

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

**A TOMADA DE DECISÃO BASEADA EM DADOS NA
INDÚSTRIA 4.0: REVISÃO SISTEMÁTICA**

ALUNO: GUILHERME RAVAZI RUY
ORIENTADOR: EDSON WALMIR CAZARINI

São Carlos

2017

GUILHERME RAVAZI RUY

A TOMADA DE DECISÃO BASEADA EM DADOS NA INDÚSTRIA 4.0: REVISÃO
SISTEMÁTICA

Relatório final do trabalho de conclusão de curso, apresentado à Universidade de São Paulo como parte das exigências para a obtenção do Título de Engenheiro de Produção.

Orientador: Edson Walmir Cazarini

São Carlos

2017

FOLHA DE AVALIAÇÃO

Candidato: Guilherme Ravazi Ruy

Título: A Tomada de Decisão Baseada em Dados na Indústria 4.0: Revisão Sistemática

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Engenharia de Produção da Escola de Engenharia de São Carlos para obtenção do Título de Engenheiro de Produção.

BANCA EXAMINADORA

Edson Walmir Cazarini (Orientador)

Nota atribuída: _____ (_____) _____
(assinatura)

Marcos Roberto Pelliciar

Nota atribuída: _____ (_____) _____
(assinatura)

Valter Yogui

Nota atribuída: _____ (_____) _____
(assinatura)

Média: _____ (_____) _____

Resultado: _____

Data: 29/11/2017

Este trabalho tem condições de ser hospedado no Portal Digital da Biblioteca da EESC

SIM NÃO Visto do orientador _____

RESUMO

RUY, G. R. **A Tomada de Decisão Baseada em Dados na Indústria 4.0: Revisão Sistemática.** Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2017.

Mudanças de hábitos de consumo nos últimos anos fizeram com que produtos de alta variedade e curto ciclo de vida se tornassem cada vez mais comuns. Nesse contexto, organizações foram obrigadas a repensar seu modo de agir e se organizar, uma vez que agilidade e flexibilidade na linha de produção passaram a ser fatores determinantes para o sucesso da organização em resposta à demanda. Avanços em tecnologias de sensores e comunicação podem fornecer as bases para ligar a instalação física ao mundo cibernético de aplicativos de internet e softwares, criando os chamados Sistemas Físico-Cibernéticos, que caracterizam a Indústria 4.0. Neste contexto, entender como a tomada de decisão pode ser modificada pelo uso intensivo de dados dos Sistemas Físico-Cibernéticos torna-se importante para a melhor compreensão das oportunidades e desafios da Indústria 4.0. Assim, foi realizada uma revisão bibliográfica sistemática a fim de identificar estudos que elucidem o processo de tomada de decisão com base em dados, no âmbito da Indústria 4.0, respondendo a questão: “Como será dada a tomada de decisão baseada em dados no contexto da Indústria 4.0?”. A pesquisa foi realizada nos mecanismos de busca *Elsevier*, *Web of Science* e *Scopus*, utilizando três grupos de palavras ligadas a: Indústria 4.0, decisão e dados. Os artigos selecionados serviram como base para a realização de uma análise crítica conectando os Pilares da Indústria 4.0 com a tomada de decisão. Por fim, a Indústria 4.0 poderá transformar a tomada de decisão com seu caráter descentralizado, capacidade de virtualização e acesso a dados em tempo real. Para isso, orientação a serviços e modularidade tornam-se essenciais para garantir flexibilidade e agilidade, sendo interoperabilidade e segurança grandes desafios a serem superados. Assim, decisões operacionais poderão se tornar cada vez menos frequentes, podendo o colaborador se concentrar em decisões táticas e estratégicas, transformando seu papel.

Palavras-chave: Indústria 4.0, Tomada de Decisão, Dados.

ABSTRACT

RUY, G. R. **Data-Driven Decision Making in Industry 4.0: Systematic Review**. Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2017.

Changes in consumer habits in recent years have made products of high variety and short life cycle become increasingly common. In this context, organizations were forced to rethink their way of acting and organizing, since agility and flexibility in the production line became determining factors for the organization's success in response to demand. Advances in sensor and communication technologies can provide the foundation for connecting physical installation to the cyber world of Internet applications and software, creating the so-called Cyber-Physical Systems, which characterizes Industry 4.0. In this context, understanding how decision-making can be modified by the intensive use of Cyber-Physical Systems' data becomes important for a better understanding of the opportunities and challenges of Industry 4.0. Thus, a systematic literature review was conducted to identify studies that elucidate the data-driven decision-making process within Industry 4.0, answering the question: "How data-driven decisions will be made in the context of Industry 4.0?". The research was performed in the Elsevier, Web of Science and Scopus search engines, using three groups of words related to: Industry 4.0, decision and data. The articles selected served as the basis for conducting a critical analysis connecting the Pillars of Industry 4.0 with decision-making. Finally, Industry 4.0 can transform decision making with its decentralized character, virtualization capability and real-time data access. For this, service orientation and modularity become essential to ensure flexibility and agility, with interoperability and security being great challenges to be overcome. In this way, operational decisions may become less and less frequent, and collaboration may focus on tactical and strategic decisions, transforming their role.

Keywords: Industry 4.0, Decision-Making, Data.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Os 4 estágios da revolução industrial	17
Figura 2 – Modelo de pirâmide hierárquica dentro da instituição	26
Figura 3 – Sistemas centralizados <i>versus</i> sistemas descentralizados	38
Figura 4 – Fluxo de dados na etapa de tomada de decisão	40
Figura 5 – Arquitetura tradicional <i>versus</i> arquitetura com orientação à serviços	41

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Palavras principais e sinônimos utilizados na pesquisa de materiais	31
--	----

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Estudos primários	33
Quadro 2 – Artigos selecionados	34

LISTA DE SIGLAS ABREVIATURA E SÍMBOLOS

TIC – Tecnologias de Informação e Comunicação	12
IoT – <i>Internet</i> das Coisas	12
CPS – Sistemas Físico-Cibernéticos	12
TI – Tecnologia da Informação	13
PIB – Produto Interno Bruto	14
PHM – <i>Prognostics and Health Management</i>	19
SM – <i>Smart Factory</i>	19
RFID – Identificação por Rádio Frequência	20
IoS – <i>Internet</i> dos Serviços	21
BC – Indicadores Balanceados de Desempenho	28
RBS – Revisão Bibliográfica Sistemática	30

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	12
1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO TEMA DA PESQUISA.....	12
1.2 FORMULAÇÃO DO TEMA DA PESQUISA.....	12
1.3 OBJETIVOS DA PESQUISA	13
1.4 RELEVÂNCIA DA PESQUISA	14
1.5 ESTRUTURA DO TEXTO	15
2. REFERENCIAL TEÓRICO.....	16
2.1 INDÚSTRIA 4.0	16
2.1.1 Visão Geral	16
2.1.2 Sistemas Físico-Cibernéticos (CPS – <i>Cyber-Physical Systems</i>)	18
2.1.3 <i>Prognostics and Health Management</i> (PHM)	19
2.1.4 <i>Smart Factory</i> (SF)	19
2.1.5 Pilares da Indústria 4.0	20
2.1.6 Gerenciando Sistemas Complexos	22
2.2 TOMADA DE DECISÃO	24
2.2.1 Tipos de Decisão.....	24
2.2.2 Etapas do Processo Decisório	26
2.2.3 Importância da Tomada de Decisão para Empresas	27
2.2.4 Evolução da Tomada de Decisão Baseada em Dados	28
2.2.5 Mensuração de Desempenho	28
2.2.6 <i>Big Data</i> e a Tomada de Decisão	29
3. MÉTODOS.....	30
3.1 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA SISTEMÁTICA	30
3.1.1 Problema	30
3.1.2 Fontes Primárias	31
3.1.3 <i>Strings</i> de Busca	31
3.1.4 Critérios de Inclusão	32
3.1.5 Métodos e Ferramentas.....	32
3.1.6 Resultados Preliminares.....	32
4. RESULTADOS	36
4.1 INTEROPERABILIDADE.....	36
4.2 VIRTUALIZAÇÃO	36

4.3 DESCENTRALIZAÇÃO.....	37
4.4 CAPACIDADE EM TEMPO REAL.....	38
4.5 ORIENTAÇÃO A SERVIÇOS	40
4.6 MODULARIDADE	41
5. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	43
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	44

1. INTRODUÇÃO

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO TEMA DA PESQUISA

Nos últimos anos, a indústria de fabricação tradicional vem sendo desafiada em todo o mundo com o crescimento e avanços das tecnologias digitais que permitem a integração de componentes inteligentes, que é a base da chamada Indústria 4.0 e que é possível pela adoção generalizada de tecnologias de informação e comunicação por empresas de manufatura (NEGRI; FUMAGALLI; MACCHI, 2017).

Melhorar o ambiente de fabricação para maior visibilidade e um melhor controle dos processos de produção torna-se fundamental. Avanços em tecnologias de sensores e comunicação podem fornecer as bases para ligar a instalação física ao mundo cibernético de aplicativos de internet e softwares (BABICEANU; SEKER, 2016).

Nos próximos anos, tais tecnologias estarão presentes em todas as áreas da economia, promovendo múltiplas transformações econômicas e sociais. Cada vez mais dispositivos estarão aptos a se comunicar uns com os outros e coletar dados de ambientes e usuários (*smartphones*, veículos, eletrodomésticos, sistemas de iluminação), associado às tecnologias de *big data*, computação em nuvem e novas tecnologias de tratamento de dados, certamente possibilitarão o desenvolvimento de novos modelos de negócios e poderão modificar a maneira como as empresas se relacionam com clientes e fornecedores (GOMES et al., 2016).

Em referência ao que seria a 4ª Revolução Industrial originou-se o conceito de Indústria 4.0, que é caracterizada pela integração e controle da produção a partir de sensores e equipamentos conectados em rede e da união do mundo real com o virtual, criando os chamados Sistemas Físico-Cibernéticos (CPS – *Cyber-Physical Systems*) e possibilitando a utilização da inteligência artificial (GOMES et al., 2016).

1.2 FORMULAÇÃO DO TEMA DA PESQUISA

Hoppen (1992) notou que, ao reconhecer a organização como um sistema em constante transformação, percebe-se que as atividades da empresa, analisando seus sistemas estrutural e hierárquico, são primordialmente relacionadas com a tomada de decisão e resolução de problemas.

Devido ao desenvolvimento de Tecnologia da Informação (TI), monitoramento e controle, os sistemas foram impulsionados para aumentar sua capacidade de coletar, processar e gerenciar dados em processos industriais. O aumento da complexidade da informação torna difícil organizar e compreender o grande volume de dados criados sob diferentes perspectivas de decisão operacional e de manutenção. O fluxo de informações e a integração dos sistemas envolvidos são um tema no recente desenvolvimento da Indústria 4.0, uma vez que muitos registros estão sendo gerados, mas pouco conhecimento está sendo explorado nesse cenário (SANTOS et al., 2017)

O crescimento da Indústria 4.0 compreende desafios que vão desde os investimentos em equipamentos que integrem essas tecnologias, à adequação de *layouts*, ajuste de processos e dos modos de relacionamento entre empresas ao longo da cadeia produtiva, desenvolvimento de novas especialidades e competências. Novas maneiras de gerenciamento e engenharia em toda a cadeia produtiva serão exigidas para viabilizar o cruzamento de informações que possibilite conectar a solicitação de compra, a fabricação e a distribuição de forma autônoma, sem a necessidade de indivíduos tomarem decisões a todo momento (GOMES et al., 2016).

Poucas empresas estão capacitadas para enfrentar todos estes desafios de uma vez. Por outro lado, há milhares de empresas que deverão se envolver no processo de multiplicação dessas novas tecnologias progressivamente, de acordo com suas trajetórias, capacitações e técnicas (GOMES et al., 2016).

1.3 OBJETIVOS DA PESQUISA

A utilização da informação de maneira efetiva pode impactar os principais objetivos comerciais, como o crescimento do negócio e as operações comerciais. A implementação pode ser possível em toda a cadeia de valor e suas diversas partes, que possuem interesse. O

caminho para a realização da Indústria 4.0 envolve uma compreensão clara das maneiras pelas quais o físico pode informar o digital e vice-versa (SNIDERMAN; MONIKA; COTTELEER, 2016).

Diante da necessidade de trabalhos que explorem o segmento da tomada de decisão baseada em dados na Indústria 4.0, uma revisão bibliográfica sistêmica foi realizada buscando embasamento para uma posterior análise crítica que conecta os Pilares da Indústria 4.0 com a tomada de decisão para responder a pergunta: “Como será dada a tomada de decisão baseada em dados no contexto da Indústria 4.0?”.

1.4 RELEVÂNCIA DA PESQUISA

Ao discutir como as empresas devem abordar as oportunidades oferecidas pela Indústria 4.0, torna-se óbvio que algumas delas ainda estão aguardando vantagens mais claras ao se juntar ao novo paradigma. Por outro lado, os exemplos de empresas que estão se modernizando continuam crescendo. Essa diferença de atitude pode ser crítica para o sucesso, no médio a longo prazo, de empresas que não estão acompanhando a tendência (MARQUES et al., 2017).

Várias consultorias têm estimado as consequências que o crescimento da digitalização da economia poderá ter sobre a competitividade do país. De acordo com Accenture Strategy (2015), estima-se que a implementação das tecnologias associadas à Internet das Coisas nas mais variadas áreas da economia deverá impactar o Produto Interno Bruto (PIB) brasileiro em torno de US\$ 39 bilhões até 2030. O lucro pode atingir US\$ 210 bilhões, se o país elaborar condições para agilizar a absorção das tecnologias relacionadas, o que depende de avanços no ambiente de negócios, na infraestrutura, programas de difusão tecnológica e aprimoramento regulatório.

Segundo McKinsey Global Institute (2015) estima-se que, até 2025, os processos relacionados à Indústria 4.0 poderão aumentar a eficiência do trabalho entre 10% e 25%, diminuir as despesas de manutenção de equipamentos entre 10% e 40%, reduzir o consumo de energia entre 10% e 20%

Essa nova revolução industrial não resultará apenas nos ganhos de produtividade, mas também envolverá a redução dos prazos de lançamento de novos produtos no mercado, a maior flexibilidade das linhas de fabricação, com aumento da produtividade e da eficiência na utilização de recursos e, até mesmo, a capacidade das empresas de se incorporarem em cadeias globais de valor (GOMES et al., 2016).

1.5 ESTRUTURA DO TEXTO

O presente trabalho apresenta ao todo cinco capítulos, que estão divididos da seguinte forma:

Nesta primeira parte, caracterizou-se o tema da pesquisa, formulou-se o problema, delimitou-se os objetivos planejados com a pesquisa, e por último estabeleceu-se qual seria a relevância do estudo.

No capítulo dois, apresenta-se a visão geral da Indústria 4.0, além de retratar seus pilares e gerenciamento de sistemas complexos. Este capítulo também aborda assuntos da tomada de decisão, como tipo e principais métodos, etapas do processo decisório, a importância da tomada de decisão para as empresas e a decisão baseada em dados.

O capítulo três descreve como foi conduzida a pesquisa de materiais utilizados para o desenvolvimento do trabalho e a coleta de dados.

O quarto capítulo retrata e analisa as informações obtidas durante a pesquisa, além de elaborar conclusões prévias, encaminhando a pesquisa a um fechamento.

E por fim, o último capítulo apresenta as conclusões deste estudo.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

O referencial teórico possibilita fundamentar e dar consistência a todo o estudo realizado, tendo como objetivo nortear a pesquisa, apresentando um embasamento da literatura já publicada por outros autores sobre o tema a ser discutido.

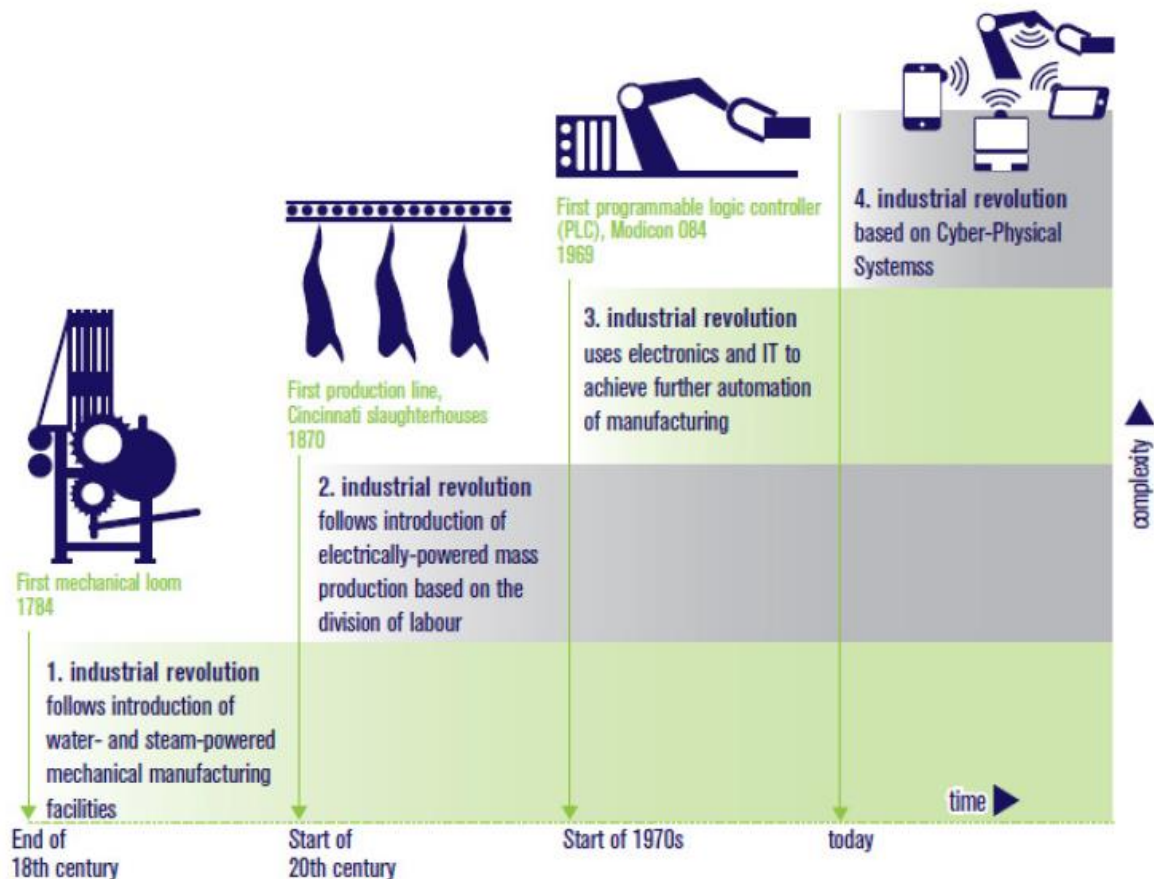
2.1 INDÚSTRIA 4.0

2.1.1 Visão Geral

No final do século XVIII teve início a industrialização, que introduziu a fabricação mecânica. Este evento ficou conhecido como a Primeira Revolução Industrial e originou uma revolução no modo como os produtos eram produzidos. A máquina mecânica de tear possibilitou um aumento na produtividade, sendo um dos exemplos da revolução. Em seguida, por volta da virada do século XX, ocorreu a Segunda Revolução Industrial, esta compreendeu o emprego da energia elétrica e a divisão de tarefa; um exemplo desta revolução foi o motor a combustão. Já a Terceira Revolução Industrial, ficou representada pelo emprego de componentes eletrônicos e de TI, com o objetivo de alcançar uma maior automatização dos processos de produção, teve início no começo dos anos 70 e continua até os dias de hoje. Finalmente, A Quarta Revolução Industrial, intitulada pelo governo alemão de “Indústria 4.0”, é uma nova era industrial, concentrada no uso de recursos de informação e tecnologia da comunicação objetivando o aprimoramento no processo de manufatura e negócio (KAGERMANN; WAHLSTER; HELBIG, 2013).

A Figura 1 apresenta as 4 fases da revolução industrial:

Figura 1 – Os 4 estágios da revolução industrial.



Fonte: KAGERMANN; WAHLSTER; HELBIG (2013).

A expressão Indústria 4.0 tornou-se popular em 2011, quando uma companhia de representantes do governo, organizações e academia promoveu a ideia de uma abordagem com o intuito de aperfeiçoar a competitividade da indústria alemã. Desta maneira, o governo alemão deu suporte à iniciativa e declarou que a Indústria 4.0 seria parte do projeto *High-Tech Strategy 2020 for Germany*, com o objetivo de levar a Alemanha à liderança na inovação tecnológica (KAGERMANN; WAHLSTER; HELBIG, 2013).

Kagermann, Wahlster e Helbig (2013) discutem como as empresas deverão introduzir redes globais, que incorporem suas máquinas, sistemas de armazenagem e instalações de produção na forma de Sistemas Físico-Cibernéticos. Os CPS propõem a integração de mundos físicos e virtuais para suportar todas essas exigências e capacidades, incorporando elementos computacionais em entidades físicas e conectando essas entidades em uma

infraestrutura baseada em nuvem, com a finalidade de proporcionar uma gestão mais eficaz do ambiente físico e seus processos (QUEIROZ; LEITÃO; OLIVEIRA, 2016).

Desse modo, melhorias na gestão das organizações serão observadas, visto que cada sistema será capaz de compreender suas especificações e se comunicar com outros sistemas. Isso possibilitará rápidas tomadas de decisão e respostas autônomas dos sistemas de produção, além de uma cooperação mais estreita entre parceiros de negócios (por exemplo, fornecedores e clientes) e entre funcionários, promovendo novas oportunidades para benefício mútuo (KAGERMANN; WAHLSTER; HELBIG, 2013).

A implementação da visão da Indústria 4.0 permitirá aos funcionários monitorar, orientar e configurar redes de recursos de produção inteligente e estágios de fabricação com base em situações e contextos alvos. Os funcionários serão liberados de ter que realizar atividades rotineiras, permitindo que eles foquem em tarefas criativas e de valor agregado. Sendo assim, eles manterão uma função essencial, especialmente em termos de garantia de qualidade. Simultaneamente, condições de trabalho flexíveis possibilitarão uma maior compatibilidade entre seus trabalhos e suas necessidades pessoais (KAGERMANN; WAHLSTER; HELBIG, 2013).

A abordagem sociotécnica da Indústria 4.0 disponibilizará novos potenciais para o desenvolvimento de inovações urgentemente necessárias, baseada em uma maior conscientização a respeito da importância do trabalho humano no processo de inovação (KAGERMANN; WAHLSTER; HELBIG, 2013).

2.1.2 Sistemas Físico-Cibernéticos (CPS – *Cyber-Physical Systems*)

O CPS aborda a integração de sistemas físicos com modelos computacionais. Esse esquema tem uma ampla área de aplicação, envolvendo controle de processo, energia, transporte, dispositivos médicos, militares, automação, estruturas inteligentes, etc (LEE et al., 2013). Atualmente, o conceito CPS ainda está em desenvolvimento. Na área de gestão de recursos, o CPS tem a capacidade de fornecer habilidades de autoconsciência e auto-manutenção. A implementação de análises preditivas como parte da estrutura CPS possibilita que os recursos acompanhem continuamente seu próprio desempenho e estado de saúde, além

de prever possíveis falhas. Ao implementar esta análise preditiva junto com um sistema de suporte de decisão, os serviços adequados podem ser solicitados e as ações tomadas para maximizar o tempo de atividade, produtividade e eficiência dos sistemas industriais. O CPS, como ponto central para gerenciamento de dados em nível de frota, desempenha um papel essencial para alcançar os objetivos mencionados acima (LEE et al., 2015).

2.1.3 *Prognostics and Health Management (PHM)*

O *Prognostics and Health Management (PHM)* é capaz de transformar os dados em informações e conhecimentos desejados sobre os padrões invisíveis de degradação em recursos, inconsistências e ineficiências dos processos. Esses padrões são geralmente invisíveis, até ocorrer uma falha (LEE et al., 2013). A descoberta dos padrões subjacentes evita as falhas de alto custo e o tempo de inatividade das máquinas que não foi planejado. Esse esquema de manutenção leva a uma maior sustentabilidade de recursos e, eventualmente, a um desarranjo de quase zero. Além disso, transformar esses problemas invisíveis em visíveis pode auxiliar a ajustar e sintonizar os processos para torná-los mais consistentes e eficientes sistemas de manutenção inteligente (LEE et al., 2015).

Nos últimos anos, o avanço acelerado das Tecnologias de Informação e Comunicação facilitou a implementação de sensores avançados, instrumentos de coleta de dados, dispositivos de comunicação sem fio e soluções de computação remota. Tais tecnologias, juntamente com os avanços na análise preditiva, estão transformando a face da indústria moderna (LEE et al., 2015).

2.1.4 *Smart Factory (SF)*

Lucke, Constantinescu e Westkämper (2008) definem *Smart Factory* (SF) como uma fábrica que identifica o contexto para auxiliar pessoas e máquinas na realização de suas tarefas.

Em uma SF, tudo está interligado (JACINTO, 2014). As máquinas de produção, os seres humanos, os produtos, as opções de transporte e as ferramentas de TI se comunicam entre si e são organizadas com o objetivo de melhorar a produção geral, não apenas dentro dos limites físicos da empresa, mas também além delas. Uma das principais características é a capacidade de descentralizar o controle e a decisão, pois facilita modificações no processo de produção contribuindo para atender a crescente demanda por personalização em massa (MARQUES et al., 2017)

Segundo Westkämper et al. (2005) após o desenvolvimento das fábricas digitais e virtuais, a próxima fase é a combinação do mundo físico e digital/virtual sob a chamada SF. De acordo com Lucke, Constantinescu e Westkämper (2008) o conceito de SF possibilita a coleta, distribuição e acesso em tempo real de dados importantes de produção em qualquer instante e lugar. Os sistemas que funcionam em segundo plano executam suas tarefas baseadas em informações provenientes do mundo físico e virtual. A SF representa um ambiente de produção sensível ao contexto, em tempo real, capaz de lidar com turbulências na produção utilizando informações descentralizadas e estruturas de comunicação para um ótimo gerenciamento de processos de produção.

Conforme Lucke, Constantinescu e Westkämper (2008) espera-se que os componentes de detecção, como sensores dentro da instalação industrial, tornem-se "inteligentes" e cada vez mais autossuficientes, com habilidades de informática agregadas e consumo reduzido de energia.

2.1.5 Pilares da Indústria 4.0

Hermann, Pentek e Otto (2015) definiram os princípios de design da Indústria 4.0 como: interoperabilidade, virtualização, descentralização, capacidade em tempo real, orientação a serviços e modularidade. Abaixo, os princípios são detalhados e exemplificados por meio da *SmartFactoryKL*:

1. Interoperabilidade: a interoperabilidade é um facilitador muito importante da Indústria 4.0, pois permite que os CPS (transportadores de peças, estação de montagem e produtos), indivíduos e fábricas inteligentes comuniquem-se entre si por meio da Internet das Coisas e da Internet. Porém, para um sistema ser considerado interoperável, é fundamental que ele trabalhe com padrões abertos ou ontologias. No contexto da planta *SmartFactoryKL*, a interoperabilidade significa que todos os CPS dentro da planta podem se comunicar uns com os outros através de redes abertas e descrições semânticas (HERMANN; PENTEK; OTTO, 2016).

2. Virtualização: de acordo com Gorecky et al. (2014) a virtualização é a habilidade dos CPS de monitorar processos físicos. Esses dados de sensores estão conectados a modelos de plantas virtuais e modelos de simulação. Assim, uma cópia virtual do mundo físico é criada. Na planta *SmartFactoryKL*, o modelo virtual inclui a condição de todos os CPS. Um indivíduo pode ser comunicado em caso de falha. Além disso, todas as informações importantes são fornecidas, como as próximas etapas de trabalho ou combinações de segurança. Por isso, as pessoas são auxiliadas ao lidarem com a crescente complexidade técnica (HERMANN; PENTEK; OTTO, 2015).

3. Descentralização: segundo Ten Hompel e Otto (2014) a crescente demanda por produtos individuais faz com que o controle de sistemas de forma centralizada seja cada vez mais difícil. Os computadores incorporados possibilitam que o CPS tome decisões por conta própria de acordo com as necessidades da produção em tempo real. Apenas em casos de falhas de tarefas, as tomadas de decisão são encaminhadas para um nível superior. Por isso, de acordo com Schlick et al. (2014) para garantir a qualidade e rastreabilidade, é preciso acompanhar todo o sistema a qualquer instante. No contexto da descentralização da planta *SmartFactoryKL*, as etiquetas de Identificação por Rádio Frequência (RFID – *Radio-Frequency Identification*) "dizem" as fases de trabalho necessárias. Portanto, planejamento central e controle não são mais essenciais.

4. Capacidade em Tempo Real: Schlick et al. (2014) define este item como a obtenção e tratamento de dados de forma instantânea, possibilitando a tomada de decisões em tempo real. No *SmartFactoryKL*, o status da planta é monitorado e examinado regularmente. Dessa maneira, a planta pode reagir à falha de uma máquina e redirecionar produtos para outra máquina.

5. Orientação a Serviços: segundo Schlick et al. (2014) os serviços de empresas, CPS e humanos estão disponíveis na *Internet of Services* (IoS) e podem ser utilizados por outros participantes. Eles podem ser oferecidos internamente e através das fronteiras da empresa. A planta *SmartFactoryKL* é baseada em uma arquitetura orientada a serviços. Todos os CPS oferecem suas funcionalidades como um serviço *web* encapsulado. Como resultado, a operação do processo específico do produto pode ser composta com base nos requisitos específicos do cliente fornecidos pela etiqueta RFID.

Modularidade: de acordo com Schlick et al. (2014) os sistemas modulares são capazes de adaptar-se de forma flexível à mudança de requisitos, substituindo ou expandindo módulos individuais. Logo, os sistemas modulares podem ser facilmente ajustados em caso de flutuações sazonais ou modificações nas características do produto. Na planta *SmartFactoryKL*, novos módulos podem ser adicionados utilizando o princípio *Plug & Play*. Segundo Schlick et al. (2014) baseando-se em interfaces de *software* e hardware padronizadas, os novos módulos são identificados automaticamente e podem ser utilizados imediatamente através da *IoS*.

2.1.6 Gerenciando Sistemas Complexos

A criação de modelos pode agir como facilitador para gerenciar essa complexidade crescente. Os modelos são uma representação de uma situação real ou hipotética que envolve apenas os aspectos importantes para o problema em questão. A utilização de modelos representa uma estratégia fundamental no mundo digital e é de importância central no contexto da Indústria 4.0 (KAGERMANN; WAHLSTER; HELBIG, 2013).

Uma distinção fundamental pode ser estabelecida entre dois tipos de modelos:

- **Modelos de Planejamento:** promovem transparência com relação ao valor agregado criativo gerado pelos engenheiros e, portanto, permitem a criação de sistemas complexos. Um exemplo de modelo de planejamento seria um esquema utilizado por um engenheiro para explicar como ele ou ela implementou funções adequadas para satisfazer os requisitos colocados em um sistema. Como tal, o modelo possui o conhecimento do engenheiro (KAGERMANN; WAHLSTER; HELBIG, 2013);

- **Modelos Explicativos:** caracterizam sistemas existentes com a finalidade de obter conhecimento sobre o sistema por meio do modelo. Isso geralmente envolve a utilização de diferentes processos de análise, como a simulação. Por exemplo, uma simulação pode ser usada para calcular o consumo de energia da fábrica. Os modelos explicativos são regularmente utilizados para validar as escolhas de design dos engenheiros (KAGERMANN; WAHLSTER; HELBIG, 2013).

Sendo assim, o mundo digital exerce uma influência relevante com relação ao design do mundo real por meio de modelos de planejamento, ao mesmo tempo que o mundo real também influencia os modelos utilizados no mundo digital através de modelos explicativos (KAGERMANN; WAHLSTER; HELBIG, 2013).

O fato de que os modelos normalmente contêm descrições formais significa que eles podem ser processados por computadores, possibilitando que o computador se responsabilize por serviços rotineiros de engenharia, como realizar cálculos ou outras tarefas repetitivas. Um dos benefícios dos modelos é, portanto, permitir que as atividades manuais sejam automatizadas e possibilitar que ações sejam executadas no mundo digital, o que anteriormente tinha que ser realizado no mundo real (KAGERMANN; WAHLSTER; HELBIG, 2013).

Os modelos proporcionam uma enorme capacidade e não somente no contexto da Indústria 4.0. Por exemplo, permitem que os riscos envolvidos em um projeto sejam reduzidos por meio da identificação precoce de erros ou da investigação antecipada das demandas colocadas no sistema e da capacidade das soluções apresentadas para atender a essas demandas. Ou podem fornecer um fluxo de informação transparente que possibilita uma engenharia mais eficiente, aprimorando a cooperação interdisciplinar e facilitando dados de engenharia mais consistentes (KAGERMANN; WAHLSTER; HELBIG, 2013).

Os modelos explicativos que descrevem interações e comportamentos no mundo real não são apenas úteis para fins de validação durante as fases de desenvolvimento e design. No futuro, eles serão implantados principalmente durante a etapa de produção, com o objetivo de averiguar se a produção está funcionando sem problemas, identificar desgaste desnecessário de interromper a produção ou prever o erro de componentes e outras interrupções (KAGERMANN; WAHLSTER; HELBIG, 2013).

Por fim, uma abordagem holística deve ser empregada para a "introdução" da criação de modelos para a Indústria 4.0. Primeiramente, será essencial considerar o sistema de produtos e produção, tanto em termos de equipá-los com um design modular quanto para

garantir o envolvimento de diferentes disciplinas (por exemplo, engenharia de fabricação, engenharia de automação e TI). Em segundo lugar, os processos reais de desenvolvimento, engenharia e fabricação que acontecem na fábrica também devem ser levados em consideração caso a caso. Finalmente, a criação de modelos necessita de ferramentas de *software* eficientes que precisarão ser otimizadas e adaptadas para proporcionar a funcionalidade necessária, permitir que sejam integradas com ferramentas e processos existentes e adequá-los à estratégia de implantação (KAGERMANN; WAHLSTER; HELBIG, 2013).

2.2 TOMADA DE DECISÃO

O ato de tomar decisão é intrínseco a todos os seres vivos. Este ato ocorre em diversas situações, idades e classes sociais das pessoas. O simples fato de selecionar um programa de televisão ou de uma roupa requer um processo de tomada de decisão. Os animais também tomam decisões. No caso do predador, ele está tomando uma decisão quando escolhe a maneira e o tempo certo para enfrentar a presa (FREITAS; KLADIS, 1995).

A tomada de decisão se torna mais difícil de acordo com o aumento da quantidade de alternativas. Visto que em uma situação de decisão, escolhe-se uma opção de ação com o intuito de obter resultados que sejam tão adequados quanto aquele que teria com outra alternativa acessível (DACORSO, 2000).

2.2.1 Tipos de Decisão

De acordo com Paiva (2002), quatro modelos principais são abrangidos no método administrativos. São eles:

- **Planejamento:** representa a tomada de decisão a respeito de objetivos e recursos fundamentais para executá-los;
- **Organização:** caracteriza a tomada de decisão acerca da distribuição de poder e comprometimento entre os indivíduos, e divisão de meios para realizar afazeres e objetivos;
- **Direção:** abrange as decisões que movem recursos, principalmente pessoas, para executar serviços e atingir objetivos;
- **Controle:** representa a tomada de decisões e ação para garantir a realização dos objetivos.

Segundo Freitas e Kladis (1995), a classificação das decisões pode ser feita conforme o contexto onde acontecem, de acordo com os diferentes classes administrativas:

- **Estratégico:** as decisões compreendem o estabelecimento de objetivos, políticas e parâmetros gerais para projetar o curso da organização. A finalidade das decisões neste nível é criar técnicas para que a instituição seja capaz de alcançar seus macro objetivos. As atividades do nível estratégico não contém um período com ciclo semelhante, portanto podem ser diferentes, mesmo que alguns projetos estratégicos ocorram dentro de planejamentos anuais ou períodos pré-definidos;

- **Tático:** as decisões envolvem a aquisição genérica de meios e as estratégias para o local do projeto e novos artefatos. As decisões deste nível são empregadas para determinar as operações de controle, elaborar novas normas de decisão que serão utilizadas por parte da equipe de operação e designação de recursos, as decisões deste nível estão geralmente associadas com o controle administrativo. No nível tático, são fundamentais informações acerca do funcionamento planejado (regras, perspectivas e suposições precipitadas) oscilações em base em um funcionamento planejado, o esclarecimento destas variações e o estudo das possibilidades de decisão no curso das ações;

- **Operacional:** representa a utilização competente e efetiva dos equipamentos existentes e de todos os recursos para realizar as operações. A decisão neste nível é um modo pelo qual se garante que os serviços operacionais sejam bem executados. O controle operacional faz uso de mecanismos e normas de decisões pré-determinadas. Boa parcela destas decisões são planejadas e os métodos a serem empregados são normalmente muito

seguros. As decisões operacionais e suas ações usualmente originam uma resposta instantânea.

A classificação entre os três níveis pode ser demonstrada através da pirâmide organizacional que também retrata a abrangência e a relevância das decisões dentro da instituição, que ampliam na medida em que a decisão ocorre em seus níveis superiores. A pirâmide (Figura 3) simboliza hierarquia dentro da instituição, em que os membros colocados em pontos superiores são encarregados pelas decisões ditas estratégicas (FREITAS; KLADIS, 1995).

Figura 2 – Modelo da pirâmide hierárquica dentro da instituição.



Fonte: KENDALL & KENDALL (1991) e LE MOIGNE (1974).

2.2.2 Etapas do Processo Decisório

As seguintes fases do processo de tomada de decisão são caracterizadas por Uris (1989):

1. Análise e Identificação da Situação: para que se possa alcançar uma decisão garantida e certa, é preciso que a situação do ambiente em que o problema está inserido esteja nitidamente identificado, o que pode ser feito por meio do levantamento de informações;

2. Desenvolvimento de Alternativas: é possível chegar a opções viáveis para a solução do problema apresentado em consequência da coleta de dados;

3. Comparação Entre as Alternativas: listagem das vantagens e desvantagens de cada opção;

4. Classificação dos Riscos de Cada Alternativa: as decisões sempre envolvem um certo risco, independentemente do grau de risco. Deve-se sempre considerar o grau de risco presente em cada alternativa e selecionar aquela que indica comprovadamente o menor grau. No entanto, é preciso combinar um grau de risco com os objetivos a serem atingidos. Algumas vezes, o grau de risco é muito grande, mas se o objetivo for alcançado resultará em benefícios maiores em relação às alternativas menos arriscadas;

5. Escolher a Melhor Alternativa: a partir da compreensão dos riscos, vantagens e desvantagens, o decisor é capaz de estabelecer a melhor opção que solucionará os problemas;

6. Execução e Avaliação: a alternativa escolhida fornecerá resultados que deverão ser comparados e avaliados com as previsões anteriores.

Os resultados concedidos pela alternativa selecionada devem ser comparados e analisados com as previsões anteriores.

2.2.3 Importância da Tomada de Decisão para Empresas

Especialmente quando existem posições contrárias entre os envolvidos na tomada de decisão (consumidor *versus* acionista *versus* funcionário), é preciso definir prioridades. As decisões são atos de poder, visto que a partir do instante em que destinam recursos, estabelecem técnicas, guiam o destino de instituições e indivíduos, os decisores responsabilizam-se por uma dimensão política muito análoga à de um governo. Na maioria das vezes, a viabilização desse processo é repleta de conflitos de interesses, requer objetivos compartilhados, liderança, comunicação eficiente e capacidade de negociação constante (BISPO, 1998).

Segundo Pereira e Fonseca (1997) diante desta situação, para que os tomadores de decisão tomem boas decisões, é primordial que estas sejam fundamentadas em informações seguras que serão modificadas nas variáveis do problema a ser resolvido e, sucessivamente, mostrarão as opções de solução do problema. Quanto mais dados seguros e precisos o decisor

tiver alcance, melhor será o delineamento do problema, e suas opções para encontrar a melhor solução (BISPO, 1998).

De acordo com Pereira e Fonseca (1997) quando os tomadores de decisões consideram apenas as variáveis que os acometem diretamente, sem estudar as consequências para os outros subsistemas ou a sua influência no sistema maior, existe o risco de se resolver o problema gerando outro maior em outras circunstâncias, como por exemplo, fazer uso de um medicamento para curar uma doença e sofrer efeitos colaterais iguais ou piores que ela.

2.2.4 Evolução da Tomada de Decisão Baseada em Dados

As informações sempre foram a base para sistemas de gestão de contabilidade e controle, que tem como objetivo aumentar a transparência na tomada de decisões. O controle de gerenciamento seleciona regras operacionais para elementos de uma organização e a priorização das regras de operação para potencializar a função geral do objetivo. Maximizar esta função geral consiste no uso efetivo e eficiente dos recursos. A pesquisa de gestão de contabilidade leva em conta a estrutura econômica de uma empresa e identifica o objetivo geral na busca de uma combinação de saída-entrada que deriva o lucro máximo. Pensando ainda mais no futuro, isso pode resultar em uma fórmula que poderia tornar a tomada de decisão humana dispensável (HAMMER et al., 2017).

2.2.5 Mensuração de Desempenho

Os sistemas de gestão de contabilidade e controle ocasionaram o desenvolvimento de sistemas de gerenciamento de desempenho. Esses sistemas proporcionam um quadro geral e lidam com atividades de gerenciamento operacional e estratégico. Além disso, eles incluem diferentes medidas de desempenho devido à coexistência de várias dimensões alvo para analisar e controlar o desempenho geral. Indicadores Balanceados de Desempenho (BC –

balanced scorecards) associam diferentes medidas de desempenho, metas e objetivos de forma sistemática. O conjunto de métricas empregadas para quantificar tanto a eficiência quanto a eficácia das ações estabelecem um sistema de medição de desempenho (HAMMER et al., 2017).

Apesar das diferentes dimensões da captura de desempenho, o valor duradouro dos sistemas de medição de desempenho reside na ligação dos dados à tomada de decisão apropriada e às ações e respostas derivados deles (HAMMER et al., 2017).

2.2.6 *Big Data* e a Tomada de Decisão

A utilização e análise de dados para apoiar a tomada de decisões tem uma longa história na indústria. A tomada de decisão baseada em informações evoluiu do apoio à decisão, ao apoio executivo com foco na exploração de dados, com o intuito de tomar decisões nos níveis superiores de gerenciamento. Como um desenvolvimento emergente a partir de 1990, o processamento analítico *online* apresentou ferramentas de *software* para analisar dados multidimensionais. Ao mesmo tempo, as ferramentas de inteligência de negócios focadas em relatórios evoluíram para suportar decisões orientadas por dados. O próximo passo na evolução da tomada de decisão baseada em dados veio com análises enfatizando as análises matemáticas. Atualmente, os enormes volumes de conjuntos de dados não estruturados e em rápida mudança são processados sob o guarda-chuva do *Big Data*. Os benefícios esperados de melhores decisões estratégicas e operacionais baseadas em dados em tempo real, por exemplo, fornecidos pelas tecnologias da Indústria 4.0, se estendem por todas as indústrias (HAMMER et al., 2017).

3. MÉTODOS

3.1 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA SISTEMÁTICA

De acordo com Biolchini et al. (2007) a Revisão Bibliográfica Sistemática (RBS) é uma ferramenta para detectar, investigar e interpretar materiais publicados e disponíveis na temática de pesquisa específica, permitindo assim que o pesquisador desenvolva uma síntese do conhecimento existente sobre o conteúdo, visto que a revisão sistemática proporciona ao pesquisador uma análise rigorosa e fundamentada do assunto abordado, complementa Brereton et al. (2007).

Segundo Biolchini et al. (2007) e Kitchenham (2004), as etapas são:

- **Planejamento:** o problema da pesquisa é definido, o protocolo é elaborado e os especificações de seleção de materiais são estabelecidos;
- **Execução:** momento em que é realizada a investigação bibliográfica de acordo com os parâmetros definidos anteriormente. Também pode ser feita a classificação dos estudos encontrados seguindo os critérios de inclusão e exclusão;
- **Análise dos Resultados:** fase em que são analisados e documentados os resultados da busca.

3.1.1 Problema

O objetivo do presente trabalho é identificar estudos que elucidem o processo de tomada de decisão com base em dados, no âmbito da Indústria 4.0. Tais estudos servirão como referências para responder a seguinte questão: “Como será dada a tomada de decisão baseada em dados no contexto da Indústria 4.0?”

3.1.2 Fontes Primárias

As fontes primárias são compostas por livros, artigos, periódicos, teses ou bases de dados (CONFORTO; AMARAL; SILVA, 2011). A partir de uma breve leitura de todo o conteúdo selecionado, com o objetivo de verificar se o material abrangia os temas de interesse, foi possível estabelecer as palavras-chave e identificar os principais autores do assunto selecionado. Para realizar a busca, foram empregadas três palavras principais e seus sinônimos, como é apresentado na Tabela 1. As palavras foram agrupadas em três grupos de acordo com os seus sinônimos.

Tabela 1 – Palavras principais e sinônimos utilizados na pesquisa de materiais.

<i>Industry 4.0</i>	<i>Decision</i>	<i>Data</i>
<i>Industrie 4.0</i>	<i>Decision making</i>	<i>Industrial internet</i>
<i>Fourth industrial revolution</i>	<i>Decision support systems</i>	<i>Big data</i>
<i>Digital manufacturing</i>	<i>Decentralized decision support</i>	<i>Analytics</i>
<i>Smart factory</i>	<i>Decision-making</i>	<i>Industrial big data</i>
<i>Cyber-physical systems</i>		<i>Data-driven</i>
<i>CPS</i>		

3.1.3 Strings de Busca

Para realizar a busca foi utilizada a *string* de busca criada a partir das palavras-chave e sinônimos definidos anteriormente:

((*"industry 4.0"* OR *"industrie 4.0"* OR *"fourth industrial revolution"* OR *"digital manufacturing"* OR *"smart factory"* OR *"cyber-physical systems"* OR *"cps"*) AND (*"decision"* OR *"decision making"* OR *"decision support systems"* OR *"decentralized decision support"* OR *"decision support systems"* OR *"decision-making"*) AND (*"data"* OR *"industrial internet"* OR *"big data"* OR *"analytics"* OR *"industrial big data"* OR *"data-driven"*))

3.1.4 Critérios de Inclusão

Para a seleção das fontes, foram considerados como critério de inclusão os artigos científicos publicados a partir do ano de 2014 e ser publicado na língua inglesa, foram excluídos aqueles que não abordaram a temática exigida.

3.1.5 Métodos e Ferramentas

As pesquisas do presente estudo foram realizadas entre os meses de julho e novembro. Foram selecionados como fonte de pesquisa instrumentos de busca na internet, como as bases de dados *Elsevier – ScienceDirect*, *Web of Science* e *Scopus*.

A coleta de dados inicial foi realizada por meio de uma breve leitura de todo o conteúdo selecionado com o objetivo de verificar se o material abrangia os temas de interesse. Em seguida, realizou-se uma leitura mais aprofundada e seletiva dos segmentos mais pertinentes ao estudo. E por fim, as informações foram extraídas e registradas em uma ferramenta específica.

Com o objetivo de encontrar respostas à pergunta proposta no trabalho, foi realizada uma leitura analítica a fim de organizar e sintetizar as informações obtidas a partir do referencial teórico.

3.1.6 Resultados Preliminares

Na presente seção, os resultados iniciais da RBS são apresentados no Quadro 1.

Conforme discutido anteriormente, para a realização das buscas foi utilizada uma *string* criada a partir das palavras chaves abrangidas pelos temas de interesse. Foram encontrados 763 trabalhos distribuídos em: i) 255 trabalhos no *Elsevier* (33,4%); ii) 217 trabalhos no *Web of Science* (28,9%); e iii) 289 trabalhos no *Scopus* (37,6%).

Quadro 1 - Estudos primários.

Iteração	TOTAL	Método	<i>Elsevier</i>	<i>Web of Science</i>	<i>Scopus</i>
1	736	<i>String</i>	255	219	289
2	132	Filtro por título	30	47	55
3	97	Filtro por <i>abstract</i>	23	35	39
4	35	Selecionados, excluídos repetidos	17	6	12

- **Primeira Iteração**

No mecanismo de busca *Elsevier*, observando o período de 2014 a 2017 percebe-se que o número de artigos segue uma trajetória crescente, 38 artigos foram publicados em 2014 e 89 artigos foram publicados em 2017, um aumento de 56%. Nota-se também que a maior parte dos artigos encontrados está em formato *Journal* (95,2%).

Na ferramenta de busca *Web of Science*, a maioria dos resultados encontrados estão no formato de *Proceedings Papers* e *Articles* que juntos representam 95,8% do total. Dentre os mecanismos de pesquisa utilizados este foi o único que apresentou menor número de artigos no ano de 2017 (58 artigos) quando comparado ao ano de 2016 (84 artigos), um número de publicações 31% menor que no ano anterior.

A busca através do mecanismo *Scopus* mostrou também maior número de publicações nos anos 2016 e 2017, que juntos detêm 69% do total de artigos pesquisados no intervalo entre 2014 e 2017. A ferramenta de pesquisa apresentou 62,5% das publicações nos formatos *Conference Paper* e *Article*, os outros 37,3% estão como *Conference Review*, *Article Press* e *Book Chapter*. Ainda no mecanismo de busca *Scopus* foram apresentadas publicações organizadas por áreas do conhecimento, Engenharia e Ciências da Computação são responsáveis por 78,1% dos escritos, os 21,9% restantes ficam a cargo das áreas de Matemática, Ciências da Decisão e por fim Negócios, Administração e Contabilidade. A ferramenta de busca apresentou também uma distribuição das publicações considerando seu

país de origem, a pesquisa mostra que a maioria dos estudos são originários dos Estados Unidos (19,7%), nota-se nesta categoria que Alemanha e China apresentaram uma porcentagem aproximada de trabalhos publicados, 11,7% e 11% respectivamente.

- **Quarta Iteração**

Analisando os resultados da quarta iteração observamos que do total de artigos selecionados 15,6% foram publicados em 2014, já no ano de 2017 foram publicados 40,6% do total das publicações selecionadas. O desempenho do ano de 2017 se comparado aos anos anteriores mostra como o campo da Indústria 4.0 se encontra em fase notável de crescimento.

Estados Unidos é o país de origem da maior parte das publicações reunidas, com 21,8% dos artigos, logo em seguida vem a Alemanha com 18,7% das publicações, em terceiro lugar a China com 9.3% das publicações. Tais países são amplamente citados quando se trata de Indústria 4.0.

A Universidade de Cincinnati aparece como instituição de ensino responsável pela maior porcentagem de publicações da seleção 18,7%. Artigos apresentados em conferências representam 46,6% do total de publicações selecionadas, se destaca a *27th International Conference on FlexiAutomation and Intelligent Manufacture* apresentando quase 10% das publicações da seleção.

Quadro 2 – Artigos selecionados.

#	Artigo	Autores	Ano
1	A context-aware assistance system for maintenance applications in smart factories based on augmented reality and indoor localization	Holger Flatt, Nils Koch, Carsten Rocker, Andrei Gunter, and Jurgen Jasperte	2015
2	A Cyber-physical System Architecture in Shop Floor for Intelligent Manufacturing	Chao Liu, Pingyu Jiang	2016
3	A digital twin-based approach for designing and decoupling of hollow glass production line	Hao Zhang, Qiang Liu, Xin Chen, Ding Zhang, and Jiewu Leng	2017
4	A framework of a smart injection molding system based on real-time data	Hwaseop Lee, Kwangyeon Ryu and Youngju Cho	2017
5	A Machine Learning Decision-Support System Improves the Internet of Things' Smart Meter Operations	Joseph Siryani, Bereket Tanju, and Timothy J. Eveleigh	2017
6	A review of the roles of Digital Twin in CPS-based production systems	Elisa Negri, Luca Fumagalli, Marco Macchi	2017
7	An Infrastructure for Individualised and Intelligent Decision-making and Negotiation in Cyber-physical Systems	Anne Häkansson, Ronald Hartung	2014
8	Augmented Reality Application to Support Remote Maintenance as a Service in the Robotics Industry	D. Mourtzis, V. Zogopoulos, F. Vlachou	2017
9	Big Data and virtualization for manufacturing cyber-physical systems A survey of the current status and future outlook	Radu F. Babiceanu, Remzi Seker	2016
10	Collaboration Moves Productivity To The Next Level	Günther Schuh, Till Potente, Rawina Varandani, Carlo Hausberg, Bastian Fränken	2014

11	Collaborative maintenance in flow-line manufacturing environments: An Industry 4.0 approach	Konstantinos Sipsas, Kosmas Alexopoulos, Vangelis Xanthakis, and George Chryssolouris	2016
12	Concept of Predictive Maintenance of Production Systems in Accordance with Industry 4.0	Lukas Spendla, Michal Kebisek, Pavol Tanuska, Lukas Hrcka	2017
13	Context sensitive production planning and energy management approach in energy intensive industries	Boris Susic, Fouad Al-Mansour a, Matevz Pusnik, Tomaz Vuk	2015
14	Cyber physical systems for predictive production systems	Jay Lee, Chao Jin, Behrad Bagheri	2017
15	Cyber-Physical Systems in Future Maintenance	Jay Lee, Behrad Bagheri	2015
16	Decentralized decision support for intelligent	Maria Marques, Carlos Agostinho Gregory Zacharewicz and Ricardo Jardim-Gonçalves	2017
17	Defective Still Deflective – How Correctness of Decision Support Systems Influences User’s Performance in Production Environments	Philipp Brauner, André Calero Valdez, Ralf Philipsen, and Martina Ziefle	2016
18	Design an intelligent real-time operation planning system in distributed manufacturing network	Yaqiong Lv, Danping Lin	2017
19	Design Principles for Industrie 4.0 Scenarios: A Literature Review	Mario Hermann, Tobias Pentek, Boris Otto	2016
20	Distributed maintenance planning in manufacturing industries	Kartikeya Upasani, Mironjin Bakshi, Vibhor Pandhare, Bhupesh Kumar Lad	2017
21	Human-Machine-Interaction in the Industry 4.0 Era	Dominic Gorecky, Mathias Schmitt, Matthias Loskyll, Detlef Zühlke	2014
22	Industrial big data analytics and cyber-physical systems for future maintenance & service innovation	Jay Lee , Hossein Davari Ardakani, Shanhu Yang, Behrad Bagheri	2015
23	Industrial Cyber Physical Systems Supported by Distributed Advanced Data Analytics	Jonas Queiroz, Paulo Leitão, Eugénio Oliveira	2016
24	Mapping the conceptual relationship among data analysis, knowledge generation and decision-making in industrial processes	Cleiton Ferreira dos Santos, Flávio Piechnicki, Eduardo de Freitas Rocha Loures,	2017
25	Minding the Cyber-Physical Gap: Model-Based Analysis and Mitigation of Systemic Perception-Induced Failure	Yaniv Mordecai and Dov Dori	2017
26	Profit per hour as a target process control parameter for manufacturing systems enabled by Big Data analytics and Industry 4.0 infrastructure	Eduardo Alves Portela Santos	2017
27	Reasoning Strategies in Smart Cyber-Physical Systems	Anne Håkanssona, Ronald Hartung, Fsmiralda Moradianc	2015
28	Recent advances and trends in predictive manufacturing systems in big data environment	Jay Lee, Edzel Lapira, Behrad Bagheri, Hung-An Kao	2013
29	Recent Advances and Trends of Cyber-Physical Systems and Big Data Analytics in Industrial Informatics	Jay Lee, Behrad Bagheri, Hung-An Kao	2014
30	Service innovation and smart analytics for Industry 4.0 and big data environment	Jay Lee, Hung-An Kao, Shanhu Yang	2014
31	Social Internet of Industrial Things for Industrial and Manufacturing Assets	H. Li, A.K. Palkad	2016
32	Towards Industry 4.0 - Standardization as the crucial challenge for highly modular, multi-vendor production systems	Stephan Weyer, Mathias Schmitt, Moritz Ohmer, Dominic Gorecky	2015
33	How Virtualization, Decentralization and Network Building Change the Manufacturing Landscape: An Industry 4.0 Perspective	Malte Brettel, Niklas Friederichsen, Michael Keller, Marius Rosenberg	2014
34	An architecture to support responsive production in manufacturing companies	Maria Marques; Carlos Agostinho; Raul Poler; Gregory Zacharewicz; Ricardo Jardim-Gonçalves	2016
35	Decentralized Network Building Change in Large Manufacturing Companies towards Industry 4.0	Poonpakdee, P ; Koiwanit, J; Yuangyai, C	2017

4. RESULTADOS

4.1 INTEROPERABILIDADE

Interoperabilidade é basicamente um desafio de trocas de informações e serviços, tendo como objetivo tornar possível a comunicação entre os diferentes autores da Indústria 4.0 (sistemas, colaboradores e componentes). Em pesquisa sobre as barreiras para a adoção da Internet Industrial, o World Economic Forum (2015) mostrou que a falta de interoperabilidade de padrões é o maior problema relatado por empresas, seguida de problemas de segurança. Marques et al. (2017) afirma que a tecnologia *blockchain* está se posicionando como forte candidato a resolver esse problema, pois é seguro, transparente, auditorável e eficiente.

Problemas de interoperabilidade podem ser divididos em duas categorias: dificuldades na troca de dados e dificuldades no entendimento da informação trocada. Na primeira, os atores não possuem as ferramentas apropriadas para enviar e receber dados e, na segunda, os atores não possuem o mesmo entendimento sobre os dados trocados (MARQUES et al., 2017).

Quando comparamos interoperabilidade e as etapas do processo decisório proposto por Uris (1989), é fácil observar que a importância da primeira etapa “Análise e Identificação da Situação” ganha uma maior dimensão no contexto da Indústria 4.0, uma vez que a Internet das Coisas e CPS tornam possível a aquisição e integração de dados de muitos sensores/objetos inteligentes. Assim, conseguir utilizar e entender apropriadamente essas informações provenientes de tantos atores diferentes se torna fundamental para o que o potencial da Indústria 4.0 seja capturado. Ou seja, interoperabilidade é uma condição necessária para que colaboradores possam fazer uma completa análise do cenário (utilizando a enorme quantidade de dados disponíveis) e atuar como decisores e *problem-solvers* no contexto da Indústria 4.0.

4.2 VIRTUALIZAÇÃO

Virtualização pode ser entendida como a criação de uma cópia digital do sistema físico, transformando o CPS em um projeto colaborativo em diferentes plataformas virtuais. Para Babiceanu e Seker (2016), virtualização na manufatura se refere a identificar a lógica por trás da operação física e traduzi-la para o meio virtual para aumentar agilidade e flexibilidade, além de reduzir custos. Negri, Fumagalli e Macchi (2017) discutem como o termo *Digital Twin* foi primeiramente empregado no campo aeroespacial e apenas recentemente passou a ser adotado no contexto da manufatura em geral. Observa-se que a literatura científica sobre o assunto está ainda em sua infância.

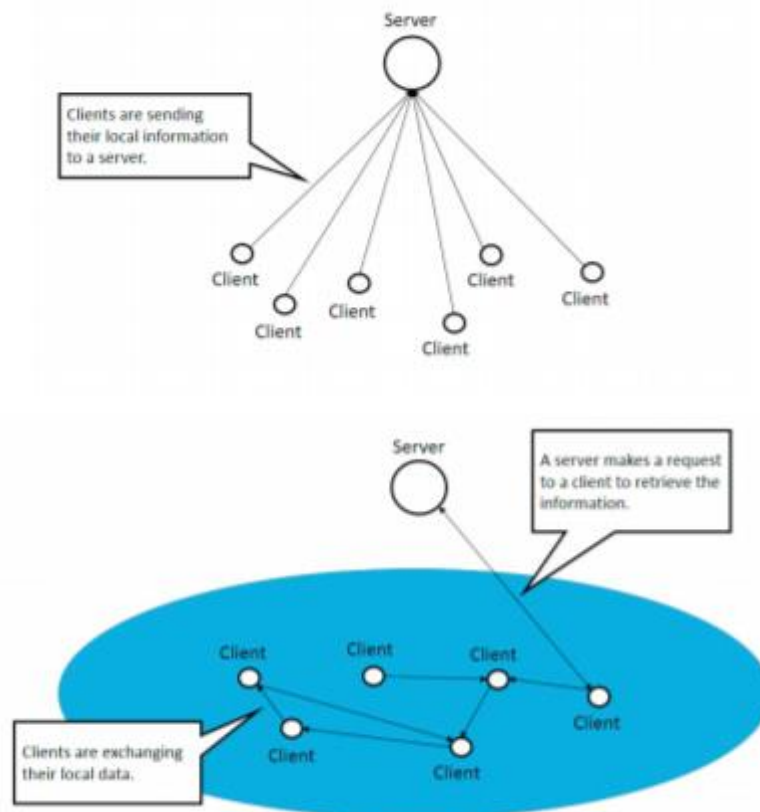
Marques et al. (2016) discute como a virtualização permitirá que simulações promovam otimização de produtos e processos em tempo real, dado a habilidade do *Digital Twin* de integrar grandes volumes de dados e rápidas simulações, diminuindo tempos de *setup* e aumentando qualidade.

Por fim, a virtualização permite que interessantes decisões táticas sejam potencializadas. Hammer et al. (2017) discute como o lucro por hora como *target process control parameter* pode levar empresas a melhores decisões operacionais e até maior agilidade de resposta em contextos voláteis, utilizando *big data* e *analytics*. Nesse cenário, inúmeras possibilidades são criadas ao adicionarmos virtualização a equação, transformando o processo decisório com o grande volume de dados, permitindo melhores modelos.

4.3 DESCENTRALIZAÇÃO

Em sistemas descentralizados, *peers* se comunicam simetricamente em papéis iguais, contrastando com sistemas centralizados em agem como *hubs* de informação, recebendo e enviando informações diretamente a clientes. Além disso, sistemas descentralizados apresentam melhor escalabilidade do que sistemas centralizados, uma vez que não são limitados pela capacidade do último. Por outro lado, apresentam segurança diminuída e difícil gerenciamento de dados à medida que se expandem (POONPAKDEE; KOIWANIT; YUANGYAI, 2017).

Figura 3 – Sistemas centralizados *versus* sistemas descentralizados.



Fonte: POONPAKDEE; KOIWANIT; YUANGYAI (2017).

Enquanto que em um processo de tomada de decisão centralizado o nó central comanda toda a informação do sistema e detém autoridade para gerenciar as operações realizadas por todos os outros nós, em um sistema descentralizado cada nó realiza suas próprias decisões, visando otimizar seus próprios objetivos. Além disso, dependendo do nível de colaboração, nós irão levar em conta as decisões em outros nós. (MARQUES et al., 2016).

4.4 CAPACIDADE EM TEMPO REAL

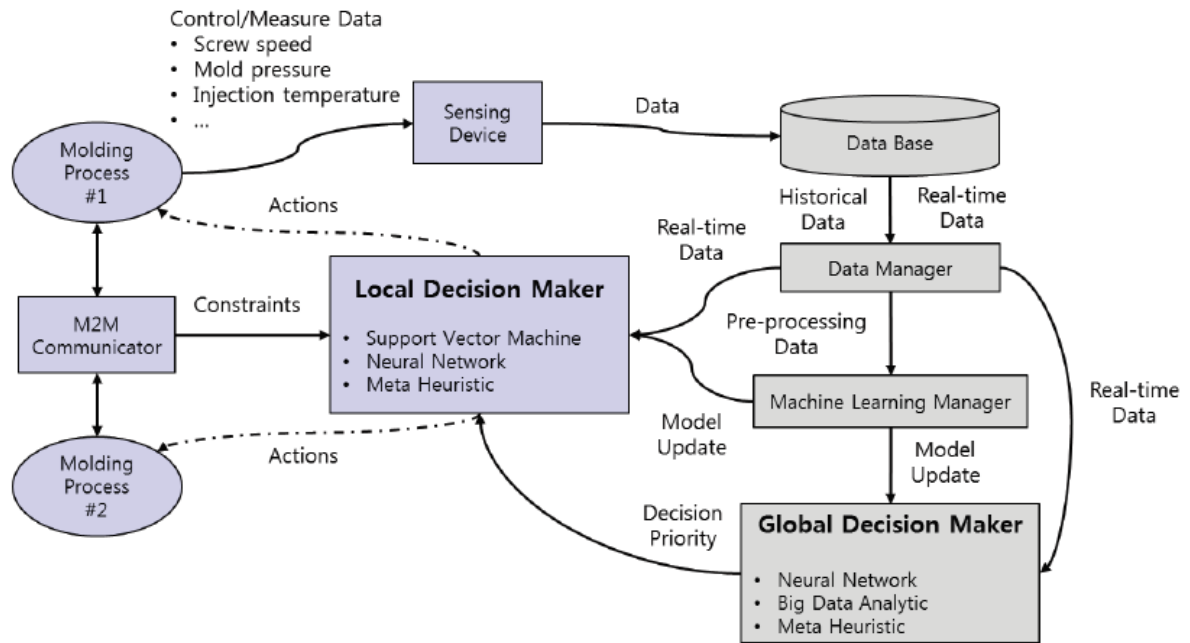
Marques et al. (2017) discute a necessidade de velocidade na resolução de problemas e no processo de tomada de decisão em nível operacional, a fim de evitar paradas na produção,

erros e falhas. Assim, capacidade de utilizar dados em tempo real se torna uma importante fonte de oportunidades, uma vez que tais dados podem levar a evolução da resposta do sistema, aumentando a capacidade deste de realizar micro decisões operacionais. Marques et al. (2015) ainda cita exemplos de sistemas que utilizam dados em tempo real para se auto-reparar, utilizando suas capacidades para detectar falhas específicas, dando início ao processo de reparo automaticamente. Tais máquinas *self-aware* também são discutidos por Lee e Bagheri (2015), porém com um olhar menos animador, já que segundo o autor, para a maioria das aplicações industriais, máquinas *self-aware* estão longe de serem realidade. Na maioria dos casos, o algoritmo lida com dados utilizando procedimentos pré-definidos e não tenta aprender com esses. Assim, a falta de adaptabilidade dos algoritmos de diagnósticos e prognósticos leva a falta de robustez de sistemas de *Prognostics and Health Management* (PHM).

Lee, Ryu e Cho (2017) apresentam um exemplo interessante de aplicação baseada em dados em tempo real: um *framework* de sistema de moldagem por injeção inteligente. Esse sistema tem como funções principais: tomada de decisão, controle de processo e análise. A tomada de decisão é a primeira função, onde dados em tempo real gerados por processos de moldagem por injeção são extraídos por sensores. Uma vez concluída a troca de dados, o gerente de dados os pré-processa para que modelo de tomada de decisão possa ser atualizado pelo gerente de *machine learning*. Prioridades e restrições são selecionadas pelo agente decisor global, sendo as últimas transferidas para o agente decisor local, que é embarcado em cada máquina injetora. Por fim, para chegar na solução ótima global, é sugerido que se aplique redes neurais, meta-heurística ou *big data analytics* considerando incerteza.

Abaixo, podemos observar na Figura 4 um esquema do fluxo de dados para etapa tomada de decisão.

Figura 4 – Fluxo de dados na etapa de tomada de decisão

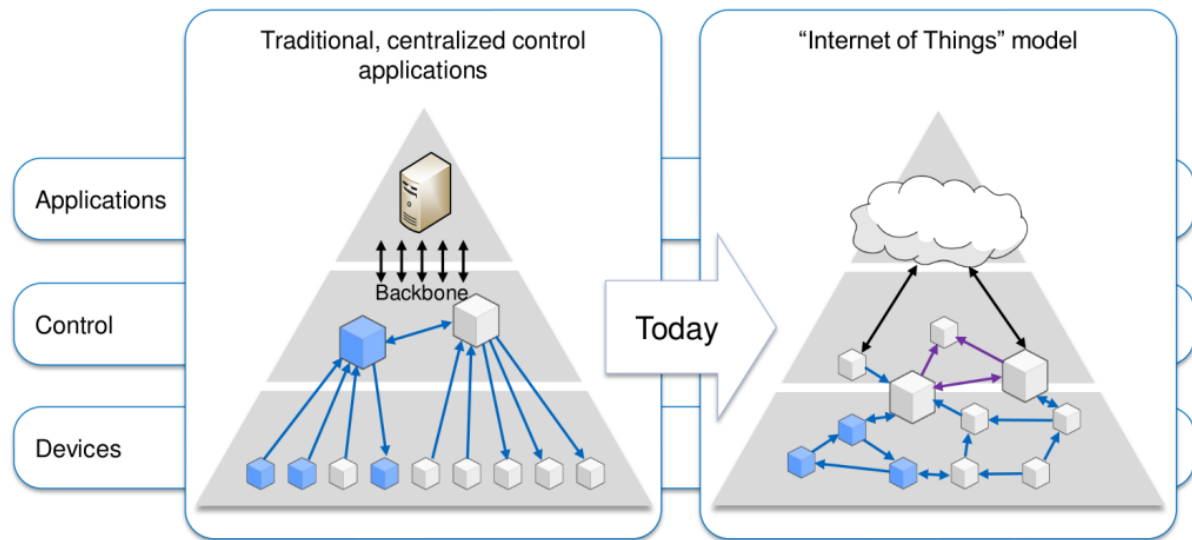


Fonte: LEE; RYU; CHO (2017).

4.5 ORIENTAÇÃO A SERVIÇOS

Segundo Kothmayr (2017), a manufatura e a automação industrial estão sob pressão devido aos ciclos de vida reduzidos dos produtos e a demanda por um menor tempo para lançamento de produtos. O objetivo principal da próxima geração de sistemas de fabricação será, portanto, a construção com flexibilidade e reconfiguração.

Figura 5 – Arquitetura tradicional *versus* arquitetura com orientação a serviços.



Fonte: KOTHMAYR (2017).

Essa alteração é eminente na transição de aplicativos de controles tradicionais e centralizados para um modelo de "Internet das Coisas" interconectado e cooperativo. As hierarquias fortes são quebradas a favor de malhas, redes e dispositivos anteriormente passivos são substituídos por "objetos inteligentes" que são habilitados para rede e podem realizar operações de computação (KOTHMAYR, 2017).

Por fim, assim como a modularidade, a arquitetura orientada a serviços é mais uma valiosa ferramenta para que organizações respondam às novas demandas do mercado, tornando as decisões operacionais mais ágeis e sistemas de manufatura reconfiguráveis.

4.6 MODULARIDADE

Mudanças de hábitos de consumo nos últimos anos fizeram com que produtos de alta variedade e curto ciclo de vida se tornassem cada vez mais comuns. Nesse contexto,

organizações foram obrigadas a repensar seu modo de agir e se organizar, uma vez que agilidade e flexibilidade na linha de produção passaram a ser fatores determinantes para o sucesso da organização em resposta à demanda.

Baldwin e Clark (2000) afirmam que ajustando a combinação de módulos padronizados, é possível reduzir drasticamente o tempo de desenvolvimento de novos produtos. Além disso, para que a modularização seja bem-sucedida, a arquitetura deve ser decomposta em subsistemas com poucas interdependências, a fim de atingir apropriada economia de escala.

Weyer et al. (2015) fornece exemplos de plataformas de produção modular, mas afirma que há grandes desafios para que linhas de produção modularizadas sejam realidade fora de laboratórios, uma vez que experimentaram altas taxas de falhas no último ano.

Assim, a arquitetura modular é uma valiosa ferramenta para que organizações respondam à mudança de demanda dos últimos anos, tornando a organização e as decisões operacionais mais ágeis e flexíveis.

5. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

O presente estudo propõe uma análise crítica da literatura sobre a tomada de decisão baseada em dados na Indústria 4.0. Os Pilares da Indústria 4.0 foram utilizados com a finalidade de estabelecer melhores relações entre a tomada de decisão e a Indústria 4.0.

Para esse fim, foi realizada uma revisão sistemática da literatura utilizando os mecanismos de busca *Elsevier*, *Web of Science* e *Scopus* a partir de termos relacionados a: Indústria 4.0, tomada de decisão e dados. Além disso, somente resultados posteriores a 2014 foram considerados, visto que esse debate da Indústria 4.0 se intensificou em 2013. Foram selecionados 35 artigos que serviram como base para a realização da análise crítica.

Por fim, a tomada de decisão pode ser profundamente alterada no contexto da Indústria 4.0. Seu caráter descentralizado (novo modelo agente decisor local + agente decisor global *vs* modelo antigo agente decisor central), baseado no uso de simulações e modelos (frota de máquinas virtualizadas - *digital twins*), utilizando dados em tempos real (e histórico para previsão), poderá resultar em uma evolução da tomada de decisão, onde decisões operacionais são cada vez menos frequentes, podendo o colaborador se concentrar em decisões táticas e estratégicas, transformando seu papel.

Vale ressaltar que para essas oportunidades sejam capturadas, é necessário que desafios como interoperabilidade e segurança sejam superados e que novas formas de organização, arquitetura e design, como orientação a serviços e modularidade, assegurem a flexibilidade e agilidade necessárias para lidar com as novas demandas de mercado.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACCENTURE STRATEGY. The growth game-changer: How the industrial internet of things can drive progress and prosperity. 2015.

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**, v. 81, p. 128–137, 2016.

BALDWIN, C. Y.; CLARK, K. B. Design rules: The power of modularity. Mit Press, p. 471, 2000.

BIOLCHINI, J. C. et al. Scientific research ontology to support systematic review in software engineering. **Advanced Engineering Informatics**, v. 21, n. 2, p. 133–151, 2007.

BISPO, C. A. F. Uma análise da nova geração de sistemas de apoio à decisão. 1998.

BRAUNER, P. et al. HCI in Business, Government, and Organizations: Information Systems. v. 9752, p. 16–27, 2016.

BRERETON, P. et al. Lessons from applying the systematic literature review process within the software engineering domain. **Journal of Systems and Software**, v. 80, n. 4, p. 571–583, 2007.

BRETTEL, M. et al. How Virtualization, Decentralization and Network Building Change the Manufacturing Landscape: An Industry 4.0 Perspective. **International Journal of Mechanical, Aerospace, Industrial, Mechatronic and Manufacturing Engineering**, v. 8, n. 1, p. 37–44, 2014.

CONFORTO, E. C.; AMARAL, D. C.; SILVA, S. L. Roteiro para revisão bibliográfica sistemática: aplicação no desenvolvimento de produtos e gerenciamento de projetos. **8º Congresso Brasileiro de Gestão de Desenvolvimento de Produto - CNGDP 2011**, v. 8, n. 1998, p. 1–12, 2011.

DACORSO, A. L. R. Tomada de Decisão e Risco: A Administração da Inovação em Pequenas Indústrias Químicas. p. 254, 2000.

FLATT, H. et al. A context-aware assistance system for maintenance applications in smart factories based on augmented reality and indoor localization BT - **20th IEEE International**

Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, ETFA 2015, September 8, 2015 - . v. 2015–Octob, p. IEEE IES; Interdisciplinary Centre for Security, R, 2015.

FREITAS, H. M. R. DE; KLADIS, C. M. O processo decisório: modelos e dificuldades *. **GIANTI - Grupo de pesquisa de Gestão do Impacto da Adoção de novas Tecnológicas de Informação**, v. 2, n. 8, p. 30–34, 1995.

GOMES, J. O. et al. Desafios para indústria 4.0 no Brasil. **Confederação Nacional da Indústria**, INDUSTRIA 4.0, p. 34, 2016.

GORECKY, D. et al. Human-Machine-Interaction in the Industry 4 . 0 Era. **Ieee**, p. 289–294, 2014.

HÅKANSSON, A.; HARTUNG, R. An infrastructure for individualised and intelligent decision-making and negotiation in cyber-physical systems. **Procedia Computer Science**, v. 35, n. C, p. 822–831, 2014.

HÅKANSSON, A.; HARTUNG, R.; MORADIAN, E. Reasoning strategies in smart cyber-physical systems. **Procedia Computer Science**, v. 60, n. 1, p. 1575–1584, 2015.

HAMMER, M. et al. Profit per Hour as a Target Process Control Parameter for Manufacturing Systems Enabled by Big Data Analytics and Industry 4.0 Infrastructure. **Procedia CIRP**, v. 63, p. 715–720, 2017.

HERMANN, M.; PENTEK, T.; OTTO, B. Design principles for industrie 4.0 scenarios: A literature review. n. 1, p. 16, 2015.

HOPPEN, N. Resolução de problemas, tomada de decisão e sistemas de informações. Programa de Eficácia Gerencial. **Caderno de Administração Geral**, Porto Alegre, Set. 1992, 8p.

JACINTO, J. “Smart Manufacturing? Industry 4.0? What’s It All About?”. **Siemens Totally Integrated Automation, AutomationWorld & Design World**, Jul, 2014.

KAGERMANN, H.; WAHLSTER, W.; HELBIG, J. **Recommendations for implementing the strategic initiative INDUSTRIE 4.0**. April, p. 4-7, 2013.

KENDALL, K. E. ; KENDALL, J. E. **Análisis y diseño de sistemas**. México : Prentice-Hall, 881p, 1991.

KITCHENHAM, B. Procedures for performing systematic reviews. **Keele, UK, Keele University**, v. 33, n. TR/SE-0401, p. 28, 2004.

KOTHMAYR.NET [internet]. **A real-time service oriented architecture for Industry 4.0**. 2017. Disponível em: <<http://kothmayr.net/research/rtsoa/>>. Acesso em: 14 de outubro de 2017.

LE MOIGNE, J. L. **Les systèmes de décision dans les organisations**. Paris : Presses universitaires de France, 244p, 1974.

LEE, H.; RYU, K.; CHO, Y. A Framework of a Smart Injection Molding System Based on Real-time Data. **Procedia Manufacturing**, v. 11, June, p. 1004–1011, 2017.

LEE, J. et al. Recent advances and trends in predictive manufacturing systems in big data environment. **Manufacturing Letters**, v. 1, n. 1, p. 38–41, 2013.

LEE, J. et al. Industrial Big Data Analytics and Cyber-physical Systems for Future Maintenance & Service Innovation. **Procedia CIRP**, v. 38, p. 3–7, 2015.

LEE, J.; BAGHERI, B. Cyber physical systems in future maintenance. 9th WCEAM Research Papers. April, 2015.

LEE, J.; BAGHERI, B.; KAO, H.-A. Recent Advances and Trends of Cyber-Physical Systems and Big Data Analytics in Industrial Informatics. **Int. Conference on Industrial Informatics (INDIN) 2014**, November 2015, 2014.

LEE, J.; JIN, C.; BAGHERI, B. Cyber physical systems for predictive production systems. **Production Engineering**, v. 11, n. 2, p. 155–165, 2017.

LEE, J.; KAO, H. A.; YANG, S. Service innovation and smart analytics for Industry 4.0 and big data environment. **Procedia CIRP**, v. 16, p. 3–8, 2014.

LI, H.; PARLIKAD, A. K. Social Internet of Industrial Things for Industrial and Manufacturing Assets. **IFAC-PapersOnLine**, v. 49, n. 28, p. 208–213, 2016.

LIU, C.; JIANG, P. A Cyber-physical System Architecture in Shop Floor for Intelligent Manufacturing. **Procedia CIRP**, v. 56, p. 372–377, 2016.

LUCKE, D.; CONSTANTINESCU, C.; WESTKÄMPER, E. **Smart factory – A step towards the next generation of manufacturing**. Manufacturing Systems and Technologies

for the New Frontier (p. 115-118). Springer London, 2008.

LV, Y.; LIN, D. Design an intelligent real-time operation planning system in distributed manufacturing network. **Industrial Management & Data Systems**, v. 117, n. 4, p. 742–753, 2017.

MARQUES, M. et al. An architecture to support responsive production in manufacturing companies. **2016 IEEE 8th International Conference on Intelligent Systems, IS 2016 - Proceedings**, p. 40–46, 2016.

MARQUES, M. et al. Decentralized decision support for intelligent manufacturing in Industry 4.0. **Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments**, v. 9, n. 3, p. 299–313, 2017.

MCKINSEY GLOBAL INSTITUTE. The Internet of Things: Mapping the value beyond the hype. June, p. 144, 2015.

MORDECAI, Y.; DORI, D. Minding the cyber-physical gap: Model-based analysis and mitigation of systemic perception-induced failure. **Sensors (Switzerland)**, v. 17, n. 7, 2017.

MOURTZIS, D.; ZOGOPOULOS, V.; VLACHOU, E. Augmented Reality Application to Support Remote Maintenance as a Service in the Robotics Industry. **Procedia CIRP**, v. 63, p. 46–51, 2017.

NEGRI, E.; FUMAGALLI, L.; MACCHI, M. A Review of the Roles of Digital Twin in CPS-based Production Systems. **Procedia Manufacturing**, v. 11, n. June, p. 939–948, 2017.

PAIVA, W. P. **Avaliação de habilidades para a tomada de decisão em administração de empresas: um estudo descritivo com alunos de graduação da FEA – USP**. 2002. Dissertação (Mestrado em Administração) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2002.

PEREIRA, M. J. L. B.; FONSECA, J. G. M. **Faces da Decisão: As Mudanças de Paradigmas e o Poder da Decisão**. São Paulo: Makron Books, 1997.

POONPAKDEE, P.; KOIWANIT, J.; YUANGYAI, C. Decentralized Network Building Change in Large Manufacturing Companies towards Industry 4.0. **Procedia Computer Science**, v. 110, p. 46–53, 2017.

QUEIROZ, J.; LEITÃO, P.; OLIVEIRA, E. Industrial cyber physical systems supported by distributed advanced data analytics. **Studies in Computational Intelligence**, v. 694, Sohoma, p. 47-59, 2016.

SANTOS, C. F. et al. Mapping the Conceptual Relationship among Data Analysis, Knowledge Generation and Decision-making in Industrial Processes. **Procedia Manufacturing**, v. 11, June, p. 1751–1758, 2017.

SCHLICK, J. et al. Industrie 4.0 in der praktischen Anwendung BT - Industrie 4.0 in Produktion, Automatisierung und Logistik: Anwendung · Technologien · Migration. In: BAUERNHANSL, T.; TEN HOMPEL, M.; VOGEL-HEUSER, B. (Eds.). . Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2014. p. 57–84.

SCHUH, G. et al. Collaboration moves productivity to the next level. **Procedia CIRP**, v. 17, p. 3–8, 2014.

SIPSAS, K. et al. Collaborative Maintenance in flow-line Manufacturing Environments: An Industry 4.0 Approach. **Procedia CIRP**, v. 55, p. 236–241, 2016.

SIRYANI, J.; TANJU, B.; EVELEIGH, T. J. A Machine Learning Decision-Support System Improves the Internet of Things' Smart Meter Operations. **IEEE Internet of Things Journal**, v. 4, n. 4, p. 1056–1066, 2017.

SNIDERMAN, B.; MONIKA, M.; COTTELEER, M. J. Industry 4.0 and manufacturing ecosystems. **Deloitte University Press**, p. 1–23, 2016.

SPENDLA, L. et al. Concept of predictive maintenance of production systems in accordance with industry 4.0. **SAMI 2017 - IEEE 15th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics, Proceedings**, p. 405–410, 2017.

SUCIC, B. et al. Context sensitive production planning and energy management approach in energy intensive industries. **Energy**, v. 108, p. 63–73, 2016.

TEN HOMPEL, M.; OTTO, B. Technik für die wandlungsfähige Logistik – Industrie 4.0. **Deutscher Materialfluss-Kongress**, v. 20, n. 21, p. 117-125, 2014.

UPASANI, K. et al. Distributed maintenance planning in manufacturing industries. **Computers and Industrial Engineering**, v. 108, p. 1–14, 2017.

URIS, A. **O Livro de Mesa do Executivo**. São Paulo: Editora Pioneira, 1989.

WESTKÄMPER, E. et al. Smart Factory Bridging the gap between digital planning and reality. **Manufacturing Systems**, v. 35, n. 4, p. 307-314, 2005.

WEYER, S. et al. Towards industry 4.0 - Standardization as the crucial challenge for highly modular, multi-vendor production systems. **IFAC-PapersOnLine**, v. 28, n. 3, p. 579–584, 2015.

WORLD ECONOMIC FORUM. Industrial Internet of Things : Unleashing the Potential of Connected Products and Services.. January, p. 40, 2015.

ZHANG, H. et al. A digital twin-based approach for designing and decoupling of hollow glass production line. **IEEE Access**, v. 3536, n. c, 2017.