

UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS — UNISINOS
UNIDADE ACADÊMICA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E SISTEMAS
NÍVEL MESTRADO

WAGNER LOURENZI SIMÕES

ABORDAGEM METAHEURÍSTICA HÍBRIDA PARA A OTIMIZAÇÃO DE
SEQUENCIAMENTO DE PRODUÇÃO EM *FLOW SHOP* PERMUTACIONAL COM
TEMPOS DE *SETUP* DEPENDENTES DA SEQUÊNCIA

SÃO LEOPOLDO
2016

Wagner Lourenzi Simões

ABORDAGEM METAHEURÍSTICA HÍBRIDA PARA A OTIMIZAÇÃO DE
SEQUENCIAMENTO DE PRODUÇÃO EM *FLOW SHOP* PERMUTACIONAL COM
TEMPOS DE *SETUP* DEPENDENTES DA SEQUÊNCIA

Dissertação apresentada como requisito parcial
para a obtenção do grau de Mestre pelo
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de
Produção e Sistemas da Universidade do Vale
do Rio dos Sinos — UNISINOS

Orientador:
Prof. Dr. André L. Korzenowski

Co-orientador:
Prof. Dr. Leonardo D. Chiwiacowsky

São Leopoldo
2016

S593a

Simões, Wagner Lourenzi

Abordagem metaheurística híbrida para a otimização de sequenciamento de produção em *Flow Shop* Permutacional com tempos de *setup* dependentes da sequência / Wagner Lourenzi Simões — 2016.

107 f.: il.; 30 cm.

Dissertação (mestrado) — Universidade do Vale do Rio dos Sinos, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, São Leopoldo, 2016.

“Orientador: Prof. Dr. André L. Korzenowski; Co-orientador: Prof. Dr. Leonardo D. Chiwiacowsky.”

1. *flow shop* permutacional. 2. sequenciamento. 3. metaheurísticas híbridas. 4. Busca Tabu. 5. Algoritmo Genético. I. Título.

CDU 658.5

Dados Internacionais de Catalogação na publicação (CIP)

(Bibliotecário: Flávio Nunes — CRB 10/1298)

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente aos meus pais, Paulo Ricardo Vasques Simões e Vera Regina Lourenzi Simões, e irmão Tainã Lourenzi Simões pelos valores divididos e cultivados ao longo desta vida, que são a minha base na busca pelos meus limites e a motivação para que eu entregue o melhor de mim a cada novo desafio enfrentado. À minha doce companheira Letícia Oliveira Wessolowski, que abraçou junto comigo os sacrifícios necessários para o cumprimento desta jornada e que nos momentos difíceis sempre tinha uma palavra de conforto e uma xícara de café para manter o ânimo elevado. Ter esta família ao meu lado, tornou os fardos mais leves e as vitórias mais recompensadoras.

Aos professores Rodrigo Dalla Vecchia e Macáliston Gonçalves Da Silva, que plantaram esta semente e foram meus mentores na preparação para o ingresso neste mestrado.

Ao professor Leonardo Dagnino Chiwiacowsky, por ter me recebido como seu orientando. O apoio e a confiança passados foram fundamentais para a construção deste trabalho, especialmente em sua fase inicial onde as incertezas ainda me assombavam.

Ao professor André Luis Korzenowski, que após a transferência do professor Leonardo para outra universidade, recebeu-me entre seus orientandos neste segundo ano do mestrado. O grande aprendizado deste período em que trabalhamos juntos, com certeza me permitirá ser um pesquisador melhor no futuro. O seu empenho e dedicação para com seus orientandos são uma inspiração para o dia em que eu me ver na condição de orientador.

Aos colegas de curso, Ana Lucia Schenkel Herrera, Davenilcio Luiz de Souza e Rossano Santos Noronha, parceiros desta caminhada.

À CAPES, pelo apoio financeiro.

RESUMO

Neste estudo, foi desenvolvida uma ferramenta computacional baseada em metaheurísticas para a otimização do sequenciamento de produção em *Flow Shop* permutacionais aplicados à montagem de placas eletrônicas que operam em ambientes *High-Mix, Low-Volume*. O ambiente *High-Mix, Low-Volume* exige a realização de um grande número de *setups* para atender à flexibilidade exigida. Esse elevado número de sucessivos *setups* para a produção de pequenos lotes impacta negativamente nos custos operacionais da empresa. Uma das formas de se obter vantagem ao lidar com um grande *mix* de produção é explorando características similares entre os produtos, de forma que, através de um sequenciamento adequado, seja possível reduzir o tempo total de parada para *setup* e, por consequência, reduzir também o tempo total de processamento (*makespan*). A literatura apresenta muitos exemplos de sucesso na aplicação de técnicas de otimização para o sequenciamento da produção como forma de ganho de vantagem competitiva. Porém, a complexidade e o grande esforço computacional exigidos na solução deste problema, por muitas vezes, inviabilizam sua aplicação na rotina das indústrias. Neste contexto, as metaheurísticas emergem como uma opção para a viabilização de ferramentas para otimização do sequenciamento de produção. Dentre as abordagens metaheurísticas existentes, destacam-se as abordagens híbridas que combinam estratégias de busca local com algoritmos evolutivos como opções para a geração, de forma rápida, de boas soluções para o problema de sequenciamento, ainda que estes métodos não possam garantir a otimalidade da solução. A ferramenta desenvolvida, baseada no uso combinado das metaheurísticas Busca Tabu e Algoritmo Genético, busca a melhor sequência possível dentro do tempo computacional disponível de forma a reduzir os tempos gastos com operações de tempo de *setup*, e consequentemente o *makespan*. O Algoritmo Híbrido foi avaliado utilizando instâncias da literatura e instâncias advindas de um caso real. Os resultados dos testes indicam a superioridade da abordagem híbrida sobre as abordagens canônicas do algoritmo Genético e Busca Tabu. Os resultados obtidos na avaliação de instâncias reais indicam a aplicabilidade da ferramenta em ambientes reais, obtendo bons resultados na otimização dos tempos de *setup*, mesmo para o sequenciamento de grandes quantidades de produtos diferentes.

Palavras-chave: *flow shop* permutacional. sequenciamento. metaheurísticas híbridas. Busca Tabu. Algoritmo Genético.

ABSTRACT

This work proposes the development of a metaheuristics based computation tool, to solve the permutation flow shop scheduling problem (PFSSP) in the electronic manufacturing operating in High-mix, Low-volume environment. To operate in HMLV environment is demanded a large number of setup changes to comply the flexibility required. This elevated number of successive setup changes to produce little batches have negative impacts on the operation costs. One way for to obtain advantages handling a large product mix is to explore the similar features between this products. Through a proper scheduling we can reduce the total downtime to setup changes, and consequently reduces the process time (makespan). The literature brings many success examples in the production scheduling optimization as a way to obtain competitive advantages. But, the complexity and the computational effort demanded to solve this problems, sometimes, turns the practical application unfeasible in the factories routine. In this context emerges the metaheuristics as an option to viability this type of application. Among the metaheuristics approaches, outstands the hybrid approaches that combine local search strategies with evolutionary algorithms as a way to obtain good and fast solutions for the scheduling problems, although the optimality is not been guaranteed. The tool proposed combine the metaheuristics Genetic Algorithm and Tabu Search to optimize the flow shop scheduling in the shortest possible time to allow the practical application in industry. The tool was evaluate based on quality metrics like makespan and mean setup time. The Hybrid Algorithm has been evaluated using instances of the literature and instances arising from a real case. The results of the tests indicate a superiority of the hybrid approach over canonical approaches of the Genetic algorithm and Tabu Search. The results obtained in the evaluation of real instances indicate an applicability of the tool in real environments, obtaining good results in the optimization of textit setup times, also for the sequencing of large products. The Hybrid Algorithm has been evaluated using instances of the literature and instances arising from a real case. The tests results indicate a superiority of the hybrid approach over canonical approaches of the Genetic algorithm and Tabu Search. The results obtained in the evaluation of real instances indicate an applicability of the tool in real environments, obtaining good results in the setup time optimization, also for the sequencing of large products.

Keywords: *permutation flow shop*. scheduling. hybrid metaheuristics. Tabu Search. Genetic Algorithm.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1:	Fluxo de informação através do otimizador	16
Figura 2:	Relação de custos estratégicos em HMLV	19
Figura 3:	Relação de custos estratégicos em HMLV	20
Figura 4:	Matriz Volume de Produção \times <i>Layout</i>	21
Figura 5:	<i>Trade-offs</i> entre utilização de recursos, tempo de processamento e metas de entrega em HMLV	22
Figura 6:	Fluxo produtivo genérico SMT	27
Figura 7:	Linha de produção SMT	28
Figura 8:	Impacto dos tempos de setup assimétricos e dependentes da sequência	32
Figura 9:	Fluxograma do algoritmo Híbrido AG+BT	43
Figura 10:	Fluxo do procedimento adotado na pesquisa	45
Figura 11:	Processo de modelagem	46
Figura 12:	Matriz de tempos de troca	47
Figura 13:	Fluxograma do Algoritmo Genético empregado	53
Figura 14:	Operador de cruzamento <i>Order crossover</i>	55
Figura 15:	Operador de cruzamento <i>Fragment Reordering Crossover</i>	56
Figura 16:	Movimentos 3-OPT	57
Figura 17:	Fluxograma da Busca Tabu empregada	59
Figura 18:	Movimento <i>swap</i>	60
Figura 19:	Movimentos 2-OPT	60

LISTA DE TABELAS

Tabela 1:	Dimensões da flexibilidade	11
Tabela 2:	Parâmetro α : ambiente	25
Tabela 3:	Parâmetro β : Restrições/Características	25
Tabela 4:	Parâmetro γ : Objetivo	26
Tabela 5:	Instâncias de referência utilizadas na validação	63
Tabela 6:	Taxa de sucesso sem relaxação	64
Tabela 7:	Taxa de sucesso com relaxação de 5%	65
Tabela 8:	Taxa de sucesso com relaxação de 10%	65
Tabela 9:	Comparação de eficácia dos algoritmos	66
Tabela 10:	Comparação de eficiência dos algoritmos	67
Tabela 11:	Valores comparativos da função objetivo	70
Tabela 12:	Valores comparativos de <i>Impact changeover</i>	70
Tabela 13:	Resultados dos cenários testados no processo de sintonia	84
Tabela 14:	Resultados dos cenários testados no processo de sintonia	85

LISTA DE SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
CAPES	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
CIM	<i>Computer Integrated Manufacturing</i> - Manufatura Integrada por Computador
ERP	<i>Enterprise Resource Planning</i>
FMS	<i>Flexible Manufacturing System</i>
HMLV	<i>High-Mix, Low-Volume</i>
HMHV	<i>High-Mix, High-Volume</i>
LMHV	<i>Low-Mix, High-Volume</i>
LMLV	<i>Low-Mix, Low-Volume</i>
NBR	Normas Brasileiras de Regulação
NP-	<i>Non-Deterministic Polynomial time</i> - Tempo Polinomial Não Determinístico
P-	<i>Deterministic Polynomial time</i> - Tempo Polinomial Determinístico
PCB	<i>Printed Circuit Board</i>
PCI	Placa de Circuito Impresso
PPCP	Planejamento, Programação e Controle de Produção
PCP	Programação e Controle de Produção
PTH	<i>Pin Through Hole</i>
RPD	Desvio percentual relativo
RDI	Índice do desvio relativo
SMD	<i>Surface Mounting Device</i>
SMT	<i>Surface Mounting Technology</i>
SMED	<i>Single-Minute Exchange of Die</i>
TPS	<i>Toyota Production System</i> - Sistema Toyota de Produção
WIP	<i>Work in process</i> - Estoque em processo

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	11
1.1 Definição do problema	12
1.2 Objetivos	16
1.2.1 Objetivos específicos	16
1.3 Justificativa	17
1.4 Delimitações do trabalho	18
1.5 Estrutura do documento	18
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	19
2.1 Ambientes de produção <i>High-Mix, Low-Volume</i>	19
2.2 O problema da programação de <i>Flow Shop</i>	23
2.3 Processo produtivo SMT (<i>Surface Mounting Technology</i>)	27
2.4 Sequenciamento da produção com tempos de preparação dependentes	29
2.5 Métodos metaheurísticos	31
2.5.1 Busca Tabu	33
2.5.2 Algoritmo Genético	37
2.5.3 Algoritmos Híbridos	42
3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	44
3.1 Método de trabalho	45
3.1.1 Coleta de dados	46
3.1.2 Matriz de tempos de troca	47
3.1.3 Análise dos dados e planejamento das ações	48
3.1.4 Implementação e testes	48
3.1.5 Avaliação dos resultados	49
3.2 Função objetivo	51
3.3 Ferramentas computacionais	52
3.3.1 Codificação da solução	52
3.3.2 Algoritmo Genético	52
3.3.3 Busca Tabu	58
3.3.4 Abordagem híbrida	61
3.4 Validação dos algoritmos e sintonia de parâmetros	62
3.4.1 Instâncias de validação	62
3.4.2 Sintonia de parâmetros	63
4 EXPERIMENTOS E RESULTADOS	64
4.1 Validação	64
4.2 Experimentos comparativos	65
4.3 Experimento com instâncias reais	67
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	73
REFERÊNCIAS	75
APÊNDICE A SINTONIA DE PARÂMETROS DOS ALGORITMOS	83
A.1 Algoritmo Genético	83
A.2 Busca Tabu	84
A.3 Algoritmo Híbrido AG+BT	85

APÊNDICE B	ARTIGO SUBMETIDO	87
-------------------	-------------------------	-----------

1 INTRODUÇÃO

A disputa por mercados exige que as empresas participantes explorem ao máximo suas vantagens competitivas para se diferenciarem dos demais concorrentes. As vantagens competitivas de cada empresa podem variar de acordo com o nicho de mercado no qual atua, natureza do seu produto e posicionamento estratégico (PORTER, 1999). Empresas que priorizam a dimensão competitiva flexibilidade oferecem aos seus clientes uma ampla variedade de produtos, podendo haver um elevado nível de customização. Esta pulverização da linha de produtos, em geral para atendimento de demandas muito específicas, faz com que a empresa tenha que lidar com baixos volumes de produção para cada modelo. Algumas indústrias, que operam nesta dimensão competitiva, como as do ramo eletrônico, ainda convivem com outra dificuldade que é o curto ciclo de vida dos produtos, devido à constante atualização da tecnologia, o que aliado ao alto nível de customização dificulta a modularização e padronização dos produtos. Estes fatores característicos de um ambiente HMLV (*High Mix, Low Volume*) são comumente encontrados na manufatura de equipamentos eletrônicos sob demanda. Para manter-se competitiva na dimensão flexibilidade nestas condições, a empresa assume lidar com certos problemas decorrentes dessa dimensão, como uma grande variedade de produtos diferentes, dificuldade de padronização e elevados custos de complexidade (inventário, manuseio de material e trocas *setup*). A competição entre empresas na dimensão flexibilidade, em termos de volume de produção e variedade de modelos de produtos, conduz à necessidade de um grande número de trocas de *setup* ao longo da rotina de produção (SLACK; CHAMBERS; JOHNSTON, 2009). Neste contexto, mostra-se necessária a utilização de técnicas que permitam explorar ao máximo os recursos disponíveis no intuito de potencializar a flexibilidade oferecida aos clientes. Esforços em termos de programação da produção emergem como um fator importante na busca por maior flexibilidade, em todas as suas dimensões, em especial através do sequenciamento dos lotes de produção. A flexibilidade, segundo Slack (1991), pode ser definida resumidamente nas quatro dimensões apresentada na tabela 1. Neste trabalho são exploradas as dimensões de flexibilidade de volume e de *mix*.

Tabela 1: Dimensões da flexibilidade

Tipo de flexibilidade	Definição
Flexibilidade de volume	Habilidade de mudar o nível de produção
Flexibilidade de entregas	Habilidade de mudar as datas programadas para entrega
Flexibilidade de <i>mix</i>	Habilidade de mudar a variedade de produtos
Flexibilidade de novos produtos	Habilidade de introduzir novos produtos no mercado (incluindo modificação dos produtos existentes)

Fonte: Slack (1991)

Na indústria de eletrônica, especialmente no processo de montagem de componentes eletrônicos, o sequenciamento da produção assume este protagonismo devido ao fato de os tempos

de *setup* envolvidos serem dependentes da sequência executada no processo responsável pela montagem dos produtos. Pacheco e Santoro (2001), em estudo das deficiências na adoção de modelos de sequenciamento (*scheduling*) por empresas brasileiras, destacam que apesar de os problemas de programação da produção terem sido alvos de incontáveis trabalhos de pesquisa operacional ao longo de décadas, a transferência dos resultados destes estudos para as empresas brasileiras é bastante reduzida.

A programação da produção envolve decisões de curto prazo e caracteriza-se como uma tarefa complexa no processo de gerenciamento dos sistemas produtivos. A programação consiste em alocar no tempo as atividades de produção segundo o sequenciamento definido em função das restrições percebidas, com o intuito de atingir um conjunto de objetivos estratégicos especificados pela empresa (SLACK; CHAMBERS; JOHNSTON, 2009; CORRÊA; CORRÊA, 2011).

A forma como se realiza a programação da produção é fortemente influenciada pelas características do sistema produtivo a ser gerenciado. Fatores como o *mix* de itens, a quantidade de estágios envolvidos no processo, a possibilidade ou não de inversão da ordem ao longo dos estágios, a possibilidade ou não de ocorrerem processamentos paralelos, são algumas características que determinam a estratégia de programação da produção. Baseados nestas características, os problemas de programação da produção podem ser, genericamente, classificados em grandes classes, como *Job Shop*, *Flow Shop*, *Open Shop*, Máquina única e Máquinas paralelas (BAKER, 1974; MACCARTHY; LIU, 1993; PINEDO, 2012). Neste trabalho, é abordado o caso do *Flow shop* permutacional.

A dependência que os tempos de *setup* apresentam em relação à sequência de produção tem origem nas similaridades existentes entre os produtos em termos de componentes solicitados em sua árvore de componentes, que é uma lista onde constam todos os componentes utilizados em cada produto com suas respectivas posições de inserção na placa de circuito impresso. Entende-se que o estudo de formas de explorar esta influência nos tempos de *setup*, decorrentes das similaridades entre os produtos, pode trazer ganhos substanciais em termos de redução dos tempos de *setup* e tempos de atravessamento (*makespan*), que por consequência resultariam em aumento da disponibilidade do equipamento, condição favorável ao aumento da flexibilidade. Este estudo baseia-se neste conceito para o desenvolvimento de uma ferramenta de sequenciamento de produção.

1.1 Definição do problema

Para lidar com as dificuldades impostas pela competição na dimensão flexibilidade, muitas empresas optam pelo uso de Sistemas Flexíveis de Manufatura (FMS – *Flexible Manufacturing Systems*) de forma a promover uma maior automação do processo e elevar seu nível de flexibilidade de volume e mix de produção, e qualidade. O tema Sistemas Flexíveis de Manufatura tornou-se de extrema relevância nos últimos anos devido à concorrência acirrada na indústria

de transformação, à redução do ciclo de vida dos produtos e ao tempo de resposta às necessidades dos clientes (RUIZ et al., 2009). Lee (2011) acrescenta que, em resposta à concorrência no mercado global, os Sistemas Flexíveis de Manufatura desempenham um papel importante para lidar com as rápidas mudanças de demanda do mercado. Freire et al. (2013), diante destes fatores, destacam que se pode diferenciar os FMS de uma linha de produção tradicional devido a sua capacidade de produzir muitos modelos diferentes na mesma linha com pequenos ajustes, o que o torna flexível e produtivo, resultando no atendimento das flutuações do mercado. Estes sistemas, em geral, constituem-se por um conjunto de máquinas-ferramentas e/ou robôs para o processamento de materiais, sistemas de armazenamento e infraestrutura computacional (RUIZ, 2011). Assim, o Sistema Flexível de Manufatura contribui para a melhoria da qualidade do produto, reduzindo os custos de produção e o tempo de espera (DENG; YANG, 1999).

No contexto atual, o FMS é visto como um sistema complexo por causa da sua necessidade em acomodar variações de demandas, em atender às exigências dos clientes e responder de forma imediata (BURNWAL; DEB, 2013). A introdução destes sistemas nos ambientes de manufatura proporciona vantagens, principalmente por lidar bem com as rápidas mudanças verificadas no mercado. Em pesquisa realizada por Freire et al. (2013), analisando estudos que tratam do uso de FMS, destaca-se que 42,2% destes estudos abordam o problema de programação com o objetivo de encontrar soluções que minimizem custos e maximizem o tempo de utilização de máquinas. Entretanto, os mesmos autores destacam que as atuais técnicas utilizadas em FMS vêm enfrentando dois grandes problemas em sua aplicação: a modelagem e a complexidade. Segundo Nejad et al. (2010), os métodos propostos na literatura para soluções voltadas à programação da produção lidam, principalmente, com tarefas de processos em ambiente estático, no caso, onde as especificações do produto e do status do sistema de produção são estáveis. Assim, é perceptível a importância de trabalhos em ambientes dinâmicos, identificando as variabilidades do sistema, com a finalidade de desenvolver métodos ou ferramentas que sejam capazes de apresentar uma visão mais realista dos processos produtivos. Na indústria eletrônica, é comum o uso de FMS na inserção automática de componentes eletrônicos nas placas de circuito impresso. Estes sistemas em geral realizam as etapas necessárias sem contato humano, garantindo assim um melhor nível de qualidade. Devido ao fato de estas etapas e transporte ocorrerem em série e sem contato humano, estes FMS podem ser definidos como *flow shops* permutacionais. Os produtos que entram no sistema, obrigatoriamente devem atravessá-lo, cada etapa processa apenas um único produto por vez, e a ordem em que os produtos ingressam na primeira etapa, obrigatoriamente se repetirá ao longo das demais (permutação).

O problema de sequenciamento de *Flow Shop*, em sua forma original, remonta aos trabalhos de Johnson (1954) e Bellman (1956), considerados por muitos autores os primeiros trabalhos formais a respeito do assunto. Neles, é apresentada a situação problema descrita como um conjunto de n itens que deve ser processado em m máquinas, sendo que cada máquina é capaz de processar apenas um item de produção (modelo) por vez. O objetivo, em geral, é reduzir o

makespan, ou seja o tempo total transcorrido entre o início do processamento do primeiro item na primeira máquina e o processamento do último item na última máquina. Johnson (1954) propôs uma regra simples de decisão que permite obter, de forma satisfatória, uma sequência ótima para o problema com até duas máquinas ou estágios. Para situações onde o número de máquinas ou estágios seja mais que três, o problema se torna NP-difícil e exige que outros procedimentos sejam aplicados (PAN; RUIZ, 2013).

O problema do *Flow Shop* permutacional é uma subdivisão do problema do *Flow Shop* original, caracterizado pelo fato de a sequência de produção programada para o primeiro estágio de produção ser obrigatoriamente repetida ao longo dos demais estágios. Em geral, isto se deve a características técnicas dos equipamentos envolvidos ou dos produtos processados, ou seja, exige uma permutação da ordem entre os estágios produtivos.

O tempo de atravessamento (*makespan*) de lotes na fábrica é um dos fatores que afetam os prazos de entrega e a flexibilidade das empresas. Uma vez que o *makespan* representa o tempo total transcorrido na produção de todas as tarefas do lote, os tempos de *setup* são responsáveis por uma parcela deste tempo. Em FMS, onde os tempos de processamento são independentes da sequência, mas os tempos de *setup* são dependentes, a escolha de uma sequência adequada de produção pode ter impacto significativo nos custos de produção e no *makespan*, que indiretamente afeta a flexibilidade da fábrica. Em um ambiente competitivo, onde o custo e a flexibilidade destacam-se como grandes diferenciais, o tempo de atravessamento revela-se como fator crucial no ganho de competitividade por parte das empresas. Com isso, é de suma importância explorar ferramentas e soluções que propiciem maior racionalização dos recursos e redução do tempo de atravessamento, para prover as empresas de condições que lhes permitam competir baseadas em prazos de entrega e flexibilidade, fatores que exercem papel decisivo além do custo. Diante deste cenário, mostra-se pertinente pesquisar e auxiliar a programação da produção na indústria eletrônica, mais especificamente em um FMS responsável pela montagem de placas de circuito impresso (PCB – *Printed Circuit Boards*) com tempo de preparação (*setup*) dependente da sequência de produção.

O problema do *Flow Shop* com mais de dois produtos ou estágios trata-se de um problema da classe NP-completo (GAREY; JOHNSON; SETHI, 1976a). Uma das características desta classe de problema é a ocorrência da chamada explosão combinatória. Este fenômeno decorre do fato de o universo de soluções possíveis ser composto por $(n!)^m$ soluções, sendo n o número de tarefas (produtos) e m o número de estágios (máquinas) do processo (BELLMAN, 1956; PAN; RUIZ, 2013). Já os chamados problemas de *Flow Shop* permutacional, que repetem a mesma sequência ao longo de todas as máquinas, reduzem este espaço de busca para $n!$ (BELLMAN, 1956; PAN; RUIZ, 2013), porém apesar da redução o problema ainda é classificado na classe NP-difícil. Garey, Johnson e Sethi (1976b), em seu trabalho, apresentam provas de que quando a medida de desempenho for o tempo médio de fluxo, o problema clássico de programação da produção *Flow Shop* permutacional, com tempos de *setup* incluídos no processamento das tarefas, é fortemente NP-difícil para um ambiente com duas máquinas. Esta mesma classe

de complexidade é verificada na minimização da duração total da programação (*makespan*), para o ambiente de produção com três máquinas ou mais. Baseados nisto, Moccellin e Nagano (2007) concluem que para o caso geral com um número de máquinas maior que dois, tais problemas também são fortemente NP-difícil. Os problemas de *Flow Shop* com tempos de *setup* dependentes da sequência também são tratados na literatura como problemas de grande complexidade. Pinedo (2012) apresenta provas de que problemas de sequenciamento de máquina única com tempos de *setup* dependentes da sequência, com o objetivo de redução do *makespan*, são fortemente NP-difícil. O rápido crescimento do número de soluções possíveis em função do número de estágios, torna o esforço computacional exigido para uma verificação exaustiva de todas as soluções tão elevado que acaba por inviabilizar esta opção na maioria dos casos. Ruiz e Maroto (2005) apresentam uma extensa revisão bibliográfica de metaheurísticas propostas na literatura para a solução do problema do *Flow Shop* Permutacional.

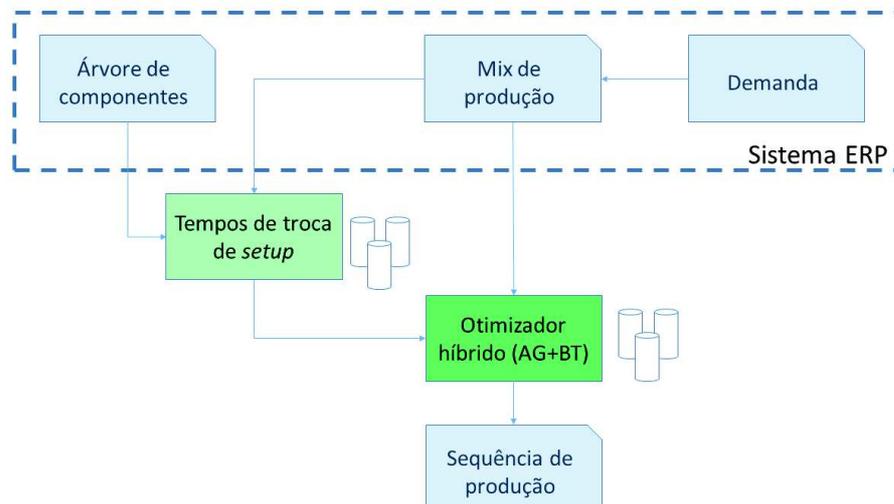
No *Flow Shop* permutacional, objeto deste estudo, o tempo de *setup* depende diretamente da sequência em que as ordens são processadas, uma vez que alguns elementos de *setup* do produto antecessor podem, eventualmente, ser utilizados no processamento do produto a ser processado na sequência. Esta característica pode ser utilizada visando à redução no tempo de parada para troca de *setup*. A dependência que os tempos de *setup* apresentam em relação à sequência de produção tem origem nas similaridades existentes entre os diversos produtos em termos de componentes solicitados em sua árvore de componentes, que é uma lista onde constam todos os componentes utilizados em cada produto com suas respectivas posições de inserção na placa de circuito impresso. Entende-se que o estudo de formas de explorar estas similaridades através de um correto sequenciamento pode trazer ganhos substanciais em termos de redução dos tempos de *setup* e conseqüentemente dos tempos de atravessamento (*makespan*), que por sua vez resultariam em aumento da flexibilidade. O problema do *Flow Shop* permutacional tem sido foco de várias pesquisas, propondo diferentes modelos e abordagens de solução, tais como Pinedo (2012) que faz uma revisão em métodos de solução para o problema, Marichelvam (2012) que propõe uma metaheurística *cuckoo search*, Li e Yin (2013) que propõem uma forma híbrida de *cuckoo search* com Vôo de Levy, Santos, Rebelo e Pedroso (2014) que propõem uma aplicação de Busca Tabu, e Rahman, Sarker e Essam (2015a) que apresentam uma abordagem utilizando Algoritmo Genético. Neste trabalho, é proposta uma abordagem híbrida utilizando as metaheurísticas Busca Tabu e Algoritmo Genético no intuito de responder a seguinte questão de pesquisa:

Como minimizar o *makespan* em um *Flow Shop* Permutacional, com tempos de preparação (*setup*) dependentes da sequência de produção, de forma a prover-lhe maior flexibilidade de modelos e volume?

1.2 Objetivos

Este trabalho tem como objetivo geral o desenvolvimento de uma ferramenta para programação de *Flow Shop* permutacional com tempos de preparação dependentes da sequência, que propicie a redução do *makespan*. Baseado na combinação das metaheurísticas Busca Tabu e Algoritmo Genético em aplicação híbrida (AG+BT), o otimizador fornecerá uma sequência de produção para a linha produtiva, baseada na minimização do tempo de *setup*. Espera-se que, por meio da exploração das variações dos tempos de preparação decorrentes da sequência, seja possível ampliar a flexibilidade, tanto em termos de modelos diferentes de produtos, quanto em volume de produção deste sistema de manufatura flexível através da redução do tempo total de atravessamento dos lotes de produção (*makespan*). A Figura 1 apresenta o fluxo da informação através do otimizador desenvolvido. Nela é possível perceber que a informação de demanda, que conseqüentemente determina o *mix* de produção, e a árvore de componente (lista contendo todos os componente necessário à montagem do produto) são fornecidos pelo próprio sistema ERP da empresa. Um *script* externo ao ERP pré-processa esta informação gerando as matrizes de tempos de troca de *setup* que servem como dados de entrada do otimizador. O Otimizador recebe as matrizes e o *mix* de produção, realizando o processo de otimização propriamente dito, entregando ao final um sequência otimizada para este determinado *mix*.

Figura 1: Fluxo de informação através do otimizador



Fonte: Autor

1.2.1 Objetivos específicos

Para o atingimento do objetivo geral desta pesquisa, entende-se que os seguintes objetivos específicos devam ser alcançados:

- Identificar um modelo matemático factível, adequando-o ao contexto da pesquisa a partir da combinação de esforços em sequenciamento da produção e tempos de preparação com base na pesquisa operacional;
- Avaliar a aplicabilidade e viabilidade do uso da abordagem metaheurística híbrida para a solução do problema, quando comparada com as abordagens práticas tradicionais;
- Analisar as vantagens e desvantagens do uso da ferramenta proposta na rotina de programação da produção.

1.3 Justificativa

Do ponto de vista empresarial, a pesquisa apoia-se na busca por vantagem competitiva, especialmente flexibilidade e custo. Estas são consideradas características cruciais para a sobrevivência das empresas atualmente, principalmente as de médio e pequeno porte. O otimizador proposto será desenvolvido para atuação no contexto de empresas de pequeno e médio porte atuando em mercados de elevado *mix* e pequenos volumes.

O investimento em pesquisas que busquem o desenvolvimento e o aumento de competitividade da indústria de médio e pequeno porte nacional mostra-se justificável do ponto de vista social, dada sua representatividade na geração de novos empregos e importância para o crescimento de suas regiões. Esta pesquisa pode auxiliar empresas que passam por dificuldades para manterem-se competitivas, especialmente na indústria eletrônica de transformação.

Em busca realizada em bases de dados por trabalhos que abordem o problema do *flow shop permutacional* verificou-se que o Algoritmo Genético e Busca Tabu são as principais metaheurísticas utilizadas neste tipo de trabalho. Utilizando-se os verbetes "*flow shop*", "*permutation flow shop*" e "*permutation flow shop*"+"*sequence dependent*", foi encontrado um total de 479 publicações a respeito, a partir de 2006, das quais 180 propunham soluções de sequenciamento através de metaheurísticas, sendo 134 aplicações puras e 46 propostas de hibridização. Dentre as 77 diferentes metaheurísticas e heurísticas propostas, aplicadas na sua forma pura ou em abordagens híbridas na solução deste problema, as mais utilizadas são o Algoritmo Genético e a Busca Tabu.

As duas são responsáveis por 15% dos trabalhos pesquisados e participam de 38% de um total de 46 propostas de soluções híbridas encontradas. Isto demonstra a importância acadêmica destas duas metaheurísticas para a solução do problema abordado. Nesta mesma pesquisa bibliográfica, verificou-se a ausência de trabalhos que tratem do uso de metaheurísticas na resolução de problemas de sequenciamento de *flow shop* permutacional no ambiente da indústria eletrônica, especialmente na de baixo volume. A pesquisa bibliográfica realizada é detalhada no capítulo de procedimentos metodológicos.

1.4 Delimitações do trabalho

Uma vez que este trabalho visa à criação de uma ferramenta para o sequenciamento de produção, e baseado nos objetivos propostos, a pesquisa estará sujeita às seguintes limitações:

- Será considerada nesta pesquisa apenas a forma de *Flow Shop* permutacional com máquinas únicas em cada estágio e com tempos de preparação dependentes da sequência, não sendo consideradas variações com máquinas paralelas;
- A otimização do *makespan* será abordada exclusivamente sob a ótica do sequenciamento de produção, não sendo exploradas eventuais melhorias oriundas de modularização dos produtos, atualização de equipamentos e melhorias nos procedimentos, de forma a evitar a perda de generalidade;
- Não serão consideradas neste trabalho abordagens de redução dos tempos de *setup* através de melhorias no processo ou externalização destes *setup*, por este tipo de melhoria estar ligado intimamente a características técnicas específicas de cada processo.

1.5 Estrutura do documento

Além deste capítulo introdutório, onde foram apresentados o contexto do problema, os objetivos geral e específicos, bem como a justificativa desta pesquisa, esta dissertação é composta por mais quatro capítulos.

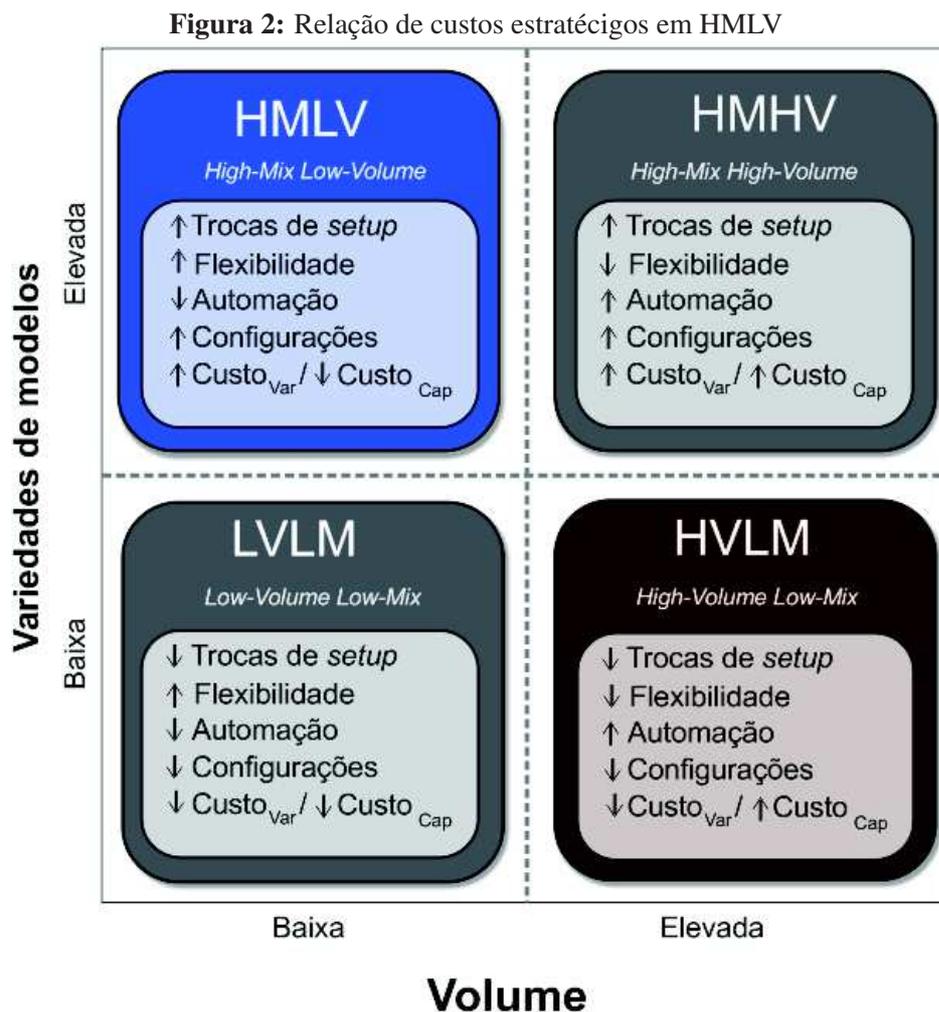
O capítulo 2 apresenta os fundamentos teóricos que foram assimilados ao longo da pesquisa bibliográfica e que embasam esta pesquisa ao longo de sua execução. O terceiro capítulo detalha os procedimentos metodológicos adotados para a execução da pesquisa, com a sua classificação e breve revisão sobre o paradigma adotado, bem como o detalhamento do método de trabalho seguido na sua execução. No capítulo 4, são detalhados os experimentos realizados para a sustentação dos resultados obtidos, bem como os resultados obtidos nestes experimentos. O último capítulo traz as considerações finais a respeito do trabalho.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo, são detalhadas as bases teóricas obtidas através de pesquisa bibliográfica para a fundamentação da pesquisa.

2.1 Ambientes de produção *High-Mix, Low-Volume*

Smith (2012) descreve em seu trabalho que o mercado pode ser segmentado pela quantidade de modelos de produtos diferentes demandada e pelo volume de demanda destes modelos. Pode-se então classificar estes segmentos como *High-Mix, Low-Volume* (HMLV); *High-Mix, High-Volume* (HMHV); *Low-Volume, Low-Mix* (LVLM) e *High-Volume, Low-Mix* (HVLM). A Figura 2 esquematiza esta divisão ressaltando as principais características de cada segmento, onde a seta para cima denota maior presença da característica e a seta para baixo denota uma menor presença.

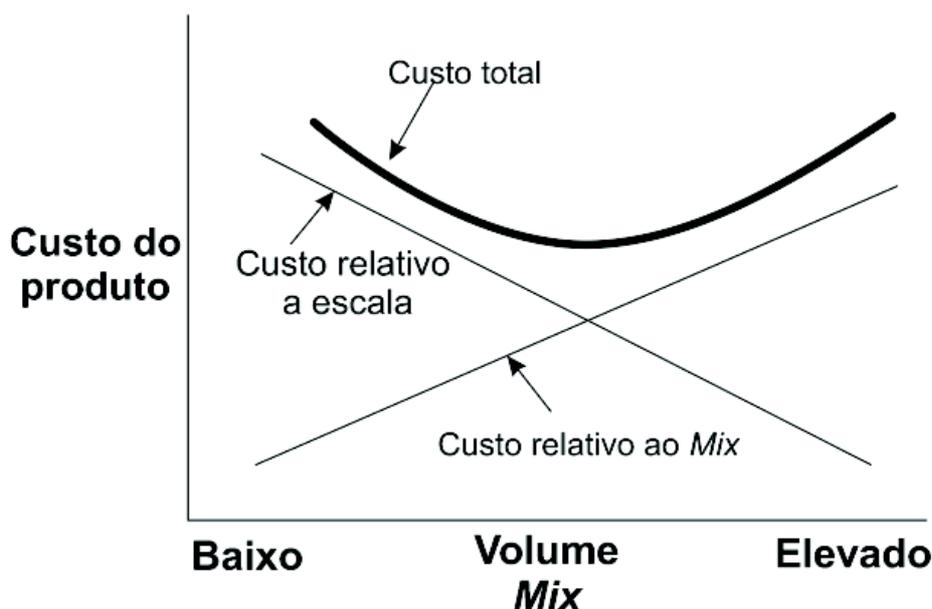


Fonte: Adaptado de (SMITH, 2012)

Nesta figura é possível observar que o ambiente *High-Mix, Low-Volume*, diferentemente dos demais ambientes analisados, exige esforços conjuntos em termos de trocas de *setup* e flexibilidade. Isto em geral limita o nível de automação dos processos, que dependem de alto nível tecnológico para viabilizar a flexibilidade exigida, devido ao elevado número de configurações diferentes de produtos.

A produção *High-Mix, Low-Volume* evoluiu através dos tempos a partir do modelo de produção em massa iniciado por Henry Ford para atender as demandas de mercado cada vez maiores por mais opções de produtos. Killian (2003) salienta que a indústria japonesa desenvolveu alguns conceitos como tecnologia de grupos, *Design* para manufatura, *Just-in-time*, e projeto de experimentos entre 1975 e 1985. Em especial, o Sistema Toyota de Produção (TPS) desenvolvido durante a década de 1970, mas em constante evolução, ainda permanece como um dos *benchmarks* de maior sucesso na indústria de *High-Mix, Low-Volume*. Embora o atendimento das expectativas dos clientes em termos de *mix* possa ser um poderoso diferencial competitivo, o seu impacto nos custos de produção não permite que uma empresa possa expandir indefinidamente sua linha de produtos sem impacto nos preços praticados. A empresa precisa se posicionar estrategicamente em relação aos custos decorrentes deste aumento de *mix*, conforme a relação observada na Figura 3, onde o custo total é apresentado como função de uma relação entre os custos relacionados ao *mix* e os custos relacionados com a escala (KILLIAN, 2003).

Figura 3: Relação de custos estratégicos em HMLV



Fonte: Adaptado de (KILLIAN, 2003)

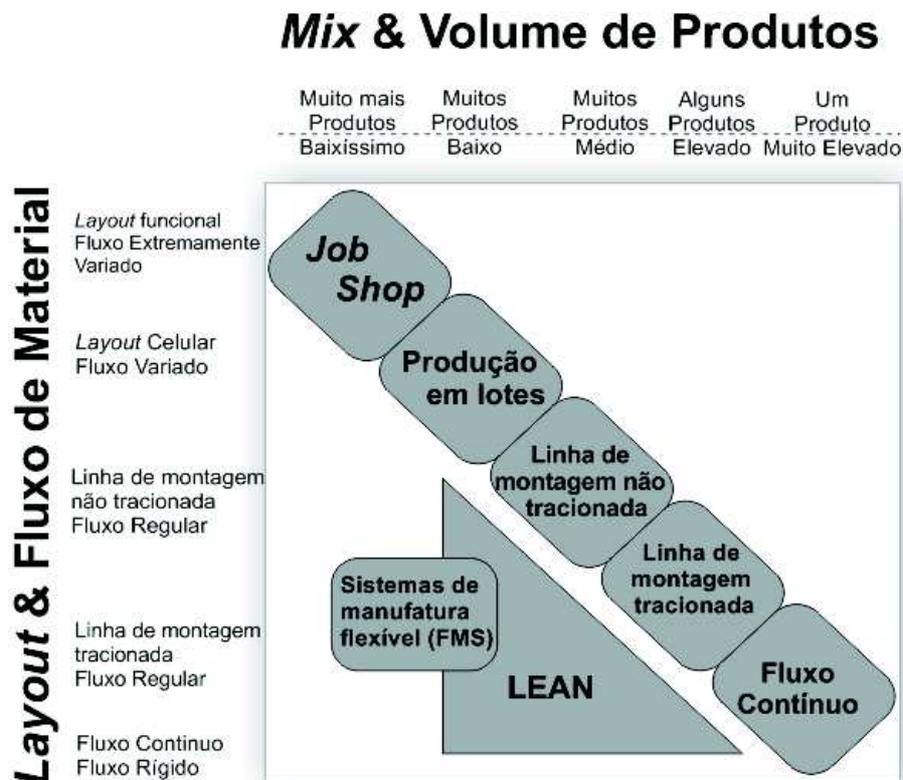
O custos com inventário, manuseio de material, *setup* (custos relativos ao *mix*) aumentam significativamente em função do aumento de *mix*. Desta forma, para que a empresa possa obter vantagem competitiva em ambientes *High-Mix, Low-Volume*, deve investir em meios de reduzir

o custo de complexidade, de forma a reduzir seus custos totais (KILLIAN, 2003).

Em ambientes *High-Mix, Low-Volume*, as empresas devem adotar sistemas de produção com foco no processo, de forma a buscar a maior flexibilidade de produção e responsividade a mudanças de projeto ou tecnologia nos produtos. Estes fatores costumam ser prejudicados em sistemas com foco no produto, que tendem a priorizar o volume de produção e utilização dos equipamentos. Idealmente, a empresa deve dispor de equipamentos multifunção, que possam sofrer trocas de *setup* muito rápidas com alta disponibilidade e fácil manutenção.

A matriz produto/processo de Hayes e Wheelwright (1979), adaptada por Miltenburg (1995), demonstra as relações entre os diversos tipos de fluxo e *layout* com o *mix* e volume. A versão atualizada da matriz é apresentada na Figura 4. Nela é possível observar o alinhamento dos ambientes produtivos às características de layout, fluxo de materiais e a relação *mix* × volume de produtos. É possível observar que as linhas de montagem não tracionadas (ritmo produtivo determinado pelo operador) e tracionadas (ritmo determinado pelo equipamento) que se caracterizam como *flow shops*, são mais adequadas para relações de *mix* não muito elevadas. Porém, a tecnologia dos FMS permite operações em ambiente com elevado *mix* e baixos volumes de produção.

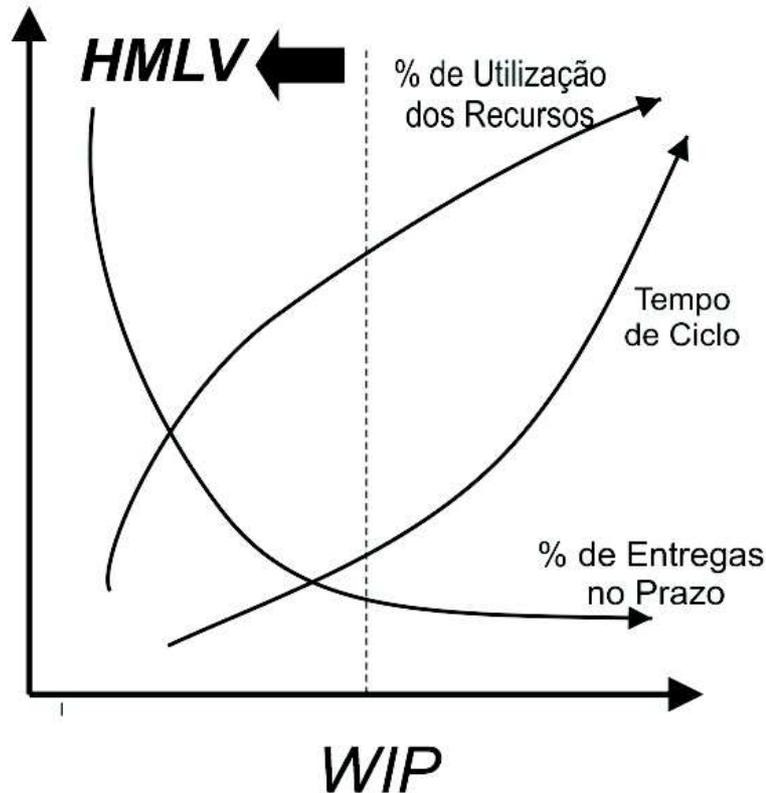
Figura 4: Matriz Volume de Produção × *Layout*



Fonte: Adaptado de (MILTENBURG, 1995)

A programação da produção consiste em alocar recursos e materiais, distribuindo-os ao longo do tempo em uma determinada sequência, em geral, trabalhando-se com quatro objetivos principais: atingir as metas de entrega, reduzir o tempo de processamento, aumentar a utilização dos recursos e baixar níveis de inventário. Em ambiente *High-Mix, Low-Volume*, estes objetivos em geral são conflitantes. Em geral, processos *High-Mix, Low-Volume* são otimizados de forma a atender as metas de entrega. A Figura 5 apresenta, graficamente, estes *trade-offs* em função do estoque em processo (do inglês *Work-in-Process* ou *WIP*).

Figura 5: *Trade-offs* entre utilização de recursos, tempo de processamento e metas de entrega em HMLV



Fonte: Adaptado de (KILLIAN, 2003)

Sequenciamento é o fator chave para minimizar estes *trade-offs* quando os objetivos de produção (meta de entrega, tempo de processamento, utilização do equipamento) dependem da sequência em que os lotes atravessarão a fábrica. O índice de utilização dos equipamentos costuma sofrer com a alta frequência de trocas de *setup*, pois quando os tempos exigidos são grandes, a maior parte da disponibilidade da máquina ficará ocupada, e, quando são pequenos, costumam ocorrer *setups* com frequência cada vez maior, mantendo este efeito. Esta é uma das principais diferenças entre os ambientes que operam em *Low-Mix, High-Volume* e os *High-Mix, Low-Volume*, uma vez que o primeiro faz trocas de *setup* eventuais. Por isso, empresas que operam em ambientes *High-Mix, Low-Volume* devem investir em redução dos tempos de troca de *setup*. Smith (2012) sugere como métrica, para avaliar o impacto das trocas de *setup* no tempo total de máquina disponível, uma razão entre o tempo gasto com atividades de troca

de *setup* ($time_{SUCD}$) e o tempo total que o produto utilizou a máquina ($time_{total}$), conforme a equação (2.1),

$$Impact_{Changeover} = \frac{time_{SUCD}}{time_{total}}. \quad (2.1)$$

Uma das principais ferramentas utilizadas por empresas que operam nestes ambientes de grande instabilidade são os sistemas flexíveis de manufatura ou FMS. Um FMS, do inglês (*Flexible Manufacturing System*), pode ser definido como um grupo de equipamentos ou células de manufatura ligadas por um sistema manipulador ou movimentador de material e outros equipamentos auxiliares. Estes equipamentos controlados por computador, sendo capazes de processar lotes de diversos tamanhos, especialmente médio e baixo volume, bem como uma gama variada de modelos diferentes de produtos. São capazes de elevar a flexibilidade a custos consideravelmente reduzidos devido ao seu alto nível de automação, sendo comum a utilização de máquinas de comando numérico e robôs em sua constituição (LIU; YE, 2011; QIANLIANG, 2011; YU-SOF; BUDIARTO; DERIS, 2011). Uma linha de produção SMT, do inglês *Surface Mounting Technology*, caracteriza-se como um FMS responsável pela inserção de componentes eletrônicos. O elevado nível de automação permite a produção de produtos eletrônicos com padrões de qualidade e velocidade elevados.

2.2 O problema da programação de *Flow Shop*

Para Morais e Moccelin (2010), em problemas de programação da produção (*production scheduling*), as restrições tecnológicas das atividades e os objetivos devem ser especificados, buscando com isso contribuições para diretrizes e métodos eficientes na utilização dos recursos em operação. Este trabalho aborda o *flow shop* permutacional como contexto de pesquisa. Allahverdi et al. (2008) e Morais e Moccelin (2010) descrevem a classificação de diversos tipos de problemas de programação da produção a partir dos fluxos encontrados no ambiente produtivo, conforme segue:

- *Job Shop* - cada tarefa tem sua própria ordem de processamento nos recursos produtivos;
- *Flow Shop* - todas as tarefas têm o mesmo fluxo de processamento nos recursos produtivos;
- *Open Shop* - não há especificação de fluxo para as tarefas serem processadas nos recursos produtivos;
- *Flow Shop* permutacional - é o *Flow Shop* onde a ordem de processamento das tarefas deve ser a mesma em todos os recursos produtivos;
- Máquina única - existe apenas um recurso produtivo disponível;

- Máquinas paralelas - estão disponíveis mais de um recurso produtivo para as mesmas operações;
- *Job Shop* com múltiplas máquinas - é o *job shop* onde, em cada estágio de processamento, há um conjunto de recursos produtivos em paralelo;
- *Flow shop* com múltiplas máquinas - é o *Flow Shop* onde, em cada estágio de processamento, há um conjunto de recursos produtivos em paralelo.

A clássica definição de um *flow shop* remonta aos trabalhos de Johnson (1954) e Bellman (1956) que o descrevem como um conjunto de n itens de produção e duas máquinas ($M1$ e $M2$), ou estágios de produção. Cada item deve passar através do estágio $M1$ e também do estágio $M2$. Cada estágio possui apenas uma máquina e é capaz de processar apenas um único item por vez. Para cada um dos itens, são atribuídos tempos adicionais de preparação (*setup*) para que o item seja processado em cada estágio. Uma simples regra de decisão que permite o sequenciamento ótimo dos itens, minimizando o tempo total transcorrido para a conclusão das operações, foi proposta por Johnson (1954) para o caso original com apenas dois estágios, ficando ela conhecida como "A regra de Johnson". A complexidade torna-se maior quando a quantidade de máquinas é maior do que duas, estes casos são tratados como um caso especial. Rahman, Sarker e Essam (2015a) e Xiao et al. (2015) discutem em seus trabalhos o caso do *Flow Shop* Permutacional, que adiciona à definição do *Flow Shop* convencional a característica limitante de que a sequência em que os diferentes produtos são processados se repete ao longo de todos os recursos (postos de trabalho), não podendo ser alterada ao longo do processo, ou seja, a sequência escolhida para o estágio 1 do processo será repetida em todos os demais estágios.

Para problemas de sequenciamento de *flow shop*, o rápido crescimento do número de soluções possíveis em função do número de estágios e tarefas torna o esforço computacional exigido para uma verificação exaustiva de todas as soluções tão elevado que acaba por inviabilizar esta opção, na maioria dos casos. O problema tradicional de *flow shop* permutacional assume as seguintes premissas (NAGANO; MOCCELLIN, 2008):

- (i) Cada estágio de produção possui apenas uma única máquina;
- (ii) As tarefas seguem exatamente a mesma sequência ao longo de todos os estágios (sequência permutacional);
- (iii) Tempos de processamento das tarefas são conhecidos e fixos;
- (iv) Tempos de *setup* de máquina são incluídos nos tempos de processamento das tarefas e são independentes da posição da tarefa na sequência de produção;
- (v) Cada tarefa é processada por apenas uma máquina por vez, e cada máquina não processa mais do que uma tarefa por vez;

(vi) Nenhuma tarefa pode ser antecipada em relação à sequência definida;

(vii) Todas as tarefas estão disponíveis para processamento na origem (tempo zero) da sequência

Pinedo (2012) propõe uma taxonomia para os problemas de sequenciamento definindo a forma de $\alpha|\beta|\gamma$, onde:

- α : Ambiente de máquinas, recebendo apenas uma entrada (Tabela 2);
- β : Descreve detalhes das características de processamento e restrições. Pode conter qualquer quantidade de entradas, inclusive nenhuma, dependendo das características do problema (Tabela 3);
- γ : Descreve o objetivo a ser minimizado e geralmente contém uma única entrada, exceto para problemas multiobjetivo (Tabela 4).

Tabela 2: Parâmetro α : ambiente

α	Ambiente
1	Máquina única
P_m	Máquinas paralelas idênticas
Q_m	Máquinas paralelas com velocidades diferentes
R_m	Máquinas independentes em paralelo
F_m	<i>Flow shop</i>
J_m	<i>Job Shop</i>
O_m	<i>Open Shop</i>

m = Número de máquinas

Tabela 3: Parâmetro β : Restrições/Características

β	Restrição/característica
r_j	Data de liberação
$prmp$	permitida preempção
$prec$	Restrições de precedência
S_{jk}	Tempos de <i>setup</i> dependentes da sequência
$fmls$	<i>Job families</i>
$batch(b)$	Processa lotes de b tarefas simultaneamente
$brkdw$	Quebras de máquinas
M_j	Restrições de máquinas
$prmu$	sequência permutacional
$block$	Com bloqueio
nwt	Não permite esperas
$rcrc$	Recirculação de tarefas

Tabela 4: Parâmetro γ : Objetivo

γ	Objetivo
T_j	Atraso
C_{max}	Makespan
L_{max}	Atraso máximo
$\sum W_j C_j$	Tempo de conclusão total ponderado
$\sum W_j (1 - e^{-x_j})$	Tempo total de conclusão ponderado descontado
$\sum W_j T_j$	Atraso total ponderado
$\sum W_j U_j$	Número ponderado de tarefas atrasadas

Portanto, segundo a classificação proposta por Pinedo (2012), pode-se classificar o problema abordado neste trabalho como:

$$F_m | prmu, S_{jk} | C_{max}, \quad (2.2)$$

ou seja, um *Flow Shop* com características permutacionais e tempos de *setup* dependentes da sequência, com o objetivo de minimizar o *makespan*. C_{max} representa o intervalo de tempo necessário para conclusão de todas as tarefas do lote, também chamado de *scheduling time* ou tempo total de produção (KAN, 2012; DAS; GUPTA; KHUMAWALA, 1995). No caso do *flow shop* permutacional, corresponde à soma dos tempos de conclusão da produção,

$$C_{max} = \sum_{i=1}^n C_i, \quad (2.3)$$

onde C_i representa o tempo de total de produção do produto i .

Este problema pertence à classe de complexidade NP-difícil (DAS; GUPTA; KHUMAWALA, 1995), o que exige grande esforço computacional para obtenção de soluções exatas, chegando ao ponto de inviabilizá-las. Desta forma, os esforços de pesquisa ao longo do tempo foram direcionados para o desenvolvimentos de abordagens por aproximação que são capazes de oferecer bons resultados, ainda que não necessariamente o melhor (ótimo global). Estas técnicas podem ser classificadas em dois grandes grupos, heurísticas específicas e metaheurísticas. Pode-se destacar algumas heurísticas específicas desenvolvidas para o problema do *flow shop* permutacional, como a apresentada por Campbell, Dudek e Smith (1970), Gupta (1972) e Miyazaki, Nishiyama e Hashimoto (1978), dentre outros trabalhos presentes na literatura. As metaheurísticas apresentam abordagens variadas, dividindo-se em abordagens baseadas em busca em trajetória e baseadas em busca populacional. A exemplo de abordagens de busca em trajetória pode-se citar a Busca Tabu (GAO; CHEN; DENG, 2013), *Simulated Annealing* como os mais populares, já dentre as abordagens populacionais destacam-se o Algoritmo Genético (TANG; LIU, 2002; VARADHARAJAN; RAJENDRAN, 2005), Colônia de Formigas (RAJENDRAN; ZIEGLER, 1997) e Evolução Diferencial (PAN; TASGETIREN; LIANG, 2008) dentre outras. Dentre as abordagens híbridas, que combinam buscas populacionais e em trajetória, Rahman, Sarker e Essam (2015b) tratam de problemas de aceitação de ordens de produção em *flow shop*

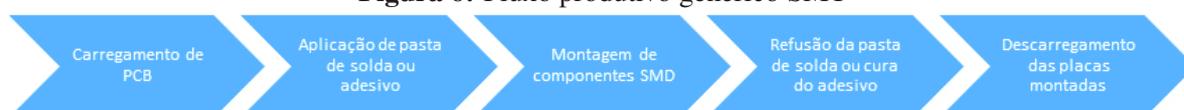
permutacional e Karray, Benrejeb e Borne (2015) propõem uma abordagem híbrida para o problema de sequenciamento.

Pan e Ruiz (2013) apresentam uma ampla revisão e avaliação das heurísticas destinadas à redução do tempo de atravessamento, e Ruiz e Maroto (2005) apresentam uma extensiva revisão bibliográfica de metaheurísticas propostas na literatura para a solução do problema do *Flow Shop* permutacional.

2.3 Processo produtivo SMT (*Surface Mounting Technology*)

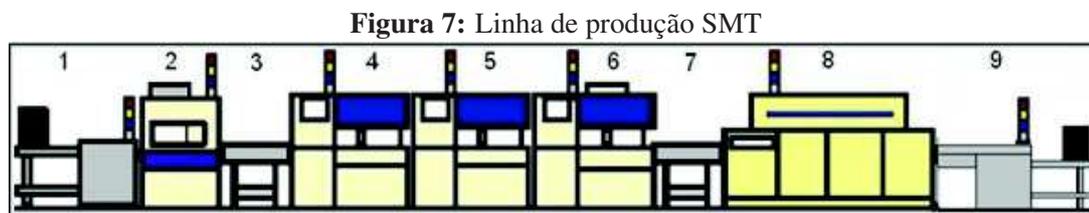
As placas de circuito impresso são componentes básicos da indústria eletrônica. A placa de circuito impresso é produzida em compósitos de fibra ou fenólicos não condutores com circuitos de cobre impressos em sua superfície. Estas placas constituem a base estrutural do circuito, onde são soldados os componentes eletrônicos. Os componentes eletrônicos podem ser divididos em duas categorias: os componentes SMD (*Surface Mounted Device*) e os PTH (*Pin Through-Hole*). Os componentes mais tradicionais são os PTH, também conhecidos popularmente como “convencionais” por terem sido, durante muitas décadas, a única opção. Os componentes SMD surgiram na metade dos anos 1960 a partir da necessidade de miniaturização dos produtos eletrônicos e via de regra possuem dimensões menores que os PTH. Uma das principais características dos componentes SMD no processo de manufatura é a soldagem na superfície da placa de circuito impresso, sem exigir furação para fixação do componente. Esta tecnologia de montagem é conhecida como SMT (*Surface Mounting Technology*). Esta característica permite opções de leiaute do circuito mais enxutas, reduzindo sensivelmente a área ocupada. Outro ponto relevante com o desenvolvimento desta técnica é a possibilidade de automação do processo produtivo na indústria eletrônica. A montagem dos componentes SMD ocorre, geralmente, através do processo de inserção automática, sendo os componentes posteriormente soldados pelo processo de refusão da pasta de solda, ou através do processo de soldagem por onda (DASILVA, 2010). Holcomb (1995) destacou em seu trabalho que a montagem de circuitos impressos exige agilidade e completa confiabilidade, o que só pode ser obtida com uso de maquinário automatizado. Na Figura 6, pode-se verificar um fluxo produtivo genérico SMT, desde o carregamento das placas de circuito impresso, passando pela aplicação de pasta de solda e montagem dos componentes, até passar pelos processos de refusão da pasta de solda e descarregamento das placas já soldadas.

Figura 6: Fluxo produtivo genérico SMT



Fonte: Autor

Conforme DaSilva (2010), existem inúmeras opções de equipamentos para executar este processo produtivo, da mesma forma podem ser encontradas muitas configurações de linhas ou células de montagem. Na Figura 7, exemplifica-se uma configuração de linha de montagem SMT.



Fonte: DaSilva (2010)

As máquinas apresentadas na Figura 7 representam a linha de produção pesquisada no trabalho de DaSilva (2010), que constituem uma linha de alto volume de produção comumente utilizada na indústria eletrônica de grande porte. Estes equipamentos podem ser descritos como:

1. *Loader* — responsável por alimentar a linha de produção com placas de circuito impresso (PCB), comunica-se com a próxima máquina da sequência alimentando-a automaticamente. Pode ser abastecida pelo operador através de racks ou pilhas de placas, no último caso, faz uso de ventosas pneumáticas para posicionar a PCB.
2. *Screen Printer*— responsável por depositar pasta de solda ou adesivo sobre as áreas de soldagem ou montagem dos componentes na PCB através do uso de *stencils*. Possui comando automático para alimentação da próxima máquina, assim como solicita abastecimento para a máquina anterior. Alguns modelos possuem inspeção de presença e forma da aplicação da pasta, conforme padrão de qualidade programado, e limpeza automática da área de aplicação em intervalos regulares.
3. *Conveyor 1* — conduz as placas de circuito impresso com pasta de solda aplicada, até a entrada da *Pick-and-Place*. Equipamento equivalente a uma esteira de transporte, porém realizando o transporte tocando a placa apenas em suas bordas para não sujá-la ou danificá-la. Conduz as placas de uma máquina à outra automaticamente.
4. *Pick-and-Place Chip Shooter* — responsável por inserir os componentes eletrônicos menores e de maior quantidade na placa de circuito impresso, em alta velocidade. Possui comando automático para alimentação da próxima máquina com execução da operação principal, assim como solicita abastecimento para a máquina anterior.
5. *Pick-and-Place Chip Shooter* — possui as mesmas características da anterior. É uma redundância utilizada para balancear e aumentar a capacidade da linha em termos de componentes inseridos em produções de alto volume.

6. *Pick-and-Place Multi-Function* — responsável por inserir os componentes eletrônicos maiores, ou de encapsulamentos mais complexos na PCB, com alinhamento de alta precisão. Possui os mesmos recursos das *pick-and-place chip shooter*, porém geralmente com capacidade de executar verificações automáticas mais criteriosas nos componentes antes de proceder com a montagem.
7. *Conveyor 2* — Conduz as placas de circuito impresso da última *Pick-and-Place* até o forno de refusão. Equipamento equivalente a uma esteira de transporte, porém realizando o transporte tocando a placa apenas em suas bordas para não sujá-la ou danificá-la. Conduz as placas de uma máquina à outra automaticamente.
8. *Reflow Oven* — responsável pela refusão da pasta de solda e, em alguns casos, a cura do adesivo e consequente fixação dos componentes eletrônicos na PCB. Possui múltiplas zonas de aquecimento controladas eletronicamente que, em conjunto com o controle de velocidade do transporte, permite controlar a curva de aquecimento das placas e soldagem dos componentes.
9. *Unloader* — responsável por recolher da linha de produção as Placas de Circuito Impresso já montadas e armazená-las em racks para posterior movimentação pelos operadores. Possui comando automático para recebimento e operação. Também possui *andon* que sinaliza a situação do equipamento, informando os estados de operação ou anormalidades para os responsáveis pelo processo.

As características sequenciais deste FMS, caracterizam um *flowshop*. O fato de as placas de circuito impresso durante a montagem serem transportadas diretamente de uma máquina para a máquina que executará a próxima operação, denota a característica permutacional. O tempo de *setup* deste sistema é dependente da sequência, uma vez que a quantidade de alimentadores a serem substituídos durante a troca pode variar em função dos modelos. Este conjunto de características demonstram que o problema de sequenciamento de um FMS responsável pela montagem de placas eletrônicas pode ser classificado como um $F_m|pmu, S_{jk}|C_{max}$, se o seu objetivo for a redução do *makespan*.

2.4 Sequenciamento da produção com tempos de preparação dependentes

Bellman (1956) define problema de sequenciamento da produção (*production scheduling problems*) como problemas onde, partindo de uma estrutura inicial fixa, deseja-se regular as entradas e as saídas do sistema, de forma a se obter um determinado nível de desempenho ou um determinado estado do sistema como um todo. O autor considera ainda como um problema de sequenciamento aqueles onde, baseando-se em determinados critérios de eficiência, deve-se determinar a estrutura ótima necessária para que as entradas e saídas atendam a estes critérios.

Existe um crescente interesse em problemas de programação da produção envolvendo os tempos de *setup*. Este movimento está relacionado ao impacto positivo gerado nos mais diversos processos produtivos quando as decisões de programação incluem as variáveis de tempos de *setup* (ALLAHVERDI et al., 2008). Com o aumento da demanda por produtos eletrônicos, os fabricantes visam tornar seus sistemas produtivos mais eficientes, reduzindo os tempos de *setup* para melhor responder às necessidades dos consumidores (SABOUNI; LOGENDRAN, 2013). Apesar de avanços consideráveis na redução de tempos de *setup*, como o uso de Sistema Flexível de Manufatura (FMS) ou a metodologia *Single-Minute Exchange of Die* (SMED), ainda existem ambientes produtivos com tempos de preparação potenciais à redução (ALLAHVERDI; GUPTA; ALDOWAISAN, 1999). Em casos nos quais os tempos de *setup* apresentam razão significativa comparado com os tempos de processamento, há a possibilidade de tratamento diferenciado dos tempos de preparação no ato da programação da produção, dada a relação direta com a disponibilidade dos recursos, custos, atendimento à demanda e otimização do critério competitivo adotado (BARROS; MOCCELIN, 2004). Na montagem de PCB, ambiente alvo desta pesquisa, as reduções dos tempos de *setup* estão associadas aos benefícios de reduções do tempo de entrega (*lead time*), estoque em processo (*work-in-process*) e do custo de produção (SABOUNI; LOGENDRAN, 2013). Para a formulação de uma estratégia de *setup*, cabem as colocações de Flynn (1987), que salienta que o tempo de duração da atividade de preparação está relacionado diretamente ao grau de similaridade entre as tarefas processadas sucessivamente. Segundo Wu e Ji (2010), a combinação de *feeders*, acessórios responsáveis pelo abastecimento automático de componentes eletrônicos, e o sequenciamento da produção são os dois problemas fundamentais de otimização na montagem de PCB. Em uma ordem sequencial, quanto maior a similaridade das tarefas a serem executadas, menor será o tempo requerido para o *setup*.

Cyr et al. (1997) destacam que os fabricantes de produtos eletrônicos estão inseridos em um ambiente altamente dinâmico, com demandas diversificadas e mercado evolucionário. Segundo Conceição et al. (2009), esse dinamismo se deve ao curto ciclo de vida dos produtos com altas taxas de inovação. Na busca por formas de lidar com estas características, uma variedade de trabalhos e estudos em sequenciamento de produção em fábricas de placa de circuito impresso pode ser encontrada na literatura internacional (LIN; CHANG, 2015; ALKAYA; DUMAN, 2015; WU; JI, 2010). Dentro deste universo, uma grande gama estuda a utilização do arranjo de *feeders* para reduzir os tempos de preparação e de operação. Wu e Ji (2010) destacam que os ambientes produtivos de alta variedade de modelos colocam as empresas montadoras de placas de circuito impresso no desafio de repetidos *setups* provocando o rearranjo dos *feeders* fixados na máquina. Alguns estudos, como (KNUUTILA; JOHNSON; NEVALAINEN, 2004) e (ROSSETI; STANFORD, 2003), buscam melhorar o agrupamento de montagens com maior similaridade em *setup*, tendo como objetivo reduzir as trocas de alimentadores necessárias. Outra vertente foca os estudos em um melhor arranjo dos *feeders*, de modo a serem obtidas vantagens na otimização do curso de deslocamento da cabeça da máquina responsável por coletar os com-

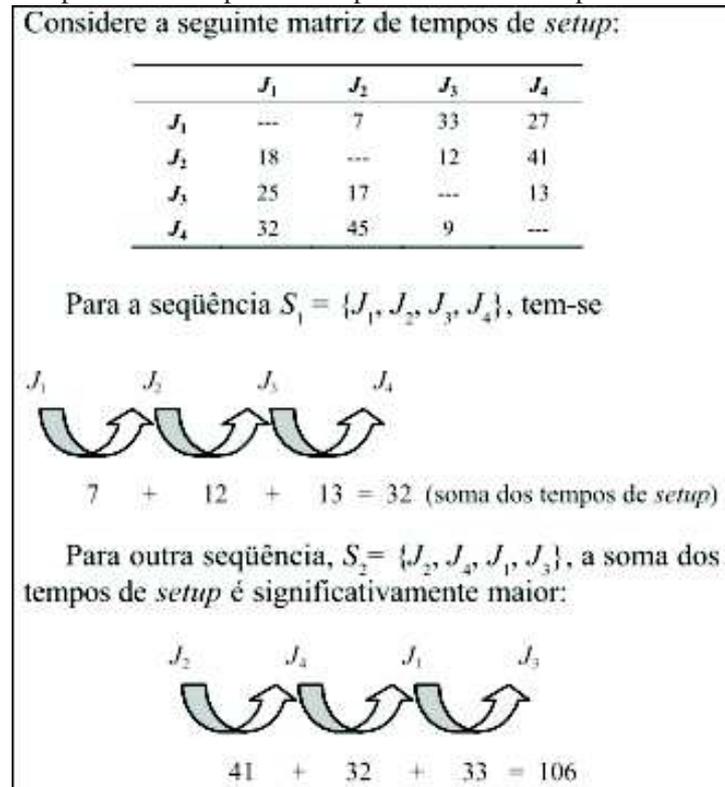
ponentes nos *feeders* e depositá-los na devida posição na PCB, reduzindo assim seu tempo de operação, como exemplos têm-se as pesquisas de Wu e Ji (2010), Ho e Ji (2004) e Sun, Lee e Kim (2005).

Andrés et al. (2005) afirmam em seu trabalho que, embora seja comum na literatura o tratamento de problemas de sequenciamento de Sistemas Flexíveis de Manufatura desprezando seus tempos de *setup*, por considerarem estes desprezíveis, em casos do mundo real, tempos de *setup* impactam no tempo de produção e por isso devem ser considerados. Isto é muito usual em linhas de inserção automática de componentes eletrônicos em placas de circuito impresso, segundo o mesmo autor. Segundo Allahverdi, Gupta e Aldowaisan (1999), quando os tempos de *setup* dependem tanto da tarefa a ser executada como da tarefa processada imediatamente antes no mesmo recurso produtivo, este é chamado de tempo de preparação dependente da sequência (*sequence-dependent*). Caracteriza-se pelo fato dos tempos de *setup*, para um mesmo recurso produtivo, após a execução de uma tarefa j , e para o processamento de uma tarefa i , ser diferente do tempo de preparação entre a mesma tarefa j e outra tarefa qualquer, por exemplo, k (BARROS; MOCCELIN, 2004). O sequenciamento de produção com tempos de *setup* dependentes da sequência é a situação mais complexa de sequenciamento envolvendo tempos de *setup* (ANDRÉS et al., 2005). Barros e Moccelin (2004) exemplificam o impacto na programação através do estudo de problemas com tempos de *setup* assimétricos e dependentes da sequência (ASDST – *Asymmetric Sequence Dependent Setup Times*). A Figura 8 mostra o tratamento de quatro tarefas considerando uma matriz de tempos de *setup*.

Este problema é abordado tradicionalmente através do modelo do Caixeiro Viajante (*Traveling Salesman Problem* – TSP). A tarefa do viajante é encontrar a mínima distância total necessária para visitar n cidades, passando apenas uma vez por cada uma delas, e retornar à cidade de origem. Do ponto de vista de sequenciamento, s_{ij} representa o tempo de *setup* para a tarefa j quando realizado imediatamente depois da tarefa i , correspondendo à distância entre as cidades i e j , e encontrar a sequência de produção que atenda a todas as tarefas, mas minimize os tempos de preparação, equivalendo a encontrar um circuito no TSP (PIZZOLATO; VÁSQUEZ; D'ÁVILA, 1999). Portanto, caso investigado, dado as características do ambiente dos negócios e do processo produtivo, existe a necessidade de tratamento das variáveis de tempo de *setup* na programação da produção.

2.5 Métodos metaheurísticos

A Pesquisa Operacional, segundo Moreira (2010), lida com problemas de como conduzir e coordenar certas operações em uma organização, podendo ser aplicada a diversas áreas, tais como indústria, transportes, finanças, etc. O autor ainda ressalta que a Pesquisa Operacional baseia-se, principalmente, no método científico para tratar de seus problemas, sendo a observação inicial e a formulação do problema entre os mais importantes passos do processo de solução de um problema. Dentre os problemas tratados pela Pesquisa Operacional no ambiente fabril,

Figura 8: Impacto dos tempos de setup assimétricos e dependentes da sequência

Fonte: Barros e Moccelin (2004)

estão os problema de sequenciamento da produção. O problema de sequenciamento de *Flow Shop* permutacional abordado neste trabalho é classificado como um problema de otimização combinatória (RAHMAN; SARKER; ESSAM, 2015a) de complexidade NP-difícil (GAREY; JOHNSON; SETHI, 1976b). Para problemas desta classe de complexidade a solução através de métodos determinísticos pode tornar-se inviável para instâncias de maior tamanho, o que leva à necessidade de abordagem através de métodos metaheurísticos (LOPES; TAKAHASHI, 2011). Para o problema tratado neste trabalho, para instâncias superiores a 8 produtos o tempo de cálculo por métodos determinísticos supera 30 horas utilizando o modelo apresnetado por Simões, Vecchia e DaSilva (2015), inviabilizando sua aplicação prática na indústria.

No contexto da otimização combinatória, os algoritmos utilizados para solução desta classe de problemas podem ser classificados como: exatos e aproximados (ROLI; BLUM; SAMPELS, 2008). Os algoritmos exatos são capazes de garantir a solução ótima de um problema de otimização combinatória para uma instância finita, em um determinado tempo (PAPADIMITRIOU; STEIGLITZ, 1982; WOLSEY; NEMHAUSER, 2014). Porém, para os problemas NP-difícil, não existem algoritmos capazes de obter uma solução ótima em tempo polinomial, assumindo-se que $P \neq NP$ (MICHAEL; DAVID, 1979). Nesta situação, os algoritmos exatos necessitam de tempo exponencial para obter a solução ótima, inviabilizando sua aplicação prática na maioria dos casos. Já os algoritmos aproximados, como as metaheurísticas, renunciam à garantia de se obter a solução ótima, para obter soluções que sejam consideradas boas em um tempo

computacional suficientemente pequeno para viabilizar a sua aplicação prática.

O termo *metaheuristic* (metaheurística) foi cunhado por Glover (1986), e refere-se a uma estratégia “mestre” que guia e modifica outras heurísticas para produzir soluções além das que são normalmente geradas em buscas locais. As heurísticas guiadas por estas meta-estratégias podem ser procedimentos de alto nível ou apenas incorporar a descrição dos movimentos possíveis para transformar uma solução em outra (GLOVER; LAGUNA, 1997).

Ao longo dos anos, muitas metaheurísticas foram propostas na literatura, sendo aplicadas a praticamente todos os problemas combinatórios conhecidos. Alguns trabalhos ainda detalham a hibridização de metaheurísticas, aproveitando qualidades diferentes para potencializar as buscas por soluções de qualidade superior. Encontram-se na literatura muitos procedimentos metaheurísticos aplicáveis à solução do problema de sequenciamento do *Flow shop*, tais como Sukkerd e Wuttipornpun (2016) que apresenta um algoritmo híbrido para planejamento da capacidade de material, Cui et al. (2016) que propõem um algoritmo genético híbrido para *flow shop* não permutacional, e Arfa e Driss (2016) que propõem uma aplicação de Busca Tabu. Destacam-se as aplicações de Busca Tabu e Algoritmo Genético, além de aplicações híbridas.

2.5.1 Busca Tabu

A Busca Tabu é uma metaheurística baseada em busca local, com sua origem atribuída aos trabalhos independentes de Glover (1986) e Hansen (1986), embora na literatura seja aceito que muitos dos componentes presentes nesta primeira proposta de Busca Tabu já haviam sido apresentados por Glover (1977). Originalmente, a Busca Tabu foi proposta como uma técnica para guiar uma heurística de busca local tradicional na exploração do espaço de soluções além da otimalidade local, usando para isso basicamente estruturas de memória. Souza (2013) acrescenta que ela é uma das metaheurísticas mais usadas, e seu sucesso decorre de sua eficiência em produzir soluções de alta qualidade para vários problemas combinatórios, entre os quais: programação de horários (SANTOS; OCHI; SOUZA, 2005; SOUZA; MACULAN; OCHI, 2004), roteirização (ARCHETTI; SPERANZA; HERTZ, 2006; CORDEAU et al., 2002; GENDREAU et al., 1999) e sequenciamento de produção (ALLAHVERDI et al., 2008).

Como é característico das técnicas baseadas em busca local, a Busca Tabu parte de uma solução inicial, movendo-se através do espaço de soluções de uma solução para outra que esteja em sua vizinhança. A estrutura de vizinhança, que consiste dos tipos de heurísticas de busca local que serão empregados, irá determinar a forma como devem ocorrer estes movimentos entre as possíveis soluções. Além da definição da forma como deve ser gerada a solução inicial e a estrutura de vizinhança, que são os componentes típicos de técnicas baseadas em busca local, o algoritmo da Busca Tabu exige também que sejam especificados os seguintes componentes básicos (SOUZA, 2013): (1) critério de escolha da próxima solução vizinha; (2) seleção dos atributos do movimento; (3) memória de curto prazo para armazenar as regras de proibição (lista tabu); (4) número de iterações que o atributo selecionado permanecerá proibido (tamanho

da lista tabu); (5) critério de aspiração e (6) critério de parada.

Um algoritmo com estes componentes básicos é o mais difundido, sendo suficiente para resolver satisfatoriamente muitos problemas combinatórios (GLOVER; LAGUNA, 1997). Porém, a Busca Tabu pode apresentar formas mais sofisticadas de aplicação incluindo a utilização de memória de longo prazo para aplicação de estratégias de intensificação ou diversificação, reconexão por caminhos e oscilação estratégica, de forma a proporcionar à técnica mais recursos na exploração do espaço de soluções (SOUZA, 2013).

O algoritmo 1, adaptado de Fraga (2007), apresenta a Busca Tabu na sua forma canônica. Os parâmetros principais de controle do algoritmo são a cardinalidade $|T|$ da lista tabu, o critério de aspiração, a cardinalidade do conjunto V de soluções vizinhas testadas em cada iteração e o critério de parada. Os critérios de parada comumente utilizadas são (SOUZA, 2013): (a) o número de iterações sem melhora na solução global e (b) o tempo de processamento máximo permitido.

```

1 início
2   Declarar  $f_{min}$ ,  $BTmax$ ,  $S$ ,  $S^*$ ,  $S'$ ,  $Iter$ ,  $MelhorIter$ ,  $T$  ;
3    $BTmax$ = Número máximo de iterações melhoria;
4    $fmin$ = Valor ótimo conhecido, ou  $fmin=0$ ;
5   Escolha (ou construa) uma solução inicial  $S$ ;
6    $S^* = S$ ;                                     {Melhor solução obtida até então}
7    $Iter = 0$ ;                                     {Contador do número de iterações}
8    $MelhorIter = 0$ ;                               {Iteração mais recente que forneceu  $S^*$ }
9    $T = \emptyset$ ;                                  {Lista Tabu}
10  Inicialize a função de aspiração  $a$ ;
11  enquanto ( $f(s) > f_{min}$  e  $Iter - MelhorIter < BTmax$ ) faça
12     $Iter = Iter + 1$ ;
13    Seja  $S' = S \oplus m$  o melhor elemento de  $V \subset N(s)$  tal que o movimento  $m$  não
        seja tabu ( $m \notin T$ ) ou  $S'$  atenda a condição de aspiração ( $f(S') < a(f(S))$ );
14    Atualize a lista tabu  $T$ ;
15     $S = S'$ ;
16    se ( $f(S) < f(S^*)$ ) então
17       $S^* = S$ ;
18       $MelhorIter = Iter$ ;
19    Atualize a função de aspiração  $a$ ;
20     $S = S'$ ;
21  fim
22  retorne  $S^*$  e  $f(S^*)$ 
23 fim

```

Algoritmo 1: Busca Tabu

2.5.1.1 Espaço de busca e estrutura de vizinhança

O espaço de busca e a estrutura de vizinhança são os dois elementos fundamentais de qualquer busca local, e sendo a Busca Tabu um método baseado em busca local, estes também se fazem fundamentais para seu funcionamento. O espaço de busca pode ser definido, basicamente, como o conjunto de todas as possíveis soluções que podem eventualmente serem visitadas durante a busca. Neste conjunto, podem estar contidas todas as soluções do espaço, pode ser limitado a apenas soluções factíveis, ou ainda apenas soluções que atendam a um determinado critério de qualidade. As restrições do espaço de busca pode trazer alguns benefícios em termos de velocidade para o algoritmo, porém pode trazer consequências indesejáveis. Por restringir o espaço de busca, eventualmente soluções de boa qualidade, e vizinhas de soluções ignoradas, serão consequentemente ignoradas. Portanto, em muitos casos, é desejável que o espaço de busca contenha também soluções não factíveis, e por vezes isto é necessário (GENDREAU, 2003).

Intimamente ligado ao espaço de busca, está a estrutura de vizinhança. Esta estrutura, aplicada a cada iteração da Busca Tabu, irá determinar as transformações necessárias em uma solução inicial S , definindo um subconjunto de soluções vizinhas, denotado por $N(S)$ (vizinhança de S). Formalmente, conforme Gendreau (2003), $N(S)$ é um subconjunto do espaço de busca definido por:

$$N(S) = \text{Soluções obtidas pela aplicação de uma transformação local de } S. \quad (2.4)$$

A aplicação de estruturas de vizinhança do tipo *Swap* (troca) e *Add/Drop* (inserção/retirada) são comuns em problemas permutacionais (GENDREAU, 2003). Em aplicações da Busca Tabu a problemas combinatórios, onde a exploração completa da vizinhança é demasiado custosa computacionalmente, pode-se utilizar o que é chamado na literatura de lista de candidatos. Em uma lista de candidatos, a análise da vizinhança N da solução corrente é limitada a um subconjunto V desta vizinhança. Tipicamente, são analisadas apenas as soluções “promissoras”, isto é, as soluções que satisfazem a um determinado critério (SOUZA, 2013).

2.5.1.2 Tabus

O dicionário *webster* define tabu como “designado como encarregado de poder sobrenatural perigoso e proibido de emprego ou contato profano”. A Busca Tabu apropria-se da parte que se refere à proibição de emprego e contato a que o termo se refere. O caráter tabu assumido pelas soluções recém visitadas é que distingue a Busca Tabu das demais metaheurísticas baseadas em busca local.

O objetivo do emprego de tabus é impedir que a busca retorne a soluções anteriormente visitadas, realizando movimentos cíclicos, quando estiver se movendo de um ótimo local para

outro, em uma vizinhança. Desta forma, para prevenir que ocorram movimentos que conduzam a soluções visitadas anteriormente, estes são armazenados na memória de curto prazo, chamada Lista Tabu, por um determinado número de iterações. Esta prática permite também uma maior exploração do espaço de soluções, visto que obriga a busca a fugir de ótimos locais, mesmo que esta fuga leve, inicialmente, a soluções piores.

Há muitas estratégias diferentes para a construção da Lista Tabu para cada contexto, uma delas é armazenar na memória a solução completa que foi visitada, porém, tende a ser computacionalmente custosa a verificação da lista a cada iteração, além de consumir uma grande quantidade de memória, inviabilizando a sua utilização em problemas combinatórios de escala maior. O mais comum nestes casos é o registro dos últimos movimentos de transformação realizados na solução S , de forma a proibir transformações inversas, ou seja, não permitir que um movimento recente seja desfeito. Na literatura, pode-se encontrar ainda outras formas, baseadas em características específicas das soluções obtidas e dos movimentos.

Glover e Laguna (1997) definem a Lista Tabu padrão como a implementação de uma lista circular de tamanho fixo. O tamanho da lista indica a quantidade máxima de iterações que cada solução ou movimento deve permanecer como tabu para cumprir o seu papel de impedir o retorno a uma solução visitada anteriormente. Por isso, o tamanho da lista tabu é comumente referenciado como a duração das regras de proibição ou duração tabu (*tabu tenure*) (SOUZA, 2013). A lista tabu deve ser longa o suficiente para prevenir a existência de ciclagem e pequena o suficiente para não proibir muitos movimentos, o que poderia encerrar a busca prematuramente.

2.5.1.3 Critério de aspiração

Uma vez que a principal característica da Busca Tabu é o emprego do caráter tabu para soluções recém visitadas, eventualmente as regras de proibição tornam-se excessivamente restritivas na tentativa de impedir a ciclagem. Porém, estes excessos provocam um efeito colateral indesejado que leva o processo de busca a ignorar soluções promissoras, por estas se originarem de movimentos tabu. O excesso de restrição pode ainda provocar uma estagnação geral na busca, devido ao grande número de soluções descartadas por serem advindas de movimentos tabu. Para evitar este problema utiliza-se o critério de aspiração, que consiste em uma medida que permite perdoar o caráter tabu de uma solução, dependendo do critério adotado. Por exemplo, ao se avaliar uma solução gerada a partir de um movimento tabu e caso esta seja uma solução promissora ainda não visitada, ainda que originada de um movimento tabu, a regra de proibição pode ser revogada de forma a aceitar esta solução (GLOVER; LAGUNA, 1997). Souza (2013) destaca três critérios de aspiração considerados os mais empregados:

- **Aspiração por objetivo global:** Consiste em retirar o *status* tabu de um movimento se for produzir uma solução com a melhor avaliação global;

- **Aspiração por objetivo regional:** Um movimento tabu perde seu *status* quando for gerada uma solução melhor que a melhor encontrada na região atual de busca;
- **Aspiração *Default*:** Se todos os movimentos possíveis são tabus e não é possível aplicar outro critério de aspiração, então o movimento mais antigo perde sua condição de tabu.

O critério de aspiração por objetivo global é o mais popular na literatura. Glover e Laguna (1997) destacam que muitos outros, e mais complexos, critérios de aspiração podem ser encontrados na literatura, porém raramente são utilizados por estarem, em geral, intimamente ligados à situação problema. Os mesmos autores ainda reforçam que novos critérios podem ser criados, pois a ideia básica é que se uma solução é tabu mas é a melhor solução obtida até então, o tabu deve ser revogado.

2.5.1.4 Critério de parada

A Busca Tabu na forma como foi concebida, teoricamente, permite que o processo de busca se estenda indefinidamente, na busca por soluções melhores. Obviamente, em aplicações reais, não se dispõe de tempo ilimitado para processamento. Para tanto, faz-se necessário o emprego de algum critério de parada, para que seja identificado o momento em que o processo de solução deve ser encerrado. Glover e Laguna (1997) destacam os seguintes critérios de parada mais empregados:

- Número máximo de iterações (ou número máximo de ciclos de CPU);
- Número máximo de iterações sem ocorrer nenhuma melhora na função objetivo (este é o critério utilizado na maioria das aplicações);
- Valor da função objetivo, conhecido previamente.

2.5.2 Algoritmo Genético

A evolução biológica efetua uma pesquisa num espaço de grandes dimensões e complexidade, constituído por todas as possíveis combinações genéticas que podem ser geradas. Alguns dos elementos pertencentes a este espaço de procura poderão originar organismos viáveis. O processo evolutivo contribui para a obtenção de um conjunto de indivíduos bem adaptados ao meio ambiente em que se encontram. De acordo com os pressupostos apresentados por Darwin, o processo de evolução natural recorre a dois mecanismos básicos: a seleção e a reprodução com variação (PEREIRA, 2013).

Ao longo das décadas de 1950 e 1960, muitos cientistas da área de computação estudaram de forma independente sistemas evolucionários, com a ideia de que os princípios da evolução poderiam ser aplicados como uma ferramenta de otimização em problemas de engenharia. A ideia principal reside em, evoluir uma população de soluções candidatas para um dado

problema, usando operadores inspirados na variação genética natural e seleção natural (MITCHELL, 1998).

Os algoritmos genéticos foram inventados por John Holland na década de 1960 e foram desenvolvidos por ele, seus estudantes e seus colegas de trabalho na *University of Michigan* ao longo das décadas de 1960 e 1970. Ao contrário das circunstâncias que originaram as Estratégias de evolução e a Programação evolucionária, o objetivo original de Holland não era desenvolver algoritmos para solucionar problemas específicos, mas sim estudar formalmente o fenômeno da adaptação, como ele ocorre e quais seriam as formas de importar estes mecanismos naturais para dentro de um sistema computacional (MITCHELL, 1998).

O Algoritmo Genético de Holland consiste em um método para se mover de uma população de "cromossomos" para uma nova população usando uma espécie de "seleção natural" juntamente com operadores genéticos inspirados de cruzamento, mutação e inversão (MITCHELL, 1998). Cada cromossomo é constituído de uma cadeia de genes (por exemplo, uma cadeia de bits ou uma permutação de valores inteiros) e cada alelo representa uma instância alternativa de um determinado gene. O operador de seleção escolhe quais cromossomos poderão se reproduzir, em geral com os cromossomos melhor adaptados gerando mais descendentes do que os menos adaptados. O cruzamento das subpartes de dois cromossomos imita a recombinação biológica entre dois organismos de cromossomos únicos (células haploides). Mutações aleatórias alteram os valores dos alelos de algumas posições no cromossomo. A inversão, inverte a ordem de uma seção contígua de um cromossomo, rearranjando assim a ordem em que os genes estão dispostos. Comumente na maior parte da literatura sobre Algoritmos Genéticos, cruzamento e recombinação são tratados com o mesmo significado (MITCHELL, 1998).

2.5.2.1 Operadores genéticos

Um Algoritmo Genético possui basicamente três tipos de operadores genéticos fundamentais: seleção, recombinação (ou cruzamento) e mutação. Embora não faça parte da forma canônica do Algoritmo Genético, é possível encontrar na literatura algumas aplicações com a utilização de um quarto operador chamado de epidemia ou cataclisma, como os utilizados por Chiwiacowsky e Campos Velho (2003) e Guang (2012). O operador de seleção é responsável por indicar quais indivíduos irão ser empregados na etapa de recombinação para a formação da próxima geração. O operador de recombinação permite que características de indivíduos selecionados sejam transmitidas para a próxima geração e combinadas nos novos indivíduos que irão constituí-la. O operador de mutação promove uma certa diversificação à população das gerações futuras. Pereira (2013) salienta que a forma de implementação depende da forma de codificação escolhida para representar as soluções, porém destaca que existem princípios genéricos associados ao funcionamento destes operadores que são descritos a seguir:

- **Seleção:** Os operadores de seleção usados para direcionar o processo de busca por regiões promissoras no espaço de busca. Tais métodos são utilizados para selecionar os indiví-

duos que serão submetidos aos demais operadores (BÄCK; FOGEL; MICHALEWICZ, 2000; HICKS, 2006; PINHO et al., 2013). A estratégia de seleção adotada irá determinar quais indivíduos irão se reproduzir, fazendo com que indivíduos melhores tenham maiores chances de se tornar um progenitor. Entretanto, indivíduos piores não devem ser completamente descartados, pois recebendo uma chance de serem selecionados podem levar a transmissão de material genético útil para a geração futura de boas soluções (TALBI, 2009). Dentre os principais operadores de seleção, pode-se citar a seleção proporcional (Roleta simples) (HOLLAND, 1992), seleção estocástica universal, seleção por torneio (TELES; GOMES, 2010) e seleção elitista (BARBOZA, 2005). Neste trabalho, foi utilizado o método de seleção por torneio, onde dois indivíduos são sorteados aleatoriamente da população atual para competirem pelo direito de reproduzir. Com uma probabilidade p_m o melhor adaptado é o vencedor e irá se reproduzir com o vencedor de outra dupla sorteada da mesma forma. Com uma probabilidade de $1 - p_m$ eventualmente o competidor menos adaptado poderá vencer e obter o direito a se reproduzir.

- **Recombinação:** Operador estocástico que efetua a troca de material genético entre dois progenitores, conduzindo à criação de dois novos indivíduos (os descendentes). Estes serão formados por sequências genéticas parciais de cada um dos elementos originais. O operador de recombinação, ou cruzamento, é considerado o principal responsável pela pesquisa efetuada por um Algoritmo Genético. O objetivo central da sua aplicação é simples de compreender: ele atua sobre os indivíduos que foram selecionados da população atual, ou seja, são soluções com algum potencial para gerar indivíduos melhores. A combinação de características complementares de indivíduos promissores poderá originar novas soluções que integrem as vantagens de ambos e que possuam uma melhor aptidão para o problema que está em estudo. Dentre os operadores de recombinação propostos na literatura, para este trabalho, optou-se pela recombinação por ordem (*order crossover*) (TALBI, 2009; PEREIRA, 2013) que preserva a ordem, adjacência e posições absolutas de alguns elementos e a ordem relativa dos elementos restantes e pelo operador *Fragment Reordering Crossover* (LEVITIN; RUBINOVITZ; SHNITS, 2006) que ao contrário do anterior preserva as precedências entre os elementos da permutação.
- **Mutação:** Operador unário que atua sobre as soluções resultantes da recombinação e que altera ligeiramente algumas das suas características (TALBI, 2009). Em um Algoritmo Genético, a mutação é um processo completamente aleatório e tem como objetivo manter um nível de diversidade adequado na população, garantindo que informações genéticas que eventualmente desapareçam tenham a possibilidade de reaparecer com o passar das gerações. A não utilização deste tipo de operador pode levar a uma rápida convergência da população para um mesmo cromossomo, prejudicando o processo evolutivo. Em aplicações onde a representação da solução não é constituída por elementos binários (por exemplo, em permutações do tipo $S = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8\}$), o operador de mutação

não pode considerar genes individualmente, já que nestes casos isto poderia acarretar em soluções inválidas por não conter todos os genes ou conter genes repetidos. Para estes casos, existem operadores de mutação padronizados que são habitualmente aplicados a permutações: mutação por troca (*swap mutation*), mutação por inserção (*insert mutation*), mutação por deslocamento (*displacement mutation*) ou mutação por inversão (*inversion mutation*) (PEREIRA, 2013). Neste trabalho foram utilizados os operadores *swap*, 2-OPT e 3-OPT que serão detalhados no capítulo 3.

- **Epidemia/Cataclisma:** De forma a impedir a convergência prematura da população, que ocasiona a perda de diversidade, alguns autores propõem a utilização de um operador de cataclisma ou epidemia. O operador mimetiza os cataclismas que ocorrem no curso da história da natureza (epidemias, terremotos, inundações, erupções vulcânicas e glaciações), onde muitas espécies são extintas com alguns poucos sobreviventes de espécies melhor adaptadas (ZHANG et al., 2007). O objetivo deste operador é eliminar massivamente a população atual, preservando apenas os indivíduos melhor adaptados. Os indivíduos eliminados são substituídos por novos indivíduos gerados aleatoriamente, que comporão a população que continuará o processo de evolução nas próximas gerações (CHIWIACOWSKY; CAMPOS VELHO, 2003). Embora a ocorrência de cataclismas no processo de evolução previna a prematura convergência da população, a excessiva ocorrência pode tornar a convergência demasiadamente lenta (GUANG, 2012). Neste trabalho utilizou-se o operador proposto por Chiwiacowsky e Campos Velho (2003), porém mantendo apenas o melhor indivíduo como sobrevivente.

2.5.2.2 Estrutura do Algoritmo Genético

Inspirado na evolução natural, o Algoritmo Genético processa uma população constituída de um determinado conjunto de soluções candidatas que fazem parte do espaço de busca. Em geral, esta população de soluções é, inicialmente, gerada aleatoriamente. A cada iteração, chamada de geração na literatura sobre Algoritmos Genéticos, esta população sofre transformações através de mecanismos de evolução. O objetivo é encontrar uma solução de qualidade elevada (ou ótima) para o problema que está sendo resolvido. Segundo Pereira (2013), estas transformações são efetuadas pelo emprego de operadores genéticos, da seguinte forma:

- Os elementos mais aptos de uma determinada geração são selecionados para servirem de progenitores das soluções que irão constituir a geração seguinte. Na maior parte dos casos, o operador de seleção é probabilístico.
- Operadores de transformação, designados operadores genéticos, atuam sobre os elementos selecionados gerando novas soluções.

Pereira (2013) ainda destaca que existem duas decisões cruciais que é necessário tomar quando se pretende aplicar um Algoritmo Genético na resolução de um problema:

- Escolha da representação para as soluções (codificação) que fazem parte do espaço de busca;
- Definição da função de aptidão (*fitness*) que associe a cada solução uma medida de qualidade, representando a sua capacidade para resolver o problema em estudo.

A estrutura genérica de um Algoritmo Genético é apresentada pelo algoritmo 2, proposto por Mitchell (1998).

```

1 início
2   Gerar aleatoriamente uma população inicial de cromossomos;
3   enquanto Critério de parada não satisfeito faça
4     Calcular o valor de aptidão  $f(x)$  de cada cromossomo  $x$ 
5     repita
6       Selecionar dois cromossomos progenitores a partir da população atual com
7         base na aptidão;
8       se Condição de cruzamento satisfeita então
9         Realizar cruzamento;
10        Gerar dois novos descendentes;
11      senão
12        Novos descendentes serão cópias dos progenitores;
13      fim
14      se Condição de mutação satisfeita então
15        Escolher pontos de mutação;
16        Realizar a mutação nos novos descendentes gerados;
17      Avaliar a aptidão dos descendentes;
18      Incluir os novos descendentes na nova população;
19    até Terem sido gerados descendentes suficientes;
20  Substituir a população atual pela nova população;
21 fim

```

Algoritmo 2: Algoritmo Genético

Devido ao mecanismo de seleção, a qualidade média dos elementos que constituem a população apresenta tendência para aumentar ao longo do tempo (PEREIRA, 2013). Os operadores genéticos são os responsáveis pela obtenção de novas soluções ao mesmo tempo que garantem a diversidade de soluções ao longo das gerações.

2.5.2.3 Critério de parada

À medida que o número de gerações aumenta, um Algoritmo Genético converge gradualmente para regiões do espaço de busca onde se encontram soluções promissoras. Como é

natural dos processos evolutivos, a menos que seja interrompido, ele seguirá evoluindo indefinidamente. Porém, no contexto da otimização este processo precisa ser interrompido em algum momento devido a limitação de recursos e tempo. Portanto, deve-se designar um critério de parada para interromper o processo evolutivo. Os critérios mais comuns são (PEREIRA, 2013):

- Número limite de gerações;
- Descoberta de uma solução com qualidade pretendida;
- Inexistência de melhoria durante um determinado número de gerações.

Neste trabalho, de forma a controlar o tempo de execução do processo, optou-se pela utilização do critério de parada por número limite de gerações.

2.5.3 Algoritmos Híbridos

A combinação de uma determinada metaheurística com outra técnica de otimização é identificada na literatura como uma metaheurística híbrida (ROLI; BLUM; SAMPELS, 2008).

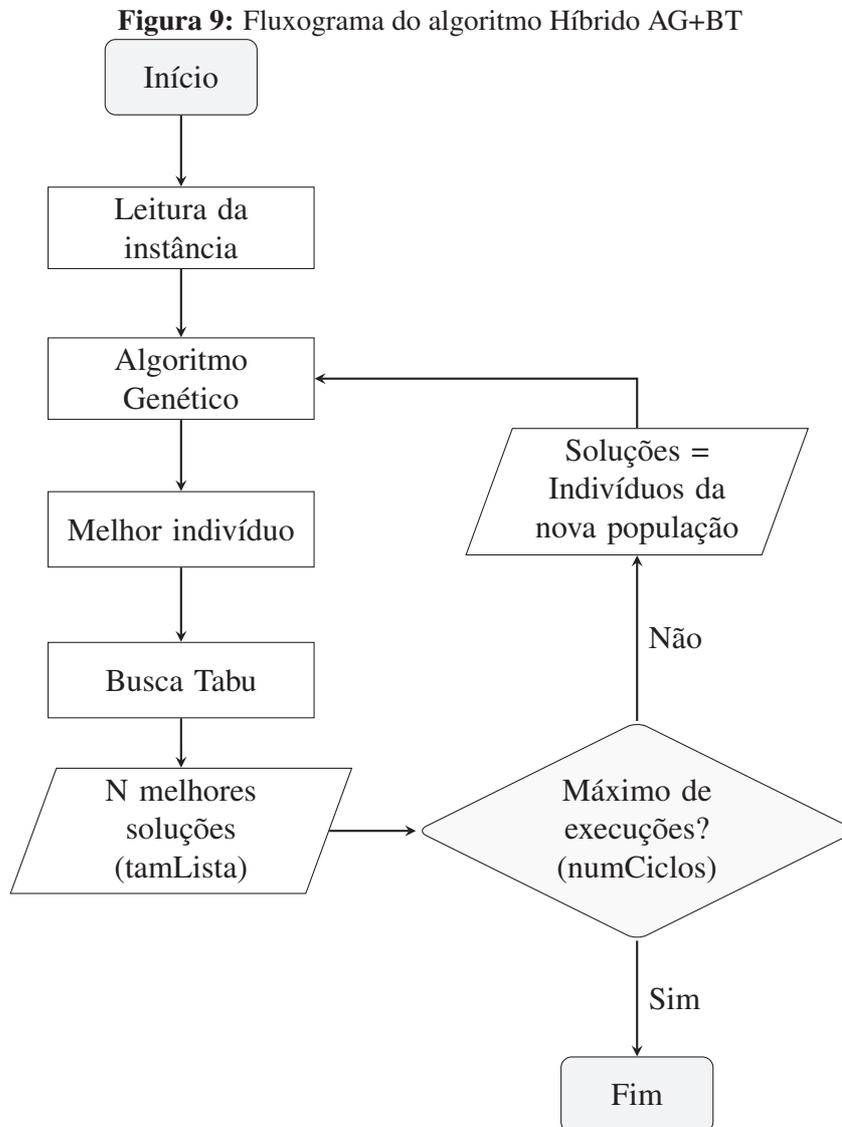
As primeiras duas décadas de pesquisas em metaheurísticas, desde a década de 1970, foram caracterizadas pela exaustiva aplicação das metaheurísticas consideradas *benchmark*. Mais recentemente, tornou-se evidente que a concentração de esforços na aplicação de metaheurísticas individuais pode tornar-se restritiva demais. Atualmente, observa-se um consenso sobre a vantagem de combinar componentes de diferentes técnicas de busca e uma forte tendência do uso de técnicas híbridas nas áreas de Pesquisa Operacional e Inteligência Artificial (ROLI; BLUM; SAMPELS, 2008). Esta consolidação das metaheurísticas híbridas também é demonstrada por publicações propondo classificações, taxonomias e visões gerais sobre o assunto (PUCHINGER; RAIDL, 2005; RAIDL, 2006; TALBI, 2002; MILANO; ROLI, 2004).

De forma a promover comportamentos mais eficientes e prover maior flexibilidade ao lidar com problemas de larga escala do mundo real, a hibridização pode ser abordada de duas formas, ou combinando forças complementares de mais de uma metaheurística ou a sua combinação com algoritmos exatos ou métodos de programação matemática (ROLI; BLUM; SAMPELS, 2008).

As metaheurísticas híbridas estão sujeitas a uma classificação segundo a forma como interagem, sendo divididas em combinações colaborativas e combinações integrativas (PUCHINGER; RAIDL, 2005; RAIDL, 2006). A combinação colaborativa baseia-se na troca de informações entre as técnicas de otimização que compõem a hibridização, processando esta informação sequencialmente ou de forma paralela.

Neste trabalho, optou-se pelo uso combinado das metaheurísticas Algoritmo Genético (AG) e Busca Tabu (BT). É possível encontrar na literatura inúmeras aplicações híbridas recentes desta combinação de metaheurísticas. Liu et al. (2016) apresentam uma abordagem do problema do plano de carregamento para indústrias siderúrgicas através de um algoritmo híbrido

AG+BT. Gonçalves Júnior (2016) aborda o problema de carregamento de navios considerando a estabilidade da embarcação, utilizando para isso também um algoritmo AG+BT sequencial, conforme ilustra a Figura 9. Esta foi a abordagem utilizada neste trabalho.



Fonte: Adaptado de Gonçalves Júnior (2016)

Através desta combinação colaborativa sequencial, buscou-se explorar a complementação entre a grande diversificação proporcionada pelo Algoritmo Genético e a intensificação característica da Busca Tabu.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

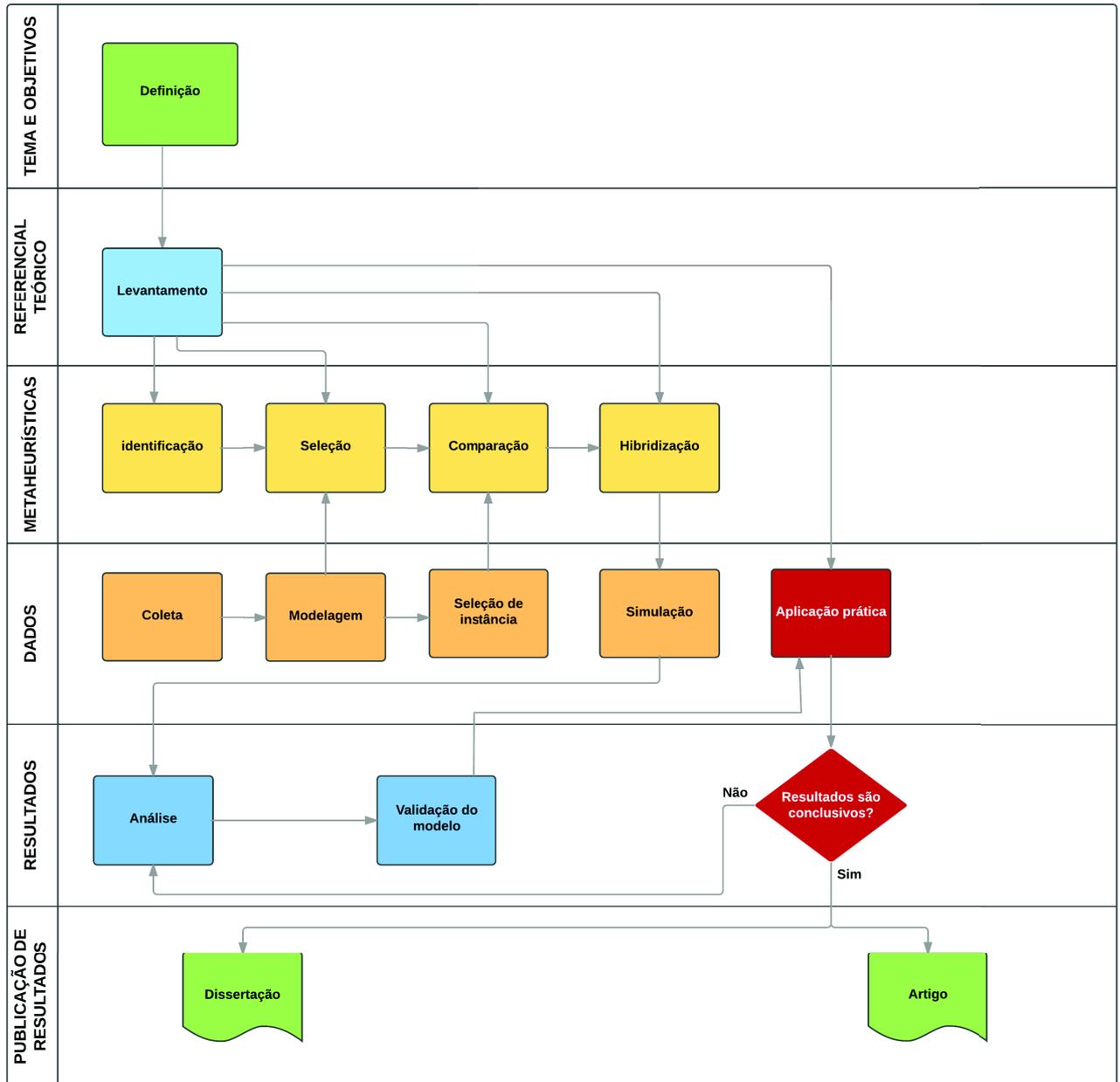
Neste capítulo, é descrito o delineamento desta pesquisa, que embasa os procedimentos adotados para sua condução. De acordo com os critérios de Manson (2006), o presente trabalho, em função do interesse prático que busca uma aplicação com resultado voltado à solução de um problema específico, classifica-se quanto à sua natureza como uma pesquisa aplicada, de abordagem quantitativa, utilizando técnicas de pesquisa operacional para embasar cientificamente o processo de tomada de decisão e formulação do modelo proposto. Segundo os critérios apresentados por Miguel et al. (2012), esta pesquisa classifica-se como uma pesquisa quantitativa empírica normativa, pois visa o desenvolvimento de estratégias e ações que melhorem a situação corrente de um ambiente real. Como abordagem metodológica, inicialmente aplica-se uma pesquisa bibliográfica que se constitui no referencial teórico e teve como objetivo o aprofundamento do pesquisador nos temas relevantes para a investigação e execução das demais etapas.

A pesquisa operacional é uma abordagem científica para auxiliar no processo de tomada de decisões, que procura determinar como melhor projetar, planejar e operar sistemas, usualmente sob condições que requerem alocações eficientes de recursos escassos (ARENALES et al., 2015). A modelagem quantitativa tem sido o cerne da metodologia da pesquisa operacional, desde seu advento na Inglaterra nas primeiras décadas do século passado, quando inicialmente modelos quantitativos foram elaborados para a resolução de problemas reais em gestão da produção (MIGUEL et al., 2012; NAHMIA; OLSEN, 2015). Segundo Miguel et al. (2012), a construção de um modelo de pesquisa operacional, em geral, envolve dois processos de abstração. Segundo os mesmos autores, inicialmente o sistema real, com grande número de variáveis, é abstraído em um modelo conceitual no qual apenas uma fração das variáveis originais estão incorporadas. Em seguida, o modelo conceitual é abstraído em um modelo matemático analítico (descrição das relações do sistema por funções matemáticas) ou em um modelo experimental de simulação (descrição através de relações lógicas). A Figura 11 ilustra de forma simplificada a abordagem de solução de problemas utilizando modelagem matemática.

A formulação (modelagem) define as variáveis de interesse e estabelece as relações matemáticas para descrever o comportamento relevante do problema real. A dedução (análise) aplica técnicas matemáticas e tecnologia para resolver o modelo matemático e estabelecer conclusões fundamentadas pelo modelo. A interpretação (inferência), por sua vez, discute se as conclusões obtidas têm significado suficiente para inferir conclusões para o problema real. Frequentemente, a avaliação (julgamento) dessas conclusões ou decisões recomendadas mostra que elas não são adequadas, indicando que o escopo do problema ou a modelagem necessitam de ajustes, o que implica em repetições deste ciclo até que o modelo atinja o refinamento desejado.

A Figura 10 apresenta um fluxo dos procedimentos adotados. Estes procedimentos serão discutidos em detalhe nas seções a seguir.

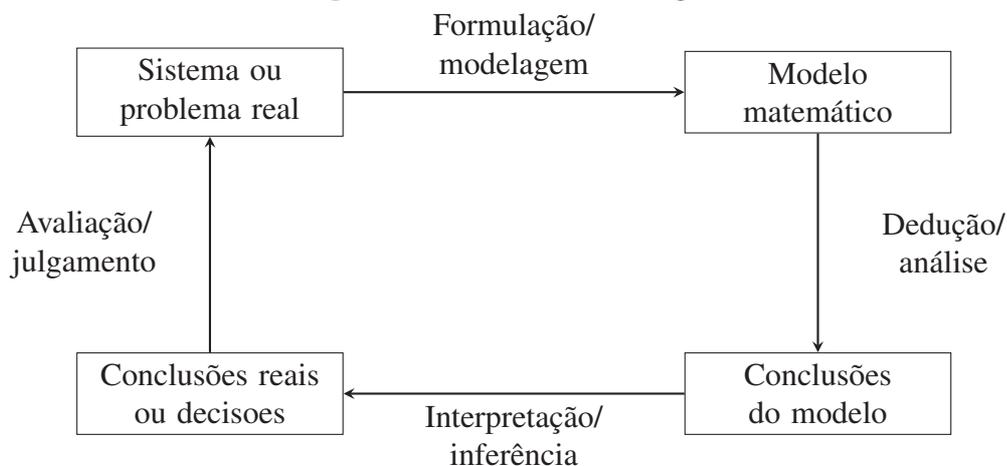
Figura 10: Fluxo do procedimento adotado na pesquisa



Fonte: Autor

3.1 Método de trabalho

O método de trabalho adotado para esta pesquisa foi constituído, basicamente, de quatro etapas necessárias ao desenvolvimento da solução, atendendo ao ciclo proposto por Arenales et al. (2015).

Figura 11: Processo de modelagem

Fonte: Adaptada de Arenales et al. (2015)

3.1.1 Coleta de dados

A coleta de dados dividiu-se em duas etapas, uma baseada na literatura que forma as bases do referencial teórico e instâncias da literatura para testes, e uma segunda etapa baseada em coleta de campo de dados para a construção de instâncias reais para avaliação da ferramenta proposta. Na primeira etapa buscou-se obter referencial teórico através de pesquisa bibliográfica, formando a base teórica que fundamentou as pesquisas deste trabalho, de forma a se obter acesso ao conhecimento acumulado sobre o problema de otimização no ambiente da indústria eletrônica. De modo a compor o referencial teórico descrito no capítulo 2, e que embasa este estudo, efetuou-se pesquisa bibliográfica em repositórios eletrônicos de trabalhos acadêmicos (Science Direct, Scopus e portal de periódicos CAPES, dentre outros), anais de eventos e revistas eletrônicas, tanto no âmbito nacional quanto no internacional. Utilizando-se os verbetes "*flow shop*", "*permutation flow shop*" e "*permutation flow shop*"+"*sequence dependent*", foram encontrados um total de 479 publicações a respeito, das quais 180 propunham soluções de sequenciamento através de metaheurísticas, sendo 134 aplicações puras e 46 propostas de hibridização.

Dentre estas obras, identificou-se 77 metaheurísticas e heurísticas diferentes propostas, aplicadas na sua forma pura ou em aplicações híbridas com outras heurísticas e/ou metaheurísticas. As mais utilizadas são o Algoritmo Genético e a Busca Tabu, que juntas são responsáveis por aproximadamente 15% das aplicações encontradas. A partir dos artigos e trabalhos acadêmicos selecionados nesta fase da pesquisa, identificou-se as obras mais citadas.

Na etapa de campo, foram realizadas visitas a uma empresa de pequeno porte, atuante no mercado de controladores eletrônicos para refrigeração projetados sob especificação. A empresa lida com uma linha de produtos altamente customizados e consumidos em baixos volumes pelos clientes. O processo fabril dispõem de um FMS responsável pela montagem dos

componentes eletrônicos nas placas de circuito impresso, configurando um *flowshop* permutacional com tempos de *setup* dependentes da sequência. Durante estas visitas, foram coletadas informações a respeito dos componentes utilizados nos produtos e dos tempos de troca de alimentadores em um conjunto de noventa produtos da empresa, para composição de instâncias reais para avaliação do algoritmo híbrido desenvolvido. Os dados referentes aos componentes SMD utilizados na montagem de cada produto foram obtidos através do sistema informatizado da empresa. A pedido da empresa, estes dados não são publicados integralmente neste trabalho, sendo publicados apenas as matrizes de necessidade de troca e de tempos de troca calculadas a partir dos dados coletados. Os tempos necessários para troca de *setup* são obtidos a partir do cruzamento de levantamentos cronométricos realizados na empresa, identificando o tempo necessário para que seja substituído um alimentador com a matriz de necessidades de troca que indica a quantidade de alimentadores a serem substituídos.

3.1.2 Matriz de tempos de troca

Os dados coletados da instância real foram processados com o uso de *scripts* em linguagem R. Os dados foram processados, e as instâncias para testes geradas na forma de matrizes quadradas com os tempos de troca. Estas matrizes são as instâncias que formam a base da avaliação do algoritmo proposto.

As matrizes de tempos de troca constituem-se de matrizes quadradas assimétricas cujas posições apresentam o tempo necessário para troca de *setup*, sendo o produto que dá nome à linha o produto corrente em produção e o produto que dá nome à coluna o subsequente a ser produzido. A Figura 12 apresenta uma descrição gráfica das matrizes de tempos.

Figura 12: Matriz de tempos de troca

	1	2	3	4	5	
1	0	3	40	22	5	
2	5	0	20	8	2	Tempo necessário para troca de <i>setup</i> do produto 1 para o produto 4
3	7	12	0	4	5	
4	15	32	5	0	5	
5	7	13	19	17	0	Valores da diagonal principal são ignorados, pois representam uma "Não troca"

Tempo necessário para troca de *setup* do produto 4 para o produto 1

Fonte: Autor

Todas as instâncias utilizadas, da literatura e do caso real, obedecem este formato. As instâncias da literatura obedecem este formato originalmente e as instâncias do caso real foram

geradas a partir de um *script* em linguagem R.

3.1.3 Análise dos dados e planejamento das ações

Utilizando-se técnicas de Pesquisa Operacional, foram identificadas as variáveis mais relevantes que influenciam o processo, sendo a partir disto, identificado na literatura o modelo matemático mais adequado para representar o processo de trocas de *setup*.

Esta etapa foi realizada de acordo com as fases de construção de modelos sugeridas em (MOREIRA, 2010):

- Definição da situação-problema;
- Formulação de um modelo quantitativo;
- Resolução do modelo e determinação da melhor solução;
- Consideração dos fatores imponderáveis;
- Implementação da solução.

Uma vez obtida a definição matemática das variáveis que influenciam o processo e modelados os eventos de troca de *setup*, bem como as restrições deste processo, nesta etapa definiu-se a interface pela qual a ferramenta proposta seria desenvolvida. Foi selecionado o software MATLAB versão R2012b, para a implementação da ferramenta.

3.1.4 Implementação e testes

Com base em um conjunto de problemas teste encontrados na literatura (*benchmarks*), avaliou-se o desempenho das metaheurísticas Algoritmo Genético, Busca Tabu e a aplicação híbrida sequencial de ambas (AG+BT) na solução deste problema. A partir destes experimentos, identificou-se os principais fatores que influenciam soluções de qualidade, e a partir disto buscou-se a sintonia dos parâmetros empregados em cada uma das metaheurísticas empregadas, a fim de identificar a configuração mais adequada para a obtenção de soluções de melhor qualidade. Nesta etapa do trabalho, foi construída a ferramenta de sequenciamento da produção propriamente dita, baseada nos resultados obtidos na avaliação das metaheurísticas.

De forma que a ferramenta proposta tenha uma validação em ambiente fabril, foram realizados testes utilizando instâncias oriundas de um processo real. Nesta etapa, foram colhidos dados referentes ao desempenho do modelo na redução do tempo de atravessamento dos lotes programados, sendo comparados com os tempos do atual sistema de sequenciamento adotado pela empresa. O desempenho referente à flexibilidade do sistema foi avaliado por meio do número de modelos montados (e conseqüentemente *setups* realizados) em um turno de trabalho. Os dados colhidos nesta etapa formaram a base para as análises dos resultados.

3.1.5 Avaliação dos resultados

A partir dos dados coletados nos experimentos realizados na etapa de implementação e testes, reservou-se esta etapa para avaliação dos resultados obtidos quanto à funcionalidade e desempenho da ferramenta, comparando com o que foi projetado na fase de planejamento da pesquisa para identificação de pontos de melhoria necessários.

Considerando-se um processo contínuo de melhoria, a ferramenta de otimização deverá ser realimentada com possíveis correções e aprimoramentos para que se possa atingir o máximo ganho que ela poderá disponibilizar para a empresa onde for utilizada. Diante disto, uma discussão dos resultados obtidos é promovida, elencando as possíveis causas de eventuais falhas ou desvios do planejado. Esta análise detalhada dos resultados obtidos, além do papel de identificação dos pontos de melhoria e correção necessários, propicia a aquisição de novos conhecimentos por parte do pesquisador em relação ao problema que por ventura não tenham sido considerados nos ciclos anteriores. Estes novos conhecimentos poderão gerar novas soluções para futuras intervenções neste mesmo problema.

Após uma avaliação dos resultados obtidos, realizou-se uma análise crítica da ferramenta de otimização desenvolvida, contrapondo os benefícios e os eventuais transtornos gerados por esta em comparação ao método de programação da linha utilizado atualmente na empresa. Neste ponto, é avaliada a viabilidade de uso prático da ferramenta empregada e avaliados os eventuais *trade-offs* envolvidos em sua utilização.

3.1.5.1 Medidas de desempenho

Quando se propõe resolver um problema através de metaheurísticas, é fundamental que se tenha meios de avaliar o desempenho do algoritmo nesta tarefa. Esta avaliação pode ser útil para comparar sua eficiência em relação a outros métodos de otimização, ou ainda para avaliar qual a configuração do próprio algoritmo que gera os melhores resultados. Por envolver processos aleatórios na sua execução, a avaliação do algoritmo deve ser realizada utilizando-se testes estatísticos. Para que os testes estatísticos realizados sejam significativos, é importante que o algoritmo seja executado uma quantidade significativa de vezes para formar a coleção de resultados necessária.

As medidas mais utilizadas para aferir o desempenho de um algoritmo são a eficiência e a eficácia, estando a primeira ligada diretamente à rapidez com que ele é capaz de obter a solução e a segunda mede a qualidade das soluções obtidas. Os três critérios mais comuns para estimar a qualidade das soluções geradas são (PEREIRA, 2013):

- **Taxa de sucesso:** Se a qualidade da solução ótima for conhecida, pode contabilizar-se quantas repetições do algoritmo são necessárias para atingi-la. A razão entre este valor e o total de repetições corresponde à taxa de sucesso do algoritmo;

- **Média das melhores soluções:** Para cada uma das execuções realizadas, determina-se a qualidade da melhor solução. Com a realização de um conjunto de execuções, é possível calcular a média das qualidades da melhor solução;
- **Melhor solução encontrada:** Qualidade da melhor solução encontrada pelo algoritmo ao longo de sua execução.

Apesar de os três critérios de avaliação serem relacionados, particularidades do problema a ser resolvido e objetivo da avaliação podem determinar qual deles é mais adequado à aplicação em questão.

A métrica comumente encontrada na literatura como forma de avaliação da qualidade da solução obtida pelos algoritmos é a medida do Desvio Percentual Relativo (RPD) (VALLADA; RUIZ; MINELLA, 2008).

$$RPD = \frac{f_{method} - f_{best}}{f_{best}} \times 100\%, \quad (3.1)$$

onde f_{method} é o valor da métrica obtido pelo algoritmo avaliado, e f_{best} é a melhor solução obtida para a métrica entre todos os algoritmos comparados.

Em problemas com objetivos que podem atingir o valor zero, como no caso de medidas de atraso ou adiantamento, a utilização do RPD pode não ser adequada devido à possibilidade de ocorrerem divisões por zero (quando $f_{best} = 0$). Para estes casos, deve ser utilizada a medida do Índice do Desvio Relativo (RDI) (VALLADA; RUIZ; MINELLA, 2008) que é dado por:

$$RDI = \frac{f_{method} - f_{best}}{f_{worst} - f_{best}} \times 100\%, \quad (3.2)$$

onde f_{worst} é a pior solução obtida entre os algoritmos que estão sendo comparados. Através desta medida, todos os algoritmos comparados obterão um índice entre 0 e 100 indicando o quanto a solução do algoritmo em questão se desvia da melhor solução conhecida, ou seja, quanto mais próximo de zero for este índice, melhor será a qualidade da solução obtida pelo algoritmo que está sendo avaliado. Obviamente, por consequência disto, caso a melhor e a pior solução sejam iguais (não há variação na solução) espera-se que o índice permaneça com valor zero, o que neste caso, não necessariamente indica uma solução de qualidade. Uma vez verificado o RPD ou RDI dos algoritmos, uma análise estatística deve ser realizada para verificar se existem diferenças estatisticamente significativas entre os resultados obtidos pelos três algoritmos avaliados. Vallada, Ruiz e Minella (2008) recomenda uma análise de ANOVA, realizando em seguida um teste de Tukey onde quanto mais próximo de zero for o p - valor, mais estatisticamente significantes serão as diferenças encontradas entre os algoritmos testados. Neste trabalho, por razões físicas, o resultado jamais atingirá o valor zero, portanto utilizou-se como métrica o Desvio Relativo Percentual (RPD).

3.2 Função objetivo

O objetivo deste trabalho é reduzir o valor do *makespan* por meio de uma organização da sequência de *setups* a serem realizados para o conjunto de produtos definido. Sendo o *makespan* o tempo total de processamento dos produtos, este é constituído pelo tempo de processamento dos produtos acrescido do tempo dispensado com a realização de *setups*. Devido a isto, a função matemática que representa o *makespan* é formada por duas parcelas, uma representada pelo somatório dos tempos de processamento dos produtos (que são independentes da sequência) e outra pelo somatório dos tempos de troca de *setup* (que são dependentes da sequência) da sequência escolhida. Cabe destacar que esta segunda parcela é a mais relevante neste problema devido à dependência apresentada pelos tempos de *setup* em relação à sequência no problema estudado. Em casos onde não há esta dependência, os tempos de *setup* podem ser acrescidos ao tempo de processamento para simplificação da função. Outro fato relevante é a característica permutacional do problema, que simplifica o problema de sequenciamento do *flow shop* para um problema de sequenciamento de máquina única. Portanto, o *makespan* pode ser definido pela equação (3.3), construída a partir do modelo de Wagner (1959) adaptado por Pan (1997) para o caso do *flow shop* permutacional.

$$C_{max} = \sum_{j=1}^n p_j + \sum_{k=1}^{n-1} t_{s_k, s_{k+1}} \quad (3.3)$$

onde,

C_{max} = Tempo total de conclusão da sequência de produção;

n = Número de produtos a serem sequenciados;

p_j = Tempo de processamento da tarefa j ;

k = Posição da sequência;

$t_{s_k, s_{k+1}}$ = Tempo para troca de *setup* do produto na posição k para o produto na posição $k+1$.

Neste trabalho, os valores de $t_{s_k, s_{k+1}}$ são obtidos a partir de uma matriz quadrada assimétrica que relaciona os tempos de troca de *setup* para todos os produtos. Esta matriz é detalhada na seção 3.1.2.

Como os tempos de processamento são dependentes do tamanho do lote, mas independentes da sequência, a parcela que descreve o seu somatório não é relevante na otimização do problema, sendo sua otimização equivalente à otimização dos tempos de parada de máquina (PAN, 1997). Para fins de simplificação do algoritmo, desconsiderou-se os tempos de processamento na otimização. Portanto, a função objetivo a ser otimizada foi definida como:

$$\min \sum_{k=1}^{n-1} t_{s_k, s_{k+1}} \quad (3.4)$$

Sujeito a:

$$S = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_n\}$$

$$0 < k \leq n - 1$$

$$s_{k+1} \notin \{S_i | 1 \leq i \leq k\}, \forall k < n;$$

onde $t_{s_k, s_{k+1}}$ é o valor de tempo de troca de *setup* contido na posição da matriz de tempos de troca. Este valor representa o tempo necessário para realizar a troca de *setup* do produto que está na posição s_k do vetor solução, para o produto que está na posição s_{k+1} .

O valor final do *makespan* é obtido pela soma da função objetivo (termo dependente da sequência) e do tempo de processamento (termo independente da sequência) do lote sequenciado.

3.3 Ferramentas computacionais

A seguir, são descritas as ferramentas computacionais utilizadas na solução do problema abordado, bem como suas particularidades e configuração de seus parâmetros.

3.3.1 Codificação da solução

Para o tratamento adequado do problema de otimização, se faz necessária uma adequada representação das soluções. Neste trabalho, por tratar-se de um problema de natureza permutacional, optou-se por utilizar uma codificação da solução baseada em números inteiros e representada por um vetor, onde a posição do vetor representa a ordem de processamento do produto na sequência e o conteúdo desta posição indica o identificador do produto a ser montado na matriz de tempos. O produto a ser montado será representado por um algarismo que indica a linha que representa o produto na matriz de tempos de troca de *setup*, sendo as soluções apresentadas, por exemplo, como:

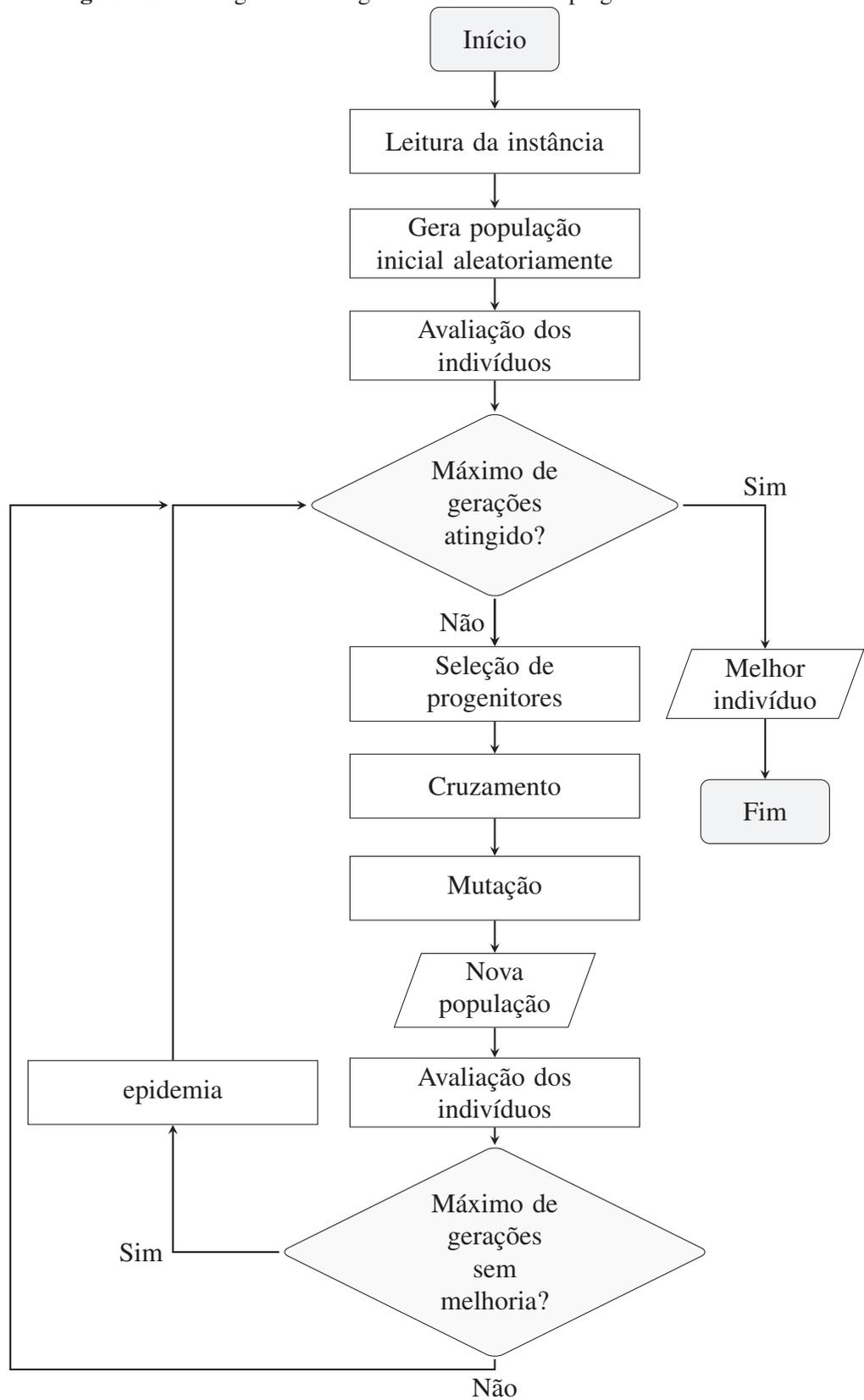
$$S = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, \dots, n\},$$

onde n é o número total de tipos de produtos, ou lotes, a serem sequenciados, e contidos na matriz de tempos de *setup*.

3.3.2 Algoritmo Genético

O Algoritmo Genético proposto foi baseado no proposto por Mitchell (1998), apresentado no algoritmo 2, acrescentando-se o operador de epidemia, não proposto originalmente. O fluxograma do algoritmo desenvolvido é apresentado na figura 13, e os operadores utilizados são detalhados na sequência.

Figura 13: Fluxograma do Algoritmo Genético empregado



3.3.2.1 Operador de seleção

A cada nova geração, os indivíduos da população são classificados segundo a sua função de aptidão, no caso deste trabalho utilizou-se os valores da Função Objetivo como função de aptidão considerando-se para tal que quanto menor o valor, mais apto é o indivíduo. A cada geração, os indivíduos que compõem os 5% (valor controlado pelo parâmetro *elite*) melhor adaptados da população são transmitidos diretamente para a nova população. O restante da nova população será preenchido através do processo de seleção, cruzamento e mutação.

Definiu-se para seleção dos indivíduos da população a contribuir para a geração de novas soluções através do cruzamento, o operador de seleção por torneio. Segundo Teles e Gomes (2010), a seleção por torneio é um método de seleção amplamente utilizado, devido principalmente à sua eficiência e à simplicidade em sua implementação. Este método preserva a diversidade da população, uma vez que apesar de selecionar o indivíduo melhor adaptado dentre os participantes do torneio, estes participantes são escolhidos aleatoriamente a partir da população, reduzindo vieses impostos pelas parcelas melhor adaptadas da população. A quantidade de indivíduos participantes do torneio é definida pelo parâmetro K , denominado tamanho do torneio. O participante mais apto deste torneio é selecionado. O tamanho do torneio tem impacto direto na diversidade da população, pois quanto maior o parâmetro K , menor será a diversidade, fato devido à maior probabilidade de que indivíduos menos adaptados sejam obrigados a competir com indivíduos de qualidade superior, sendo conseqüentemente eliminados (LINDEN, 2006). Linden (2006) ainda destaca a importância da escolha de um valor de K adequado, pois valores muito pequenos podem tornar a seleção excessivamente aleatória, enfraquecendo seu caráter evolutivo. Para o operador de seleção utilizado, aplicou-se uma probabilidade de 98% para a escolha do indivíduo mais apto. Neste processo de seleção, podem ocorrer empates em alguns torneios, quando a Função Objetivo de duas soluções candidatas obtiverem o mesmo valor. Os empates neste trabalho foram resolvidos por uma escolha aleatória entre os indivíduos empatados.

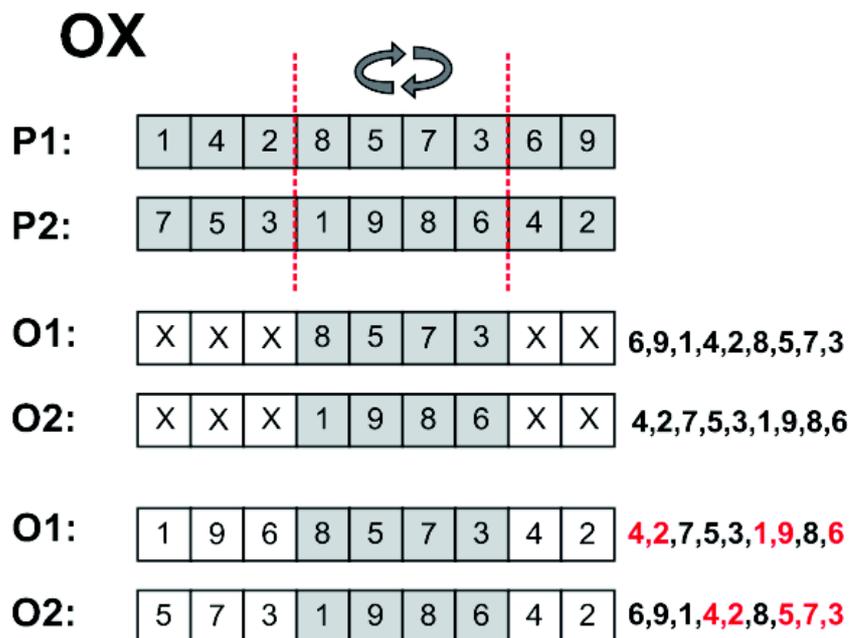
3.3.2.2 Operador de cruzamento

Nesta aplicação de Algoritmo Genético, foram utilizados dois operadores de cruzamento distintos, *Order Crossover* e *Fragment Reordering Crossover*. O cruzamento ocorre seguindo uma probabilidade dada pelo parâmetro pc . A cada nova geração (iteração), um número aleatório é gerado, e sendo ele menor que o parâmetro pc ocorrerá o cruzamento. Nas gerações onde este número for maior que o parâmetro pc , e não ocorre cruzamento, os pais selecionados assumem as posições na nova população que seriam destinadas a seus filhos. Na implementação desenvolvida, quando da aplicação do cruzamento, o uso dos operadores segue a proporção de 60% para *Order Crossover* e 40% para o *Fragment Reordering Crossover*.

Proposto originalmente por Davis (1985), o operador de cruzamento *Order Crossover*, ou

OX, preserva a ordem, adjacência e posições absolutas de alguns elementos e a ordem relativa dos elementos restantes. Este operador costuma superar outros operadores quando aplicado à problemas onde adjacências e sequências particulares são especialmente importantes para o resultado ótimo. O operador *Order Crossover* utilizado recebe os dois indivíduos pais, escolhe aleatoriamente dois pontos de corte (C_{p1} e C_{p2}), que definem as parcelas de material genético que cada solução genitora irá fornecer à prole gerada ao final do cruzamento. Os pontos de corte C_{p1} e C_{p2} são posições do vetor solução e obedecem a condição $C_{p1} < C_{p2} \leq n$, pois de modo contrário existe a possibilidade de C_{p1} assumir o valor máximo (número de elementos do cromossomo), o que em termos práticos representa que não haverá cruzamento. O indivíduo filho $O1$, recebe o fragmento de material genético do indivíduo pai $P1$ na mesma ordem e posições. O restante dos elementos para compor o cromossomo são herdados do indivíduo pai $P2$ e na mesma ordem em que aparecem em $P2$, iniciando a partir da primeira posição C_{p2} , excluindo todos os elementos que já fizeram parte da solução filho. Ao final, os elementos faltantes do indivíduo filho são preenchidos com os elementos dos pais que por ventura não tenham sido transportados. A geração do indivíduo filho $O2$ ocorre segundo o mesmo procedimento, porém invertendo os papéis dos indivíduos pais $P1$ e $P2$. A Figura 14 representa o processo de cruzamento através do operador OX.

Figura 14: Operador de cruzamento *Order crossover*

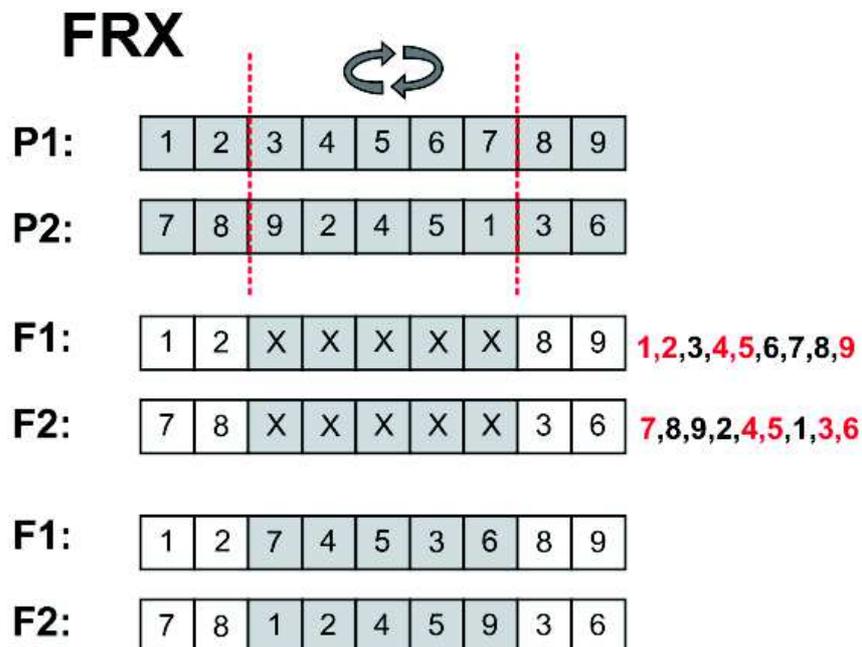


Fonte: Autor

O operador de cruzamento *Fragment Reordering Crossover* ou FRX, proposto por Levitin, Rubinovitz e Shnits (2006), pode ser considerado o inverso do operador *Order crossover*. Ele preserva as precedências entre os elementos da permutação que forma a solução de forma que, se $P1$ e $P2$ possuírem alguma restrição de precedência, seus filhos jamais violarão estas restrições.

Em um primeiro momento, todos os elementos de $P1$ são copiados para as mesmas posições no filho $F1$. Em seguida, são determinados dois pontos de corte do cromossomo, o trecho entre estes dois pontos é chamado *crossover site*. Neste trabalho, estes pontos são definidos aleatoriamente respeitando a condição $C_{p1} < C_{p2} \leq n$. Então, todos os elementos contidos no *crossover site* são reordenados de acordo com a ordem relativa que possuem no pai $P2$, respeitando as precedências. O indivíduo filho $F2$ é construído de forma análoga, com a inversão dos papéis dos indivíduos pais $P1$ e $P2$. A Figura 15 representa o processo de cruzamento através do operador FRX.

Figura 15: Operador de cruzamento *Fragment Reordering Crossover*



Fonte: Autor

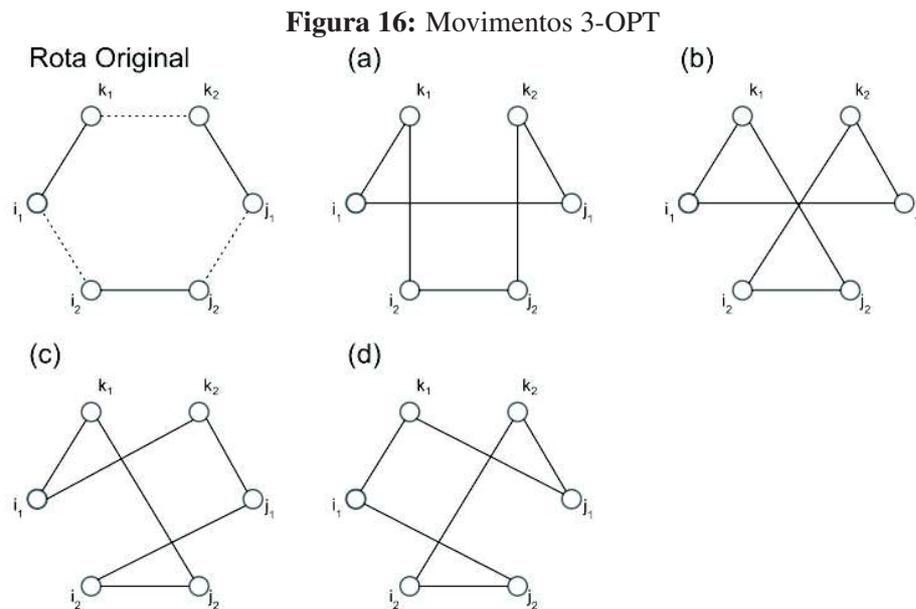
3.3.2.3 Operador de mutação

Visando melhorar a diversificação de soluções obtidas após subseqüentes gerações, foram utilizados operadores de mutação. Esta mutação permite a criação de novos indivíduos com características diferentes mesmo quando um determinado grupo de cromossomos passa a dominar a população, fato geralmente decorrente do bom desempenho de seus descendentes nos torneios de seleção. As mutações são aplicadas segundo uma probabilidade definida pelo parâmetro pc . A cada geração, um número aleatório é gerado e comparado ao parâmetro pm . Caso o número gerado seja menor que pm , a mutação é aplicada aos filhos gerados. As mutações são provocadas através de três operadores distintos: *swap*, inversão completa e 3-OPT. Quando um processo de mutação é disparado, o algoritmo seleciona aleatoriamente um dos três operadores para aplicar aos indivíduos. As mutações provocadas por meio de *swaps*, troca de conteúdo en-

tre duas posições (genes) do vetor solução, afetam 40% dos genes do cromossomo. Este valor é determinado pelo parâmetro *nswap*, que controla a quantidade de pares de genes que sofrerão as trocas.

As mutações por inversão completa invertem a ordem dos elementos do vetor solução, ou seja, uma permutação dada por $S = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ após a mutação se torna $S = \{5, 4, 3, 2, 1\}$. Este operador tem efeito principalmente sobre precedências que passam a se repetir ao longo das gerações, pois a inversão provoca uma violação destas precedências.

O operador 3-OPT, baseado na heurística de mesmo nome proposta por Lin (1965), divide o cromossomo em três segmentos, e seleciona aleatoriamente uma combinação destes segmentos dentre todas possíveis, exceto a combinação original. Cabe ressaltar que diferentemente da heurística proposta por Lin (1965), o movimento selecionado não é necessariamente o melhor possível, mas sim selecionado aleatoriamente dentre os possíveis, uma vez que o objetivo do operador é inserir diversidade na população. A figura 16 apresenta as combinações possíveis do operador 3-OPT.



Fonte: Adaptado de Silva Marques, Sarmiento e Farias (2016)

3.3.2.4 Operador de epidemia/cataclisma

Para garantir a diversidade da população, um operador de epidemia foi adicionado ao Algoritmo Genético. Utilizou-se para tal uma adaptação do operador proposto por Chiwiacowsky e Campos Velho (2003), onde a condição de ocorrência do operador é um determinado número de gerações sem melhoria na função objetivo, e um determinado percentual da população é substituído a cada ocorrência. O número de gerações para ocorrência da epidemia foi fixado em 800 gerações. Para a quantidade de indivíduos eliminados na ocorrência da epidemia, utilizou-se o

proposto por Zhang et al. (2007), mantendo na população apenas o melhor indivíduo da antiga população, substituindo todos os demais por novos indivíduos gerados aleatoriamente.

3.3.2.5 Critério de parada

Adotou-se como critério de parada para o Algoritmo Genético proposto o número máximo de gerações da população, dado pelo parâmetro $gmax$. Não foram considerados critérios de parada com base no valor da função objetivo, uma vez que no contexto do trabalho é inviável se conhecer o melhor valor possível da função objetivo. Esta imprevisibilidade reside no fato de os tempos de *setup* estarem sujeitos a modificações de projeto dos produtos e atualizações de tecnologia do processo ao longo do tempo, sendo assim o funcionamento do algoritmo não pode estar vinculado a esta informação.

3.3.3 Busca Tabu

A abordagem da Busca tabu, adaptada de Fraga (2007), empregada neste trabalho, é descrita pelo fluxograma apresentado na figura 17. A Busca Tabu necessita de alguns parâmetros para guiar sua busca por soluções no espaço de soluções possíveis do problema. Estes parâmetros são detalhados na sequência.

3.3.3.1 Critério de parada

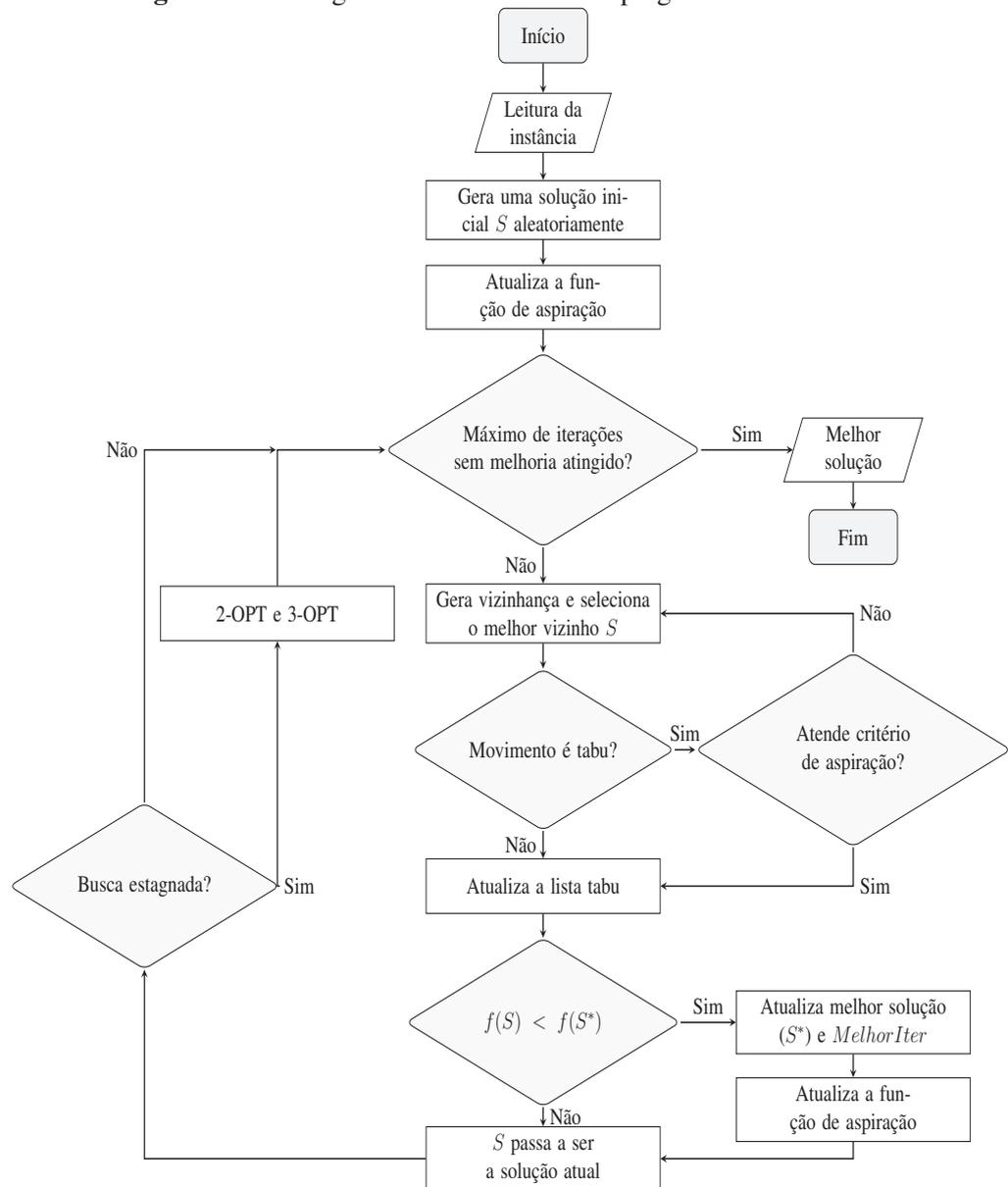
Como critério de parada para a busca tabu, definiu-se um número máximo de iterações sem melhoria no valor da função objetivo. O parâmetro $btmax$ define este número máximo de iterações, tendo sido o valor de 25000 iterações obtido através do procedimento descrito no apêndice A.

3.3.3.2 Estrutura de vizinhança

Na abordagem adotada neste trabalho, utilizou-se o movimento de *swaps* (trocas) para a geração da vizinhança da solução de cada iteração da Busca Tabu. A cada iteração, são gerados 150 novos vizinhos, realizando-se trocas de conteúdo entre duas posições da solução inicial, como mostra a Figura 18. Após a avaliação desta vizinhança, a melhor solução vizinha é selecionada.

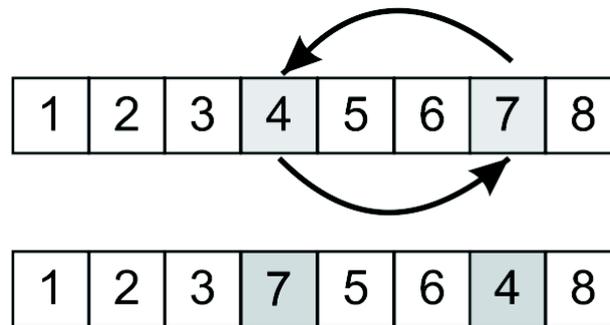
De forma a se introduzir maior diversificação ao processo de busca, sempre que o número de iterações sem melhoria da função objetivo atinge o valor de 50% do parâmetro $btmax$, que fixa o número máximo, é aplicada uma estrutura de vizinhança diferente e que promove alterações mais acentuadas. Uma vez que muitas iterações se passaram sem melhorias na função objetivo, isto pode ser um indicativo de que a busca está estagnada, possivelmente presa a um ótimo

Figura 17: Fluxograma da Busca Tabu empregada

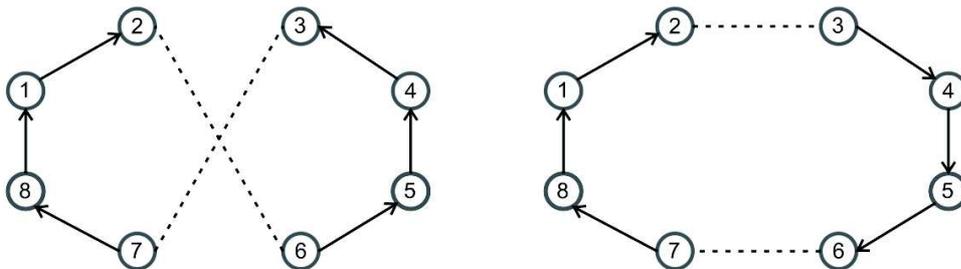


Fonte: Autor

local. De forma a deslocar a busca para outras áreas do espaço de soluções, aplica-se duas estruturas de vizinhança, baseadas nos movimentos realizados pelas heurísticas 2-OPT e 3-OPT, em sequência, com o objetivo de provocar uma mudança acentuada nos vizinhos gerados, procurando afastar a busca da região onde estava estagnada. De forma a não onerar a busca em termos do custo computacional, não são aplicadas as heurísticas 2-OPT e 3-OPT completas que selecionariam a melhor combinação, ao invés disso é selecionada aleatoriamente uma das combinações possíveis geradas pelas heurísticas (Figuras 19 e 16).

Figura 18: Movimento *swap*

Fonte: Autor

Figura 19: Movimentos 2-OPT

Fonte: Adaptado de Stephens (2016)

3.3.3.3 Lista Tabu

A lista tabu é a memória de curto prazo que armazena as últimas soluções visitadas. Devido ao custo computacional de armazenamento das soluções completas, neste trabalho são armazenados na lista os movimentos realizados na geração das últimas soluções. O tamanho da lista tabu é dado pelo parâmetro LT . O valor de $LT = 20$ foi definido por meio do procedimento descrito no apêndice A.

3.3.3.4 Critério de aspiração

De forma a permitir que movimentos, embora tabus, conduzam o algoritmo a soluções de qualidade e não sejam descartados, foi empregado o conceito de critério de aspiração na Busca Tabu desenvolvida. O critério basicamente perdoa o *status* tabu do movimento que gera uma solução, caso a solução gerada apresente um valor da função objetivo menor que o melhor valor de função objetivo obtido até o momento. Este procedimento tem por objetivo evitar estagnação da busca.

A cada novo vizinho gerado é avaliado e caso o valor da sua função objetivo seja menor que

o menor valor de função objetivo obtido pela busca até então, mesmo que o movimento que o gerou seja tabu o vizinho será aceito como uma solução. Caso o valor da sua função objetivo seja maior que o melhor valor de função objetivo obtido até então, caso o movimento que o gerou seja tabu, o vizinho é descartado e um novo vizinho será gerado e avaliado.

3.3.3.5 Critério de parada

Como critério de parada para a Busca tabu, definiu-se um número máximo de iterações sem melhoria no valor da função objetivo. O parâmetro *btmax* define este número máximo de iterações subsequentes sem melhoria, tendo sido empregado o valor de 25000 iterações sem melhoria como critério de parada.

3.3.4 Abordagem híbrida

Além das abordagens puras do Algoritmo Genético e da Busca Tabu, utilizou-se neste trabalho também uma abordagem híbrida, denominada AG+BT. O algoritmo híbrido, conforme ilustra a Figura 9, executa o Algoritmo Genético e a Busca Tabu de maneira conjunta. O Algoritmo Genético é executado explorando-se sua característica de diversificação, sendo a melhor solução obtida por ele utilizada como solução inicial da Busca Tabu, que realizará então uma busca em trajetória explorando sua capacidade de intensificação da busca. Cabe destacar que a abordagem utilizada neste trabalho é intercalada de forma sequencial, mantendo a estrutura canônica das metaheurísticas envolvidas no processo. Este fato diferencia a abordagem híbrida utilizada do conceito denominado Algoritmo Memético. A Abordagem Memética, apesar de fazer o uso combinado do Algoritmo Genético com métodos de busca em trajetória, o faz passando a informação genética de cada cromossomo por diversos refinamentos através da busca local, alterando assim a estrutura original do Algoritmo Genético (GONÇALVES JÚNIOR, 2016).

3.3.4.1 Transporte de soluções

A interação entre as metaheurísticas que compõem o algoritmo híbrido AG+BT é caracterizada pela troca de informação entre elas. Esta troca de informação se dá em dois momentos. Em um primeiro momento o Algoritmo Genético fornece a sua melhor solução obtida para que a Busca Tabu a use como solução inicial. Em um segundo momento, a Busca Tabu fornece um conjunto das suas melhores soluções obtidas para o Algoritmo Genético ser executado novamente, até que um critério de parada seja atingido. Uma vez que a Busca Tabu necessita de apenas uma solução inicial para partir, é definido que o Algoritmo Genético fornece apenas uma solução, a melhor obtida, para a Busca Tabu. O Algoritmo Genético necessita de uma população inicial para iniciar, sendo assim o conjunto das melhores soluções visitadas é fornecido

pela Busca Tabu para composição desta população inicial, sendo dado por $tamLista = 10$. Este transporte de soluções começa a ocorrer após a primeira execução do Algoritmo Genético na primeira iteração do algoritmo híbrido AG+BT. Para esta primeira execução a população é greda aleatoriamente, e a partir disto passa a ocorrer o transporte de soluções entre as metaheurísticas.

3.3.4.2 Critério de parada

Definiu-se para o algoritmo híbrido dois critérios de parada. Um critério baseado no número de repetições da sequência AG+BT, e outro baseado no tempo de processamento. O critério que for atingido primeiro, interrompe o funcionamento do algoritmo.

O critério de para por número de repetições foi definido em 2 repetições do algoritmo, após testes preliminares não indicarem poucas melhorias a partir da terceira repetição apesar do aumento considerável de tempo computacional. O critério de parada por tempo de processamento foi definido em 60 minutos de execução, por ter sido considerado o tempo máximo aceitável para utilização na rotina de produção da empresa que colaborou com dados para a pesquisa.

3.4 Validação dos algoritmos e sintonia de parâmetros

Para a validação do funcionamento dos algoritmos e obtenção dos valores de parâmetro que os conduzam aos melhores resultados, foram realizados uma série de experimentos de validação e sintonia de parâmetros, baseados em instâncias de referência da literatura.

3.4.1 Instâncias de validação

Para os procedimentos de validação dos algoritmos, foram adotadas instâncias de *benchmark* para o problema do caixeiro viajante assimétrico (*Asymmetric Traveling Salesman Problem* - ATSP) em função da relação deste problema com o problema em estudo neste trabalho. Estas instâncias foram obtidas através da biblioteca de instâncias para este problema, conhecida como TSPLIB, mantida por Reinelt (2016). De forma a executar testes com níveis crescentes de dificuldade, foram selecionadas sete instâncias do ATSP com 17, 36, 70, 71, 100, 171 e 443 cidades. Embora sejam problemas análogos, o problema de sequenciamento do *flowshop* permutacional e o problema do caixeiro viajante apresentam uma diferença conceitual. No problema do caixeiro viajante, ao final da sequência o caixeiro deve retornar a sua cidade de origem. Fazendo uma analogia para o objeto deste trabalho, isto significaria que, após a produção do último produto da sequência, deveria ser realizado um novo *setup* para o primeiro produto da sequência. Logo, para a validação dos algoritmos, realizou-se uma pequena modificação na função objetivo, adicionando esta contabilização extra ao final da sequência. A função objetivo modificada foi utilizada única e exclusivamente para a realização do procedimento de validação

dos algoritmos.

Tabela 5: Instâncias de referência utilizadas na validação

Instância	Descrição
br17	Instância de TSP assimétrico com 17 cidades
ftv35	Instância de TSP assimétrico com 36 cidades
ft70	Instância de TSP assimétrico com 70 cidades
ftv70	Instância de TSP assimétrico com 71 cidades
kro124p	Instância de TSP assimétrico com 100 cidades
ftv170	Instância de TSP assimétrico com 171 cidades
rgb443	Instância de TSP assimétrico com 443 cidades

Fonte: Autor

3.4.2 Sintonia de parâmetros

Uma vez estando todos os algoritmos validados, realizou-se a sintonia dos parâmetros a serem utilizados na configuração dos algoritmos. Este procedimento tem o objetivo de selecionar os conjuntos de parâmetros para cada algoritmo que proporcionem a melhor relação entre performance e custo computacional. Utilizou-se para a realização do procedimento as mesmas instâncias utilizadas na validação dos algoritmos, de forma a manter uma medida de comparação entre os resultados. Os procedimentos de sintonia de parâmetros são detalhados no Apêndice A deste documento.

4 EXPERIMENTOS E RESULTADOS

Neste capítulo são descritos os experimentos realizados para validação dos algoritmos e comparação entre seus desempenhos em termos de eficácia e eficiência, utilizando instâncias obtidas da literatura. Em seguida, são realizados experimentos utilizando instâncias obtidas de um caso real.

4.1 Validação

De forma a se obter a confirmação da validade dos algoritmos na solução do problema abordado, foi realizada uma série de 50 execuções para cada instância de validação. O número de replicações foi obtido por meio da utilização do software G*Power, onde foi calculado o tamanho de amostra para um teste F com análise de variância com significância de 5% e poder do teste de 90% para 3 grupos com efeito determinado a partir de uma rodada piloto para verificar a variabilidade dos dados.

A validação deu-se com base na taxa de sucesso obtida pelo algoritmo ao encontrar a solução ótima da instância. A Tabela 6 apresenta os resultados obtidos sem relaxação do objetivo, ou seja, considerando sucesso apenas os resultados que atingiram o valor ótimo da instância.

Tabela 6: Taxa de sucesso sem relaxação

Instância	AG	BT	AG+BT
br17	100%	58%	100%
ftv35	4%	0%	5,9%
ft70	0%	0%	0%
ftv70	0%	0%	0%
kro124p	0%	0%	0%
ftv170	0%	0%	0%
rgb443	0%	0%	0%

Fonte: Autor

Como os algoritmos obtiveram sucesso (ao menos uma ocorrência) ao encontrar o ótimo global em poucas instâncias, uma nova avaliação foi realizada com uma relaxação de 5% do objetivo global, ou seja, foram considerados sucesso resultados com desvio de até 5% do valor ótimo. Este procedimento visa identificar a margem que separa os melhores valores encontrados pelo algoritmo dos valores ótimos globais conhecidos para as instâncias de validação. A Tabela 7 apresenta os resultados obtidos para objetivos com relaxação de 5%.

Uma terceira avaliação foi realizada com uma relaxação da ordem de 10% nos objetivos, ou seja, considerando sucesso resultados com desvio de até 10% do ótimo. Especificou-se este valor como o limite de especificação aceitável para os algoritmos. A Tabela 8 apresenta os resultados obtidos para esta condição.

Os algoritmos puros Algoritmo Genético e Busca Tabu não obtiveram sucesso dentro desta

Tabela 7: Taxa de sucesso com relaxação de 5%

Instância	AG	BT	AG+BT
br17	100%	58%	100%
ftv35	64%	6%	76,5%
ft70	100%	10%	100%
ftv70	22%	0%	22,7%
kro124p	12%	0%	16,7%
ftv170	0%	0%	0%
rgb443	0%	0%	100%

Fonte: Autor

Tabela 8: Taxa de sucesso com relaxação de 10%

Instância	AG	BT	AG+BT
br17	100%	68%	100%
ftv35	96%	36%	100%
ft70	100%	98%	100%
ftv70	76%	0%	100%
kro124p	86%	0%	100%
ftv170	0%	0%	31,9%
rgb443	100%	96%	100%

Fonte: Autor

especificação para a solução da instância ftv170. A Busca Tabu também não obteve sucesso na solução das instâncias ft70 e kro124p. O algoritmo híbrido foi o que apresentou o melhor resultado dentre os três, obtendo 100% de taxa de sucesso dentro da margem de 10%. Embora os algoritmos tenham sido considerados validados com base na obtenção de sucesso na maioria das instâncias, verifica-se que a eficácia dos mesmos é passível de melhoria, uma vez que para as avaliações livres de relaxação, as taxas de sucesso obtidas foram baixas. Melhorias nos algoritmos podem levar a resultados melhores, embora a margem de 10% de erro em relação ao ótimo tenha sido considerada satisfatória.

4.2 Experimentos comparativos

Após repetidas execuções dos algoritmos para as instâncias de validação, a qualidade dos algoritmos foi avaliada comparativamente com base na eficácia e eficiência dos mesmos.

Foram avaliados comparativamente os algoritmos Busca Tabu, Algoritmo Genético e Algoritmo Híbrido AG+BT que combina estas duas metaheurísticas. A Tabela 4.2 apresenta os resultados comparativos dos algoritmos em termos de eficácia na obtenção de soluções próximas do valor da solução ótima de cada instância. Ela apresenta, para cada algoritmo, três medidas. A coluna Mínimo apresenta o menor valor encontrado pelo algoritmo para a instância avaliada, ao longo de todas as execuções. A coluna Média apresenta o valor médio da função

objetivo ao longo das execuções. A coluna RPD, apresenta os valores médios do Desvio Percentual Relativo, ou seja a distância média das soluções em relação ao ótimo conhecido da instância, calculado com base na equação (3.1).

Tabela 9: Comparação de eficácia dos algoritmos

Instância	Ótimo	Algoritmo Genético			Busca Tabu			Híbrido AG+BT		
		Mínimo	Média	RPD	Mínimo	Média	RPD	Mínimo	Média	RPD
br17	39	39	39,00 ^a	0,00	39,00	42,26 ^b	8,36	39,00	39,00 ^a	0,00
ftv35	1473	1473	1535,38 ^a	4,23	1542,00	1660,08 ^b	12,70	1473,00	1516,00 ^c	2,96
ft70	38673	38781	39468,40 ^a	2,06	39889,00	41362,02 ^b	6,95	39095,00	39447,49 ^a	2,00
ftv70	1950	1972	2100,84 ^a	7,74	2167,00	2293,78 ^b	17,63	1973,00	2083,91 ^a	6,87
kro124p	36230	37134	39053,44 ^a	7,79	40846,00	44613,86 ^b	23,14	37541,00	38792,04 ^a	7,07
ftv170	2725	3347	3627,00 ^a	33,10	4610,00	4973,90 ^b	82,53	3298,00	3600,02 ^a	32,11
rbg443	2720	2900	2940,64 ^a	8,11	2918,00	2951,60 ^b	8,51	2760,00	2789,41 ^c	2,55

^{a,b,c} Letras iguais indicam que não há diferença significativa entre os algoritmos pelo teste de Tukey HSD a um nível de significância de 5%.

O desvio relativo percentual (RPD) e a média das soluções obtidas foram as métricas utilizadas para avaliar a qualidade dos algoritmos. Com base nestas métricas, verifica-se que o Algoritmo Híbrido AG+BT apresenta resultados muito superiores em relação à Busca Tabu desenvolvida. Porém, seu desempenho em relação ao Algoritmo Genético desenvolvido é ligeiramente superior quando analisado qualitativamente. Em seis das sete instâncias avaliadas, apesar de apresentar valores de RPD menores que os do Algoritmo Genético, os valores ainda são bem próximos. De forma a verificar se esta diferença entre os desempenhos é significativa, as médias dos valores de função objetivo obtidos pelos algoritmos foram comparadas através do teste de Tukey HSD. Esta análise está expressa na Tabela 4.2 na forma de uma letra (a, b ou c) acompanhando o valor médio obtido pelo algoritmo na instância. Letras iguais indicam que não há diferença significativa, ao nível de 5%, entre os algoritmos. Letras diferentes indicam que há diferença estatística significativa entre as médias. Por meio destes indicativos é possível perceber que o Algoritmo Híbrido apresenta diferença significativa em relação ao Algoritmo Genético apenas para uma das instâncias que compõem o conjunto de instâncias de validação. Na avaliação realizada com a instância rbg443, composta por 443 cidades, o Algoritmo Híbrido AG+BT domina claramente os demais algoritmos. Isto pode ser provocado por características específicas da instância em avaliação. Por exemplo, para a instância ftv170, todos os três algoritmos apresentaram resultados de RPD aquém do limite de relaxação tolerado de 10%, indicando uma dificuldade maior apresentada por esta instância, apesar de ela possuir um número menor de cidades.

Outra métrica de avaliação utilizada foi o tempo médio consumido para a obtenção das soluções, ou o custo computacional dos algoritmos. A Tabela 10 apresenta os resultados obtidos. Estes resultados apresentam a eficiência em termos de consumo de recursos computacionais. Nela, para cada algoritmo são apresentadas três colunas. A coluna tempo, apresenta o tempo computacional médio, em minutos, gasto para o cálculo da instância pelo algoritmo. A coluna RPD, apresenta os valores médios do Desvio Percentual Relativo, calculado com base na equação (3.1). A Taxa de sucesso corresponde ao percentual do total de vezes que o algoritmo foi

executado em que o valor ótimo ou um valor dentro do limite máximo de 10% do valor ótimo foi encontrado.

Tabela 10: Comparação de eficiência dos algoritmos

Instância	Algoritmo Genético			Busca Tabu			Híbrido AG+BT		
	Tempo	RPD	Taxa sucesso	Tempo	RPD	Taxa sucesso	Tempo	RPD	Taxa sucesso
br17	0,01	0,00	100%	1,55	8,36	68%	4,03	0,00	100%
ftv35	6,20	4,23	96%	4,22	12,70	36%	13,50	2,96	100%
ft70	6,48	2,06	100%	4,36	6,95	98%	11,84	2,26	100%
ftv70	7,39	7,74	76%	4,33	17,63	0%	13,36	6,87	100%
kro124p	7,37	7,79	86%	4,60	23,14	0%	11,91	7,07	100%
ftv170	12,00	33,10	0%	4,38	82,53	0%	13,91	32,11	31,9%
rbg443	21,82	8,11	100%	4,53	8,51	96%	39,41	2,55	100%

Com base nos dados apresentados na Tabela 10, percebe-se que o Algoritmo Híbrido apresenta melhores resultados em termos de eficiência, apesar de seu maior custo computacional. Como exemplo disto, destaca-se a solução da instância *ftv170*, de maior dificuldade para os algoritmos propostos, onde utilizando tempos computacionais muito semelhantes aos do Algoritmo Genético consegue obter resultados em termos de taxa de sucesso na ordem de 32% enquanto os demais algoritmos não obtêm sucesso algum dentro da relaxação de 10% do objetivo.

4.3 Experimento com instâncias reais

Uma vez validados os algoritmos e realizados os experimentos com instâncias de referência da literatura para o problema do caixeiro viajante assimétrico, procedeu-se uma série de experimentos utilizando instâncias de um *flow shop* permutacional com tempos de *setup* dependentes da sequência provenientes de um caso real. Os dados provêm de uma empresa de pequeno porte que opera no mercado de projeto e manufatura de controladores eletrônicos sob especificação. A linha de produtos da empresa caracteriza-se por uma grande variedade de modelos vendidos a pequenos volumes. O elevado nível de customização e os curtos, mas variados, tempos de vida útil dos produtos dificultam os esforços da empresa em aplicar modularização nos seus projetos. O elevado nível de especificidade das aplicações dos produtos por parte dos clientes dificulta a previsão de demanda, sendo o horizonte de previsão de demanda da empresa inferior a 30 dias. Esta instabilidade de demanda, grande variedade e pequeno volume caracterizam o ambiente de operação da empresa como um ambiente identificado na literatura como *High Mix, Low Volume*.

O processo de montagem de controladores eletrônicos da empresa conta com um Sistema Flexível de Manufatura (FMS) para inserção dos componentes eletrônicos SMD nas placas de circuito impresso. Este FMS é composto por um conjunto de máquinas que executam operações sequenciais, tendo seu ritmo de produção ditado pelo tempo de operação e *setup* da inseridora automática *Pick-and-Place*. O *setup* desta máquina é externo, ou seja é realizado com a máquina

parada, e sua duração depende da quantidade de alimentadores que precisam ser substituídos durante a troca. A quantidade de alimentadores a serem substituídos, por sua vez, depende da semelhança que o produto atualmente montado na máquina possui com o próximo produto que será montado. Estas características configuram um *flow shop* permutacional com tempos de *setup* dependentes da sequência, conforme as definições da literatura.

A partir de dados coletados na empresa, obteve-se as listas de materiais que compõem os produtos, amostras de programação da produção (planos de produção) e tempo necessário para a substituição individual de alimentadores. Com base nestes dados, foram geradas instâncias de avaliação que emulam a situação real da rotina de programação da produção da empresa. Foram avaliadas a otimização de duas instâncias contendo 18 produtos, duas instâncias contendo 54 produtos, duas contendo 72 produtos e três contendo 90 produtos. Cada uma delas representa um período de produção da empresa com um conjunto e ordem FIFO específico. Aplicou-se os três algoritmos propostos na otimização das sequências de produção executando-se 50 repetições para cada instância. Os resultados comparativos podem ser observados na Tabela 11.

A Tabela 11 apresenta os valores obtidos nas avaliações com as instâncias reais com base no tempo e valores mínimo e médio dos tempos de troca de *setup*. A coluna *Setup* FIFO apresenta o tempo de preparação resultante da sequência de produção por ordem de chegada dos pedidos. Por sua vez, a coluna *Setup* manual apresenta os valores de tempos de preparação resultantes do sequenciamento realizado com base em famílias de produtos utilizada atualmente pela empresa colaboradora. Cabe destacar que o agrupamento utilizado pela empresa está baseado em semelhanças de PCB e aplicação dos produtos, explorando elementos diferentes dos que foram explorados neste trabalho. Para cada um dos algoritmos avaliados, são apresentadas três colunas. A primeira apresenta o tempo computacional gasto para execução do algoritmo e geração da solução para cada instância. A coluna Mínimo apresenta o menor valor de tempo de troca de *setup* obtido pelo algoritmo para cada instância, e a coluna Médio apresenta os valores médios de tempos de preparação obtidos ao longo de cinquenta repetições do algoritmo para cada instância. Devido ao caráter estocástico das metaheurísticas, valores médios são mais indicados para a avaliação dos algoritmos. Adicionalmente, realizou-se uma análise da variância considerando o modelo fatorial completo, que apresentou interação significativa entre os algoritmos e as instâncias, com $p - \text{valor} < 0,001$. A seguir, realizou-se o desdobramento em nível de instâncias para comparação dos algoritmos. Aplicou-se o teste de Tukey HSD (*Honest Significant Difference*) para comparação dos algoritmos no nível de instâncias. A análise dos resultados revela que apesar de não haver diferença significativa entre os resultados obtidos pelo Algoritmo Híbrido AG+BT e o Algoritmo Genético nas instâncias menores, o Algoritmo Híbrido é o único que atinge os melhores resultados para todo o conjunto de instâncias. Esta estabilidade na obtenção de boas soluções é um indicativo de superioridade da abordagem híbrida em relação às aplicações puras.

Como no caso das instâncias reais os valores ótimos não são conhecidos, torna-se mais adequado avaliar a performance dos algoritmos com base na métrica *impact changeover* (equação

(2.1)). Esta métrica avalia o impacto dos tempos de preparação com base na proporção destes em relação ao tempo total de utilização do equipamento (*setup* + processamento), ou seja, o *makespan*. A Tabela 12 apresenta os índices de *impact changeover* obtidos pelos algoritmos avaliados em cada instância. Na coluna Tempo processamento, são apresentados os tempos de processamento (tempos de produção) para produção de cada instância avaliada, este valor é utilizado no cálculo dos índices de *impact changeover*. As colunas subsequentes da tabela apresentam os valores em percentual do *impact changeover* para cada forma de sequenciamento avaliada, e a diferença relativa percentual do *impact changeover* obtido em relação ao obtido pelo sequenciamento FIFO. Para avaliação dos algoritmos, foram considerados os valores médios. Os testes comparativos elucidam as vantagens da utilização de uma abordagem híbrida composta pelas metaheurísticas Busca Tabu e Algoritmo Genético, sobre suas versões originais. As diferenças apresentadas demonstram que o algoritmo híbrido possui performance superior aos algoritmos puros propostos. Cabe destacar que o esforço computacional exigido pela abordagem híbrida supera consideravelmente o esforço exigido pelas aplicações puras, mas apesar deste fato, o tempo computacional máximo registrado durante os experimentos, 15 minutos, foi considerado aceitável para utilização na rotina de programação da produção da empresa que colaborou com o estudo cedendo as instâncias.

Tabela 11: Valores comparativos da função objetivo

Instância	Setup FIFO	Setup manual	Algoritmo Genético			Busca Tabu			Híbrido AG+BT		
			Tempo calc.	Mínimo	Médio	Tempo calc.	Mínimo	Médio	Tempo calc.	Mínimo	Médio
GL18-1	568,62	500,76	5,02	367,38	369,44 ^a	3,04	369,72	395,22 ^b	9,45	367,38	368,55 ^a
GL18-2	463,32	498,42	5,01	322,92	324,79 ^a	2,99	325,26	346,51 ^b	9,27	322,92	324,56 ^a
GL54-1	1860,30	1640,30	7,06	964,08	972,46 ^a	3,37	1029,60	1071,11 ^b	10,75	964,08	971,80 ^a
GL54-2	1923,50	1675,40	5,93	943,02	951,63 ^a	3,14	973,44	1002,32 ^b	10,93	943,02	949,10 ^a
GL72-1	2403,20	2209,00	7,64	1109,16	1123,06 ^a	3,55	1155,96	1215,44 ^b	11,67	1104,48	1122,50 ^a
GL72-2	2480,40	2187,90	6,42	1272,96	1285,55 ^b	3,34	1242,54	1292,05 ^c	11,66	1195,74	1211,23 ^a
GL90-1	3224,50	2686,30	9,87	1427,40	1446,46 ^b	3,28	1427,40	1495,17 ^c	13,07	1322,10	1343,11 ^a
GL90-2	2922,70	2506,10	6,91	1415,70	1429,69 ^b	3,18	1406,34	1471,25 ^c	12,47	1312,74	1329,45 ^a
GL90-3	3130,00	2850,10	8,14	1455,48	1470,78 ^b	3,17	1450,80	1507,15 ^c	12,46	1352,52	1371,66 ^a

^{a,b,c} Letras iguais indicam que não há diferença significativa entre os algoritmos pelo teste de Tukey HSD a um nível de significância de 5%.

* Todos valores expressos em minutos.

Tabela 12: Valores comparativos de *Impact changeover*

Instância	Tempo de produção (min)	<i>Impact Changeover</i>								
		FIFO	Manual	Dif.	Algoritmo Genético	Dif.	Busca Tabu	Dif.	Híbrido AG+BT	Dif.
GL18-1	641,71	46,98%	43,83%	-6,70%	36,54%	-22,01%	38,11%	-18,89%	36,48%	-22,35%
GL18-2	524,75	46,89%	48,71%	+3,88%	38,23%	-18,47%	39,77%	-15,18%	38,21%	-18,51%
GL54-1	1730,74	51,80%	48,66%	-6,06%	35,97%	-30,56%	38,23%	-26,20%	35,96%	-30,58%
GL54-2	1760,71	52,21%	48,76%	-5,87%	35,09%	-32,26%	36,28%	-29,96%	35,02%	-32,29%
GL72-1	2.334,45	50,73%	48,62%	-4,16%	32,48%	-35,97%	34,24%	-32,50%	32,47%	-35,99%
GL72-2	2.227,00	52,69%	49,56%	-5,94%	36,60%	-30,54%	36,72%	-30,31%	35,23%	-33,14%
GL90-1	2.865,21	52,95%	48,39%	-8,61%	33,55%	-36,64%	34,29%	-35,24%	31,92%	-39,72%
GL90-2	2.814,79	50,94%	47,10%	-7,54%	33,68%	-33,88%	34,33%	-32,61%	32,08%	-37,02%
GL90-3	3.244,96	49,10%	46,76%	-4,77%	31,19%	-36,48%	31,72%	-35,40%	29,71%	-39,49%

O algoritmo híbrido foi capaz de sequenciar instâncias ATSP de até 443 cidades (que podem ser consideradas produtos) em tempo computacional satisfatório, o que no caso da empresa colaboradora seria o suficiente para realizar o sequenciamento da produção de um mês inteiro, no caso de haver pedidos firmes para tal. Embora, na rotina da empresa o horizonte de programação da produção seja determinado pelo fluxo de pedidos firmes e a capacidade de previsão da demanda, os experimentos com as instâncias reais demonstram que quanto mais longo for o horizonte de sequenciamento, melhor proveito o algoritmo consegue tirar das similaridades dos produtos. Por consequência disto, quanto mais longo é o horizonte de programação para o qual a sequência foi otimizada pelo algoritmo, menor será o *impact changeover*, ou seja, menor será o tempo de máquina disponível consumido pelo tempo gasto na troca de *setup*. Esta redução do impacto dos tempos de preparação e a consequente maior capacidade produtiva dos equipamentos permite à empresa a ampliação do número de itens diferentes produzidos no lote, elevando sua flexibilidade em termos de modelos. Quando houver demanda, poderá ainda ser capaz de absorver uma quantidade maior dos mesmos itens já sequenciados para responder a surtos de demanda dos clientes para estes itens, elevando sua flexibilidade em termos de quantidade. Isto permitirá à empresa oferecer custos competitivos mesmo em quantidades menores, uma vez que a proporção do tempo produtivo e tempo de preparação será mais vantajosa. A flexibilidade em termos de prazo é fomentada pelo menor *makespan* apresentado pelos lotes, que permite entregas mais rápidas.

Por meio dos resultados comparativos apresentados, verifica-se a superioridade das soluções obtidas pelo algoritmo híbrido AG+BT. Embora o algoritmo tenha obtido resultados superiores, é possível notar que o nível de complexidade das instâncias é baixo, permitindo que o Algoritmo Genético e Busca Tabu puros tenham sido capazes de atingir valores médios próximos ao híbrido. Porém, as avaliações realizadas com instâncias da literatura, de maior tamanho, destacam os melhores resultados do Algoritmo Híbrido. Isto é um indicativo de que a utilização de ferramentas de programação da produção baseadas em metaheurísticas são adequadas para ambientes competitivos de alta complexidade. As avaliações realizadas neste trabalho indicam que a ferramenta proposta é capaz de atender o sequenciamento de até 443 produtos (valor máximo avaliado) em tempos computacionais viáveis e com resultados satisfatórios.

A aplicação deste tipo de ferramenta nas rotinas de programação da produção, exige esforços por parte da empresa no sentido de prover a estrutura computacional necessária para obtenção das informações necessárias, através do sistema ERP, para geração das matrizes de tempos de troca, bem como para execução do algoritmo híbrido para geração das sequências otimizadas. Em contrapartida, a aplicação da ferramenta na rotina de programação da empresa apresenta potencial de redução da mão de obra necessária para realização desta programação, visto que a ferramenta apresenta resultados melhores que as práticas atuais da empresa colaboradora e em tempo computacional adequado as suas rotinas. Atualmente, a empresa realiza o sequenciamento sob duas regras, FIFO (*First in-First out*) quando há ociosidade na fábrica, e um sequenciamento manual realizado pelo responsável pela programação da produção. Este

sequenciamento é realizado com base na experiência e conhecimento do responsável pela programação da produção estando portanto sujeito a variações em função disto e equívocos, uma vez que não usa um algoritmo ou critério rígido que possa garantir a qualidade e repetibilidade do resultado. Além da baixa confiabilidade, segundo a empresa colaboradora, este processo ainda exige entre 2 a 3 horas de dedicação do responsável pela programação, para a identificação dos modelos, análise das possíveis sequências esclarecimento de eventuais dúvidas e definição de uma sequência considerada vantajosa, de um conjunto de 50 itens de produção diferentes. Sendo que o algoritmo é capaz de realizar o sequenciamento de um conjunto de produtos desta ordem em menos de 11 minutos, sua aplicação representa um grande ganho em termos de economia de mão de obra dedicada ao sequenciamento. Além disso, a aplicação de técnicas computacionais para a geração da sequência garante a repetibilidade dos resultados e independência da experiência ou conhecimento do programador de produção em relação aos produtos a serem sequenciados. Além desta melhoria nos procedimentos da empresa, a aplicação da ferramenta apresentou uma efetiva redução nos tempos de preparação, redução de até 25% nas instâncias reais avaliadas, o que representa a redução de custos ligados ao processo produtivo e melhorias nos prazos de entrega. Esta redução dos tempos de preparação proporciona maior disponibilidade do equipamento, que se reverte em maior flexibilidade para a empresa absorver um número maior de pedidos dentro do mesmo horizonte de tempo quando houver demanda, ou absorver pedidos urgentes que necessitem entrar na programação dentro do horizonte firme.

Sempre que um novo pedido for aceito para um período já sequenciado, um novo sequenciamento deverá ser realizado, por meio de uma nova execução do Algoritmo Híbrido, considerando o novo modelo introduzido. A introdução deste novo modelo na sequência de produção sem este re-sequenciamento poderá gerar prejuízo ao *makespan*, por interromper a sequência otimizada. Esta necessidade ressalta a importância de que este sequenciamento através do algoritmo seja executada no menor tempo possível.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O sequenciamento da produção é uma das tarefas mais importantes no âmbito da programação da produção, ganhando especial valor em ambientes dinâmicos que exigem elevado nível de flexibilidade das organizações em termos de volume e *mix* de produtos. A identificação de um modelo adequado à otimização do problema do *flow shop* permutacional conduziu à possibilidade de explorar as similaridades entre os produtos para selecionar sequências de produção que ofereçam uma menor soma de tempos de preparação.

Os problemas de otimização de sequenciamento de produção estão entre os problemas de mais difícil solução, devido ao fato de pertencerem à classe de problemas NP-difícil. A utilização de métodos determinísticos, seja na forma de modelos matemáticos ou de algoritmos exatos, apesar de garantir a obtenção de uma solução ótima (a melhor possível), torna-se inviável em muitas situações dos ambientes reais de produção. A medida que o número de produtos a serem sequenciados aumenta, devido ao fenômeno da explosão combinatória, o tempo computacional necessário para obtenção da solução ótima cresce rapidamente em função da complexidade, inviabilizando sua aplicação prática. O uso de metaheurísticas surge como uma opção para contornar os problemas advindos da necessidade de avaliar uma quantidade proibitiva de soluções viáveis. Apesar de não garantirem a obtenção da melhor solução possível, elas são capazes de obter soluções de elevada qualidade em tempos computacionais razoáveis. A combinação de metaheurísticas com características complementares em uma aplicação híbrida provê soluções mais eficientes e flexíveis.

Nesta pesquisa, foi desenvolvida uma ferramenta para otimização do sequenciamento de um *flow shop* permutacional com tempos de preparação dependentes da sequência, responsável pela montagem de componentes eletrônicos, valendo-se da utilização de metaheurísticas combinadas em uma aplicação híbrida. O Algoritmo Híbrido desenvolvido para otimização do modelo foi comparado com as metaheurísticas Algoritmo Genético e Busca Tabu em suas formas puras. Os resultados apontaram a superioridade da abordagem híbrida frente aos demais algoritmos avaliados. Embora apresente maior custo computacional, o Algoritmo Híbrido foi capaz de obter soluções de qualidade com uma taxa de sucesso maior que o Algoritmo Genético e a Busca Tabu para todo o conjunto de instâncias ATSP avaliadas no processo de validação dos algoritmos. A avaliação através do Desvio Relativo Percentual médio também revelou que a abordagem híbrida supera a Busca Tabu em todas as instâncias neste caso, e obtém resultados ligeiramente melhores que o Algoritmo Genético.

A avaliação realizada com instâncias advindas de um ambiente produtivo real confirmou a qualidade das soluções obtidas pelo algoritmo. O teste estatístico aplicado aos dados demonstra que à medida que a complexidade das instâncias aumenta, o desempenho da abordagem híbrida torna-se significativamente superior aos resultados obtidos pelo Algoritmo Genético, e desempenho superior à Busca Tabu em todos os casos avaliados. A comparação com as práticas adotadas pela empresa colaboradora indicaram que o algoritmo é capaz de reduzir considera-

velmente o impacto das atividades de *setup* no *makespan* da empresa. Por meio da ferramenta desenvolvida, promoveu-se uma redução do *makespan* explorando as similaridades entre os produtos, o que consequentemente afeta positivamente a flexibilidade do *flow shop*.

A execução desta pesquisa, além de ampliar os conhecimentos do pesquisador no campo dos problemas de programação da produção e da aplicação de metaheurísticas para a solução de problemas de programação da produção, produziu um otimizador viável para utilização na rotina de programação da produção da empresa colaboradora do estudo. Os resultados obtidos apontam que, após ajustada a *interface* para que ele receba a informação atualizada diretamente do sistema ERP da empresa, o algoritmo híbrido proposto pode ser utilizado no dia a dia dela. Este otimizador possibilitará uma maior flexibilidade para a empresa em termos volume e *mix*, aumentando seu diferencial competitivo, podendo ainda ter impacto em termos de prazos.

Como sugestão para trabalhos futuros, uma aplicação do algoritmo proposto na solução do problema de otimização com os alimentadores em posições fixas poderia reduzir ainda mais os tempos de preparação. É sabido, como avaliado em Simões, Vecchia e DaSilva (2015), que esta situação prejudica a eficiência da movimentação da máquina. Porém, um algoritmo dotado de inteligência para selecionar diferentes estratégias de sequenciamento em função da relação entre volume e flexibilidade, otimizando não apenas as sequências mas estratégias aplicadas a esta sequência (multiobjetivo) podem prover significativos ganhos em termos de otimização do *makespan*. A exploração de outras estratégias híbridas, a exemplo o algoritmo memético, e a combinação de outras metaheurísticas na composição da abordagem híbrida para uma comparação do seu desempenho na resolução do problema abordado pode trazer à luz novas abordagens com ganhos ainda maiores na relação entre custo computacional e taxa de sucesso na obtenção de soluções ótimas.

REFERÊNCIAS

- ALKAYA, A. F.; DUMAN, E. Combining and solving sequence dependent traveling salesman and quadratic assignment problems in PCB assembly. **Discrete Applied Mathematics**, v. 192, p. 2–16, 2015.
- ALLAHVERDI, A.; GUPTA, J. N. D.; ALDOWAISAN, T. A review of scheduling research involving setup considerations. **The International Journal of Management Science**, v. 27, n. 2, p. 219–239, April 1999.
- ALLAHVERDI, A.; NG, C. T.; CHENG, T. C. E.; KOVALYOV, M. Y. A survey of scheduling problems with setup times or costs. **European Journal of Operational Research**, v. 187, n. 3, p. 985–1032, June 2008.
- ANDRÉS, C.; ALBARRACÍN, J. M.; TORMO, G.; VICENS, E.; GARCÍA-SABATER, J. P. Group technology in a hybrid flowshop environment: a case study. **European Journal of Operational Research**, v. 167, n. 1, p. 272–281, 2005.
- ARCHETTI, C.; SPERANZA, M. G.; HERTZ, A. A tabu search algorithm for the split delivery vehicle routing problem. **Transportation Science**, v. 40, n. 1, p. 64–73, 2006.
- ARENALES, M.; ARMENTANO, V.; MORABITO, R.; YANASSE, H. **Pesquisa Operacional, 2ª Edição**: para cursos de engenharia. [S.l.]: Elsevier Brasil, 2015.
- ARFA, S. B.; DRISS, O. B. A multi-agent model based on Tabu Search for the permutation flow shop problem minimizing. In: CARI, 2016. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2016. p. 269.
- BÄCK, T.; FOGEL, D. B.; MICHALEWICZ, Z. Evolutionary Computation 2-Advanced Algorithms and Operations. **Taylor Francis**, v. 1, 2000.
- BAKER, K. R. **Introduction to sequencing and scheduling**. Hoboken: John Wiley & Sons, 1974.
- BARBOZA, Â. O. **Simulação e técnicas da computação evolucionária aplicadas a problemas de programação linear inteira mista**. 2005. 236 p. Tese (Doutorado em Ciências) — Universidade Tecnológica Federal do Paraná - UTFPR, Programa de pós-graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial, Curitiba, 2005.
- BARROS, A. D.; MOCCELIN, J. V. Análise da flutuação do gargalo em flow shop permutacional com tempos de setup assimétricos e dependentes da sequência. **Gestão & Produção**, v. 11, n. 1, p. 101–108, 2004.
- BELLMAN, R. Mathematical aspects of scheduling theory. **Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics**, v. 4, n. 3, p. 168–205, 1956.
- BURNWAL, S.; DEB, S. Scheduling optimization of flexible manufacturing system using cuckoo search-based approach. **International Journal Advanced Manufacturing Technology**, v. 64, n. 5-8, p. 951–959, 2013.
- CAMPBELL, H. G.; DUDEK, R. A.; SMITH, M. L. Heuristic algorithm for n job, m machine sequencing problem. **Management Science Series B-Application**, v. 16, n. B630–7, 1970.

CHIWIACOWSKY, L. D.; CAMPOS VELHO, H. F. de. Different approaches for the solution of a backward heat conduction problem. **Inverse Problems in Engng**, v. 11, n. 6, p. 471–494, 2003.

CONCEIÇÃO, S. V.; RODRIGUES, I. A.; AZEVEDO, A. A.; ALMEIDA, J. F.; FERREIRA, F.; MORAIS, A. Desenvolvimento e implementação de uma metodologia para troca rápida de ferramentas em ambientes de manufatura contratada. **Gestão & Produção**, v. 16, n. 3, p. 357–369, 2009.

CORDEAU, J.-F.; GENDREAU, M.; LAPORTE, G.; POTVIN, J.-Y.; SEMET, F. A guide to vehicle routing heuristics. **Journal of the Operational Research society**, p. 512–522, 2002.

CORRÊA, L. H.; CORRÊA, C. A. **Administração da produção e operações – manufatura e serviços: uma abordagem estratégica**. São Paulo, São Paulo: Atlas, 2011.

CUI, W.-W.; LU, Z.; ZHOU, B.; LI, C.; HAN, X. A hybrid genetic algorithm for non-permutation flow shop scheduling problems with unavailability constraints. **International Journal of Computer Integrated Manufacturing**, p. 1–18, 2016.

CYR, B.; LAMBERT, S.; ABDUL-NOUR, G.; ROCHETTE, R. Manufacturing flexibility: smt factors study. **Computers and industrial Engeeneering**, v. 33, n. 1-2, p. 361–364, 1997.

DAS, S.; GUPTA, J. N.; KHUMAWALA, B. A savings index heuristic algorithm for flowshop scheduling with sequence dependent set-up times. **Journal of the Operational Research Society**, v. 46, n. 11, p. 1365–1373, 1995.

DASILVA, M. G. **Avaliação do alinhamento entre critérios competitivos e práticas de automação na indústria eletrônica: um estudo de caso**. 2010. 124 p. Dissertação(Mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas) — Universidade do Vale do Rio dos Sinos, São Leopoldo, 2010.

DAVIS, L. Applying adaptive algorithms to epistatic domains. In: IJCAI, 1985. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1985. v. 85, p. 162–164.

DENG, Y.; YANG, C. Architecture-driven modeling of real-time concurrent systems with applications in FMS. **Journal of Systems and Software**, v. 45, p. 61–78, 1999.

FLYNN, B. B. The effects of setup time on output capacity in cellular manufacturing. **International Journal of Production Research**, v. 25, n. 12, p. 1761–1772, 1987.

FRAGA, M. **Uma metodologia hibrida: colônia de formigas–busca tabu–reconexão por caminhos para resolução do problema de roteamento de veículos com janela de tempo**. 2007. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) — Master's thesis, CEFET–MG, Dissertação de mestrado, 2007.

FREIRE, A.; MARINHO, E. S.; OLIVEIRA, S. C. R.; FAGUNDES, L. F.; ARAUJO, L. E. D. Sistemas flexíveis de manufatura: revisão bibliográfica sistemática. In: XX SIMPOSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 2013, Bauru, São Paulo. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2013.

GAO, J.; CHEN, R.; DENG, W. An efficient tabu search algorithm for the distributed permutation flowshop scheduling problem. **International Journal of Production Research**, v. 51, n. 3, p. 641–651, 2013.

GAREY, M. R.; JOHNSON, D. S.; SETHI, R. The complexity of flowshop and jobshop scheduling. **Mathematics of operations research**, v. 1, n. 2, p. 117–129, 1976.

GAREY, M. R.; JOHNSON, D. S.; SETHI, R. The complexity of flowshop and jobshop scheduling. **Mathematics of operations research**, v. 1, n. 2, p. 117–129, 1976.

GLOVER, F.; KOCHENBERGER, G. A. (Ed.). **An introduction to tabu search**. New York: Kluwer academic Publishers, 2003. 37-54 p. (Handbook of Metaheuristics).

GENDREAU, M.; GUERTIN, F.; POTVIN, J.-Y.; TAILLARD, E. Parallel tabu search for real-time vehicle routing and dispatching. **Transportation science**, v. 33, n. 4, p. 381–390, 1999.

GLOVER, F. Heuristics for integer programming using surrogate constraints. **Decision Sciences**, v. 8, p. 156–166, 1977.

GLOVER, F. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. **Computers and Operations Research**, v. 5, p. 553–549, 1986.

GLOVER, F.; LAGUNA, M. **Tabu Search**. Boston: Kluwer academic Publishers, 1997.

GONÇALVES JÚNIOR, J. D. **Abordagem metaheurística híbrida para otimização do planejamento de estiva de navios porta-contêineres**. 2016. 104 p. Dissertação (Mestrado) — Universidade do Vale do Rio dos Sinos, Programa interdisciplinar de pós-graduação em computação aplicada, São Leopoldo, 2016.

GUANG, Y. Application of catastrophic adaptive genetic algorithm to reactive power optimization in power system with wind farm. In: AUTOMATIC CONTROL AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE (ACAI 2012), INTERNATIONAL CONFERENCE ON, 2012. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2012. p. 534–537.

GUPTA, J. N. Heuristic algorithms for multistage flowshop scheduling problem. **AIIE Transactions**, v. 4, n. 1, p. 11–18, 1972.

HANSEN, P. The steepest ascent mildest descent heuristic for combinatorial programming. In: CONGRESS ON NUMERICAL METHODS IN COMBINATORIAL OPTIMIZATION, CAPRI, ITALY, 1986. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1986. p. 70–145.

HAYES, R.; WHEELWRIGHT, S. Link manufacturing process and product life cycles. **Harvard Business Review**, january-february 1979.

HICKS, C. A Genetic Algorithm tool for optimising cellular or functional layouts in the capital goods industry. **International Journal of Production Economics**, v. 104, n. 2, p. 598–614, 2006.

HO, W.; JI, P. A hybrid genetic algorithm for component sequencing and feeder arrangement. **Journal of intelligent manufacturing**, v. 15, p. 307–315, 2004.

HOLCOMB, G. W. Justifying flexible automation for PCB assembly. **Assembly Automation**, v. 15, n. 2, p. 14–16, 1995.

HOLLAND, J. H. **Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence**. Cambridge: Second edition: MIT press, 1992.

- JOHNSON, S. M. Optimal two and three stage production schedules with setup times included. **Naval Research logistics Quarterly**, v. 1, p. 61–68, 1954.
- KAN, A. R. **Machine scheduling problems: classification, complexity and computations**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2012.
- KARRAY, A.; BENREJEB, M.; BORNE, P. A hybrid algorithm to solve the single-machine scheduling problem. **International Journal of Innovation and Applied Studies**, v. 11, n. 3, p. 623, 2015.
- KILLIAN, V. A. **The Impact of High-Mix, Low Volume Products in Semiconductor Manufacturing**. 2003. Thesis (Master of Science in Civil and Environmental Engineering) — Massachusetts Institute of Technology, 2003.
- KNUUTILA, T.; JOHNSON, M.; NEVALAINEN, O. Grouping PCB Assembly Jobs with Feeders of several types. **The international Journal of Flexible Manufacturing Systems**, v. 16, p. 151–167, 2004.
- LEE, J. S. A modular command filtering approach to coordination of flexible manufacturing systems. **The International Journal of Advance Manufacturing Technology**, v. 56, n. 9-12, p. 115–123, 2011.
- LEVITIN, G.; RUBINOVITZ, J.; SHNITS, B. A genetic algorithm for robotic assembly line balancing. **European Journal of Operational Research**, v. 168, n. 3, p. 811–825, 2006.
- LI, X.; YIN, M. A hybrid cuckoo search via Lévy flights for the permutation flow shop scheduling problem. **International Journal of Production Research**, v. 51, n. 16, p. 4732–4754, 2013.
- LIN, S. Computer solutions of the traveling salesman problem. **The Bell System Technical Journal**, v. 44, n. 10, p. 2245–2269, 1965.
- LIN, Y.-K.; CHANG, P.-C. Demand satisfaction and decision-making for a PCB manufacturing system with production lines in parallel. **International Journal of Production Research**, v. 53, n. 11, p. 3193–3206, 2015.
- LINDEN, R. **Algoritmos genéticos: uma importante ferramenta da inteligência computacional**. [S.l.]: Brasport, 2006.
- LIU, L.; LIU, C.; WANG, S.; ZHOU, W.; WANG, K. Hybrid GA-TS algorithm for steel-making charge plan problem. **WIT Transactions on Engineering Sciences**, v. 113, p. 320–327, 2016.
- LIU, L.; YE, J. An approach to Scheduling of Flexible manufacturing System. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRONIC & MECHANICAL ENGINEERING AND INFORMATION TECHNOLOGY, 2011, IEEE, Harbin. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2011. p. 1777–1779.
- LOPES, H. S.; TAKAHASHI, R. H. C. Computação evolucionária em problemas de engenharia. **OMNIPAX**, 2011.
- MACCARTHY, B.; LIU, J. Addressing the gap in scheduling research: a review of optimization and heuristic methods in production scheduling. **The International Journal of Production Research**, v. 31, n. 1, p. 59–79, 1993.

- MANSON, N. J. Is operations research really research ? **Orion**, v. 22, n. 5, p. 155–180, 2006.
- MARICHELVAM, M. An improved hybrid Cuckoo Search (IHCS) metaheuristics algorithm for permutation flow shop scheduling problems. **International Journal of Bio-Inspired Computation**, v. 4, n. 4, p. 200–205, 2012.
- MICHAEL, R. G.; DAVID, S. J. Computers and intractability: a guide to the theory of np-completeness. **WH Free. Co., San Fr**, 1979.
- MIGUEL, P. A.; FLEURY, A.; MELLO, C. H. P.; NAKANO, D. N.; TURRIONI, E. P.; HO, L. L.; MORABITO, R.; MARTINS, R.; SOUZA, R. A.; COSTA, E. G.; PUREZA, V. **Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações**. Rio de Janeiro, RJ: Elsevier: ABEPRO, 2012.
- MILANO, M.; ROLI, A. MAGMA: a multiagent architecture for metaheuristics. **Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on**, v. 34, n. 2, p. 925–941, 2004.
- MILTENBURG, J. **Manufacturing Strategy**: how to formulate and implement a winning plan. Portland: Productivity Press, 1995.
- MITCHELL, M. **An introduction to genetic algorithms**. Cambridge: MIT press, 1998.
- MIYAZAKI, S.; NISHIYAMA, N.; HASHIMOTO, F. An adjacent pairwise approach to the mean flowtime scheduling problem. **Journal of the Operations Research Society of Japan**, v. 21, n. 2, p. 287–299, 1978.
- MOCCELLIN, J. V.; NAGANO, M. S. Uma propriedade estrutural do problema de programação da produção flow shop permutacional com tempos de setup. **Pesquisa Operacional**, v. 27, n. 3, p. 487–515, 2007.
- MORAIS, M. F.; MOCCELLIN, J. V. Métodos heurísticos construtivos para redução do estoque em processo em ambientes de produção flow shop híbridos com tempos de setup dependentes da sequência. **Gestão & Produção**, v. 17, n. 2, p. 367–275, 2010.
- MOREIRA, D. A. **Pesquisa operacional**: curso introdutório. São Paulo, sp: Cengage Learning, 2010.
- NAGANO, M.; MOCCELLIN, J. Reducing mean flow time in permutation flow shop. **Journal of the Operational Research Society**, v. 59, n. 7, p. 939–945, 2008.
- NAHMIA, S.; OLSEN, T. L. **Production and Operations Analysis**. [S.l.]: Waveland Press, 2015.
- NEJAD, H. T. N.; SUGIMURA, N.; IWAMURA, K.; TANIMIZU, Y. Multi agente architecture for dynamic incremental process planning in the flexible manufacturing system. **Journal of Intelligent Manufacturing**, 2010.
- PACHECO, R. F.; SANTORO, M. C. A adoção de modelos de scheduling no Brasil: deficiências do processo de escolha. **Gestão & Produção**, v. 8, n. 2, p. 128–138, 2001.
- PAN, C.-H. A study of integer programming formulations for scheduling problems. **International Journal of Systems Science**, v. 28, n. 1, p. 33–41, 1997.

- PAN, Q.-K.; RUIZ, R. A comprehensive review and evaluation of permutation flowshop heuristics to minimize flowtime. **Computers & Operations Research**, v. 40, n. 1, p. 117–128, 2013.
- PAN, Q.-K.; TASGETIREN, M. F.; LIANG, Y.-C. A discrete differential evolution algorithm for the permutation flowshop scheduling problem. **Computers & Industrial Engineering**, v. 55, n. 4, p. 795–816, 2008.
- PAPADIMITRIOU, C. H.; STEIGLITZ, K. **Combinatorial optimization: algorithms and complexity**. Englewood Cliffs: Courier Corporation, 1982.
- PEREIRA, F. J. B. Algoritmo Genético. In: **Manual de Computação evolutiva e metaheurísticas**. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2013.
- PINEDO, M. L. **Scheduling: theory, algorithms, and systems**. berlin: Springer Science & Business Media, 2012.
- PINHO, A. F. de; MONTEVECHI, J. A.; MARINS, F. A. S.; CARVALHO MIRANDA, R. de. Algoritmos genéticos: fundamento e aplicações. In: **Meta-heurísticas em pesquisa operacional**. Curitiba: Omnipax, 2013.
- PIZZOLATO, N. D.; VÁSQUEZ, S. G. G.; D'ÁVILA, S. L. G. O problema do sequenciamento da produção em uma indústria química: avaliação de uma aplicação real. **Gestão & Produção**, v. 6, n. 1, p. 16–29, 1999.
- PORTER, M. E. **Competição: estratégias competitivas essenciais**. [S.l.]: Gulf Professional Publishing, 1999.
- PUCHINGER, J.; RAIDL, G. R. **Combining metaheuristics and exact algorithms in combinatorial optimization: a survey and classification**. Berlin: Springer, 2005.
- QIANLIANG, C. The system development of FMS monitoring and fault diagnosis. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRONIC & MECHANICAL ENGINEERING AND INFORMATION TECHNOLOGY, 2011, IEEE, Harbin. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2011.
- RAHMAN, H. F.; SARKER, R.; ESSAM, D. A real-time order acceptance and scheduling approach for permutation flow shop problemas. **European Journal of Operational Research**, v. 247, p. 488–503, 2015.
- RAHMAN, H. F.; SARKER, R.; ESSAM, D. A real-time order acceptance and scheduling approach for permutation flow shop problems. **European Journal of Operational Research**, v. 247, n. 2, p. 488–503, 2015.
- RAIDL, G. R. A unified view on hybrid metaheuristics. In: **Hybrid Metaheuristics**. Berlin: Springer, 2006. p. 1–12.
- RAJENDRAN, C.; ZIEGLER, H. A heuristic for scheduling to minimize the sum of weighted flowtime of jobs in a flowshop with sequence-dependent setup times of jobs. **Computers & industrial engineering**, v. 33, n. 1, p. 281–284, 1997.
- REINELT, G. **TSPLIB - Asymmetric traveling salesman problem (ATSP)**. Acessado em 2016-08-09, <http://comopt.ifi.uni-heidelberg.de/software/TSPLIB95/atsp/>.

ROLI, A.; BLUM, C.; SAMPELS, M. **Hybrid metaheuristics an emerging approach to optimization**. Berlin: Springer, 2008.

ROSSETI, M. D.; STANFORD, K. J. A. Group sequencing a PCB assembly system via an expected sequence dependent setup heuristic. **Computers & industrial engineering**, v. 45, p. 231–254, 2003.

RUIZ, M. C.; CAZORLA, D.; CUARTERO, F.; MACIA, H. Improving performance in flexible manufacturing systems. **The Journal of Logic and Algebraic Programming**, v. 78, n. 4, p. 260–273, 2009.

RUIZ, R. Book review of “Experimental Methods for the Analysis of optimization Algorithms. **European Journal of Operational Research**, v. 214, n. 2, p. 453–456, 2011.

RUIZ, R.; MAROTO, C. A comprehensive review and evaluation of permutation flowshop heuristics. **European Journal of Operational Research**, v. 165, n. 2, p. 479–494, 2005.

SABOUNI, M. T. Y.; LOGENDRAN, R. Carryover sequence-dependent group scheduling with the integration of internal and external setup times. **European Journal of Operational Research**, v. 224, n. 1, p. 8–22, January 2013.

SANTOS, H. G.; OCHI, L. S.; SOUZA, M. J. A tabu search heuristic with efficient diversification strategies for the class/teacher timetabling problem. **Journal of Experimental Algorithmics (JEA)**, v. 10, p. 2–9, 2005.

SANTOS, N.; REBELO, R.; PEDROSO, J. P. A tabu search for the permutation flow shop problem with sequence dependent setup times. **International Journal of Data Analysis Techniques and Strategies**, v. 6, n. 3, p. 275–285, 2014.

SILVA MARQUES, M. Felipe da; SARMENTO, J. C.; FARIAS, P. S. D. S. **Resolução do problema do caixeiro viajante através da heurística 3-OPT**. Acessado em 2016-10-21, <http://slideplayer.com.br/slide/6987562/>.

SIMÕES, W. L.; VECCHIA, R. D.; DASILVA, M. G. Proposição de um modelo de otimização para programação da produção em Sistema Flexível de Manufatura (FMS) com tempos de setup dependentes da sequência: a combinação de esforços em sequenciamento e tempos de preparação na indústria eletrônica. **Produto & Produção**, v. 16, n. 1, p. 81–99, Março 2015.

SLACK, N. **The manufacturing advantage: achieving competitive manufacturing operations**. [S.l.]: Mercury Books, 1991.

SLACK, N.; CHAMBERS, S.; JOHNSTON, R. **Administração da produção**. São Paulo, SP: Atlas, 2009.

SMITH, S. A. **A Network Planning Process and Inventory Strategy for High-Mix Low-Volume Markets**. 2012. Thesis (Master of Science in Engineering Systems) — Massachusetts Institute of Technology, 2012.

SOUZA, M. J. F. Busca Tabu. In: **Manual de Computação evolutiva e metaheurísticas**. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2013.

SOUZA, M. J. F.; MACULAN, N.; OCHI, L. S. A GRASP-Tabu search algorithm for solving school timetabling problems. In: **Metaheuristics: computer decision-making**. Berlin: Springer, 2004. p. 659–672.

STEPHENS, R. **Four Heuristic Solutions to the Traveling Salesperson Problem**. Acessado em 2016-10-21, <http://www.devx.com/dotnet/Article/33574/0/page/3>.

SUKKARD, W.; WUTTIPORNUN, T. Hybrid genetic algorithm and tabu search for finite capacity material requirement planning system in flexible flow shop with assembly operations. **Computers & Industrial Engineering**, v. 97, p. 157–169, 2016.

SUN, D.; LEE, T.; KIM, K. Component allocation and feeder arrangement for a dual-gantry multi-head surface mounting placement tool. **International Journal of Production Economics**, v. 95, p. 245–264, 2005.

TALBI, E.-G. A taxonomy of hybrid metaheuristics. **Journal of heuristics**, v. 8, n. 5, p. 541–564, 2002.

TALBI, E.-G. **Metaheuristics: from design to implementation**. Hoboken: John Wiley & Sons, 2009. v. 74.

TANG, L.; LIU, J. A modified genetic algorithm for the flow shop sequencing problem to minimize mean flow time. **Journal of Intelligent Manufacturing**, v. 13, n. 1, p. 61–67, 2002.

TELES, M. L.; GOMES, H. M. Comparação de algoritmos genéticos e programação quadrática seqüencial para otimização de problemas em engenharia. **Teoria e Prática na Engenharia Civil**, v. 10, n. 15, p. 29–39, 2010.

VALLADA, E.; RUIZ, R.; MINELLA, G. Minimising total tardiness in the m-machine flowshop problem: a review and evaluation of heuristics and metaheuristics. **Computers & Operations Research**, v. 35, n. 4, p. 1350–1373, 2008.

VARADHARAJAN, T.; RAJENDRAN, C. A multi-objective simulated-annealing algorithm for scheduling in flowshops to minimize the makespan and total flowtime of jobs. **European Journal of Operational Research**, v. 167, n. 3, p. 772–795, 2005.

WAGNER, H. M. An integer linear-programming model for machine scheduling. **Naval Research Logistics Quarterly**, v. 6, n. 2, p. 131–140, 1959.

WOLSEY, L. A.; NEMHAUSER, G. L. **Integer and combinatorial optimization**. Hoboken: John Wiley & Sons, 2014.

WU, Y. Z.; JI, P. Optimizing feeder arrangement of a PCB assembly machine for multiple boards. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INDUSTRIAL ENGINEERING MANAGEMENT, 2010, IEEE, Macao. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2010. p. 2343–2347.

XIAO, Y.; YUAN, Y.; ZHANG, R.-Q.; KONAK, A. Non-permutation flow shop scheduling with order acceptance and weighted tardiness. **Applied Mathematics and Computation**, v. 270, p. 312–333, 2015.

YUSOF, U.; BUDIARTO, R.; DERIS, S. Harmony Search algorithm for flexible manufacturing system (FMS) machine loading problem. In: IEEE 3RD CONFERENCE ON DATA MINING AND OPTIMIZATION (DMO), 2011, IEEE, Selangor. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2011. p. 26–31.

ZHANG, Y.; YUAN, W.; LI, B.; LIAO, M. Optimal power purchase planning of hainan power grid company. In: INTERNATIONAL POWER ENGINEERING CONFERENCE (IPEC 2007), 2007., 2007. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2007. p. 1355–1359.

APÊNDICE A SINTONIA DE PARÂMETROS DOS ALGORITMOS

A sintonia de parâmetros dos algoritmos consiste na seleção dos valores de parâmetros do algoritmo de forma a proporcionar um funcionamento eficaz e eficiente, atendendo às necessidades de operação do mesmo. Uma série de experimentos foi realizada, variando-se os valores dos parâmetros dentro de um determinado conjunto de valores. Avaliou-se então quais são as configurações mais eficazes na obtenção de soluções de qualidade, e deste conjunto de soluções eficazes, quais são as configurações mais eficientes em termos de custo computacional. Cada algoritmo possui parâmetros específicos a serem sintonizados, o procedimento de cada um deles é detalhado a seguir.

A.1 Algoritmo Genético

A sintonia dos parâmetros empregados na metaheurística Algoritmo Genético foi obtida através de uma varredura dos parâmetros, dentro de um determinado conjunto de valores. A avaliação dos parâmetros foi realizada com base nos valores obtidos para a função objetivo, a média dos valores de desvio percentual relativo, taxa de sucesso ao encontrar o valor objetivo e o tempo médio gasto na sua execução.

Para a realização dos experimentos, fixou-se os parâmetros que atuam diretamente sobre o número de avaliações da função objetivo. Estes parâmetros foram assim definidos:

- Tamanho da população = 60;
- Número de gerações = 30000.

Os parâmetros sintonizados foram a probabilidade de cruzamento (pc) e a probabilidade de mutação (pm). Para cada parâmetro foram avaliados três valores distintos, que combinados compuseram um total de nove cenários de avaliação, como segue:

- a) $pc=80\%$ e $pm=5\%$;
- b) $pc=80\%$ e $pm=10\%$;
- c) $pc=80\%$ e $pm=15\%$;
- d) $pc=90\%$ e $pm=5\%$;
- e) $pc=90\%$ e $pm=10\%$;
- f) $pc=90\%$ e $pm=15\%$;
- g) $pc=100\%$ e $pm=5\%$;
- h) $pc=100\%$ e $pm=10\%$;

i) $pc=100\%$ e $pm=15\%$.

Para cada configuração de parâmetros, foram realizadas 50 repetições do algoritmo. Para cada repetição, foi calculado e armazenado o valor final da função objetivo, desvio percentual relativo à melhor solução para o problema e o tempo de execução. Ao final das repetições, calculou-se o tempo médio de execução para a configuração, bem como o desvio percentual relativo médio, seu desvio padrão e a taxa de sucesso do cenário ao atingir o objetivo. O Algoritmo Genético foi executado com a configuração de cada um dos cenários para a resolução de todas as sete instâncias do TSP assimétrico utilizadas na validação do algoritmo, conforme definidas na Tabela 5. A tabela 13 apresenta os percentuais do número de instâncias para as quais o cenário apresentou melhor resultado.

Tabela 13: Resultados dos cenários testados no processo de sintonia

Cenários de teste do Algoritmo Genético			
	$pc=80\%$	$pc=90\%$	$pc=100\%$
$pm=5\%$	0%	0%	0%
$pm=10\%$	28,57%	14,29%	14,29%
$pm=15\%$	0%	42,85%	0%

Fonte: Autor

Com base nos resultados obtidos no processo de sintonia de parâmetros da metaheurística Algoritmo Genético, pode-se concluir que, dentre os cenários propostos e avaliados, o que apresenta resultados mais promissores na minimização da função objetivo é o cenário que apresenta uma taxa de cruzamento de 90% e uma taxa de mutação de 15%. Esta configuração superou os resultados obtidos pelas demais configurações em 42,85% dos problemas avaliados.

A.2 Busca Tabu

A sintonia do algoritmo Busca Tabu seguiu procedimento similar à sintonia de parâmetros do Algoritmo Genético. O parâmetro $btmax$ e o número de vizinhos avaliados a cada iteração foram fixados, de forma a focar os experimentos de sintonia na identificação do melhor valor para $tabu tenure$ ou tamanho da lista tabu, ou seja, o número de iterações que um movimento permanece como tabu. Os parâmetros foram definidos com os seguintes valores:

- tamanho da vizinhança =150;
- Número máximo de iterações =10000.

De forma geral, o critério de parada utilizado em aplicações da Busca Tabu é o número de iterações sem melhoria no valor da função objetivo, definido neste trabalho pelo parâmetro $btmax$. Para os testes de sintonia, este critério de parada foi desabilitado, com o objetivo de forçar a execução do algoritmo pelo número de avaliações definido, equalizando o número de

execuções entre os cenários de teste, conforme procedimento proposto por Gonçalves Júnior (2016). Para a sintonia do valor do tamanho da lista tabu (LT), avaliou-se quatro cenários distintos, conforme segue:

- a) $LT = 10$ movimentos;
- b) $LT = 15$ movimentos;
- c) $LT = 20$ movimentos;
- d) $LT = 25$ movimentos.

Os quatro cenários foram avaliados, executando-se a Busca Tabu para a solução das sete instâncias utilizadas neste trabalho. Para cada cenário, 50 execuções foram realizadas. A Tabela 14 apresenta os percentuais do número de instâncias para as quais o cenário apresentou melhor resultado em relação aos demais cenários.

Tabela 14: Resultados dos cenários testados no processo de sintonia

Cenários de teste da Busca Tabu			
$LT=10$	$LT=15$	$LT=20$	$LT=25$
0%	14,29%	57,14%	28,57%

Fonte: Autor

Com base nos resultados obtidos, pode-se concluir, dentre os cenários avaliados, o mais promissor na minimização da função objetivo foi o cenário que apresenta um valor de 20 movimentos para o tamanho da lista tabu. Este foi o cenário com percentual mais elevado no teste, superando os demais cenários em 57,14% dos problemas avaliados.

A.3 Algoritmo Híbrido AG+BT

O algoritmo híbrido proposto neste trabalho possui um acoplamento *high level* com estratégia de controle colaborativa e execução intercalada (RAIDL, 2006; GONÇALVES JÚNIOR, 2016), o que induz o algoritmo a trocar informações, executando ciclicamente as metaheurísticas de forma sequencial. Esta troca de informações é realizada ao final de cada execução do Algoritmo Genético, quando a melhor solução é repassada à Busca Tabu, e também ao final da execução da Busca Tabu, quando as dez melhores soluções são repassadas de volta ao Algoritmo Genético como parte da população inicial, caso o critério de parada não tenha sido atingido.

Uma vez que as metaheurísticas são executadas individualmente dentro da sequência de execução do algoritmo híbrido, foram mantidos os valores dos parâmetros sintonizados para o Algoritmo Genético e para a Busca Tabu definidos anteriormente. O número de ciclos pelos quais o algoritmo híbrido deve se repetir (*numCiclos*) foi parâmetro específico do Algoritmo

Híbrido para o qual buscou-se a sintonia. Para a sintonia do Algoritmo Híbrido AG+BT, foram avaliados cenários de configurações de diferentes valores para a variável *numCiclos*.

Os resultados obtidos no processo de sintonia dos parâmetros, indicam que dentre os cenários avaliados, o mais efetivo na minimização da função objetivo foi o cenário que apresenta os valores de $numCiclos = 2$, pois foi a configuração que obteve melhores resultados. Para o conjunto de instâncias avaliadas, não houve melhorias na função objetivo a partir do segundo ciclo em testes realizados com $numCiclos > 2$, portanto não foram considerados cenários com valores maiores.

APÊNDICE B ARTIGO SUBMETIDO

Análise sistêmica e prospecção de estratégias para manutenção da flexibilidade em uma indústria eletrônica diante as incertezas do mercado

Wagner Lourenzi SIMÕES¹; Letícia Oliveira WESSOLOWSKI²

1. Mestrando do curso de Engenharia de Produção e Sistemas – PPGEPS/UNISINOS, São Leopoldo, Rio Grande do Sul, Brasil. wlsjurai@hotmail.com
2. Arquiteta – UNISINOS, São Leopoldo, Rio Grande do Sul, Brasil. leticiaw@hotmail.com

Resumo

A constante exigência por customização de produtos obriga muitas empresas competirem baseadas em sua flexibilidade. Porém esta pulverização dos produtos acarreta efeitos indesejados, exigindo ao máximo a sua flexibilidade. As incertezas do mercado também acarretam em excessos de inventários oriundos de previsões de demandas incorretas. Neste trabalho, realiza-se uma análise das relações internas de uma empresa fabricante de partes eletrônicas através da abordagem do pensamento sistêmico, avaliando como elas influenciam a flexibilidade oferecida pela empresa aos seus clientes. A partir disto identifica-se as possíveis estratégias que podem ser adotadas para a manutenção da flexibilidade oferecida pela empresa.

Palavras-chave: Indústria eletrônica, Pensamento sistêmico, Estratégia, flexibilidade.

Abstract

The constant demand for product customization enforces to many companies that compete based on their flexibility. But this product splitting causes undesirable effects, requiring the most of its flexibility. Market uncertainty also overloads inventories arising from incorrect forecasts. This work, we carried out an analysis of the internal relations of a manufacturer of electronic parts through systems thinking approach, assessing how they influence the flexibility offered by the company to its customers. Identifying possible strategies that can be adopted to maintain the flexibility offered by the company.

Keywords: Electronics Industry, Systems thinking, strategy, flexibility.

1. Introdução

A crescente competição no mercado global exige que as empresas se deparem com uma confusa mistura de oportunidades, incertezas, modelos de negócios e opções estratégicas (PIVORIENE, 2015). De forma a explorarem ao máximo sua vantagem competitiva e enfrentar esta instabilidade do

mercado, empresas que competem na dimensão flexibilidade necessitam trabalhar na constante melhoria da capacidade de flexibilização das suas operações, impactando minimamente os seus custos operacionais.

A empresa objeto do estudo, opera no mercado de equipamentos e partes eletrônicos sob demanda. A principal dimensão competitiva sobre a qual a empresa cresceu em seu mercado é a flexibilidade, tanto em termos de entrega, volume e modelos. Sua carteira de negócios configura um ambiente *high mix, low volume*, ou seja, uma ampla variedade de modelos diferentes vendidos a pequenos volumes. Porém o crescimento do volume de novos negócios e produtos com elevado nível de customização, levou a empresa a lidar com uma série de problemas. Dentre estes, destacam-se o aumento de inventário, dificuldades para prever demanda e elevação de custos com horas extras nos casos de surtos de demanda e perdas por obsolescência de aplicações. Frente a estes desafios a empresa passou a adotar alternativas que priorizem cada vez mais a flexibilidade de sua fábrica, porém a adoção de determinadas ações isoladas nem sempre é capaz de proteger a flexibilidade da empresa.

Neste estudo busca-se uma análise sistêmica do contexto da empresa de forma a gerar aprendizado e prospectar estratégias que possibilitem a empresa focalizar seus esforços em ações sistêmicas que promovam a melhoria de sua flexibilidade e a sua manutenção quando ameaçada por forças externas à empresa, como as flutuações de mercado e fornecimento de matéria prima. Ao final do estudo um conjunto de estratégias é proposto para a promoção de melhoria nos diversos setores que afetam a flexibilidade da empresa.

2 Referencial teórico

Nesta seção são apresentados os conceitos teóricos a respeito de ambientes produtivos *high mix, low volume* e da flexibilidade na indústria, que são os fundamentos que nortearam o estudo.

2.1 Ambientes de produção *High Mix, Low Volume*

Smith (2012) descreve em seu trabalho que o mercado pode ser segmentado pela quantidade de modelos diferentes demandada e pelo volume de demanda destes modelos, podendo-se então classificar estes segmentos como *High Mix, Low Volume* (HMLV); *High Mix, High Volume* (HMHV); *Low Volume, Low Mix* (LVLM) e *High Volume, Low Mix* (HVLM). A produção *High-mix, low volume* evoluiu através dos tempos a partir do modelo de produção em massa iniciado por Henry Ford para atender as demandas de mercado cada vez maiores por mais opções de produtos. Killian (2003) salienta que o Sistema Toyota de Produção (TPS) desenvolvido durante a década de 1970, mas em constante evolução, permanece como um dos *benchmarks* de maior sucesso na indústria *High-mix, low volume*. Embora o atendimento das expectativas dos clientes em termos de *mix* possa ser um poderoso diferencial competitivo, o seu impacto nos custos de produção não permite que uma empresa possa expandir indefinidamente sua linha de produtos sem impactos nos preços praticados. Os custos de complexidade aumentam de forma logarítmica em função dos custos decorrentes do aumento de *mix*. Desta forma, para a empresa obter vantagem competitiva em ambientes *high-mix, low volume*, deve investir em meios de reduzir custos de complexidade, reduzindo assim os custos totais.

Em ambientes *high-mix, low volume*, as empresas devem adotar sistemas de produção com foco no processo, de forma a buscar a maior flexibilidade de produção e responsividade a mudanças de projeto ou tecnologia nos produtos. Estes fatores costumam ser prejudicados em sistemas com foco no produto, que tendem a priorizar o volume de produção e utilização dos equipamentos. Idealmente, a empresa deve dispor de equipamentos multifuncionais, que possam sofrer trocas de *setup* muito rápidas com alta disponibilidade e fácil manutenção.

2.2 Flexibilidade na indústria

Processos fabris e cadeias de suprimento operam em um ambiente de constante incerteza, e de forma permanecerem competitivos, devem manter um determinado nível de robustez para resistir ou se adaptar às mudanças das condições de operação. As fontes de incertezas incluem variações na demanda, de disponibilidade de suprimentos, bem como custos de degradação e falhas nos equipamentos. As propriedades chave que refletem a capacidade da empresa em mitigar estas incertezas são a flexibilidade e a responsividade, que atualmente são consideradas na literatura como capacidades estratégicas (STEVENSON e SPRING, 2007).

Hayes e Wheelwright (1984) são reconhecidos na literatura como os primeiros a defenderem a importância da flexibilidade na manufatura como estratégia de competitividade. Sendo a flexibilidade um conceito multidimensional (PARKER; WIRTH, 1999), diferentes aspectos afetam as decisões de investimento em diferentes dimensões da flexibilidade. Este estudo está limitado aos aspectos da flexibilidade de produto, volume e de prazos. A flexibilidade de produto é a capacidade de oferecer produtos que atendam demandas específicas (GOYAL; NETESSINE, 2006; JORDAN; GRAVES, 1995). Flexibilidade de entregas (prazos) é a habilidade de ajustar as datas de entrega mantendo a capacidade de absorver pedidos urgentes e especiais sendo esta a característica mais importante em mercados *High mix, low volume* (BEAMON, 1999; SLACK, 1987). A customização em massa exige cadeias de suprimento flexíveis para atender a demandas específicas dos clientes (GONG, 2008). Em estudo comparativo Ketokivi (2006) indica que em geral os clientes preferem a flexibilidade de entrega em relação ao preço, quando avaliam seus fornecedores. Em seu estudo Goyal, Netessine e Randall (2012) apontam que o estudo da flexibilidade possui duas correntes principais, que são o seu uso como proteção contra a incerteza de demanda e o seu uso como arma estratégica no âmbito da concorrência.

3 Método de trabalho

Na análise do contexto do presente trabalho, a grande questão norteadora foi "Como proteger e aumentar a flexibilidade oferecida pela empresa aos seus clientes?". De forma a responder esta pergunta, desenvolveu-se as etapas da abordagem sistêmica e projeção de cenário.

3.1 Pensamento sistêmico

O pensamento sistêmico é um processo de construção de mapas e modelos que envolvem a análise de relação entre os elementos de um determinado sistema (como uma série de efeitos cíclicos ao invés de uma relação linear de causa e efeito) e análise da dinâmica dos processos deste sistema ao longo do tempo (VACCARO et al., 2010). A metodologia para aplicação do pensamento sistêmico é baseada nos conceitos da dinâmica de sistemas, especialmente, considerando o relacionamento entre os elementos dos sistemas e ciclos de *feedback*. Desta forma, o pensamento sistêmico permite não apenas a análise dos eventos, mas também a identificação de padrões de comportamento e estruturas definidas. Um dos benefícios da adoção do pensamento sistêmico é a compreensão de diferentes níveis de realidade, que permite e aprofunda a percepção de forma estruturada, de quatro níveis de realidade que atuam simultaneamente: Eventos, padrões de comportamento, estruturas sistêmicas e modelos mentais (ANDRADE et al., 2006). A abordagem de problemas através do pensamento sistêmicos, permite ainda que diferentes situações sejam analisadas de uma perspectiva mais ampla e profunda, permitindo a construção de soluções robustas, estruturadas e alavancadas por resultados sustentáveis.

3.2 Pensamento sistêmico e o planejamento de cenários

O estudo foi conduzido com base no padrão desenvolvido por Andrade, Seleme e Moutinho (*apud* Andrade et al. (2006)). O método mistura reuniões curtas com tarefas remotas para os participantes, seguindo os seguintes passos:

- Primeiro passo: Definição da equipe de trabalho.
- Segundo passo: Definição do problema e análise do histórico de eventos.
- Terceiro passo: Identificação de padrões de comportamento.
- Quarto passo: Construção de um mapa sistêmico baseado nas correlações.
- Quinto passo: Complementar o mapa sistêmico com o auxílio de arquétipos.
- Sexto passo: Identificar modelos mentais.
- Sétimo passo: Identificar forças motrizes e criação de cenários para análise.
- Oitavo passo: Análise dos cenários.
- Nono passo: Estabelecimento de estratégias robustas.

3.3 Identificação de vias sistêmicas

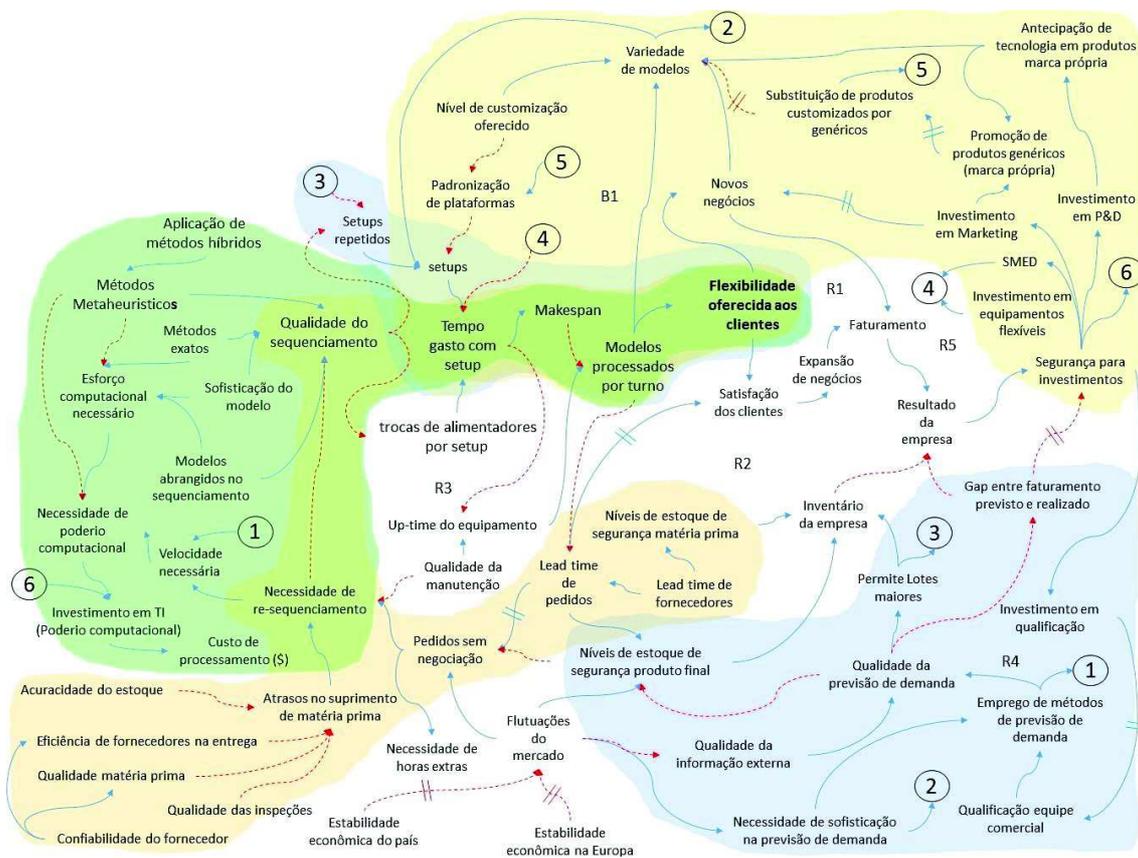
No mapa sistêmico construído ficam evidentes algumas vias sistêmicas, sendo estas destacadas por cores. A via sistêmica verde, Otimização do planejamento e programação da produção, explora a ampliação da flexibilidade oferecida aos clientes através de melhorias na qualidade do sequenciamento de produção. Já a via azul, Qualificação da previsão de demanda, explora melhorias no processo de previsão de demanda como forma de se obter ganhos de escala na programação da produção, permitindo então aumento na flexibilidade. A Expansão de produtos próprios através da inovação, destacada em amarelo no mapa sistêmico, busca através de investimentos em inovação que uma vez oferecidas aos clientes em plataformas genéricas (marca própria da empresa) permitem uma padronização de plataformas, que gradualmente poderão substituir os produtos customizados reduzindo a variedade de modelos diferentes demandas. Isto torna-se possível através do domínio técnico que a empresa passa a exercer sobre estas plataformas de produtos. Em laranja está destacada a via que explora a melhoria na cadeia de suprimentos, com ações que visam elevar sua confiabilidade e reduzir o *lead time* para promover maior

qualidade no sequenciamento da produção, evitando re-sequenciamentos, paradas por desabastecimento ou excessos de inventário.

4 Resultados e discussão

Como primeiro resultado obtido da aplicação do método do pensamento sistêmico, a figura 1 apresenta o mapa sistêmico desenvolvido através do estudo descrito anteriormente. Considerou-se um grande conjunto de variáveis ligadas à operação da empresa e a elementos ligados à flexibilidade, como descrito na seção de referencial teórico.

Figura 1 – Mapa sistêmico desenvolvido



Fonte: A pesquisa

O exercício de construção deste mapa permitiu melhor compreensão dos impactos sistêmicos que as diversas áreas da empresa têm na flexibilidade oferecida aos seus clientes. Impactos estes que são resultado das correlações apresentada pelas variáveis mapeadas. Estes elementos e a

visualização de suas relações através do mapa sistêmico, tornou-se possível a construção dos cenários apresentados a seguir.

4.1 Análise dos cenários

Os cenários analisados são criados a partir de uma abordagem narrativa (VACCARO et al., 2010; SCHWARTZ; ESTEVES, 2001; SENGE et al., 1995; ANDRADE et al., 2006) visando criar uma discussão profunda sobre as possíveis realidades futuras quando sujeitas a forças motrizes incontornáveis, ditas incertezas críticas. A compreensão de como os *feedbacks* dentro do sistema se comportarão, permite a formulação de estratégias robustas para enfrentar estas realidades futuras, caso elas venham a acontecer. A partir das forças motrizes identificadas construiu-se os cenários apresentados na figura 2.

Figura 2 – Cenários utilizados no estudo



Fonte: pesquisa

4.1.1 Cenário 1: Em má companhia

O cenário intitulado "Em má companhia", diz respeito a condição na qual o mercado está estável e a demanda relativamente previsível, porém a empresa é incapaz de tirar todo o proveito possível deste fato devido ao *lead time* oferecido pelos fornecedores, que ao sofrerem aumentos afetam a flexibilidade de prazos oferecidos pela empresa. Neste cenário, devido a estabilidade apresentada pelo mercado, a previsão da demanda é facilitada, o que impacta positivamente no planejamento da empresa. Porém, devido às

circunstâncias que fogem ao controle da empresa, como especulação dos fabricantes ou problemas no abastecimento de componentes, os prazos de entrega dos fornecedores sofrem um aumento significativo, que sem o prévio aviso pode levar a empresa a problemas decorrentes do desabastecimento. O *lead time* dos pedidos para os clientes é impactado negativamente, exigindo maior responsividade e flexibilidade na produção destes pedidos. De forma a frear este efeito o mais rapidamente, a empresa eleva os níveis de seus estoques de segurança, elevando significativamente o inventário da empresa e por consequência deteriorando seu resultado. Esta medida só apresenta efeito após um determinado *gap* de tempo ditado pela elevação dos prazos do fornecedor. A elevação dos prazos de entrega acarreta em desgastes com clientes estabelecidos e perda de novos negócios. Estes desgastes acabam por abalar a relação da empresa com os fornecedores, e levando à busca de novos fornecedores para itens críticos, mais afetados pelo aumento de *prazo*. Caso o aumento de *lead time* não seja causado por algum fenômeno que afete toda a cadeia, novos fornecedores podem ser encontrados e homologados.

A pulverização dos itens em uma quantidade maior de fornecedores resulta em perda de poder de negociação com os fornecedores, uma vez que os volumes negociados serão retraídos, podendo haver impactos negativos no custo dos produtos. A busca emergencial por novos fornecedores expõe a empresa a outro risco, que é a falta de confiabilidade na eficiência de entrega e qualidade dos componentes por estes fornecidos, que em caso de falha podem agravar a situação de desabastecimento.

O alargamento dos prazos aumenta a pressão dos clientes por melhores prazos e eleva a quantidade de pedidos aceitos sem possibilidade de negociação, exigindo resequenciamentos mais frequentes e uso de horas extras de trabalho. A qualidade do sequenciamento é piorada devido aos pedidos urgentes que são processados fora da ordem estabelecida e do tempo exigido para realização de um completo re-sequenciamento. A quantidade de trocas de *setup* é elevada devido à falta de qualidade no sequenciamento, reduzindo a disponibilidade do equipamento. A flexibilidade

do equipamento é reduzida devido ao aumento dos tempos de *setup*, ao mesmo passo que a necessidade de flexibilidade e disponibilidade para a produção aumentam devido à elevação dos *lead times* de matéria prima. De forma a reduzir os impactos negativos da perda de flexibilidade nos prazos de entrega a empresa vê-se obrigada utilizar horas extras. Esta forma de atendimento da demanda leva a elevação do custo operacional, impactando negativamente o resultado da empresa. Esta retração no resultado da empresa, imposta pelo aumento nos custos, reduz a segurança da empresa para realizar investimentos de maior valor. A falta de recursos para pesquisa e desenvolvimento provoca atrasos na substituição de tecnologias obsoletas, que aliado a redução dos investimentos em marketing faz com que a linha de produtos de marca própria perca espaço no mercado. O enfraquecimento da marca no mercado faz com que produtos OEM (*Original Equipment Manufacturer*) predominem nas vendas da empresa, gerando uma variedade cada vez maior de produtos e dificultando a padronização de plataformas.

Com a estabilidade apresentada pelo mercado o departamento comercial não lida com grande complexidade para realizar previsões de vendas, o que permite trabalhar com estoques de segurança de produto final menores, flexibilizando o uso dos estoques de matéria prima. A melhoria na qualidade das previsões permite um melhor planejamento de compras, facilitando o desenvolvimento de medidas de contingência do desabastecimento.

4.1.2 Cenário 2: Hora de enxugar

O segundo cenário remete a um contexto onde a demanda do mercado passa por um período de estabilidade, ao mesmo tempo que os *lead times* praticados pelos fornecedores também passam por um momento de redução ou estabilidade. A estabilidade de demanda no mercado permite que previsões mais precisas sejam feitas sem a necessidade de grande sofisticação no método utilizado, reduzindo a valores mínimos o *gap* entre o faturamento previsto e realizado. Esta condição provê confiança para a realização de investimentos em diversas áreas. A redução nos prazos

praticados pelos fornecedores permite maior flexibilidade para atendimento de pedidos nos prazos solicitados pelos clientes. Este ambiente de estabilidade permite a empresa enxugar estoques de segurança e reduzir o inventário da empresa, melhorando seus resultados. A flexibilidade oferecida e as reduções de custos decorrente do melhor planejamento permitem a prática de preços mais competitivos, abrindo ao longo do tempo novas oportunidades de negócios. Os resultados positivos e a confiança para investir, possibilitam o investimento em pesquisa e desenvolvimento e marketing, na intenção de promover os produtos de marca própria da empresa. O êxito desta promoção ao longo do tempo permitirá que produtos genéricos possam substituir produtos customizados na carteira de pedidos, oferecendo tecnologia mais avançada e preços mais competitivos. Esta substituição facilitará a padronização de plataformas de montagem de placas, o que consequentemente irá reduzir a quantidade de *setups* necessários, aumentando a disponibilidade e flexibilidade do equipamento. A estabilidade de demanda e os curtos *lead times*, propiciam também estabilidade na programação da produção. A pouca necessidade de re-sequenciamento permite que sequenciamentos de boa qualidade sejam executados na sua íntegra, o que potencializa ainda mais a sua flexibilidade.

A precisão obtida pelas previsões de demanda permite que o departamento de compras conduza negociações mais vantajosas para a empresa. Contratos de prazo prolongado podem aumentar o volume das negociações e propiciar condições para acessar preços mais competitivos. A estabilidade da demanda permite também que importações melhor planejadas, permitindo a otimização para a obtenção de economias nas operações logísticas. O oferecimento de melhores prazos e condições de negociação fortalecem o relacionamento da empresa com os fornecedores. O cenário inspira a redução dos estoques, mostrando-se favorável ao planejamento. Porém, o fato de os estoques de segurança estarem em níveis mais baixos, deixa a empresa vulnerável a desabastecimentos em caso de falhas de qualidade, exigindo um rígido controle dos níveis de qualidade e serviço dos fornecedores.

4.1.3 Cenário 3: Juntos venceremos

Neste cenário temos um mercado instável, sujeito a grandes flutuações, o que torna complexa a tarefa de construir previsões de demanda para o planejamento. A elevada complexidade exige o emprego de métodos sofisticados de previsão para que se obtenha algum nível de sucesso, o que eventualmente pode esbarrar na qualificação da equipe responsável pelas previsões de venda. Como forma de evitar desabastecimento nos clientes, os estoques de segurança de produtos acabados podem ser elevados, o que aumentaria o inventário da empresa. Porém, devido ao fato de os *lead times* praticados pelos fornecedores estarem em redução, o que conseqüentemente possibilita a redução dos prazos de entrega da empresa, a elevação da responsividade da empresa possui efeito compensatório. A colaboração dos fornecedores, eleva a flexibilidade em termos de prazo de entrega, o que reduz a necessidade de elevações significativas dos estoques de segurança de produtos acabados sem que seja aumentado o risco de haver desabastecimento do cliente. As reduções de prazos praticadas pelos fornecedores beneficiam o planejamento e programação da produção na manutenção da sua flexibilidade, porém a volatilidade do mercado acaba por prejudicar este efeito. Esta volatilidade pode provocar um represamento de demanda que acaba por desnivelar a ocupação da fábrica, uma vez que não se possui uma previsão do que será vendido no horizonte de programação. Paradas frequentes e surtos de demanda prejudicam o nivelamento e sequenciamento da produção, exigindo seu re-sequenciamento com grande frequência e uso de horas extras, apesar da baixa ocupação do equipamento. Esta necessidade de frequentes re-sequenciamentos exige a utilização de ferramentas de sequenciamento mais sofisticadas, que sejam mais eficientes na otimização do tempo de produção e ao mesmo tempo velozes, o que impede que isso seja feito através dos métodos tradicionais utilizados pela empresa. Neste caso uma opção seria integrar ao sistema ERP uma ferramenta computacional capaz de gerar tantos re-sequenciamentos quantos fossem necessários em tempo aceitável dentro da rotina da empresa e com boa qualidade no resultado. Isto eventualmente pode exigir algum

investimento em estrutura computacional e qualificação dos envolvidos na programação da produção.

A baixa taxa de acerto das previsões de venda faz com que frequentemente existam grandes *gaps* entre o faturamento previsto e o realizado, gerando inventário passivo e afetando negativamente o resultado da empresa. A diferença entre o previsto e o realizado acaba por ter efeitos negativos no caixa da empresa, uma vez que o departamento de compras realiza a compra de grande parte da matéria prima baseado nas previsões de venda. Esta queda no resultado e a falta de confiança nas previsões futuras acaba naturalmente reduzindo a confiança da empresa em fazer investimentos futuros, seja em equipamentos para a fábrica, infraestrutura de informática, pesquisa e desenvolvimento e *marketing*. A redução dos investimentos em pesquisa e desenvolvimento, e em *marketing*, reduz a promoção dos produtos de marca própria, que devido a predominância de tecnologias antigas e produtos OEM conduzem a um aumento da dificuldade de padronização das plataformas.

Apesar de o cenário favorecer a responsividade devido à redução dos prazos por parte dos fornecedores, a falta de acurácia das previsões resultante da volatilidade do mercado não permite que contratos e acordos de fornecimento de longa duração sejam realizados. O risco deste tipo de acordo inibe a sua realização, reduzindo os volumes negociados junto aos fornecedores e reduzindo o poder de negociação da empresa. Esta dificuldade de planejamento de longo prazo se reflete também nas operações logísticas, dificultando a consolidação de importações, o que conseqüentemente afeta o custo dos produtos.

4.1.4 Cenário 4: Turbulência

Este cenário se caracteriza por uma deterioração dos *lead times* praticados pelos fornecedores juntamente com uma grande instabilidade do mercado, que apresenta grandes flutuações na demanda. As flutuações de mercado, assim como no cenário anterior, tornam demasiado complexa a

tarefa de gerar previsões de demanda com qualidade aceitável. Esta complexidade eleva os custos da empresa com estoques de segurança de produtos acabados, fato que juntamente com a elevação do *gap* entre a previsão de vendas e as vendas realmente concretizadas acabam por elevar os níveis de inventário, dificultando o fluxo de caixa da empresa. A situação do inventário e fluxo de caixa, ainda é agravada pela elevação dos prazos de entrega dos fornecedores, que fazem com que o departamento de compras eleve os estoques de segurança de matérias primas visando a proteção da empresa contra o desabastecimento.

Diante da instabilidade da demanda e incertezas quanto ao futuro desta, juntamente com os danos sofridos pelo caixa a segurança em novos investimentos é abalada. A redução dos investimentos implica em atrasos na substituição de tecnologia, prejudicando a padronização de plataformas, este fato aliado a redução do investimento em *marketing* faz com que ao longo do tempo os produtos de marca própria percam gradativamente seu espaço para produtos OEM. Neste cenário a flexibilidade da empresa é exigida ao máximo, pois o mercado exige responsividade cada vez maior, enquanto os fornecedores lhe impõem maiores prazos que minam sua capacidade de flexibilizar os prazos praticados junto aos clientes. A qualidade e velocidade do re-sequenciamento do equipamento se torna vital neste contexto onde a eficiência interna é o principal contraponto às pressões sofridas pela empresa. Melhorias no processo interno tornam-se cruciais para o sucesso neste cenário.

O contexto deste cenário deixa a empresa extremamente vulnerável aos níveis de eficiência dos fornecedores, uma vez que não é capaz de prever quando as demandas serão geradas e os prazos de fornecedores não atendem a reposição de peças dentro do prazo necessitado por eventuais clientes. Nestas condições eventuais falhas de qualidade na matéria prima ou atrasos na sua entrega poderão gerar situações de desabastecimento, colocando em risco o atendimento aos clientes. Dos quatro cenários analisados este é o que exige maior atenção, pois coloca a empresa em uma

condição mais delicada, fazendo com que corra maiores riscos e opere em meio a maiores incertezas.

4.2 Proposta de plano de ação

A análise comparativa dos cenários permitiu o vislumbre dos principais pontos que ameaçam a flexibilidade dentro da estrutura sistêmica analisada. Estes pontos são os mais frágeis estrategicamente, necessitando de focalização de esforços no sentido de desenvolver estratégias robustas que protejam a empresa na eventualidade de ocorrência de qualquer um dos cenários propostos. Baseado neste conceito e nas vias sistêmicas identificadas, um conjunto de estratégias foi destacado com o intuito de alavancar os pontos chave da estrutura sistêmica e promover esta proteção, conforme a tabela 1.

Tabela 1 – Estratégias propostas para proteger a flexibilidade

Estratégia	Descrição
1	Qualificar o sequenciamento de produção tornando-o veloz e eficiente o suficiente para atender às necessidades da empresa de otimização e alterações.
2	Desenvolver as relações e o controle ativo dos fornecedores como forma de antever e minimizar alterações em suas políticas de fornecimento.
3	Qualificar a previsão de demanda tornando-a proativa e mais eficaz.
4	Investir no desenvolvimento tecnológico e fortalecimento dos produtos de marca própria da empresa.

A partir destas estratégias identificou-se os pontos chave na estrutura sistêmica para a sua realização, propondo-se um conjunto de ações de alavancagem para efetivação das estratégias, apresentada nas tabelas 2 e 3.

Tabela 2 – Ações de curto prazo

Ação	Descrição
A1	Adquirir ou desenvolver internamente ferramenta computacional para sequenciamento da produção que permita maximizar a eficiência do maquinário.
A2	Qualificar o processo de inspeção de entrada da matéria prima, minimizando a possibilidade de desabastecimento por problemas de qualidade.
A3	Qualificar a equipe comercial para analisar o cenário mercadológico adequadamente, gerando previsões de demanda mais precisas.
A4	Investimento em marketing dos produtos de marca própria.

A ação proposta A1, vinculada à estratégia 1, visa a aquisição de *software* capaz de realizar o sequenciamento da produção com um número maior de lotes e de forma mais ágil, permitindo que novas sequências sejam geradas a cada novo pedido (ou conjunto de pedidos) recebido. Uma vez recebido, o pedido seria alocado na data mais próxima que atenda à necessidade do cliente e que cause o menor impacto possível na minimização do *makespan*. Não havendo ferramenta disponível no mercado que atenda adequadamente as necessidades da empresa, uma ferramenta dedicada à empresa pode ser desenvolvida através de algoritmos metaheurísticos para sequenciamento de produção.

A ação A2, vinculada à estratégia 2, refere-se a segurança em relação a confiabilidade do material em estoque. Qualificando as operações de inspeção de entrada de matéria prima, reduz-se ao mínimo a possibilidade de desabastecimento da fábrica, que acarreta em paradas e desperdício de *setups* devido a interrupção de lotes de fabricação em decorrência de problemas de qualidade da matéria prima recebida. Esta ação possui relação direta com a ação A5, que visa a qualificação e controle contínuo da qualidade e eficiência de entrega dos fornecedores com base no monitoramento ativo de indicadores de ocorrência de problemas, prazos praticados e ocorrências de atrasos, minimizando assim a necessidade das inspeções geradas pela ação A2. Pode-se dizer que A2 é a ação necessária no curto prazo para vedar o risco de entrada de problemas de qualidade de matéria prima no processo

produtivo da empresa, e A5 é a solução de médio prazo para que o risco deste tipo de evento seja minimizado, podendo inclusive em função do grau de êxito obtido tornar A2 menos importante ou até desnecessária no futuro.

Tabela 3 – Ações de médio prazo

Ação	Descrição
A5	Desenvolver programa de qualificação e avaliação dos fornecedores, agindo ativamente na identificação de riscos de qualidade e eficiência de entrega.
A6	Desenvolver uma política de aquisição de matérias primas que priorize a compra de fornecedores qualificados e melhor avaliados com base nos os resultados da ação A5.
A7	Investimento em equipamentos que ofereçam maior flexibilidade ao processo produtivo.
A8	Investimento em pesquisa e desenvolvimento para manter elevado o padrão tecnológico dos produtos de marca própria.

Para que sejam geradas previsões de demanda com maior precisão, a ação A3 prevê que a partir de maior investimento em qualificação da equipe comercial, responsável pelas previsões de demanda na empresa, para que esta seja capaz de realizar análises mais adequadas do mercado empregando tanto métodos estatísticos para determinar as previsões conhecendo os riscos, como análises qualitativas baseadas em uma percepção mais apurada do mercado do cliente. Em termos de investimento esta é uma das ações mais importantes, pois ao reduzir o *gap* entre faturamento previsto e realizado, ela proverá confiança para a realização de investimentos por parte da empresa nas diversas áreas correndo menores riscos de ser surpreendida por resultados muito destoantes dos projetados.

O investimento em marketing dos produtos de marca própria da empresa, ação A4, tem o intuito de promover a marca da empresa como fabricante de equipamentos para instaladores, em oposição a imagem de fabricante de

partes OEM para fabricantes de máquinas. Esta promoção é benéfica no sentido de elevar o volume vendido de produtos de marca própria, ampliando a presença no mercado de pequenos instaladores e de reposição. O aumento do volume de vendas destes produtos permite que se obtenham certos ganhos de escala, reduzindo seu custo de produção, que é a dimensão mais relevante neste nicho de mercado. Esta ação está diretamente ligada com a ação de médio prazo A8, que prevê o investimento em pesquisa e desenvolvimento para constante atualização da tecnologia aplicada aos produtos eletrônicos, sendo prática da empresa lançar a tecnologia de vanguarda sempre em seus produtos de marca própria como estratégia para fomentar a venda destes produtos, mesmo para clientes que costumemente compram partes OEM. Este incentivo, aliado ao aumento da visibilidade da marca podem promover ganhos significativos em termos de volume para esta linha de produtos, o que pode se converter em ganhos de escala e possibilidades de padronização de plataformas das quais a empresa possui o domínio tecnológico.

De forma a proteger-se de variações bruscas nos níveis de serviço dos fornecedores, a ação A6 propõe o desenvolvimento de uma política que priorize a aquisição de matérias primas dos fornecedores melhor qualificados a partir dos resultados obtidos por A5. Fornecedores com menor variação no nível de serviço, ao serem recompensados com maiores volumes de compras devido a manutenção deste nível, preferirão mantê-lo em um patamar elevado como forma de proteger seus negócios. Atrelada a esta ação, deve ser desenvolvida uma política de divulgação dos melhores fornecedores, bem como das melhores práticas a serem adotadas pelos fornecedores em estágios de evolução para que estes possam atingir o patamar desejado.

O investimento em equipamentos flexíveis, A7, aparece como uma ação de longo prazo tendo em vista o porte em que a empresa se encontra e o elevado custo de aquisição deste tipo de equipamento no Brasil. Esta aquisição permitirá à fábrica operar com uma flexibilidade consideravelmente maior, potencializando o efeito das ações anteriores.

5. Considerações finais

A avaliação do problema através da abordagem do pensamento sistêmico permite uma visão mais ampla e multidisciplinar do problema, tornando possível que conexões de variáveis que à primeira vista parecem independentes, sejam reveladas. A análise realizada e a projeção de cenários avaliada permitiram ao grupo estabelecer ações a serem tomadas no médio e curto prazo para manutenção da flexibilidade empresa, fortalecendo os principais pontos de alavancagem que sustentam as estratégias que lhe proporcionarão robustez para enfrentar os cenários propostos neste trabalho. Cada uma das ações propostas por este estudo depende da aplicação de técnicas adequadas ao contexto para sua efetiva implementação. Dada a característica dinâmica do problema, este é um trabalho que deve ser constantemente atualizado de forma a manter sua fidedignidade à situação real, permitindo a perfeita compreensão da situação problema e suas relações sistêmicas.

As ações estipuladas têm base nas forças motrizes elencadas neste trabalho, que apesar de serem as principais identificadas, não são as únicas a afetar a empresa. Novos estudos considerando outras forças motrizes podem possibilitar um posicionamento estratégico ainda mais robusto para o futuro da empresa. O aprofundamento de aplicações do pensamento sistêmico no desenvolvimento de estratégias para pequenas empresas no contexto brasileiro é algo que pode potencializar capacidade competitiva da indústria nacional.

Referências

ANDRADE, A. L. et al. ***Pensamento Sistêmico: Caderno de campo: o desafio da mudança sustentada nas organizações e na sociedade***. Bookman, 2006.

BEAMON, B. M. Measuring supply chain performance. *International Journal of Operations & Production Management*, MCB UP Ltd, v. 19, n. 3, p. 275–292, 1999.

GONG, Z. An economic evaluation model of supply chain flexibility. *European Journal of Operational Research*, Elsevier, v. 184, n. 2, p. 745–758, 2008.

GOYAL, M.; NETESSINE, S. Strategic technology choice and capacity investment under demand uncertainty. *Management Science*, 2006.

GOYAL, M.; NETESSINE, S.; RANDALL, T. **Deployment of manufacturing flexibility: An empirical analysis of the north american automotive industry.** Available at SSRN 2077659, 2012.

HAYES, R.; WHEELWRIGHT, S. **Restoring our competitive edge: competing through manufacturing.** John Wiley and Sons, 1984.

JORDAN, W.; GRAVES, S. Principles on the benefits of manufacturing process flexibility. *Management Science*, 1995.

KETOKIVI, M. Elaborating the contingency theory of organizations: The case of manufacturing flexibility strategies. *Production and Operations Management*, Wiley Online Library, v. 15, n. 2, p. 215–228, 2006.

KILLIAN, V. A. *The Impact of High-Mix, Low Volume Products in Semiconductor Manufacturing.* Thesis (Master of Science in Civil and Environmental Engineering) — Massachusetts Institute of Technology, June 2003.

PARKER, R.; WIRTH, A. Manufacturing flexibility: measures and relationships. *European Journal of Operational Research*, 1999.

PIVORIENE, A. Flexibility valuation under uncertain economic conditions. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, Elsevier, v. 213, p. 436–441, 2015.

SCHWARTZ, P.; ESTEVES, L. F. M. **A arte da visão de longo prazo: caminhos para um insight estratégico para você e a sua empresa.** Editora Best Seller, 2001.

SENGE, P. M. et al. **A quinta disciplina: caderno de campo: estratégias e ferramentas para construir uma organização que aprende.** 1995.

SLACK, N. The flexibility of manufacturing systems. *International Journal of Operations & Production Management*, MCB UP Ltd, v. 7, n. 4, p. 35–45, 1987.

SMITH, S. A. *A Network Planning Process and Inventory Strategy for High-Mix Low-Volume Markets.* Thesis (Master of Science in Engineering Systems) — Massachusetts Institute of Technology, June 2012.

STEVENSON, M.; SPRING, M. Flexibility from a supply chain perspective: definition and review. *International Journal of Operations & Production Management*, Emerald Group Publishing Limited, v. 27, n. 7, p. 685–713, 2007.

VACCARO, G. L. R. et al. Prospective scenarios for the biodiesel chain of a brazilian state. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 14, n. 4, p. 1263–1272, 2010.