**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL**

**ESCOLA DE ENGENHARIA**

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

PROJETO DE PESQUISA

**PEDRO NASCIMENTO DE LIMA**

**Design e Gestão Cadeia de Suprimentos sob Incerteza: Análise da Robustez do Projeto de uma Cadeia de Suprimentos a partir do Robust Decision Making**

Porto Alegre, 2018

**LISTA DE FIGURAS**

[Figura 1 – Método de Trabalho – Visão Geral 14](#_Toc529375187)

**SUMÁRIO**

[1. INTRODUÇÃO 3](#_Toc529375640)

[1.1 Objetivos 5](#_Toc529375641)

[1.1.1 Objetivo Geral 5](#_Toc529375642)

[1.1.2 Objetivos Específicos 5](#_Toc529375643)

[1.2 Justificativa 5](#_Toc529375644)

[2. FUNDAMENTAÇÃO TÉORICA 6](#_Toc529375645)

[2.1 RDM – Robust Decision Making 6](#_Toc529375646)

[2.2 Simulação para Design e Gestão da Cadeia de Suprimentos 9](#_Toc529375647)

[3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS 11](#_Toc529375648)

[REFERÊNCIAS 14](#_Toc529375649)

# INTRODUÇÃO E FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Uma decisão, em sua forma mais simples, pode ser considerada uma ação instantânea, uma escolha feita entre duas ou mais alternativas por um grupo ou indivíduo. (WILSON, 2015). Uma decisão representa um comprometimento de recursos que não é reversível, exceto por uma outra decisão futura. (ROSENHEAD; ELTON; GUPTA, 1973). As Decisões Estratégicas (*Strategic Decision Making – SDM*) podem ser consideradas como um aspecto central da estratégia de uma empresa, pois moldam o seu futuro. (EISENHARDT; ZBARACKI, 1992; WILSON, 2015). Mintzberg, Raisinghani e Theoret (1976, p. 246), caracterizam as decisões estratégicas como importantes em termos das ações realizadas, recursos comprometidos ou pelos precedentes que define. Eisenhardt e Zbaracki (1992, p. 17) adicionam que decisões estratégicas são infrequentes, tomadas pelos líderes de uma organização, que afetam criticamente a saúde da organização e sua sobrevivência.

Um fator crítico e controverso em relação ao uso de processos formais para suporte à avaliação de decisões estratégicas é a incerteza. O risco denota a parte calculável e controlável de tudo que é desconhecido. A parcela do que não é conhecido e que não é controlável é a incerteza (KNIGHT, 1921). Enquanto os defensores do planejamento formal indicam que tais processos sejam mais importantes ainda em situações de incerteza (ARMSTRONG, 1982), e haja evidências empíricas que suportem esta proposição (DEAN; SHARFMAN, 1996), há também argumentos contrários. Hough e White (2003) encontraram evidências controversas no nível da decisão, de modo que o “dinamismo do ambiente” foi apontado como um fator que limitou a utilidade dos processos racionais de decisão.

Este trabalho focaliza-se sobre decisões estratégicas que suportam a difusão de novos produtos. Por difusão de “novo produto”, este trabalho se refere à difusão de novas classes genéricas de produtos, e não a lançamentos de novas marcas ou modelos de produtos antigos. (BASS, 1969). Como contexto de aplicação, este trabalho lança sua atenção à indústria da manufatura aditiva, especificamente às impressoras 3D profissionais.

O crescimento acentuado da indústria da manufatura aditiva é um fenômeno altamente relevante, em especial no âmbito da Engenharia de Produção. A indústria que cresceu a uma taxa anual de 26,2% ao ano (CAFFREY; WOHLERS; CAMPBELL, 2016) nos últimos 27 anos tem o potencial de reconfigurar cadeias de suprimentos (FORD, 2014), reduzir o tempo de desenvolvimento de produtos (BERMAN, 2012) e permitir a manufatura de componentes de alta complexidade (GARDAN, 2015). Ao considerar as potencialidades desta nova classe de sistemas de fabricação, os players fabricantes de sistemas de impressão 3D, em princípio, não teriam motivos para preocuparem-se com os prospectos de crescimento de sua demanda.

Não obstante, sob o ponto de vista dos fabricantes de sistemas de impressão 3D, o ambiente competitivo desta indústria é altamente incerto e desafiador. A incerteza nesta indústria é evidenciada pela diferença de estimativas que especialistas de mercado realizam a respeito do impacto desta indústria. Enquanto algumas estimativas apontam que a indústria pode gerar de 230 bilhões a 550 bilhões por ano em 2025 (MCKINSEY GLOBAL INSTITUTE, 2013, p. 110), outras estimativas conservadoras sugerem que o mercado pode chegar a 21 bilhões em 2020 (WOHLERS ASSOCIATES, 2016).

Diante das implicações da incerteza para a avaliação de decisões estratégicas, diversos acadêmicos procuraram argumentar pela adoção do critério de robustez para a tomada de decisões estratégicas (ROSENHEAD; ELTON; GUPTA, 1973), pela flexibilidade das decisões estratégicas (SHIMIZU; HITT, 2004), ou por “estratégias não-preditivas” (WILTBANK et al., 2006). O método *Robust Decision Making* foi concebido com o propósito de suportar a avaliação de decisões em condições de incerteza. (LEMPERT et al., 2006, p. 527). No entanto, não se encontra na literatura relativa à avaliação de decisões estratégicas relacionadas à difusão de novos produtos menção ao RDM. Neste sentido, este trabalho contribui por explorar esta abordagem no contexto da avaliação de decisões estratégicas relacionadas à difusão de novos produtos, visando a superação das limitações das abordagens mencionadas anteriormente.

Considerando a decisão estratégica como o objeto de pesquisa, a consideração apropriada da incerteza como importante para o sucesso da decisão, e a incerteza observada no contexto da difusão de impressoras 3D, propõe-se a questão de pesquisa: “Que estratégias que suportam a difusão de novos produtos na indústria da manufatura aditiva são mais robustas, e em que condições estas estratégias robustas falham?”.

O objetivo deste trabalho é avaliar a robustez de decisões estratégicas que suportam a difusão de produtos na indústria da manufatura aditiva. Definido este objetivo, a seção seguinte resgata o background conceitual necessário para a condução do trabalho. Em seguida, decisões metodológicas são delineadas, definindo como método de pesquisa um estudo de caso único incorporado. Após isso, resultados são apresentados e implicações resultantes são discutidas. Finalmente, as contribuições e limitações do artigo são expostas.

Considerando a decisão estratégica como o objeto de pesquisa, a consideração apropriada da incerteza como importante para o sucesso da decisão, e a incerteza observada no contexto da difusão de impressoras 3D, propõe-se a questão de pesquisa: “Que estratégias que suportam a difusão de novos produtos na indústria da manufatura aditiva são mais robustas, e em que condições estas estratégias robustas falham?”.

Considerando esta questão, a seção seguinte definirá os objetivos deste trabalho. Em seguida a justificativa acadêmica do trabalho será delineada, indicando o estado atual da literatura relevante em relação aos objetivos propostos.

# TEMA, OBJETIVOS E JUSTIFICATIVA DE RELEVÂNCIA

Uma decisão, em sua forma mais simples, pode ser considerada uma ação instantânea, uma escolha feita entre duas ou mais alternativas por um grupo ou indivíduo. (WILSON, 2015). Uma decisão representa....

# FUNDAMENTAÇÃO TÉORICA

## RDM – Robust Decision Making

O RDM (Robust Decision Making) é uma abordagem quantitativa que busca endereçar o desafio de tomar decisões em condições de incerteza profunda (ou *deep* uncertainty). (LEMPERT et al., 2006; LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003). Embora possa ser de difícil implementação, o RDM opera sob um princípio simples. Ao invés de usar modelos computacionais e dados para descrever ou prever o futuro que mais provavelmente acontecerá, o RDM executa modelos computacionais para descobrir como estratégias se comportariam em centenas ou milhares de diferentes futuros plausíveis.(RAND, 2013). Em situações nas quais há uma quantidade extensa de possíveis estratégias, o RDM propõe-se como uma abordagem sistemática para explorar e encontrar aquelas que provavelmente serão robustas. (GROVES, 2006).

Selecionar uma amostra finita de casos para análise a partir de um conjunto potencialmente infinito de possibilidades é um dos problemas em uma Análise Exploratória. (BANKES; WALKER; KWAKKEL, 2016). Quando uma Análise RDM é utilizada, os futuros neste conjunto de casos tipicamente não têm probabilidades conhecidas. (GROVES, 2006).

Nestas situações, as análises RDM usualmente empregam a técnica *Latin Hypercube Sampling* para extrair uma amostra uniforme das incertezas exógenas dentro de uma faixa de valores plausíveis. (BRYANT; LEMPERT, 2010). A partir desta amostra, a Análise RDM testa cada estratégia em cada futuro plausível que faz parte da amostra obtida. Desta maneira, é necessário formar um conjunto de casos (conhecido como *scenario ensemble*). (LEMPERT et al., 2006, p. 517).

Para cada um dos casos indicados, um modelo computacional é utilizado para calcular a performance de cada estratégia, utilizando-se uma ou mais métricas . Para avaliar a robustez de diferentes estratégias, o RDM usualmente emprega o conceito de *Regret* (traduzido aqui como Arrependimento, e pode ser entendido como Custo de Oportunidade). (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

O Arrependimento da estratégia (ou Custo de Oportunidade) em comparação às demais estratégias é definido como a diferença de performance que a melhor estratégia para o futuro teria e a performance que a estratégia teve (Eq. 1). (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. 55).

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1) |

Uma estratégia robusta pode ser definida como uma que tem um arrependimento relativo pequeno comparado com as suas alternativas, em um amplo range de futuros plausíveis. (LEMPERT et al., 2006). Ao final desta etapa, obtém-se uma lista de estratégias candidatas, e uma estratégia considerada como a mais robusta considerando o critério de Arrependimento dentre o conjunto de estratégias identificadas. O próximo passo do método trata-se de identificar vulnerabilidades de tais estratégias.

No contexto da RDM, cenários são um conjunto de estados futuros que representam vulnerabilidades de estratégias propostas. (BRYANT; LEMPERT, 2010). Situações de vulnerabilidade podem ser entendidas como situações nas quais uma estratégia falha em atender seus objetivos de performance (performance absoluta) ou uma situação na qual a performance da estratégia se desvia significativamente da performance da melhor estratégia para um determinado futuro (performance relativa). (BRYANT; LEMPERT, 2010).

Bryant e Lempert (2010) sugerem uma abordagem para a descoberta de cenários utilizando o algoritmo PRIM. A abordagem começa com a Geração de Dados, à qual corresponde à geração de Casos do método RDM, o que foi abordado anteriormente neste trabalho.

Uma vez que se tenha uma base de dados incluindo informações sobre incertezas, estratégias e medidas de performance, são utilizados algoritmos para a identificação de cenários que explicitam as vulnerabilidades de uma estratégia candidata . É escolhido um *threshold* de performance , o qual separará os casos nos quais a estratégia teve sucesso dos casos onde a estratégia não teve sucesso. Desta maneira, o conjunto de casos de interesse é formado pelos futuros nos quais a estratégia tem performance superior ou inferior a este limiar (BRYANT; LEMPERT, 2010):

|  |  |
| --- | --- |
|  | (5) |

O objetivo da descoberta de cenários é encontrar conjuntos de restrições multidimensionais utilizando os parâmetros de incerteza que contenham uma boa parte dos casos de interesse com um subconjunto dos parâmetros de inputs . Tais conjuntos de restrições constituem uma “caixa” as quais formam um conjunto de caixas . Desta maneira, obtém-se um conjunto de “caixas” de descreve as vulnerabilidades de uma dada estratégia. (BRYANT; LEMPERT, 2010).

Independentemente das técnicas de análise utilizadas, Groves (2006) propõe critérios para a identificação de cenários em uma análise de vulnerabilidade das estratégias. Os cenários identificados devem ser definidos utilizando-se faixas de valores adjacentes do menor número de incertezas possíveis. Além disso, o número de cenários considerados deve ser o menor possível. Se muitos cenários forem identificados, sua utilidade para a definição de estratégias alternativas é comprometida. Outro critério é que cada cenário deve ter uma alta concentração de futuros nos quais há baixa performance. Finalmente, os cenários identificados devem abranger coletivamente todas as vulnerabilidades evidenciadas no conjunto de simulações identificados. (GROVES, 2006).

A descoberta de cenários tem suas limitações e custos. Em primeiro lugar, ela requer um modelo de simulação computacional para gerar a base de dados inicial de resultados. Tais modelos podem ser caros para construir, bem como podem restringir os fenômenos que podem ser analisados. Além disso, a descoberta de cenários gera resultados contingentes a uma estratégia definida. Em algumas situações, não há uma estratégia definida, e o melhor que se pode fazer é avaliar a vulnerabilidade do caso “*business as usual*”. (BRYANT; LEMPERT, 2010).

Independentemente desta questão, a descoberta de cenários termina com a caracterização das situações nas quais uma estratégia sob consideração tem performance ruim. Esta caracterização tem o objetivo de incentivar a proposição de outras estratégias ou melhorias que diminuam a sensibilidade da estratégia sob consideração a estas incertezas. Por este motivo, o RDM sugere o retorno ao primeiro passo, proponham-se novas estratégias e realize-se a análise novamente.

Após a um novo ciclo (ou diversos outros ciclos) os decisores podem chegar à conclusão de que a estratégia definida é boa o suficiente, e apenas então será realizada a análise de tradeoffs.

Na abordagem de decisão baseada na regra de Bayes (HILLIER; LIEBERMAN, 2010), a análise começa com uma caracterização das probabilidades de diversos parâmetros incertos realizada por stakeholders e experts. A análise então determina a estratégia com a melhor performance, contingente a estas expectativas, de modo que a estratégia escolhida pode ser ruim em futuros considerados improváveis. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

Ao invés de começar com esta definição de probabilidades, a abordagem RDM não realiza estimativas de probabilidades em seu início, porém procura identificar e aprimorar estratégias que tenham boa performance em diversos futuros. Em seguida, sugere-se a identificação e caracterização de cenários aos quais estas estratégias são vulneráveis. Em seu último passo, a análise de *tradeoff* realiza esta pergunta: O quão prováveis estes “cenários de vulnerabilidade” devem ser para que a escolha de outra estratégia seja justificável? (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

Para responder à esta questão, inicia-se identificando estratégias que estão em uma “fronteira de *tradeoff*”. Selecionadas as estratégias que compõe a curva de tradeoff, a RDM finalmente reduz o problema original a uma escolha entre um pequeno conjunto de estratégias.

A análise é então executada ponderando-se a escolha das estratégias pela expectativa dos stakeholders relacionada à ocorrência do cenário em questão.

Para calcular o Arrependimento Esperado, são utilizadas as fórmulas apresentadas a seguir. O Arrependimento Esperado da estratégia é calculado de acordo com a probabilidade de acontecimento do cenário onde a estratégia falha, bem como o Arrependimento esperado quando a estratégia Falha ou tem sucesso .

|  |  |
| --- | --- |
|  | (6) |

Como é possível notar, a abordagem RDM não determina a melhor estratégia em uma determinada situação. Ao invés disso, a abordagem utiliza informações geradas por modelos computacionais para reduzir problemas multidimensionais e incertos a um pequeno número de tradeoffs a serem ponderados por decisores. (LEMPERT et al., 2006).

## Simulação para Design e Gestão da Cadeia de Suprimentos

O conceito de cadeia de suprimentos (CS) é definido por Scavarda e Hamacher (2001) como uma rede de empresas que se envolvem na fabricação e distribuição de um produto ou serviço. O envolvimento desta rede de empresas dentro dos processos, tem o papel de ressuprimento de estoques, distribuição pelo menor custo e agilidade e confiabilidade de entrega (BALLOU, 2006).

A partir dessas definições, outros autores desenvolveram conceitos importantes sobre a CS e sua estrutura. Segundo Christopher (2007), toda a rede que produz valor na forma de produto ou serviço está organizada na CS através de vínculos a montante e a jusante. Talamini, Pedrozo, e Silva (2005), definem que o ponto de partida para a análise da CS é a empresa focal. Sendo a empresa focal, para Lambert e Cooper (2000), aquela que se relaciona diretamente com fornecedores e clientes, gerenciando todo fluxo da CS.

A simulação é utilizada para o desenvolvimento, projeção e análise da gestão da cadeia de suprimentos, sendo uma ferramenta para a tomada de decisão (STRAKA et al., 2018). No que tange a tomada de decisão, diversas aplicações estão inseridas no contexto da gestão da cadeia de suprimentos, como: simulação do picking (CHACKELSON et al., 2013), simulação da estratégia cross-docking (BUIJS; DANHOF; WORTMANN, 2016), simulação para otimização de inventário (SURAJ; SHARMA; ROUTROY, 2016), entre outros.

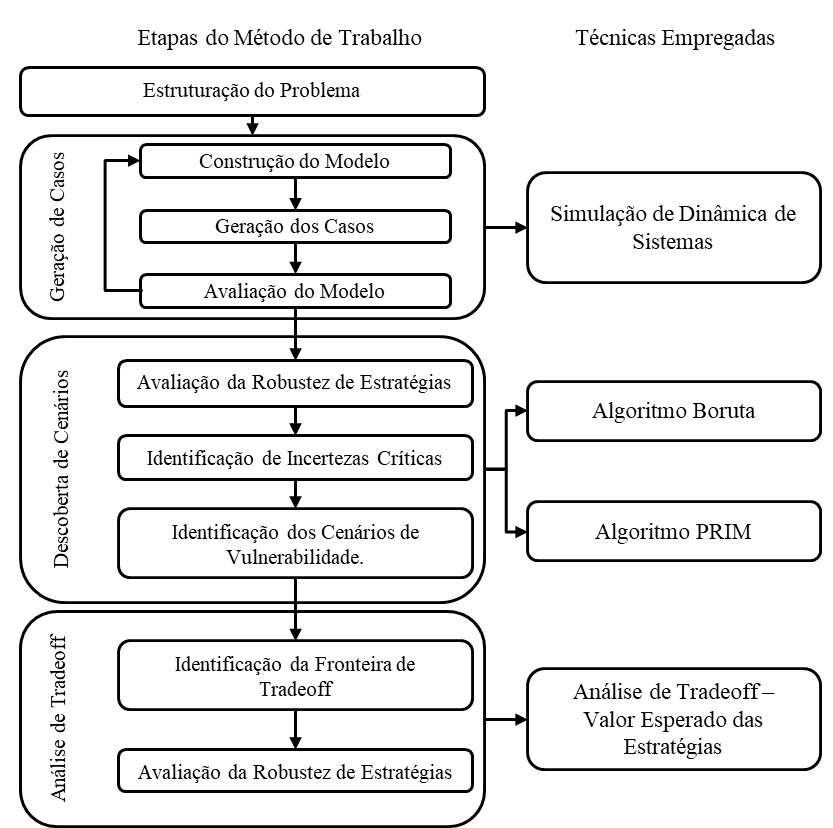
# PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Pesquisas baseadas em modelos quantitativos na área de gestão de operações podem ser classificadas em pesquisas axiomáticas versus empíricas, e entre pesquisas descritivas versus normativas. (FRANSOO; BERTRAND; FRANSOO, 2002). Este trabalho posiciona-se como uma pesquisa axiomática normativa. A pesquisa é axiomática, visto que produz conhecimento sobre o comportamento de certas variáveis do modelo baseado em pressupostos sobre o comportamento de outras variáveis do modelo. Além disso, a pesquisa é normativa, visto que seu interesse é comparar diversas estratégias para endereçar um problema específico. (FRANSOO; BERTRAND; FRANSOO, 2002).

A Figura 1 apresenta as etapas do método de trabalho desta pesquisa. O método foi baseado nas etapas do método RDM, adaptando-o para as necessidades deste trabalho específico. A análise dos modelos para suporte a decisões estratégicas apresentada na seção 2.2 permitiu identificar e selecionar o modelo de Sterman et. al (2007) como ponto de partida para este trabalho. Este trabalho optou por utilizar a simulação de dinâmica de sistemas como paradigma de modelagem. A simulação de dinâmica de sistemas é propícia para a representação de fenômenos dinâmicos (STERMAN, 2000), e foi reconhecida como técnica propícia para a modelagem de problemas de estratégia empresarial (MORECROFT, 1984).

A primeira etapa do trabalho consistiu em definir os elementos da estruturação do problema. A etapa de estruturação do problema foi executada a partir do modelo de Sterman et al. (2007), dos modelos de difusão de produtos revisados na seção 2.2. Em seguida, foi executada a formulação do modelo matemático. Nesta etapa, o modelo de Sterman et al. (2007) foi ampliado com o propósito de acomodar as modificações necessárias para a simulação no contexto da indústria da manufatura aditiva. O modelo foi simulado, visando testar cada uma das estratégias em um conjunto de cenários definidos a partir das incertezas presentes no modelo. Considerando estas definições realizadas, as incertezas consideradas (parâmetros cujos valores máximos e mínimos é diferente) foram obtidas a partir do procedimento de amostragem *Latin Hypercube Sampling*, assim como recomendado pela abordagem RDM. (LEMPERT et al., 2006). Foi obtida uma amostra de 200 casos para a representação das incertezas, de modo que cada estratégia testada foi avaliada nas mesmas 200 condições iniciais.

Figura 1 – Método de Trabalho – Visão Geral



Fonte: Elaborado pelo Autor a partir de Lempert et al. (2006).

A próxima etapa da análise tratou-se da Descoberta de Cenários. O objetivo desta etapa foi identificar as condições nas quais uma determinada estratégia candidata falhará. (BRYANT; LEMPERT, 2010). O método RDM recomenda a utilização do algoritmo PRIM para a execução da análise de vulnerabilidades de uma determinada estratégia. (BRYANT; LEMPERT, 2010; LEMPERT et al., 2006). Desta maneira, busca-se definir as condições nas quais uma dada estratégia tem maior chance de falhar. No entanto, o algoritmo PRIM possui características que limitam a validade de suas conclusões, se utilizado de modo independente. Como um algoritmo de otimização *hill climbing*, o PRIM possui limitações que podem implicar em escolher incertezas que não são de fato significativas para determinar a variável de interesse. (KWAKKEL; CUNNINGHAM, 2016).

A Seleção de variáveis com técnicas de *feature scoring* é uma alternativa que utiliza *machine learning* para obter informações sobre a influência relativa de diversos fatores de incerteza sobre um determinado resultado de interesse. (KWAKKEL, 2017). Esta família de técnicas tem sido adotada recentemente em trabalhos que utilizam modelagem exploratória, (KWAKKEL, 2017; KWAKKEL; CUNNINGHAM, 2016) e sustenta-se sobre as vantagens propiciadas pelos algoritmos de data mining. Por este motivo, este trabalho adotou estas técnicas para selecionar variáveis relevantes para o modelo, implementadas por meio do algoritmo Boruta. (KURSA; RUDNICKI, 2010).

Uma vez identificadas as condições nas quais a estratégia falha, o trabalho foi finalizado com a análise de tradeoffs. Nesta análise, foi utilizado o cálculo do valor esperado por estratégia de acordo com a probabilidade de ocorrência dos cenários identificados na etapa anterior, gerando uma fronteira de estratégias potencialmente robustas. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

# REFERÊNCIAS

ARMSTRONG, J. S. The value of formal planning for strategic decisions: Review of empirical research. **Strategic Management Journal**, v. 3, n. 3, p. 197–211, jul. 1982.

BALLOU, R. H. **Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos: Logística Empresarial**. Porto Alegre: Bookman, 2006.

BANKES, S.; WALKER, W. E.; KWAKKEL, J. H. Exploratory Modeling and Analysis. In: GASS, S. I.; FU, M. C. (Eds.). . **Encyclopedia of Operations Research and Management Science**. Boston, MA: Springer US, 2016. v. 2p. 1–8.

BASS, F. M. A New Product Growth for Model Consumer Durables. **Management Science**, v. 15, n. 5, p. 215–227, jan. 1969.

BERMAN, B. 3-D printing: The new industrial revolution. **Business Horizons**, v. 55, n. 2, p. 155–162, mar. 2012.

BRYANT, B. P.; LEMPERT, R. J. Thinking inside the box: A participatory, computer-assisted approach to scenario discovery. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 77, n. 1, p. 34–49, 2010.

BUIJS, P.; DANHOF, H. W.; WORTMANN, J. H. C. Just-in-Time Retail Distribution: A Systems Perspective on Cross-Docking. **Journal of Business Logistics**, v. 37, n. 3, p. 213–230, 2016.

CAFFREY, T.; WOHLERS, T.; CAMPBELL, R. I. **Executive summary of the Wohlers Report 2016**. Fort Collins, Colorado: [s.n.]. Disponível em: <https://dspace.lboro.ac.uk/dspace-jspui/bitstream/2134/21223/1/Wohlers Report 2016 Executive Summary.pdf>.

CHACKELSON, C. et al. Evaluating order picking performance trade-offs by configuring main operating strategies in a retail distributor: A Design of Experiments approach. **International Journal of Production Research**, v. 51, n. 20, p. 6097–6109, 2013.

CHRISTOPHER, M. **Logística e Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos: criando redes que agregam valor**. 2a ed. São Paulo: Thomson Learning, 2007.

DEAN, J. W.; SHARFMAN, M. P. Does decision process matter? A study of strategic decision-making effectiveness. **Academy of Management Journal**, v. 39, n. 2, p. 368–396, 1996.

EISENHARDT, K. M.; ZBARACKI, M. J. Strategic decision making. **Strategic Management Journal**, v. 13, n. S2, p. 17–37, 1992.

FORD, S. L. N. Additive Manufacturing Technology: Potential Implications for U.S. Manufacturing Competitiveness. **Journal of International Commerce & Economics**, p. 1–35, set. 2014.

FRANSOO, J. W. M. B. J. C.; BERTRAND, J. W.; FRANSOO, J. W. M. B. J. C. **Operations management research methodologies using quantitative modeling**. [s.l: s.n.]. v. 22

GARDAN, J. Additive manufacturing technologies: state of the art and trends. **International Journal of Production Research**, v. 7543, n. August, p. 1–15, 2015.

GROVES, D. **New Methods for Identifying Robust Long-Term Water Resources Management Strategies for California**. [s.l: s.n.].

HILLIER, F. S.; LIEBERMAN, G. J. Decision Analysis. In: **Introduction to Operations Research**. 9. ed. New York: McGraw-Hill Higher Education, 2010. p. 1047.

HOUGH, J. R.; WHITE, M. A. Environmental dynamism and strategic decision-making rationality: An examination at the decision level. **Strategic Management Journal**, v. 24, n. 5, p. 481–489, 2003.

KNIGHT, F. H. **Risk, Uncertainty and Profit**. [s.l: s.n.]. v. XXXI

KURSA, M. B.; RUDNICKI, W. R. Feature Selection with the Boruta Package. **Journal Of Statistical Software**, v. 36, n. 11, p. 1–13, 2010.

KWAKKEL, J. H. The Exploratory Modeling Workbench: An open source toolkit for exploratory modeling, scenario discovery, and (multi-objective) robust decision making. **Environmental Modelling and Software**, v. 96, p. 239–250, 2017.

KWAKKEL, J. H.; CUNNINGHAM, S. C. Improving scenario discovery by bagging random boxes. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 111, p. 124–134, 2016.

LAMBERT, D.; COOPER, M. Issues in Supply Chain Management. **Industrial Marketing Management**, v. 29, n. 1, p. 65–83, 2000.

LEMPERT, R. J. et al. A General, Analytic Method for Generating Robust Strategies and Narrative Scenarios. **Management Science**, v. 52, n. 4, p. 514–528, abr. 2006.

LEMPERT, R. J.; POPPER, S. W.; BANKES, S. C. **Shaping the Next One Hundred Years: New Methods for Quantitative, Long-Term Policy Analysis**. [s.l: s.n.].

MCKINSEY GLOBAL INSTITUTE. Disruptive technologies: Advances that will transform life, business, and the global economy. **McKinsey Global Insitute**, n. May, p. 163, 2013.

MINTZBERG, H.; RAISINGHANI, D.; THEORET, A. The Structure of “Unstructured” Decision Processes. **Administrative Science Quarterly**, v. 21, n. 2, p. 246, jun. 1976.

MORECROFT, J. D. W. Strategy support models. **Strategic Management Journal**, v. 5, n. 3, p. 215–229, jul. 1984.

RAND. Making Good Decisions Without Predictions. **RAND Corporation Research Highlights**, p. 1–7, 2013.

ROSENHEAD, J.; ELTON, M.; GUPTA, S. K. Robustness and optimality as criteria for strategic decisions. **Operational Research Quarterly**, v. 23, n. 4, p. 413–431, 1973.

SCAVARDA, L. F. R.; HAMACHER, S. Evolução da Cadeia de Suprimentos da Indústria Automobilística no Brasil. **Rac**, v. 5, n. 2, p. 201–219, 2001.

SHIMIZU, K.; HITT, M. A. Strategic flexibility: Organizational preparedness to reverse ineffective strategic decisions. **Academy of Management Executive**, v. 18, n. 4, p. 44–59, 2004.

STERMAN, J. **Business Dynamics: Systems Thinking and Modeling for a Complex World**. [s.l.] Irwin/McGraw-Hill, 2000.

STRAKA, M. et al. Design of Large-Scale Logistics Systems Using Computer Simulation Hierarchic Structure. **Int j simul model**, v. 17, n. 11, p. 105–118, 2018.

SURAJ, S.; SHARMA, S. K.; ROUTROY, S. Positioning of Inventory in Supply Chain Using Simulation Modeling. **The IUP Journal of Supply Chain Management**, v. XIII, n. 2, p. 20–33, 2016.

TALAMINI, E.; PEDROZO, E. A.; SILVA, A. L. . Gestão da Cadeia de Suprimentos e a Segurança do Alimento: uma pesquisa exploratória na cadeia exportadora de carne suína. **Gestão & Produção**, v. 12, n. 1, p. 107–120, 2005.

WILSON, D. Strategic Decision Making. In: **Wiley Encyclopedia of Management**. [s.l: s.n.]. p. 12:1-4.

WILTBANK, R. et al. What to do next? The case for non-predictive strategy. **Strategic Management Journal**, v. 27, n. 10, p. 981–998, out. 2006.

WOHLERS ASSOCIATES. **Wohlers Report 2016 Published: Additive Manufacturing Industry Surpassed 5.1 Billion**. Disponível em: <http://wohlersassociates.com/press71.html>. Acesso em: 12 dez. 2017.