: a literature review. **J. Ind. Integr. Manage**. Vol. 4, 2016. p. 20–45 .
- GANTZ J.; REINSEL D. Extracting value from chaos. **IDC View**, 2011. p. 1–12.
- GANTZ, J.; REINSEL, D. The digital universe in 2020: big data, bigger digital shadows, and biggest growth in the far east. 2012. Disponível em: www.speicherguide.de/download/dokus/IDC-Digital-Universe-Studie-iView-11.12.pdf. Acesso em: março 2017.
- GILCHRIST, A. **Industry 4.0: The Industrial Internet of Things**. Springer, Heidelberg, 2016.
- GHOBAKHLOO, M. AND AZAR, A. , Business excellence via advanced manufacturing technology and lean-agile manufacturing, **Journal of Manufacturing Technology Management**, Vol. 29 No. 1,, 2018. pp. 2-24.
- GREGOR, S.; HEVNER, AR, Positioning and presenting design science research for maximum impact, **MIS quarterly**, 2013 – p. 32

- GROVER, V.; CHIANG, R. H. L.; LIANG, T. P.; ZHANG, D. Creating Strategic Business Value from Big Data Analytics: A Research Framework. **Journal of Management Information Systems**, Vol. 35 No. 2, 2018. p. 388-423.
- HE, W.; XU, L. A state-of-the-art survey of cloud manufacturing. **International Journal of Computer Integrated Manufacturing**, Vol. 28 No. 3, 2015. p. 239-250.
- HEVNER, A. A three cycle view of design science research. **Scandinavian Journal of Information Systems**, Vol. 19 No.2, 2007. p. 87–92.
- HEY A., TANSLEY S. , TOOLEY, KM. The Fourth Paradigm – data intensive scientific discovery. **Microsoft Research**, 2009. p. 124-127
- HARRISON, R.; VERA, D.; AHMAD, B. Engineering methods and tools for cyber—physical automation systems. **Proc. IEEE**. Vol. 104, 2016. p. 973–985.
- HERMANN, M.; PENTEK, T.; OTTO, B. **Design principles for Industrie 4.0 scenarios**. 49th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS), 2016. p. 3928–3937.
- HEUDECKER, N.; HARE, J. **Survey analysis: Big data investments begin tapering in 2016**. Gartner, 2016. Disponível em: <https://www.gartner.com/doc/3446724/survey-analysis-big-data-investments>. Acesso em: 26 mar 2018.
- HOFMANN, E. AND RÜSCH, M., Industry 4.0 and the current status as well as future prospects on logistics, **Computers in Industry**, Vol. 89 No. 1, 2017. p. 23-34.
- HU, H.; WEN, Y.; CHUA, T.-S.; LI, X. Toward scalable systems for big data analytics: a technology tutorial. **IEEE Access**, Vol. 2 No. 1, 2014. p. 652-687.
- IVANOV, D.; SOKOLOV, B.; IVANOVA, M. Schedule coordination in cyber-physical supply networks Industry 4.0. **IFAC-PapersOnLine**. Vol. 49, 2016. p. 839–844.
- ISACA. **Generating value from big data analytics**. 2014. Disponível em: <http://www.isaca.org/Knowledge-Center/Research/Documents/Generating-Value-from-Big-Data>. Acesso em: 12 jan 2018.
- JAZDI, N. Cyber physical systems in the context of Industry 4.0. **IEEE International Conference on Automation, Quality and Testing, Robotics**, 2014. pp. 1–4
- JANEV, V.; VRANEŠ, S. Applicability assessment of semantic web technologies. **Information Processing & Management**, Vol. 47, No. 4, 2011. p. 507-517.
- JANSSEN, M.; **Factors influencing big data decision making quality**. J. Bus. Res. 70, 2017. p. 338–345
- JIANG, P., DING, K. AND LENG, J., Towards a cyber-physical-social-connected and service-oriented manufacturing paradigm: social manufacturing”, **Manufacturing Letters**, Vol. 7 No. 1, 2016. p. 15-21.
- JESCHKE, S.; BRECHER, C.; MEISEN, T.; ÖZDEMİR, D.; ESCHERT, T. Industrial internet of things and cyber manufacturing systems. In JESCHKE, S.; BRECHER, C.; SONG, H.; RAWAT, D. B. (Eds). **Industrial Internet of Things**. Springer, Heidelberg, 2017. p. 3-19.
- KAGERMANN, H.; HELBIG, J.; HELLINGER, A.; *et al.* **Recommendations for implementing the strategic initiative INDUSTRIE 4.0: Securing the future of German manufacturing industry**. Final report of the Industrie 4.0, Working Group. Forschungsunion, 2013.

- KAESER, J. On the Next Industrial Revolution. **Strategy+Business Magazine**, Vol. 83, 2016.
- KHAITAN, S. K.; JAMES D. M. Design Techniques and Applications of Cyberphysical Systems: A Survey. **IEEE Systems Journal**, Vol. 9, No. 2, 2015. p. 350–365
- KAGERMANN, H.; HELBIG, J. **Recommendations for implementing the strategic initiative industrie 4.0**. Heidelberg, 2013. p. 36–40.
- KUSIAK, A. Smart manufacturing. **International Journal Prod.** Vol. 56, 2018. p. 508–517. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1351644>. Acesso em: 15 mar 2021.
- KOCIAN, J.; TUTSCH, M.; OZANA, S.; KOZIOREK, J. Application of modeling and simulation techniques for technology units in industrial control. In SAMBATH, S.; ZHU, E. (Eds), **Frontiers in Computer Education**, 2012. p. 491-499.
- LANEY, D. **Data management: controlling data volume velocity and variety**. META Group Research, 2001.
- LASI, H.; FETTKE, P., KEMPER; H.-G.; FELD, T.; HOFFMANN, M., “Industry 4.0”, **Business & Information Systems Engineering**, Vol. 6 No. 4, 2014, pp. 239-242.
- LAVALLE, S.; LESSER, E.; SHOCKLEY, R.; HOPKINS, M. S.; KRUSCHWITZ, N. Big data, analytics and the path from insights to value. **MIT Sloan Management Review**, Vol. 52 No. 2, 2011. p. 21-32.
- LEMENEN, S.; WESTERLUND, M.; RAJAHONKA, M.; SIURUAINEN, R. Towards IOT ecosystems and business models. In ANDREEV, S.; BALANDIN, S.; KOUCHERYAVY, Y. (Eds). **Internet of Things, Smart Spaces, and Next Generation Networking**. Springer, Heidelberg, 2012. p. 15-26
- LI D. X.; LIAN D. **Big Data for Cyber Physical Systems in industry 4.0**. A survey, enterprise Information System, 2017.
- LASI, H.; FETTKE, P.; KEMPER, H. G.; FELD, T.; HOFFMANN, M. Industry 4.0. **Business & Information Systems Engineering**, 2014.
- LEE, E. A. **Cyber Physical Systems: Design Challenges. In Object Oriented Real-Time Distributed Computing (ISORC)**. 11th IEEE International Symposium on, 2008. p. 363–369.
- LEE, E. A. The Past, Present and Future of Cyber-Physical Systems: A Focus on Models. **Sensors**, Vol. 15, No. 3, 2015. p. 4837–4869.
- LEE, J.; LAPIRA, E.; BAGHERI, B.; KAO, H. A. Recent Advances and Trends in Predictive Manufacturing Systems in Big Data Environment. **Manufacturing Letters 1** Vol. 1, 2013. p 38–41. doi:10.1016/j.mfglet.2013.09.005.
- LEE, J.; KAO, H. A.; YANG, S. Service innovation and smart analytics for Industry 4.0 and big data environment. **Procedia CIRP**, Vol.16, 2014. p. 3–8.
- LEE, J.; BAGHERI, B.; KAO, H.-A. A cyber-physical systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. **Manufacturing Letters**, Vol. 3 No. 1, 2015. p. 18-23.
- LIU, C.; JIANG, P. A cyber-physical system architecture in shop floor for intelligent manufacturing. **Procedia CIRP**, ed. 56, 2016. p. 372–377
- LIAO, Y., DESCHAMPS, F., LOURES F., RAMOS, R.F. Past, present and future of Industry 4.0 - a systematic literature review and research agenda proposal. **International Journal of Production Research** , Vol. 5, 2016. p. 3609-3629

- LIU, Y.; XU, X. Industry 4.0 and cloud manufacturing: A comparative analysis. **Journal of Manufacturing Science and Engineering**, 2016. p. 139
- LU, Y. Cyber Physical System (Cps)-Based Industry 4.0: A Survey. **Journal of Industrial Integration and Management** 2, 2017.
- LU Y. Industry 4.0: A survey on technologies, applications and open research issues. **Journal of Industrial Information Integration**, Vol. 6, 2017. p. 1–10
- LU, Y. Industrial integration: a literature review. **Ind. Integr. Manage**, 2017. p.1
- LUHN, H. P. A business intelligence system. **IBM Journal of Research and Development**, Vol. 2, 1958. p. 314–319.
- MANYIKA, J.; CHUI, M.; BROWN, B.; BUGHIN, J.; DOBBS, R.; ROXBURGH, C.; BYERS, A. H. **Big Data: the next frontier for innovation, competition, and productivity**. McKinsey Global Institute, 2011.
- MANSON, N. Is operations research really research? **ORION**, Vol. 22, No. 2, 2010. p. 155–180.
- MEHNEN, J.; HE, H.; TEDESCHI, S.; TAPOGLOU, N. Practical security aspects of the internet of things. in THAMES, L.; SCHAEFER, D. (Eds). **Cybersecurity for Industry 4.0**, Springer, Heidelberg, 2017. p. 225-242.
- MINAYO, M. C. S.; MINAYO-GOMÉZ, C. **Difíceis e possíveis relações entre métodos quantitativos e qualitativos nos estudos de problemas de saúde**. Fiocruz, 2003.
- MIRANDA, J.; MÄKITALO, N.; GARCIA-ALONSO, J.; BERROCAL, J.; MIKKONEN, T.; CANAL, C.; ANDMURILLO, J. M. From the internet of things to the internet of people. **IEEE Internet Computing**, Vol. 19 No. 2, 2015. p. 40-47.
- MONOSTORI, L.; KADAR, B.; BAUERNHANSL, T.; KONDOH, S.; KUMARA, S.; REINHART, G.; UEDA, K. Cyber-physical systems in manufacturing. **CIRP Ann.-Manuf. Technol.** ed.65, 2016. p. 621–641.
- MOTTA, G.; YOU, L.; SACCO, D.; MA, T.; ANDMICELI, G. Mobility service systems: Guidelines for a possible paradigm and a case study. Paper presented at the **IEEE International Conference on Service Operations and Logistics, and Informatics**, Qingdao, October, IEEE, New York City, NY, 2014. p. 48-53.
- MORENO, A., VELEZ, G., ARDANZA, A., BARANDIARAN, I., DE INFANTE, Á.R. AND CHOPITEA, R., Virtualisation process of a sheet metal punching machine within the Industry 4.0 vision”, **International Journal on Interactive Design and Manufacturing**, Vol. 11 No. 2, 2017. p. 365-373
- MORTEZA, G. The future of manufacturing industry: a strategic roadmap toward Industry 4.0. **Journal of Manufacturing Technology Management**, Vol. 29 No. 6, 2018. pp.910-936. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/JMTM-02-2018-0057>. Acesso em: 15 mar 2021.
- MPDV (2015), Industry 4.0: MES supports decentralization, Disponível em : www.mpdv.com/uploads/tx_news/NEWS_International_2015_web.pdf Acesso em: 17 mar 2021
- NIESEN, T. *et al.* Towards an integrative big data analysis framework for data-driven risk management in Industry 4.0. In: **Proceedings of 2016 49th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS)**. Hawaii, 2016. p. 5065–5074

- NICOLA, S.; FERREIRA, E. P.; FERREIRA, J. J. P. A quantitative model for decomposing and assessing the value for the customer. **Journal of Innovation Management**, Vol. 2 No. 1, 2014. p. 104–138.
- NG, I.C. New business and economic models in the connected digital economy. **Journal of Revenue and Pricing Management**, Vol. 13 No. 2, 2014. p. 149-155.
- OLIVEIRA, T.; THOMAS, M.; ESPADANAL, M. Assessing the determinants of cloud computing adoption: An analysis of the manufacturing and services sectors. **Information & Management**, Vol. 51 No. 5, 2014. p. 497-510
- OOI, K.-B.; LEE, V.-H.; Tan, G.W.-H.; HEW, T.-S.; HEW, J.-J. Cloud computing in manufacturing: the next industrial revolution in Malaysia? **Expert Systems with Applications**, Vol. 93 No. 1, 2018. p. 376-394.
- OECD. **The digital economy 2012**. Disponível em: www.oecd.org/daf/competition/The-Digital-Economy-2012.pdf, 2012. Acesso em: 17 mar 2017.
- OWEN, C. L. Building the knowledge base. **Journal of the Japanese Society for the Science of Design**, Vol. 5, No. 2, 1997. p. 36–45.
- PARK, E.H.; RAMESH, B.; CAO, L. Emotion in IT investment decision making with a real options perspective: The intertwining of cognition and regret. **Journal of Management Information Systems**, 3Vol. 3 No. 3, 2016. p. 652–683.
- PLATTS, K.W., J.F. MILLS, M.C. BOURNE, A.D. NEELY, A.H. RICHARDS, M.J GREGORY, Testing manufacturing strategy formulation processes. **Int. J. Production Economics**, Vol. 56-57, 1998. p. 517-523
- PwC. **Reimagining operations**. 2015b. Disponível em: www.pwc.com/gx/en/operations/reimaginingoperations. pdf. Acesso em: 17 mar 2020.
- PwC. **Redefining business success in a changing world CEO Survey**. 2016. Disponível em: www.pwc.com/gx/en/ceo-survey/2016/landing-page/pwc-19th-annual-global-ceo-survey.pdf Acesso em: 17 mar 2020.
- PÉREZ, F.; IRISARRI, E.; ORIVE, D.; MARCOS, M.; ESTEVEZ, E. A CPPS Architecture approach for Industry 4.0. **IEEE 20th Conference on Emerging Technologies & Factory Automation (ETFA)**, 2015. p. 1–4 .
- PERALES, D.P., VALERO, F.A. AND GARCÍA, A.B., “INDUSTRY 4.0: A CLASSIFICATION SCHEME”, IN VILES, E., ORMAZÁBAL, M. AND LLEÓ, A. (Eds), Closing the Gap Between Practice and Research in Industrial Engineering, **Springer International Publishing**, Cham, 2018. p. 343-350.
- POSADA, J., TORO, C., BARANDIARAN, I., OYARZUN, D., STRICKER, D., DE AMICIS, R., PINTO, E.B., EISERT, P., DÖLLNER, J. AND VALLARINO, I., “Visual computing as a key enabling technology for industries 4.0 and industrial internet”, **IEEE Computer Graphics and Applications**, Vol. 35 No. 2, 2015. p. 26-40.
- PROVOST, F.; FAWCETT, T. Data science and its relationship to big data and data-driven decision making. **Big Data**, Vol. 1 No. 1, 2013. p. 51-59.
- QI, Q. AND TAO, F., Digital twin and big data towards smart manufacturing and Industry 4.0: 360 degree comparison, **IEEE Access**, Vol. 6 No. 1, 2018. p. 3585-3593.
- RITTINGHOUSE, J. W.; RANSOME, J. F. Cloud Computing: Implementation, Management, and Security. **CRC Press**, 2016.

- RIDGWAY, K.; CLEGG, C. W.; WILLIAMS, D. J. The Factory of the Future. Future of Manufacturing Project. **London: Government Office for Science**. Evidence Paper 29, 2013.
- RÜßMANN, M.; LORENZ, M.; GERBERT, P.; WALDNER, M.; JUSTUS, J.; ENGEL, P.; HARNISCH, M. Industry 4.0: The Future of Productivity and Growth in Manufacturing Industries. **Boston Consulting Group**, 2015.
- RUGGABER, R. Athena-advanced technologies for interoperability of heterogeneous enterprise networks and their applications, *Interoperability Enterp. Software Appl.* **SAP Research**, 2006. p. 459–460 .
- SANTOS, M. Y.; OLIVEIRA e SÁ, J.; COSTA, C.; GALVÃO, J.; ANDRADE, C.; MARTINHO, B.; COSTA, E. A big data analytics architecture for Industry 4.0. In **WorldCIST** Advances in intelligent systems and computing. Vol. 570, 2017. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-56538-5_19. Acesso em: 15 mar 2021.
- SANTOS, M. Y.; OLIVEIRA e SÁ, J.; COSTA, C.; GALVÃO, J.; ANDRADE, C.; MARTINHO, B.; LIMA, F. V., COSTA, E. A Big Data Analytics Architecture for Industry 4.0. **Springer International Publishing AG**, 2017. p. 175 – 184
- SALLAM, R. L.; RICHARDSON, J.; HAGERTY, J.; HOSTMANN, B. **Magic quadrant for business intelligence platforms**. CT, Gartner Group, Stanford, 2011.
- SCHROECK, M., R.; SHOCKLEY, J.; SMART, D.; ROMERO-MORALES; TUFANO, P. Analytics: The Real-World Use of Big Data. IBM Global Business Services, 2012. p. 1–20. Disponível em: <https://www-01.ibm.com/common/ssi/cgi-bin/ssialias?htmlfid=GBE03519USEN>. Acesso em 15 mar 2021.
- SIEMIENIUCH, C. E.; SINCLAIR, M. A.; HENSHAW, M. J. C. Global Drivers, Sustainable Manufacturing and Systems Ergonomics. **Applied Ergonomics**, Vol. 51, 2015. p. 104–119.
- SHAFIQ, S. I.; SANIN, C.; TORO, C.; SZCZERBICKI, E. Virtual engineering object (VEO): toward experience-based design and manufacturing for Industry 4.0. **Cybern. Syst.** Vol. 46 No. 1-2, 2015. p.35–50
- SIKORSKI, J. J.; HAUGHTON, J.; KRAFT, M. Blockchain technology in the chemical industry: machine-to-machine electricity market. **Applied Energy**, Vol. 195 No. 1, 2017. p. 234-246.
- STOCK, T. AND SELIGER, G., Opportunities of sustainable manufacturing in Industry 4.0, **Procedia CIRP**, Vol. 40 No. 1, 2016. p. 536-541.
- SUMIT, D.; ARITRA, D.; AKASHI P.; NABAMITA R. Applications of Artificial Intelligence in Machine Learning: Review and Prospect. **International Journal of Computer Applications** Vol. 115, Nr. 9, 2015. p. 0975 – 8887.
- SUNGHYUN, K.; SUNGBUM, P. CPS (Cyber Physical System) based Manufacturing System Optimization. **Procedia Computer Science**, ed.122, 2017. p. 518–524.
- TAO, F.; CHENG, J.; Qi, Q.; ZHANG, M.; ZHANG, H.; SUI, F. Digital twin-driven product design, manufacturing and service with big data. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, Vol. 94 Nos 9-12, 2018. p. 3563-3576.
- TAPSCOTT, D.; AGNEW, D. Governance in the digital economy. **Finance and Development**, Vol. 36 No. 4, 1999. p. 34-37.
- THAMES, L.; SCHAEFER, D. **Industry 4.0: An overview of key benefits, technologies, and challenges**, 2017. p. 1–33

- TARTUCE, T. J. A. **Métodos de pesquisa**. Fortaleza: UNICE – Ensino Superior, 2006.
- THULUVA, A. S.; ANICIC, D.; RUDOLPH, S. Semantic web of things for Industry 4.0. Paper presented at the **Doctoral Consortium, Challenge, Industry Track, Tutorials and Posters**, 2017. p. 11-15.
- UNDERWOOD, S. Blockchain beyond Bitcoin. **Communications of the ACM**, Vol. 59 No. 11, 2016. p. 15-17.
- VILLARS, R.L.; Olofson, C.W.; Eastwood, M. Big Data: what it is and why you should care. **IDC**, 2011.
- XU, L.; XU, L.; LI, L. Industry 4.0: State of the Art and Future Trends, **International Journal of Production Research**, 2018.
- XU, L. D.; DUAN, L. **Big data for cyber physical systems in industry 4.0: a survey**, **Enterprise Information Systems**, 2018. DOI: 10.1080/17517575.2018.1442934.
- WALTER, T. Teradata past, present, and future. **UCI ISG** lecture series on scalable data management, 2009.
- WANG, S.; WAN, J.; ZHANG, D.; LI, D.; ZHANG, C. Towards smart factory for Industry 4.0: a self-organized multi-agent system with big data based feedback and coordination. **Computer Networks**, Vol. 101 No. 1, 2016. p. 158-168
- WANG, G.; GUNASEKARAN, A.; NGAI, E.W.; PAPADOPOULOS, T. Big data analytics in logistics and supply chain management: certain investigations for research and applications. **International Journal of Production Economics**, Vol. 176 No. 1, 2016. p. 98-110.
- WANG, P. Chasing the hottest IT: Effects of information technology fashion on organizations. **MIS Quarterly**, Vol. 34, No. 1, 2010. p. 63–85.
- WERNERFELD, B. The resource - based view of the firm: Ten years after. **Strategic Management Journal**, Vol. 16 No. 3, 1995. p. 171–174.
- YANG, C., LAN, S., SHEN, W., HUANG, G.Q., WANG, X. AND LIN, T., “Towards product customization and personalization in IoT-enabled cloud manufacturing”, **Cluster Computing**, Vol. 20 No. 2, 2017. p. 1717-1730
- YEW, A.; ONG, S.; NEE, A. Towards a Gridable distributed manufacturing system with augmented reality interfaces. **Robotics and Computer-Integrated Manufacturing**, Vol. 39 No. 1, 2016. p. 43-55.
- YESHENG, C.; SAMI, K.; KA, C. C. Manufacturing Big Data ecosystem: A systematic Literature review. **Robotics and Computer-Integrated Manufacturing**, Vol 62, 2020.
- ZHANG, Y. F.; ZHANG, G.; WANG, J. Q. Real-time information capturing and integration framework of the internet of manufacturing things. **International Journal of Computer Integrated Manufacturing**, 2015. p. 811–822
- ZHANG, J., DING, G., ZOU, Y., QIN, S. AND FU, J., Review of job shop scheduling research and its new perspectives under Industry 4.0, **Journal of Intelligent Manufacturing** (forthcoming), 2017. p. 1-22.