

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS
CENTRO DE CIENCIAS EM GESTÃO E TECNOLOGIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO SOROCABA

JUAN SEBASTIAN PIÑEROS GARCIA

**MÉTODOS DE SOLUÇÃO PARA O PROBLEMA DE DIMENSIONAMENTO E
SEQUENCIAMENTO DE LOTES COM LIMPEZAS TEMPORAIS**

Sorocaba

2020

JUAN SEBASTIAN PIÑEROS GARCIA

**MÉTODOS DE SOLUÇÃO PARA O PROBLEMA DE DIMENSIONAMENTO E
SEQUENCIAMENTO DE LOTES COM LIMPEZAS TEMPORAIS**

Defesa apresentada ao Programa de Pós-Graduação
em Engenharia de Produção para obtenção do título
de Mestre em Engenharia de Produção.

Orientação: Profa. Dra. Deisemara Ferreira

Coorientação: Profa. Dra. Alyne Toscano Martins

Financiamento: CAPES

Sorocaba

2020

Piñeros Garcia, Juan Sebastian

Métodos de solução para o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes com limpezas temporais / Juan Sebastian Piñeros Garcia -- 2020.
164f.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de São Carlos, campus Sorocaba, Sorocaba
Orientador (a): Deisemara Ferreira
Banca Examinadora: Alyne Toscano, Fabio Henrique Pereira, Diego Jacinto Fiorotto
Bibliografia

1. Dimensionamento e sequenciamento de lotes. 2. Limpezas temporais. 3. Métodos heurísticos. I. Piñeros Garcia, Juan Sebastian. II. Título.

Ficha catalográfica desenvolvida pela Secretaria Geral de Informática (SIn)

DADOS FORNECIDOS PELO AUTOR

Bibliotecário responsável: Maria Aparecida de Lourdes Mariano -
CRB/8 6979



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS

Centro de Ciências em Gestão e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção

Folha de Aprovação

Defesa de Dissertação de Mestrado do candidato Juan Sebastian Piñeros Garcia, realizada em 30/06/2020.

Comissão Julgadora:

Profa. Dra. Deisemara Ferreira (UFSCar)

Profa. Dra. Alyne Toscano Martins (UFTM)

Prof. Dr. Fabio Henrique Pereira (UNINOVE)

Prof. Dr. Diego Jacinto Fiorotto (UNICAMP)

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

O Relatório de Defesa assinado pelos membros da Comissão Julgadora encontra-se arquivado junto ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção.

DEDICATÓRIA

Na memória de meu pai Uriel Piñeros e,
Minha avó Rosário, que perdi durante meu mestrado.

A minha adorada mãe Amalia Garcia,
Aos meus queridos irmãos César e Gonzalo,
Minha sobrinha fofinha de sorriso para tudo,
E todas as pessoas que me apoiaram durante etapas decisivas de minha vida.

Vocês são meu maior impulso em cada passo que dou,
A vocês dedico este novo logro alcançado.

AGRADECIMENTO

Primeiro à Deus por esta oportunidade única e maravilhosa, por cuidar de mim enquanto estive longe de casa, por me fazer forte e ter força necessária durante este tempo, por sempre guiar-me durante minha vida e poder alcançar um de meus objetivos definidos desde menino.

À minha família pelo apoio durante este caminho, muito obrigado à meus pais Amalia Garcia e Uriel Piñeros pelo amor e por todos esses valores inculcados desde criança. Meus irmãos Cesar Piñeros e Gonzalo Piñeros por me fazerem sorrir e aconselhar nos momentos difíceis. Um abraço bem forte para minha avó que todas as noites fazia orações por mim.

Além deles, agradeço a toda minha família, primos e tios pelo carinho e constante apoio durante estes anos longe de casa. Beijos e abraços para minha sobrinha que com sua ternura me fazia lutar cada dia mais forte para algum dia poder ensinar para ela as coisas aprendidas durante este tempo.

Aos meus amigos feitos aqui no Brasil Christian Cuello, Cindy Lobo, Oswaldo Artigas, Leonardo Quintero, Agustin Rubilar, Hector Ramirez, Bianca da Silva, Laura Lesmes, Amanda Domingos, Mariane Martins e Pedro Pires. Além de todos meus amigos que mesmo distante me acompanharam e apoiaram, Monca Leon, Christian Alvarez, Guillermo Melgarejo, Juan David Sanchez, Julio Riaño, Wily Riaño, Victor Dagovett, Luis Ladino, Andres Sarmiento, Andrea Barajas, entre outras pessoas.

À minha orientadora, a profa. Dra. Deisemara Ferreira pela colaboração e orientações, e a minha co-orientadora profa. Dra. Alyne Toscano sem sua ajuda e motivação não seria possível o sucesso desta dissertação. Além disso, o fornecimento dos seus dados, conhecimento e o material do modelo foram essenciais nesse trabalho.

Ao pessoal da Casa de Mary Pavez pela companhia e amizade neste tempo e por sempre fazer-me sentir como meu lar da Colômbia.

Agradeço também a todos os amigos e funcionários da UFSCar - Sorocaba, que de alguma forma contribuíram no anonimato para a elaboração deste trabalho.

À CAPES pelo apoio financeiro, sem o qual esta pesquisa não teria sido possível

*«Si vives cada día de tu vida como si fuera el último,
algún día realmente tendrás razón»– Steve Jobs*

RESUMO

PIÑEROS CARCIA, Juan Sebastian. Métodos de solução para o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes com limpezas temporais. 2020. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção do Programa de Pós-Graduação) – Universidade Federal de São Carlos, *campus* Sorocaba, Sorocaba, São Paulo, Brazil, 2020.

Neste trabalho é apresentado o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes encontrado na produção de bebidas à base de frutas. Trata-se de uma produção em dois estágios com algumas particularidades: presença de um tanque pulmão no segundo estágio e a necessidade de limpezas obrigatórias a cada tempo pré-determinado de produção contínua de um mesmo item.

Segundo a Associação Brasileira das Indústrias de Refrigerantes e de Bebidas Não Alcoólicas o consumo de bebidas à base de frutas prontas para beber está no auge, quando comparado ao consumo de refrigerantes. De 2010 a 2017, a produção de bebidas à base de frutas mostra um aumento de 48%, enquanto a produção do mercado de refrigerantes mostra um decréscimo de 25%. Por outro lado, em média, as empresas gastam em torno de 20% do dia realizando limpezas nos equipamentos das linhas.

Até onde se pesquisou na revisão bibliográfica, este problema com essas características é relativamente novo, difícil de ser resolvido para instâncias reais de grande porte e possui grande aplicabilidade. A partir de um modelo matemático encontrado na literatura para o problema, métodos analíticos como heurísticas de decomposição e meta-heurística híbrida são propostos, com o objetivo de apoiar a tomada de decisões de uma maneira mais eficiente no planejamento e dimensionamento de lotes, procurando minimizar os custos associados à produção.

Testes computacionais foram realizados com instâncias encontradas na literatura, baseadas em dados reais, e com instâncias geradas. Essas novas instâncias foram geradas com o objetivo de ter diferentes cenários mais ajustados a realidade. Tendo em vista, que uma investigação mais a fundo das instâncias encontradas na literatura apresentavam em sua maioria capacidades folgadas e custos não balanceados.

Heurísticas de decomposição, de melhoria (*Fix-and-optimize*) e a meta-heurística *Simulated Annealing* foram testadas. Os resultados encontrados foram comparados com o melhor método encontrada na literatura para o problema em estudo. As heurísticas de decomposição e de melhoria encontram melhores desempenhos nas instâncias com dimensões médias ou baixas, no entanto, para as dimensões maiores a heurística da literatura apresenta melhor desempenho computacional.

Palavras-chave: Dimensionamento e Sequenciamento de Lotes. Bebidas à base de frutas. Limpezas Temporais. Métodos Heurísticos.

ABSTRACT

PIÑEROS CARCIA, Juan Sebastian. Solution methods for lot sizing and scheduling problem with temporal cleaning. 2020. Dissertation (Master in Production Engineering of the Graduate Program) – Universidade Federal de São Carlos, Sorocaba Campus, Sorocaba, São Paulo, Brazil, 2020.

This paper presents the lot sizing and scheduling problem found in the production of fruit drinks. This is a two-stage production with some particularities: presence of a lung tank in the second stage and the need for mandatory cleanings at each predetermined time of continuous production of the same item.

According to Associação Brasileira das Indústrias de Refrigerantes e de Bebidas Não Alcoólicas, the consumption of ready-to-drink fruit drinks is at its peak when compared to the consumption of soft drinks. From 2010 to 2017, the production of fruit drinks shows an increase of 48%, while the production of soft drinks market shows a decrease of 25%. In addition, on average, companies spend around 20% of the day cleaning line equipment.

As far as the literature review is concerned, this problem with these characteristics is relatively new, difficult to solve for large real instances and has wide applicability. Based on a mathematical model found in the literature for the problem, analytical methods such as decomposition heuristic and hybrid meta-heuristic are proposed, in order to support decision making in a more efficient way in the planning and lot sizing seeking to minimize the costs associated with production.

Computational tests were performed with instances found in the literature, based on real data, and with generated instances. These new instances were generated with the objective of having scenarios more adjusted to reality. Taking into consideration that a more in-depth investigation of the instances found in the literature will show, for the most part, excessive capacities and unbalanced costs.

Decomposition and improvement heuristics (Fix-and-optimize) and Simulated Annealing heuristics were tested. The results found were compared with the best method found in the literature for the studied problem. Decomposition and improvement heuristics find better performances in instances with medium or low dimensions, however, for the larger dimensions the heuristic of the literature presents better computational performance.

Keywords: Lot Sizing and Scheduling. Fruit drinks. Temporal Cleanings. Heuristic Methods.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Consumo de refrigerantes e bebidas à base de frutas.....	15
Figura 2. Aplicações mais representativas encontradas durante a literatura	30
Figura 3. Processo de produção de bebidas à base de frutas utilizado no modelo	38
Figura 4. Exemplar ilustrativo das limpezas temporais e esperas	41
Figura 5. Ilustração da identificação das limpezas temporais, esperas e sincronia entre estágios	56
Figura 6. Fluxo geral das heurísticas de decomposição	61
Figura 7. Algoritmo geral de SA	66
Figura 8. Fluxograma geral das estratégias da vizinhança 1 da SA	68
Figura 9. Fluxograma da vizinhança 2 da SA	71
Figura 10. Perfil de desempenho da FO para as 18 estratégias de decomposição.	75
Figura 11. Perfil de desempenho da FO para as 18 estratégias do método decomposição nas instâncias G1-1 à G1-17.....	76
Figura 12. Perfil de desempenho da FO para as 18 estratégias do método de decomposição nas instâncias G1-18 à G1-23.	77
Figura 13. Diagrama de Gantt, planejamento da produção exemplar G1-5.	84
Figura 14. Perfil de desempenho da FO para os métodos encontrados na literatura	93
Figura 15. Perfil de desempenho por gap das heurísticas H1B+FXOV2 e HE1B-DS+FXOV2.....	100
Figura 16. Resultados do método Taguchi.....	103
Figura 17. FO retornada durante o processo da SA no exemplar G2-8	104
Figura 18. FO retornada durante o processo da SA no exemplar G1-3	105
Figura 19. FO retornada durante o processo da SA no exemplar G3-13.....	105
Figura 20. Diagrama do planejamento da produção encontrado por H1B no exemplar G4-9.	113
Figura 21. Diagrama do planejamento da produção encontrado por H1B no exemplar G4-9.	115
Figura 22. Diagrama do planejamento da produção encontrado por HE1B-DS+FXOV2 no exemplar G4-9.....	117
Figura 23. Diagrama do planejamento da produção encontrado por H1B no exemplar G1-16.	123
Figura 24. Diagrama do planejamento da produção encontrado por HE1B-DS+FXOV2 no exemplar G1-16.....	125
Figura 25. Capacidades reduzidas segundo parâmetros Tanque ou Linha.....	139

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Resumo das características dos trabalhos revisados e discutidos nesta seção.....	26
Tabela 2. Abreviação da nomenclatura dos métodos de solução apresentados na Tabela 2.....	29
Tabela 3. Valores dos parâmetros na literatura SA.....	36
Tabela 4. Características dos modelos matemáticos utilizados.....	61
Tabela 5. Características das heurísticas de decomposição propostas.....	63
Tabela 6. Configuração de calibragem de tempos máximos para as fases das heurísticas de decomposição.....	64
Tabela 7. Valores a serem calibrados parâmetros To , α e $ICTmax$	72
Tabela 8. Resumo dos métodos propostos.....	72
Tabela 9. Dimensionamento das instâncias e modelos utilizados.....	74
Tabela 10. Resumo dos valores estatísticos retornados nas 18 estratégias.	77
Tabela 11. Resumo na FO e gap das melhores configurações de tempo para cada heurística de decomposição.....	80
Tabela 12. Comparação da função objetivo encontrada por tipo de estratégia por heurística.....	81
Tabela 13. Parâmetros e resultados H1B do grupo G1.....	83
Tabela 14. Grupo de Instâncias.....	85
Tabela 15. Parâmetros e resultados H1B τ_1 do grupo G4.....	86
Tabela 16. Melhores estratégias utilizadas na literatura.....	88
Tabela 17. Resultado da FO e tempos computacionais gastos nos métodos da literatura G1 e G2.	90
Tabela 18. Resultado da FO e tempos computacionais gastos nos métodos da literatura G3 e G4.	91
Tabela 19. Média da FO e tempos computacionais para os quatro grupos de instâncias.....	92
Tabela 20. FO e tempos computacionais dos melhores métodos H1B e HE1B-DS + FXOV2.	95
Tabela 21. Valores retornados na FO para H1B, HE1B-DS e na segunda fase +FXOV2.....	98
Tabela 22. FO e gap retornados nas vizinhanças 1A, 1B, 1C e a V2 da SA no grupo G1 e G2.	107
Tabela 23. FO e gap retornados nas vizinhanças 1A, 1B, 1C e a V2 da SA no grupo G3 e G4.	108
Tabela 24. Resumo das médias na FO e gap dos quatro grupos na vizinhança 1 e 2 da SA.....	109
Tabela 25. FO e gap dos método SA V2 e HE1B-DS+FXOV2 para G1 e G2.....	110
Tabela 26. Resultado retornado por H1B do exemplar G4-9.....	112
Tabela 27. Resultado retornado por SA_V2 do exemplar G4-9.	114
Tabela 28. Resultado retornado por HE1B-DS+FXOV2 do exemplar G4-9.....	116
Tabela 29. Resultado retornado por H1B do exemplar G1-16.....	119
Tabela 30. Resultado retornado por HE1B-DS+FXOV2 do exemplar G1-16.....	121
Tabela 31. Principais diferenças dos processos de bebidas.....	137
Tabela 32. Demanda.....	139
Tabela 33. Velocidades e Capacidades.....	139
Tabela 34. Parâmetros e resultados.....	139
Tabela 35. Valor da FO e gap para as fases I e II da Heurística H1A.....	142
Tabela 36. Valor da FO e gap para as fases I e II da Heurística H1B.....	144
Tabela 37. Valor da FO e gap para as fases I e II da Heurística H2A.....	147
Tabela 38. Valor da FO e gap para as fases I e II da Heurística H2B.....	149
Tabela 39. Valor da FO e gap para as fases I e II da Heurística H3A.....	151
Tabela 40. Valor da FO e gap para as fases I e II da Heurística H3B.....	153
Tabela 41. Valor da função objetivo das estratégias da literatura.	156
Tabela 42. FO retornado nos testes para a configuração do método Taguchi.....	158
Tabela 43. Parâmetros de configuração selecionados de CPLEX.....	163

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABIR	Associação Brasileira das Indústrias de Refrigerantes e de Bebidas Não Alcoólicas
ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
CIP	<i>Clear in place</i>
CLSD	<i>Capacitated lot-sizing problem with sequence-dependent setup costs</i>
CLSP	<i>Capacitated Lot Sizing Problem</i>
CSLP	<i>Continuous setup lot-sizing problem</i>
DS	Dependente da Sequência
DSLSP	<i>Discrete lot-sizing and scheduling problem</i>
EOQ	<i>Economic Order Quantity</i>
ELSP	<i>Economic Lot Scheduling Problem</i>
FIHTMS	<i>Feasibility and Improvement Heuristic of the Relaxed Model Solution</i>
FO	Função Objetivo
F&O	<i>Fix & Optimize</i>
GA	Algoritmo Genético
GLSP	<i>General lot-sizing and scheduling problem</i>
H1A	Heurística com solução na primeira fase com Modelo 1 e fixado depende do sequenciamento de troca de sabores.
H1B	Heurística com solução na primeira fase com Modelo 1 e fixado depende do sequenciamento por tipo de sabor serem produzidos.
H2A	Heurística com solução na primeira fase com Modelo 2 subtraindo o tempo calculado de limpezas temporais e fixado depende do sequenciamento de troca de sabores.
H2B	Heurística com solução na primeira fase com Modelo 2 subtraindo o tempo calculado de limpezas temporais e fixado depende do sequenciamento por tipo de sabor serem produzidos.
H3A	Heurística com solução na primeira fase com Modelo 2 e fixado depende do sequenciamento de troca de sabores.
H3B	Heurística com solução na primeira fase com Modelo 2 e fixado depende do sequenciamento por tipo de sabor serem produzidos.

HE1B-DS+	Método encontrados na literatura com <i>Fix&Optimize</i> com busca
FXOV2	na vizinhança inspirada pelo VNDS. (1200 Seg. para HE1B-DS + 2400 seg. para FXOV2).
IS	Independente da Sequência
Modelo 1	Modelo de Dimensionamento e Sequenciamento de Lotes Dois Estágios – Ajustado (MDSL-2E-A)
Modelo 2	Modelo de Dimensionamento e Sequenciamento de Lotes Dois Estágios (MDSL-2E)
Modelo Completo	Modelo de Dimensionamento e Sequenciamento de Lotes Dois Estágios com Limpezas Temporais (MDSL-2E-LT)
MIP	<i>Mixed-Integer Programming</i>
LT	Limpeza Temporal
PCP	Planejamento e Controle da Produção
PDSL-LT	Problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes de produção com limpezas temporais
PSLP	<i>Proportional lot-sizing and scheduling problem</i>
RM	<i>Relax model</i>
RH	Horizonte Rolante
SA	<i>Simulated Annealing</i>
UFSCar	Universidade Federal de São Carlos
VNS	<i>Variable neighborhood search</i>

SUMÁRIO

1	Introdução.....	13
1.1	Objetivos e justificativa	16
1.2	Método de pesquisa	17
1.3	Organização do texto	18
2	Revisão da literatura.....	20
2.1	Planejamento e programação na indústria de bebidas.....	21
2.2	Problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes: aplicações de métodos de solução.....	22
3	Descrição do processo de produção de bebida à base de frutas	37
3.1	Caraterísticas do processo de produção de bebida à base de frutas.....	37
3.1.1	Limpezas	39
3.1.2	Sincronia entre os estágios de produção.....	41
3.2	Definição do problema	42
4	Modelagem matemática.....	45
4.1	Modelo Completo (MDSL-2E-LT).....	46
4.2	Modelo 1 (MDSL-2E-LT-A).....	56
4.3	Modelo 2 (MDSL-2E).....	58
5	Métodos heurísticos de programação matemática para o problema.....	60
5.1	Meta-heurística Simulated Annealing.....	64
6	Resultados dos métodos de decomposição propostos para problema de bebidas à base de frutas.....	73
6.1	Análises dos resultados das heurísticas de decomposição	75
7	Comparação dos resultados H1B com método proposto na literatura científica	82
7.1	Geração de novas instâncias.....	82
7.2	Comparação entre os métodos da literatura.....	86
7.3	Comparação entre a melhor estratégia de decomposição H1B e o método da literatura HE1B-DS+FXOV2	93
7.4	Comparação dos métodos de solução H1B+FXOV2 e HE1B-DS+FXOV2.....	97
7.5	Testes computacionais com meta-heurística <i>Simulated Annealing</i>	101
7.5.1	Resultados da meta-heurística SA	103
7.5.1.1	Funcionamento da meta-heurística SA	104
7.5.1.2	Desempenho computacional das heurísticas V1A, V1B, V1C e V2	106

8	Conclusões.....	127
	APÊNDICE – A (Caraterísticas nos processos de bebidas)	137
	APÊNDICE – B (Capacidade estimada para H2A e H2B).....	138
	APÊNDICE – C (Heurísticas de decomposição)	140
	APÊNDICE – D (Cálculos utilizados para a vizinhança 2 da SA).....	154
	APÊNDICE – E (Nomeação das instâncias da literatura).....	156
	APÊNDICE – F (Descrição do método HE1B-DS+FXOV2).....	157
	APÊNDICE – G (FO retornados para os exemplares testados no método Taguchi).....	158
	ANEXO – A (Descrição das instâncias da literatura)	159
	ANEXO – B (Parâmetros de configuração selecionados de CPLEX)	163

1 Introdução

O setor industrial está cada vez mais globalizado. Neste século, com base em novas tecnologias utilizadas (ferramentas sistematizadas), indústrias do mundo todo competem entre si para atenderem seus clientes da melhor forma possível, necessitando um maior controle no uso eficiente dos recursos. Nesse sentido, há a necessidade de tecnologias mais avançadas ou investimento em inovação.

As decisões de longo, médio e curto prazo são de alta importância para as empresas no que diz respeito a otimizar os custos relacionados ao processo de produção, desde a aquisição de matérias-primas até a entrega do produto final.

Desta forma, a busca por excelência e a minimização de custos está diretamente relacionada ao Planejamento e Controle da Produção (PCP). As atividades de PCP envolvem uma série de decisões com o objetivo de definir o que, quanto e quando produzir, comprar e entregar os produtos, além de onde e/ou quem e/ou como produzi-los (FERNANDES; FARIA; GODINHO, 2010).

Atualmente, as empresas já contam com tecnologias que as ajudam nessa tomada de decisões. Na literatura científica, essa tomada de decisões está associada à classe de problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes da produção. Por meio de modelos matemáticos e métodos de solução é possível determinar um planejamento e uma programação da produção otimizados, minimizando custos associados (trocas, estoques, atrasos, entre outros) ou maximizando lucros.

Porém, para sistemas muito complexos e com processos particulares, tais como, com limpezas temporais, deterioração de matérias-primas, variedade de itens, processamentos específicos, entre outros, *softwares* gerais podem não ser eficientes e, muitas vezes, são difíceis de serem utilizados na prática. Por outro lado, levar em consideração características próprias de cada tipo de processo de produção é um fator crucial para a determinação de um programa de produção factível e otimizado. Segundo Jans e Degraeve (2008), Copil *et al.* (2017) e Worbelaue *et al.* (2019), a literatura vem considerando cada vez mais modelos para problemas particulares, sendo a consideração de especificidades desses problemas uma tendência de pesquisa.

Essa classe de problemas é classificada como NP-difícil (BITRAN; YANASSE, 1981), o que implica que modelos e métodos exatos não sempre serão eficientes, assim, na literatura encontram-se a utilização de métodos heurísticos e meta-heurísticos que procuram uma solução

factível para o problema com boa qualidade especialmente com tempos de solução razoáveis (GOGNA; TAYAL, 2013).

Alguns casos complexos de processos de produção são, por exemplo, a produção de leite, sucos, sorvetes, produtos alimentícios, etc., cujos processos exigem limpeza temporal nas linhas requerida por questões de higiene e qualidade do produto (TOSCANO, 2017). Esse processo de higienização é essencial e ocupa muito tempo da capacidade produtiva, como descrito pela empresa Schneider-electric (2013), “em média, as empresas de bebidas e comidas gastam 20% do dia fazendo limpezas nos equipamentos das linhas”, reafirmando a relevância de considerar a limpeza temporal na programação da produção. Logo, pode ser de grande utilidade para o gerente de produção ferramentas de apoio que padronizem, automatizem e suportem o processo de tomada de decisão alinhado à minimização de custos, procurando aumentar a satisfação dos consumidores em busca de obter maior espaço no mercado.

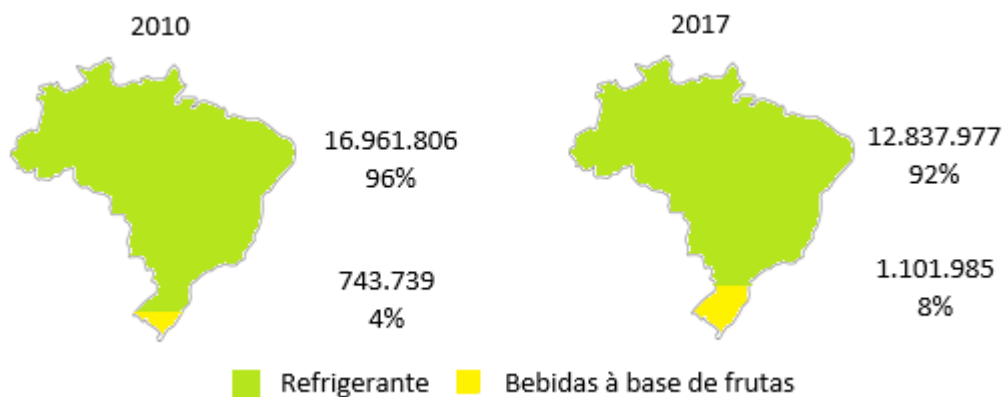
Na literatura científica o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes já vem sendo estudado, porém, ele ainda apresenta desafios. No entanto, na literatura existe uma limitação de artigos publicados referentes a processos de bebidas com limpezas temporais ou manutenções periódicas. Os autores Stefansdottir, Grunow e Akkerman, (2017), Pagliarussi, Morabito e Santos (2017), Toscano (2017), Toscano et al. (2019b), Toscano, Ferreira, e Morabito (2019) (TOSCANO; FERREIRA; MORABITO, 2020) apresentam modelos matemáticos e métodos de solução que representam o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes para bebidas à base de frutas.

Estes autores apontam dificuldades na resolução dos modelos para instâncias reais de grande porte. Neste sentido, Motta et al., (2016) destacam o uso de algoritmos meta-heurísticos na resolução de problemas reais, como o dimensionamento de lotes e sequenciamento que além disso são classificados como NP-Difícil.

Assim, evidencia-se uma oportunidade de pesquisa para esse problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes com essas características. Existe a possibilidade e oportunidade de pesquisa e desenvolvimento de métodos de soluções mais eficientes que apoiem a tomada de decisões nas empresas, principalmente no controle dos custos de produção. Sabendo que o dimensionamento de lotes procura obter um plano adequado da quantidade de produção tentando satisfazer da melhor maneira a demanda, utilizando eficientemente os recursos físicos da companhia (capacidade) e restrições enquanto o sequenciamento procura ordenar as diferentes tarefas requeridas para sua produção dentro de um período de tempo estabelecido procurando cumprir o planejado.

Com relação a indústria de bebidas à base de frutas no Brasil, segundo a Associação Brasileira das Indústrias de Refrigerantes e de Bebidas Não Alcoólicas (ABIR), o consumo de bebidas de frutas prontas para beber é inferior ao consumo de refrigerantes. Entretanto, esse comportamento tem sofrido alterações nos últimos anos, tendo em vista que no período de 2010 a 2017, a produção de bebidas à base de frutas aumentou 48% enquanto a produção de refrigerantes caiu 25%, como pode-se ver na Figura 1.

Figura 1. Consumo de refrigerantes e bebidas à base de frutas



Fonte: ABIR. Disponível em: <https://abir.org.br/o-setor/>. Acesso: 03 de maio de 2020.

De maneira geral, a produção de bebidas possui dois estágios principais de produção: o preparo da bebida e o envase. No primeiro estágio, os ingredientes são misturados a água para produção da bebida. Depois de pronta, a bebida é enviada para a fase de envase, na qual é colocada em embalagens específicas. A sincronia entre esses estágios na programação da produção é imprescindível para obtenção de um programa de produção factível. Cada tipo de bebida, por exemplo, refrigerantes, bebidas à base de frutas, cervejas, etc., possui ainda características específicas que devem ser levadas em consideração para obtenção de uma programação da produção factível e otimizada. Para maiores detalhes sobre esses processos de produção, veja, por exemplo, Ferreira *et al.* (2012); Baldo *et al.* (2014); Toledo *et al.* (2015); Pagliarussi, Morabito e Santos (2017) e Toscano, Ferreira e Morabito (2019).

Sendo assim no presente trabalho propõe-se diferentes métodos de solução entre heurísticos e meta-heurísticos para solucionar problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes com limpezas temporais. O problema se resume em definir os tamanhos dos lotes de produção e o sequenciamento desses lotes para atender a demanda, otimizando custos associados à produção levando em consideração limpezas temporais presentes e obrigatórias no processo de produção.

1.1 Objetivos e justificativa

É conhecido da revisão de literatura que alguns trabalhos relacionando o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes com limpezas temporais representam situações simplificadas em relação à prática, como é o caso de Pagliarussi, Morabito e Santos (2017), no qual, não considera a limpeza temporal em um contexto de dois estágios de produção e sincronia entre estes. Outro exemplo que ilustra essa limitação de aplicação prática da literatura é o modelo matemático de otimização inteiro misto proposto por Toscano (2017), que ainda é intratável do ponto de vista computacional.

Além disso, tem-se que o consumo de bebidas à base de frutas tem crescido nos últimos anos, gerando a oportunidade nessa indústria de utilizar ferramentas de apoio para a toma de decisões estratégicas aplicáveis à prática, para otimizar o processo de produção. Neste contexto, a presente dissertação investiga métodos de solução eficientes para o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes com limpezas temporais.

Uma vez que a literatura tem apontado que métodos como: MIP (*Mixed Integer Programming*) heurísticas e meta-heurísticas funcionam bem para problemas reais de grande porte dessa natureza, esses métodos serão o foco desse trabalho para o problema em estudo. Observou-se na literatura que ainda há uma lacuna de estudo em relação à eficiência de modelos matemáticos com *softwares* convencionais na solução de instâncias que representem diferentes cenários produtivos. Assim os objetivos específicos são:

- Durante a revisão da literatura observou-se a utilização de instâncias geradas baseadas em dados reais. No entanto, uma investigação mais a fundo dessas instâncias mostrou que muitas delas apresentavam capacidades folgadas e custos não balanceados. Logo um dos objetivos deste trabalho é gerar novos exemplares, a partir dos encontrados na literatura, que sejam mais ajustados à realidade, além de exemplares que representem diferentes cenários.
- Durante a revisão da literatura foram encontrados diferentes artigos utilizando diferentes métodos de solução aplicados ao mesmo problema. Porém, esses métodos ainda não foram devidamente comparados, não sendo possível perceber qual é o melhor método de solução da literatura para o problema. Por isso, analisar e identificar qual método proposto na literatura tem o melhor desempenho é um dos objetivos do presente trabalho.

- Propor e desenvolver métodos de solução heurísticos, tais como, heurísticas construtivas de decomposição e MIP-heurísticas tendo em vista que os resultados da literatura apresentam instâncias ainda com desempenho ruim (100% de *gap*).
- Durante a revisão da literatura notou-se bons resultados utilizando meta-heurísticas hibridizadas para problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes. Assim, tem-se como objetivo desenvolver a meta-heurística *Simulated Annealing*, em que as buscas locais são realizadas através da resolução de modelos matemáticos, utilizando a estratégias de fixar e desafixar variáveis.

1.2 Método de pesquisa

O método de pesquisa utilizado nesse trabalho é a Modelagem/Simulação, o qual é desenvolvido com técnicas matemáticas e computacionais para simular ou descrever o funcionamento de um processo ou sistema. Esse método é baseado no pressuposto de que podemos construir modelos que expliquem total ou parcialmente o comportamento dos processos operacionais de ambientes reais, e que podem também capturar os problemas de tomada de decisões envolvidos nestes processos com o objetivo de apoiar a toma de decisões em alguns cenários possíveis e obter uma visão antecipada do planejamento a ser executado.

O processo de produção estudado nesse trabalho está definido em detalhes no Capítulo 3 e o problema de pesquisa envolve determinar heurísticas/meta-heurísticas para os programas de produção, como é o caso no processo da indústria de bebidas à base de frutas, procurando otimizar a programação da produção. A modelagem e métodos analíticos foi escolhida como método de pesquisa, pois um objetivo é propor e aplicar métodos efetivos de solução baseados na modelagem para obter programas de produção otimizados e factíveis na prática procurando obter em menor tempo respostas melhores ou similares aos encontrados na literatura provenientes de instâncias reais. Além disso, segundo Bertrand e Fransoo (2002) e Cauchick, Morabito e Pureza (2012), trata-se de uma pesquisa axiomática normativa, pois propõe métodos de soluções que podem contribuir com estratégias, políticas e diretrizes que pretendem melhorar os resultados disponíveis na literatura sobre o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes com limpezas temporais e ao mesmo tempo que se ajusta as observações e ações deste sistema real.

O primeiro passo de desenvolvimento desse trabalho envolve a definição do problema abordado com a apresentação dos dados e informações relevantes relacionadas, bem como, a caracterização desse problema segundo a literatura (CAUCHICK; MORABITO; PUREZA,

2012). Em seguida, deve-se propor diferentes métodos de solução com respeito ao modelo descrito por Toscano, Ferreira e Morabito (2020), alinhado corretamente às considerações particulares do sistema de produção em questão.

Após esta etapa, é utilizado um pacote de otimização CPLEX e a linguagem de programação PYTHON para a resolução de instâncias utilizando diferentes métodos, estes métodos são desenvolvidos utilizando diferentes estratégias procurando obter o método mais eficaz. Testes com dados reais da fábrica serão realizados, além de testes com dados gerados aleatoriamente para verificar a robustez do modelo com estratégias encontradas na literatura (WU; HAMADA, 2009) e (RAMEZANIAN; SAIDI-MEHRABAD, 2013). Diversos cenários alternativos para o problema também serão explorados. Por fim, os resultados destes testes realizados serão apresentados, analisados e comparados com o modelo matemático da literatura e com outros métodos propostos para o problema, assim como a comparação com as informações relacionadas às práticas da fábrica estudada.

Pelo exposto nesta seção, as etapas do trabalho são:

1. Estudar o processo de produção de bebidas à base de frutas.
2. Revisão da literatura sobre métodos de solução em problemas de dimensionamento e sequenciamentos de lotes de produção, bem como, revisão de trabalhos prévios com a particularidade de limpezas temporais.
3. Aprendizagem da linguagem de otimização e programação CPLEX em PYTHON.
4. Propor heurísticas para a obtenção de possíveis métodos de solução.
5. Implementar as heurísticas na linguagem de otimização e programação CPLEX em PYTHON.
6. Planejamento e execução dos experimentos
7. Análise de resultados, buscando identificar a melhor proposta definida.
8. Comparação dos resultados deste trabalho com a literatura.
9. Conclusões

1.3 Organização do texto

Este texto está estruturado da seguinte maneira: no Capítulo 2 é apresentada uma revisão da literatura que visa apresentar o estado da arte das pesquisas sobre métodos de solução de dimensionamento e sequenciamento de lotes, bem como, características principais do planejamento e programação na indústria de bebidas. No Capítulo 3 é apresentada a descrição do processo de produção de bebidas à base de frutas, as peculiaridades desse processo e o

delineamento do problema aqui estudado. O modelo matemático proposto na literatura para resolver o problema é apresentado no Capítulo 4. Métodos de solução heurísticos/meta-heurístico propostos para o problema de programação da produção de bebidas à base de frutas são apresentados no Capítulo 5. No Capítulo 6 são descritos os resultados computacionais das heurísticas de decomposição, no Capítulo 7 resultados dos métodos *fix and optimize* e *Simulated Annealing*, assim como, comparações destes com a literatura. Por fim, no Capítulo 8 são apresentadas as conclusões e perspectivas de trabalhos futuros.

2 Revisão da literatura

Na literatura científica são encontrados diversos trabalhos que abordam a tomada de decisões por meio de problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes da produção. Tendo em vista que eles pertencem a classe NP-difícil, muitos estudos procuram o desenvolvimento utilizando heurísticas ou meta-heurísticas para encontrar soluções em tempos adequados e com qualidade alta (KARIMI, FATEMI G., WILSON, 2003 ; ROSHANI, GIGLIO, PAOLUCCI, 2016).

Neste capítulo o objetivo é fazer uma revisão da literatura indicando o estado da arte sobre abordagens de soluções com métodos heurísticos/meta-heurísticos para os problemas de planejamento e sequenciamento da produção em um nível mais tático/operacional. O propósito é revisar trabalhos que tratam o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes integrados. Trabalhos voltados a decisões de um nível mais estratégico, tais como planejamento hierárquico da produção, planejamento agregado e otimização da cadeia de suprimentos, não serão tratados aqui em detalhes. Para mais detalhes sobre esses problemas, veja por exemplo, Christou, Lagodimos e Lycopoulou (2007), Jans e Degraeve (2008) e Alem et al. (2018). Revisões de literatura com o foco desta dissertação são encontradas em: Jans e Degraeve, (2008), Copil *et al.* (2017) e Wörbelauer *et al.* (2019).

A revisão da literatura foi realizada a partir de artigos que tratam o problema integrado de dimensionamento e sequenciamento de lotes encontrados nas bases de dados Google scholar, Scopus e Web of Science. O intuito nessa busca foi de encontrar as metodologias inovadoras pesquisando artigos publicados nos últimos cinco anos. A busca foi realizada com os termos “lot siz*” and “(schedul* or plann*)” and “(heuristic or algorithm)”, ressalta-se o uso de “*” para encontrar artigos que utilizem palavras com alguma variação no final da palavra, como por exemplo, lot size e lot sizing. Além disso procurou-se referências a outros trabalhos relevantes relacionados nos artigos selecionados principalmente revisões tais como Karimi, Fatemi G. e Wilson, (2003), Copil *et al.* (2017) e Wörbelauer et al. (2019). Pontualmente Copil *et al.* (2017), apresentam uma revisão da literatura específica para os problemas integrados de dimensionamento e sequenciamento de lotes, em que os autores fazem uma classificação dos mais de 160 trabalhos encontrados durante os últimos 20 anos.

2.1 Planejamento e programação na indústria de bebidas.

Durante a revisão da literatura encontraram-se cinco artigos referentes ao dimensionamento e sequenciamento da produção de bebidas à base de frutas, quatro estão relacionados com a geração de métodos de solução de tipo MIP heurísticas, F&O (fix-and-optimize), VNDS (Variable Neighborhood Decomposition Search), heurísticas de decomposição entre outras (MARKS; GELDER, 1966; PAGLIARUSSI; MORABITO; SANTOS, 2017; TOSCANO; FERREIRA; MORABITO, 2019, 2020) e um artigo referente a modelos matemáticos propostos para a resolução do problema (STEFANSDOTTIR; GRUNOW; AKKERMAN, 2017). Analisando esses artigos é possível observar que ainda existem dificuldades para obtenção de soluções de boa qualidade para o problema, especialmente para instâncias de grande porte.

Esses cinco artigos encontrados na literatura também descrevem de uma maneira clara as diferenças entre os processos de produção de bebidas à base de frutas, de cerveja e de refrigerantes (vide Apêndice A). Apesar de observar a existência desses trabalhos, ainda não existe uma literatura muito extensa para o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes aplicado a bebidas à base de frutas.

Os tipos de bebidas mais comuns e com processo semelhante deste tipo de produto são: iogurte (LÜTKE et al., 2005; DOGANIS; SARIMVEIS, 2008), bebidas carbonatadas (FERREIRA, 2006; FERREIRA; MORABITO; RANGEL, 2009a ; FERREIRA; ALMADA-LOBO; MORABITO, 2013), cerveja (BALDO *et al.*, 2014) e leite (BILGEN; DOGAN, 2015; DEKA; DATTA, 2017). Os quais também são ressaltados nos trabalhos de Bilgen e Dogan, (2015), Çagri, Bilgen e Bloemhof-Ruwaard, (2017).

Com base na literatura, é possível ver que cada processo produtivo tem algumas particularidades, fazendo com que modelos e métodos não sejam diretamente aplicáveis e adaptáveis entre eles. Por exemplo, o processo complexo de bebidas à base de frutas, descrito em detalhes no Capítulo 3, tem diferença nas etapas de preparo e envase que o diferencia da produção de outras bebidas, como bebidas carbonatadas (refrigerantes) e de cerveja, com relação aos *setups*, a sincronia, as limpezas temporais e os tempos de espera. Para maiores detalhes veja Toscano et al. (2019).

2.2 Problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes: aplicações de métodos de solução.

Como o objetivo deste trabalho não é apresentar um modelo para o problema estudado, não serão descritos em profundidade os tipos de modelos que existem na literatura para o problema integrado de dimensionamento e sequenciamento de lotes. Esses modelos podem ser encontrados em Hakeem-Ur-Rehman, Wan e Zhan, (2019) e Karimi, Ghomi e Wilson, (2003).

Durante a revisão da literatura evidencia-se que estes problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes de produção têm recebido uma ampla atenção tanto da comunidade acadêmica quanto na prática. Esse interesse se dá tendo em vista os diferentes tipos de modelos existentes, os quais são utilizados segundo o tipo de problema desenvolvido que dependem principalmente das características próprias do mesmo tais como tipo de produto, tipo de setup das máquinas, tipo de produção, etc. Glock, Grosse e Ries (2014) apresentam uma revisão da literatura de dimensionamento de lotes com o objetivo de mostrar como as linhas de pesquisa emergem do modelo proposto por Ford (1913) e as maiores contribuições que foram realizadas nessas respectivas áreas.

Copil *et al.* (2017) apresentam trabalhos que estão divididos inicialmente de acordo com o modelo do qual o trabalho é derivado, por exemplo, se as restrições clássicas do modelo vêm do GLSP, CLSD ou do PLSP, entre outros. Como também são classificados de acordo com características próprias de complexidade dos problemas como, por exemplo, estágios de produção, tipos de *setup*, número de máquinas por estágio, entre outros. Também são classificados pelos métodos de solução utilizados e por suas aplicações em problemas reais.

Ressalta-se que dada a vasta literatura de problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes, o foco dessa revisão são os trabalhos mais recentes (cinco anos) que abordam problemas com algumas das características parecidas com o problema em estudo: com máquinas paralelas, dois estágios, limpezas temporais, manutenções periódicas, sincronia ou aplicação em problemas reais. Em contraste, também são estudados trabalhos que não possuem nenhuma dessas características, mas que são considerados relevantes especialmente pelo método de solução desenvolvido.

Com a finalidade de classificar, encontrar características de métodos de solução e tendências de pesquisa dos problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes integrados, os trabalhos aqui revisados são sumarizados na Tabela 1. Da mesma forma que Copil *et al.* (2017), os trabalhos são apresentados com suas principais características. Na

primeira coluna é apresentada a referência bibliográfica. Na segunda coluna (Est) apresenta-se o número de estágios de produção; quando os estágios são classificados em “com” (composto) significa que mais de 2 estágios estão sendo abordados, na coluna seguinte descreve-se o número de máquinas do modelo, 1 ou m (múltiplas máquinas). A quarta coluna indica se o trabalho usa para seu desenvolvimento dados reais indicado por (r) de alguma empresa, ou são dados gerados aleatoriamente indicado por (i) e (m) no caso que use os dois tipos de dados em suas instâncias, na coluna “*Setup*” identifica-se se o *setup* é dependente (ds) ou independente da sequência (is). A coluna “Modelo” descreve a estrutura de onde derivou-se o modelo usado no trabalho: CLSD, CLSP, PLSP, CSLP, DLSP e GLSP. Os trabalhos em que os modelos não se enquadram em nenhum desses 6 modelos clássicos são denominados como “OUTRO”. A sétima coluna (Var. Tempo) indica se o modelo tem variáveis contínuas de controle de tempo, como por exemplo, uma variável indicando o tempo de início de produção. A oitava coluna indica se o trabalho é inspirado e/ou aplicado em alguma situação prática, a nona determina o método de solução utilizado para resolver o problema. E, por fim, a última coluna especifica o tipo de classificação do método, “MIP” (*Mixer Integer programming*), “H” se refere a Heurística, “M” a Meta-heurística e “MH” Meta-heurística hibridizada. Os métodos de solução estão abreviados, e a lista com as siglas descritas na Tabela 2.

Por outro lado, Na Tabela 1 o campo com o símbolo “-” especifica que o trabalho não apresenta informação concisa para realizar sua classificação. Na penúltima coluna, os trabalhos especificados como “Fabricação geral” referem-se a um processo produtivo para fabricar produtos não especificados e “Refabricação geral” cita um processo que tem um fluxo eficiente e econômico de matérias-primas, fazendo uma reutilização de produtos ou o retorno de material trazendo benefícios para as empresas em razões econômicas, ambientais e legislativas.

Como pode-se observar na Tabela 1 existe um extenso número de modelos e métodos usados nas diferentes indústrias, ressaltando o uso de dados reais, procurando a tomada de decisões em problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes.

Tabela 1. Resumo das características dos trabalhos revisados e discutidos nesta seção

Referência	Est	Núm. máq por estagio	Tipo de dados	Setup	Aplicação	Modelo Base	Var. Tempo	Método de Solução	Tipo de método
(RAMEZANIAN; SAIDI-MEHRABAD, 2013)	1	m	i	Ds	Fabricação geral	CLSP	sim	SAH	MH
(RAMEZANIAN; SAIDI-MEHRABAD; FATTAHI, 2013a)	1	m	m	Is	Fabricação geral	OUTRO	sim	RH - R&F - SA	H - M
(KIM; SHIN, 2014)	1	m	m	Ds	Fabricação geral	CLSP	não	RHG	H
(SIFALERAS; KONSTANTARAS; MLADENVIĆ, 2014)	1	1	m	Is	Refabricação geral	OUTRO	não	VNS	M
(TOLEDO et al., 2014)	2	m	m	Ds	Refrigerantes	GLSP	não	GA	MH
(ZOUADI et al., 2014)	1	1	m	Ds	Refabricação geral	DLSP	não	SMH – PPB – MA - GH	M
(BILGEN; DOGAN, 2015)	com	m	r	Ds	Laticínios	OUTRO	sim	MIP	MIP
(BOONMEE; SETHANAN, 2015)	com	m	m	Is	Produção de Ovos	CLSP	não	PSO - GLNPSO	MH
(BRAHIMI et al., 2015a)	2	1	m	Ds	Fabricação geral	OUTRO	não	LA	H
(BRAHIMI et al., 2015b)	1	1	i	Ds	Fabricação geral	CLSP	não	LA	H
(CHEN, 2015)	1	m	m	Ds	Embalagens	CLSP	não	F&O	H
(DUDA; STAWOWY, 2015)	1	1	m	Ds	Ferro fundido	CLSP	não	GA	M
(FIOROTTO; ALEXANDRE DE ARAUJO; JANS, 2015)	1	m	m	Is	Fabricação geral	DLSP	não	DW - LA	H
(GÜNER GÖREN; TUNALI, 2015)	1	1	m	Is	Fabricação geral	CLSP	não	GA - F&O	MH
(GICQUEL; MINOUX, 2015)	1	1	m	Ds	Fabricação geral	DLSP	não	DH	H
(TOLEDO MOTTA et al., 2015)	2	m	m	Ds	Recipiente de vidro	CLSP e OUTRO	não	R&F - F&O	H
(MEHDIZADEH; HAJIPOUR; MOHAMMADIZADEH, 2015)	1	1	m	Ds	Fabricação geral	CLSP	não	MOVDO - NRGGA	M
(PARSOPOULOS; KONSTANTARAS; SKOURI, 2015)	1	1	m	Ds	Refabricação geral	OUTRO	não	DE	M
(ROHANINEJAD; SAHRAEIAN; NOURI, 2015)	com	m	m	Ds	Fabricação geral	OUTRO	sim	PSO - GA	MH
(XIAO et al., 2015)	1	m	i	Ds	Semicondutores	CLSP	não	LH - SA	MH
(WOLOSEWICZ; DAUZÈRE-PÉRÈS; AGGOUNE, 2015)	1	1	m	Ds	Fabricação geral	CLSP	não	LA	H
(FURLAN et al., 2015)	com	m	m	Is	Papel e celulose	CLSP	sim	GA	MH

Referência	Est	Núm. máq por estagio	Tipo de dados	Setup	Aplicação	Modelo Base	Var. Tempo	Método de Solução	Tipo de método
(TOLEDO et al., 2015)	2	m	m	Ds	Produção de bebidas, indústria de vidro	OUTRO	sim	MIP	MIP
(CARVALHO; NASCIMENTO, 2016)	1	1	i	Ds	Fabricação geral	CLSP	não	LA	H
(NEJATI et al., 2016)	2	m	m	Ds	Fabricação geral	OUTRO	sim	GA - SA	M
(OLEŚKÓW-SZŁAPKA; PAWŁOWSKI, 2016)	com	m	m	Ds	Acoplamentos	OUTRO	não	GA	M
(FABIANO CLAUDIO et al., 2016)	1	m	r	Is	Embalagens	OUTRO	nao	GA - F&O	MH
(RAMEZANIAN; FALLAH SANAMI; SHAFIEI NIKABADI, 2016)	com	m	m	Ds	Revestimento de paredes ou tetos	CLSP	sim	RH - PSO	H - M
(ROSHANI; GIGLIO; PAOLUCCI, 2016)	1	1	i	-	Refabricação geral	CLSP	não	SAH	MH
(CESCHIA; GASPERO; SCHAERF, 2017)	1	1	m	Ds	Fabricação geral	DLSP	não	SA - MIP	MH
(DUDA, 2017)	1	m	m	Ds	Ferro fundido	OUTRO	não	GA - VNS	MH
(OYEBOLU et al., 2017)	1	m	r	Is	Fabricação biofarmacêutica	CLSP	não	GA	M
(QI et al., 2017)	com	m	r	Ds	Estrutura metal	OUTRO	sim	GA	M
(YANG et al., 2017)	1	m	m	Ds	Fabricação geral	CLSP	não	F&O	H
(MANSANO; MARISTELA; SANTOS, 2017)	1	m	m	Ds	Fabricação geral	CLSP	não	F&O - ABC	M
(LI et al., 2017)	1	m	m	Ds	Siderúrgica	CLSP	não	VNS – F&O	H
(STAWOWY; DUDA, 2017)	1	1	m	Ds	Ferro fundido	OUTRO	não	BL	M
(STEFANSDOTTIR; GRUNOW; AKKERMAN, 2017)	2	1	-	Ds	Queijo	GLSP	sim	MIP	MIP
(SONG et al., 2017)	1	1	m	Ds	Fabricação geral	OUTRO	não	EDD - ACO	MH
(CHEN; CHEN; HARIANTO, 2017)	com	m	-	Ds	Embalagens	OUTRO	sim	EDD – MIP	MIP
(TORKAMAN; FATEMI G.; KARIMI, 2017)	1	m	m	Ds	Fabricação geral	CLSP	sim	RH – SA	H - M
(BAYLEY; SÜRAL; BOOKBINDER, 2018)	1	1	m	Ds - Is	Fabricação geral	CLSP	não	BD,AE, LA, SDW e RHB	H
(BOŹEK; WERNER, 2018)	1	m	m	Ds	Fabricação geral	OUTRO	não	GH	M
(DE ÁVILA RIBEIRO JUNQUEIRA; MORABITO, 2018)	1	m	m	Ds	Cana de açúcar	GLSP	não	R&F - F&O	H
(MARTÍNEZ et al., 2018)	1	m	m	Ds	Indústria celulose	GLSP	não	R&F - F&O	H

Referência	Est	Núm. máq por estagio	Tipo de dados	Setup	Aplicação	Modelo Base	Var. Tempo	Método de Solução	Tipo de método
(DUDA; STAWOWY, 2018)	1	1	m	Ds	Ferro fundido	OUTRO	não	VNS	H
(CURCIO et al., 2018)	1	1	m	Ds	Fabricação geral	GLSP	não	RH	H
KARIM 2018	1	m	m	Ds	Embalagens	GLSP	não	MIP	MIP
(PÉREZ MARTÍNEZ et al., 2018)	1	m	m	Ds	Embalagens	GLSP	não	R&F - F&O	H
(POURSABZI; MOHAMMADI; NADERI, 2018)	1	m	m	Ds	Fabricação geral	OUTRO	não	HSB	H
(HEIN et al., 2018)	1	1	m	Ds	Fabricação geral	CLSP	não	GA	M
(TORKAMAN; FATEMI GHOMI; KARIMI, 2018)	1	m	i	Ds	Refabricação geral	CLSP	sim	RH - SAH	MH
(ZOHALI et al., 2018)	com	m	m	Ds	Fabricação geral	OUTRO	sim	BL	M
(WU et al., 2018)	1	m	m	Ds	Fabricação geral	OUTRO	não	LA, DW - PS	H
(SAHLING; HAHN, 2019)	1	m	m	Ds	Fabricação biofarmacêutica	CLSP	não	F&O	H
(LEE; LEE, 2019)	1	m	r	Ds	Monitores de tela	DLSP	não	R&F	H
(GHIRARDI; AMERIO, 2019)	1	m	m	Ds	Fabricação geral	CLSP e OUTRO	não	VNS	H
(RIBEIRO JUNQUEIRA; MORABITO, 2019)	1	m	m	Ds	Cana de açúcar	GLSP	não	R&F - F&O	H
(HAKEEM-UR-REHMAN; WAN; ZHAN, 2019)	2	m	m	Ds	Fabricação de automóveis	OUTRO	sim	RH - R&F	H
(TOSCANO; FERREIRA; MORABITO, 2019)	2	m	m	ls	Bebida à base de frutas	OUTRO	sim	DH	H
(MARKS; GELDER, 1966)	2	m	m	Ds	Bebida à base de frutas	OUTRO	sim	CH	H
(YUE et al., 2019)	1	m	m	Ds	Fabricação geral	GLSP	sim	PGABC	M
WEI QINA 2019	com	m	m	Ds	Montagem de placas de circuito	CLSP	sim	ACO	M
(BENSMAIN et al., 2019)	1	1	m	-	Refabricação geral	Outro	não	GA-R&F	M-H
(IBN MAJDOUB HASSANI et al., 2020)	1	m	i	-	Fabricação geral	CLSP	não	GA - SAH	M
(LEE; LEE, 2020)	1	1	m	Ds	Monitores de tela	Outro	não	R&F	H
(LI et al., 2020)	com	m	m	ls	Fabricação geral	GLSP	sim	DE	M
(DE ARMAS; LAGUNA, 2020)	1	m	m	Ds	Tubos	CLSP	não	DH	H
(TOSCANO; FERREIRA; MORABITO, 2020)	2	m	m	Ds	Bebida à base de frutas	OUTRO	sim	CH - F&O	H

Fonte: Adaptado de Copil et al. (2017).

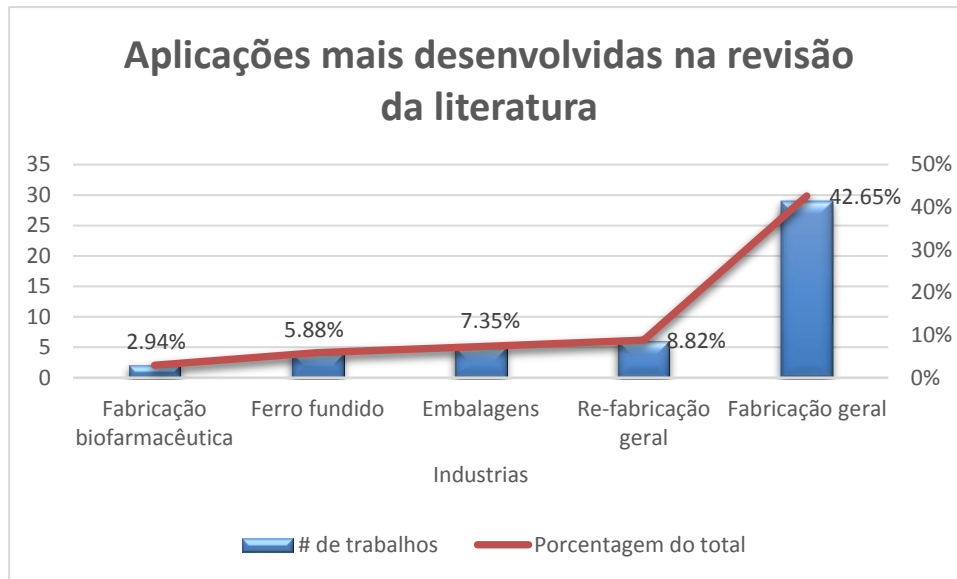
Tabela 2. Abreviação da nomenclatura dos métodos de solução apresentados na Tabela 2

Método	Abreviação	Tipo De Método		
		Exato	Heurística	Meta-heurística
Algoritmo Genético	GA			X
Algoritmo Memético	MA			X
<i>Simulated Annealing</i>	SA			X
<i>Simulated Annealing</i> hibridizado	SAH			X
Heurística Lagrangiano	LA		X	
Lagrangiano hibridizado	LH		X	
Heurística <i>Silver & Meal</i>	SMH			X
Horizonte Rolante	RH		X	
Heurística <i>shifting-based</i>	HSB		X	
<i>Part Period Balancing</i>	PPB			X
<i>Spin-density wave</i>	SDW		X	
<i>Red Horizontal Branch</i>	RHB		X	
<i>Swarm optimization</i>	PSO			X
<i>Earliest due date</i>	EDD	X		
Optimização de colônia de formiga	ACO			X
Colônia artificial de abelhas	ABC			X
Colônia artificial de abelhas guiada por Pareto	PGABC			X
<i>Relax and fix</i>	R&F		X	
<i>Fix and Optimize</i>	F&O		X	
<i>Variable Neighborhood Search</i>	VNS		X	
<i>Culti-objective vibration damping optimization</i>	MOVDO			X
<i>Con-dominated ranking genetic algorithm</i>	NRGA			X
<i>Combined gbest, lbest and nbest social structures</i>	GLNPSO			X
Heurística de seleção progressiva	PS		X	
Evolução Diferencial	DE			X
Pacotes de otimização	MIP	X		
Busca Local	BL			X
Algoritmo guloso	GH			X
Decomposição de Benders	BD		X	
Decomposição de Dantzig-Wolfe	DW		X	
Decomposição	DH		X	
Heurística construtiva	CH		X	

Fonte: Elaboração própria.

De todos os artigos pesquisados foram selecionados 69, apresentados na Tabela 1. Dentre esses, 59 trabalhos foram desenvolvidos com base em dados reais. Do total de artigos, 9 abordam a mesma quantidade de estágios como o modelo da pesquisa (dois estágios). As aplicações encontradas nesses trabalhos estão sumarizadas no gráfico da Figura 2 que apresenta as aplicações mais representativas notadas durante esta etapa. Ressalta-se o descrito pelos autores Stefansdottir, Grunow e Akkerman, (2017) que abordam diferentes estratégias para configurar limpezas e *setups* dentro dos diferentes processos industriais.

Figura 2. Aplicações mais representativas encontradas durante a literatura



Fonte: Elaboração própria.

Fazendo uma comparação com a pesquisa de Copil *et al.* (2017) dos trabalhos pesquisados nessa dissertação observa-se que trabalhos desenvolvidos para problemas com dois ou mais estágios são difíceis de ser encontrado, 15% e 28%, respectivamente, são as porcentagens de trabalhos de Copil *et al.* (2017) e da revisão da literatura realizada. Nota-se que existe um crescimento do número de trabalhos que tratam sistema de produção do tipo job-shop, por exemplo, Rohaninejad, Sahraeian e Nouri, (2015) e Božek e Werner, (2018) cujo tipo de modelo é utilizado para modelar os processos onde é produzido um elevado número de artigos diferentes, geralmente em pequenas quantidades e frequentemente de acordo com determinadas especificações do cliente. É também normal que as rotas que os produtos seguem possam ser muito variadas, assim como os tempos de processamento nas diversas fases de produção.

Quando os problemas envolvem múltiplos estágios, é importante a presença de restrições de sincronização entre predecessores e sucessores para obtenção de programações da produção viáveis na prática, procurando ter uma ordenação, sem interferência nos tempos de processamento, para que o lote possa iniciar no próximo estágio somente quando este estiver pronto no estágio anterior. Na Tabela 1 observa-se um padrão nos trabalhos que abordam multi-estágios com relação ao uso de variáveis contínuas de tempo, que são utilizadas dentro dos modelos cujo objetivo é controlar o início e final de operação de cada produto em cada máquina como pode ser visto, por exemplo, em Furlan *et al.* (2015a), Ramezani, Fallah Sanami e Shafiei Nikabadi, (2016).

Como já mencionado, sabe-se que os problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes pertencem à classe NP-difícil. Além disso, as restrições acrescentadas aos modelos para

consideração de problemas específicos dos processos ou detalhes técnicos, geram dificuldade na obtenção de uma solução ótima até para problemas pequenos, assim, sendo um interesse na comunidade científica na obtenção de resultados de boa qualidade em um tempo razoável com o objetivo de ajudar a tomada de decisões nas companhias. Isso é percebido na Tabela 2, em que observa-se o uso dos diferentes métodos heurísticos/meta-heurísticos para esses problemas.

Para deixar claro as diferenças entre heurística e meta-heurística, a seguir são descritas as principais características de cada uma.

Heurística é um método que procura soluções de uma maneira ordenada dentro do possível espaço de soluções, proporcionando sempre uma busca nas vizinhanças próximas, e além disto, o vetor direção da solução é orientado à melhor opção de busca. Sua estrutura está baseada de decisões aprimorada em dados preliminares do problema que ajudam diminuir as diferentes convergências do mesmo. Principalmente mostra bons resultados nos problemas categorizados P e NP-Completo os quais podem ser reduzidos em tempo polinomial a problemas NP, no entanto, um problema NP-completo é pelo menos tão difícil quanto qualquer outro problema NP. A maioria dos softwares utilizam heurísticas ou métodos exatos como Branch-and-Bound, Depth-First Search, Breadth-First Search, Best-First Search, etc para resolver os problemas.

Enquanto, Meta-heurística é uma heurística avançada inspirada em fenômenos naturais, uma das características principais é a exploração de uma maneira aleatória do espaço de soluções obtendo maior cobertura, logrando escapar de mínimos locais chegando a obter soluções quase ótimas (OSMAN; LAPORTE, 1996). Principalmente usados em problemas de otimização combinatória, elas mostram na maioria dos casos que são uma boa ferramenta para resolver eficientemente problemas NP-Difícil e utilizados com sucesso na literatura. É muito comum encontrar o uso de meta-heurística em diferentes aplicações como nas finanças, planejamento, sequenciamento, logística, produção e design de engenharia (GOGNA; TAYAL, 2013), além disso, ressalta-se que a estrutura da meta-heurística não depende do problema, porém, pode ser adaptável facilmente a diferentes tipos de problemas com alguns ajustes nos parâmetros.

Se evidencia o uso de métodos (técnicas) mais complexas de resolução durante os últimos anos com maior utilização para resolver os problemas como é o caso de relaxação Lagrangiano (CARVALHO; NASCIMENTO, 2016), decomposição (TOSCANO; FERREIRA; MORABITO, 2019), algoritmo evolutivo (BAYLEY; SÜRAL; BOOKBINDER, 2018), como pode ser observado na Tabela 2. Porém, segundo Copil et al. (2017), modelos baseados em problemas reais contemplados com métodos de decomposição ou relaxação

Lagrangiano nem sempre apresentam aplicações fáceis para a obtenção de soluções boas em tempos razoáveis, em alguns casos por exemplo, o subproblema resultante de uma decomposição, pode ainda continuar sendo muito difícil de ser resolvido.

Meta-heurística e heurística são os métodos mais utilizados para a maioria dos trabalhos apresentados na Tabela 1; como se pode observar na Tabela 2 aproximadamente 78% dos trabalhos utilizam algum tipo de método heurístico ou meta-heurística, em especial para a solução de instâncias reais, enquanto 22% representa métodos MIP utilizados com frequência até o dia de hoje.

Entre os métodos heurísticos evidencia-se grande utilização do método de decomposição. A ideia desses métodos é decompor o problema em subproblemas, em que os resultados da fase anterior são utilizados como entrada para o subproblema seguinte, de forma que ao resolvê-los, obtenha-se ao final uma solução quase ótima para o problema global. Resultados na literatura apresentam boas qualidades e bons tempos computacionais (DE ARMAS; LAGUNA, 2020; TOSCANO; FERREIRA; MORABITO, 2019).

Percebe-se também que meta-heurísticas estão sendo altamente utilizadas para resolver este tipo de problema combinando com métodos exatos de resolução de MIP, gerando o tipo de método conhecido como meta-heurísticas hibridizadas com modelos matemáticos, como se pode encontrar nos trabalhos de: Li et al. (2017) usando F&O com VNS, Fabiano et al. (2016b) com o método F&O e GA, Torkaman, Fatemi Ghomi e Karimi, (2018), Torkaman, Fatemi Ghomi e Karimi, (2018) desenvolvido com horizonte rolante (RH) e Simulated Annealing (SA) ver Tabela 2.

Além disso, os autores Jans e Degraeve, (2008), Copil et al. (2017) e Worbelaer, (2019) destacam que a pesquisa em algoritmos híbridos é uma área em destaque para problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes. Segundo os autores, as características específicas de problemas reais consideradas nos modelos de dimensionamento e sequenciamento de lotes aumentam ainda mais a complexidade dos problemas, fazendo com que métodos heurísticos tradicionais sejam muito difíceis de serem implementados para resolvê-los, assim, uma alternativa para solução desses modelos é explorar as estruturas e propriedades de possíveis subproblemas específicos nesses modelos como também o uso de métodos meta-heurísticos (TOSCANO; FERREIRA; MORABITO, 2020).

Segundo os artigos encontrados durante a pesquisa, ressalta-se uma grande utilização dos métodos meta-heurísticos na literatura, encontrado desenvolvimento em 52% dos trabalhos

pesquisados na Tabela 1. Os métodos mais representativos para este tipo de método é o algoritmo genético e *simulated annealing* (31% dos trabalhos pesquisados). Esse resultado confirma o argumento dos autores Jans e Degreve (2007) de que a aplicação de meta-heurísticas para resolver problemas integrados de dimensionamento e sequenciamento de lotes vem aumentando nos últimos anos, além de apresentarem soluções de boa qualidade em tempos razoáveis.

Além disso, o método Lagrangiano, proposto pela primeira vez por Fisher (1981), são baseados na formulação agregada dos problemas. Segundo Brahim et al. (2015b), Xiao et al. (2015) e Braimi et al. (2015a) o método Lagrangiano têm sido usado com sucesso para resolver diferentes problemas de otimização, incluindo problemas de dimensionamento de lotes. Relaxando algumas restrições complicadas do problema original, a ideia principal é decompor um problema complexo, através de subproblemas, em um problema mais fácil de se resolver. No entanto, este método tem uma particularidade e só pode ser trabalhado em modelos que permitem ter variáveis independente umas das outras nos problemas relaxados (WOLOSEWICZ; DAUZÈRE-PÉRÈS; AGGOUNE, 2015).

Como pode-se observar no trabalho de Wörbelauer et al. (2019) também evidencia-se que os métodos heurísticos são aplicados nas diferentes indústrias. Não obstante, como se descreveu anteriormente com os novos problemas que contemplam especificações e características próprias dos processos fazem que se dificulte sua resolução, assim toma força o uso de métodos meta-heurísticos que demonstram melhores resultados como evidencia-se ao longo da literatura. Por conseguinte, o algoritmo meta-heurístico pode ser um método mais prático para resolver problemas NP-Difícil que precisam um esforço computacional maior em termos de tempo e recursos (RAMEZANIAN; SAIDI-MEHRABAD; FATTAHI, 2013a).

Como se nota nesta seção, um dos métodos utilizados encontrados na literatura é o Algoritmo Genético (GA), a qual foi proposto por Holland (1975) baseado em uma heurística de busca global e inspirado na teoria de evolução de Darwin, sendo uma boa técnica para resolver problemas complexos de otimização. (GOGNA; TAYAL, 2013; NEJATI et al., 2016).

Além destes, outra meta-heurística como *Simulated Annealing* (SA) que tem um destaque durante os últimos anos, como evidencia-se na revisão da literatura. A base principal do método é o processo de recozido na física estatística (termodinâmica), que consiste em esquentar um elemento sólido e logo esfriar gradualmente procurando obter uma estrutura cristalina de alta resistência. O objetivo é alcançar o estado de energia mais baixo e minimizar a produção de entropia total. SA foi proposto por Metropolis et al. (1953), no entanto, foi

aplicado pela primeira vez em 1983 por Kirkpatrick no campo da otimização (ALLAHYARI; AZAB, 2018).

Uma das principais características desta meta-heurística é a composição de uma função de aceitação probabilística que permite a seleção de soluções piores, gerando uma ajuda ao algoritmo para escapar do ótimo local procurando um ótimo global.

Segundo Ramezani e Saidi-Mehrabad (2013) e Torkaman, Fatemi e Karimi (2018) as soluções iniciais aleatórias podem ser uma solução viável ou inviável, no caso que seja inviável, pode-se transformar a solução em uma solução viável mais próxima ou arbitrária, usando um procedimento de reparo que verifica as restrições do modelo para assegurar que sejam satisfeitas corretamente. Pode-se detalhar um exemplo no artigo de Roshani, Giglio e Paolucci (2016) onde eles utilizam a matriz de demandas como a solução inicial. No entanto, tal solução inicial nem sempre é viável pelas restrições do problema, porém, esta solução é examinada para verificar se satisfaz a restrição de capacidade ou não. No caso que seja violada um número muito grande é aplicado à função objetivo desta solução como um custo de penalização excessivo, tendo em vista o número de períodos em que as restrições de capacidade não são satisfeitas.

Enquanto para a procura da vizinhança na revisão da literatura, encontra-se o uso dos conjuntos dos períodos, itens e máquinas, selecionando aleatoriamente dois elementos utilizando as estratégias de inserir ou trocar dentro do vetor solução. Outra estratégia encontrada é mudar a quantidade de produção aumentando períodos anteriores e diminuindo o atual, quer dizer, adiantando a produção de itens no vetor solução (ROSHANI; GIGLIO; PAOLUCCI, 2016; CESCHIA; GASPERO; SCHAERF, 2017).

Uma das vantagens da SA é sua semelhança com o algoritmo de busca local com a diferença de utilizar menos memória por não guardar informação prévia, tendo a capacidade de escapar de ótimos locais e, portanto, evitar a convergência prematura (GOGNA; TAYAL, 2013). Por isso é categorizado como uma meta-heurística aleatória estocástica e é aplicado para obtenção de soluções eficientes, quase ótimas para problemas de otimização combinatória. Evidencia-se uma grande aplicabilidade desse método em diferentes problemas de otimização indústrias, incluindo o dimensionamento de lotes. (TORKAMAN; FATEMI GHOMI; KARIMI, 2018; ROSHANI; GIGLIO; PAOLUCCI, 2016).

Fazendo uma comparação entre as meta-heurísticas, cada método tem uma limitação e é aplicável dependendo da complexidade do problema, fazendo com que, em alguns casos, não

alcance os melhores resultados esperados. Entretanto, durante a revisão dos trabalhos relacionados com o dimensionamento e sequenciamento de lotes, ressalta-se que a SA pura ou hibridizada tem potencial de apresentar bons resultados de maneira rápida quando comparadas as outras meta-heurísticas (TORKAMAN; FATEMI GHOMI; KARIMI, 2018; RAMEZANIAN; SAIDI-MEHRABAD, 2013).

Por exemplo, os resultados de Mohammadi, Musa e Bahreininejad (2015) indicaram a superioridade do GA proposto em relação ao SA com respeito à qualidade da solução. No entanto, o algoritmo SA superou o GA em relação ao tempo computacional necessário. Além disso, nos testes de Nejati et al. (2016) em todas as instâncias, os resultados obtidos e o tempo de obtenção da solução pelo SA são melhores que os casos correspondentes ao GA, resultados numéricos mostraram que a SA apresenta melhores soluções com esforços computacionais moderados, especialmente para problemas de grande porte.

Observa-se na leitura na revisão de métodos meta-heurísticos que é necessário a calibração dos seus parâmetros. Uma maneira é escolher um conjunto de instâncias com diferentes características (dimensões) e testar cada uma delas para verificar qual calibragem retorna os melhores resultados. Outra possibilidade que nos encontramos citados por diversos autores Ramezian e Saidi-mehrabad, (2013), Rohaninejad, Sahraeian e Nouri, (2015), Mohammadi, Musa e Bahreininejad, (2015), Ramezian, Fallah Sanami e Shafiei Nikabadi, (2016), Song et al. (2017), Torkaman, Fatemi Ghomi e Karimi, (2018) e Pournaderi, Ghezavati e Mozafara (2019) é a utilização do método estatístico, como é o método Taguchi.

Esse método então tem como objetivo encontrar o melhor conjunto de parâmetros através de cálculos estatísticos, este método foi inventado por Genichi Taguchi no ano 1993 (para mais detalhe ver Taguchi e Rafanelli 1993).

Observa-se que o método Taguchi foi aplicado para vários problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes (FABIANO et al., 2013; MOHAMMADI; MUSA; BAHREININEJAD, 2015; RAMEZANIAN; SAIDI-MEHRABAD; FATTAHI, 2013b; TORKAMAN; FATEMI GHOMI; KARIMI, 2018). Na Tabela 3 se mostra por exemplo diferentes trabalhos onde este método foi aplicado e os parâmetros de temperatura inicial (T_o), temperatura final (T_f), grau de esfriamento (α), interações máximas de temperaturas (IT_{max}) e interações máximas por temperatura (ICT_{max}), que foram obtidos através do método Taguchi.

Tabela 3. Valores dos parâmetros na literatura SA

Autor	T_o	T_f	α	IT_{max}	ICT_{max}
(TORKAMAN; FATEMI GHOMI; KARIMI, 2018)	100	5	0,975	50	8
(ALVAREZ; MUNARI; MORABITO, 2018)	3.000	0	0,999	25	10
(MOHAMMADI; MUSA; BAHREININEJAD, 2015)	20	0,001	0,95	-	-
(ROSHANI; GIGLIO; PAOLUCCI, 2016)	3.000	0	0,997	-	-
(ALKHATEEB; ABED-ALGUNI, 2017)	1.000	0	0,999	-	-
(FABIANO et al., 2013)	1.000	0,001	0,9	-	-

Fonte: Elaboração própria.

Por tanto tendo em vista as características dos diferentes métodos encontrados na literatura em problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes, nota-se uma vantagem na utilização do método de decomposição. Procurando decompor o problema em subproblemas, sabendo que o problema estudado conta com características que permitem realizar esta divisão do problema, como pode ser decompor os dois estágios ou decompor as restrições particulares de dimensionamento e sequenciamento de lotes como as restrições de limpezas temporais.

Além disso, nota-se que meta-heurísticas pura ou híbridas apresentam boas soluções para este tipo de problemas, e considerando os resultados encontrados pelos autores Nejati et al. (2016), Torkaman Fatemi G. e Karimi, (2018) e Ibn Majdoub Hassani (2020), evidencia-se bons resultados na utilização da SA quando comparada com outros métodos. Logo, durante a presente dissertação serão desenvolvidos métodos de decomposição e uma meta-heurística SA para o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes com limpezas temporais. O objetivo é investigar se esses métodos são capazes de apresentar boas soluções para o problema em questão.

No próximo Capítulo escreve-se em detalhes o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes com limpezas temporais encontrado na indústria de bebidas à base de frutas.

3 Descrição do processo de produção de bebida à base de frutas

Nesse capítulo é apresentado o processo de fabricação de bebidas à base de frutas. De acordo com a legislação brasileira e segundo Venturini e Waldemar (2018) as bebidas à base de frutas, estão categorizadas de acordo sua composição de suco:

- **Néctar:** bebida não fermentada, gerada da diluição em água potável da parte comestível do vegetal e açúcares ou de extratos vegetais e açúcares, podendo ser adicionada de ácidos, e destinada ao consumo direto, devendo conter um percentual mínimo do suco ou polpa estabelecido pela legislação (composição de suco: Entre 30% e 50%);
- **Refresco ou bebida de fruta ou de vegetal:** é obtida pela diluição, em água potável, do suco de fruta, polpa ou extrato vegetal de sua origem, com ou sem açúcar. Não gaseificada, não fermentada legislação (composição de suco: Entre 10% e 30%);
- **Refresco misto ou bebida mista de frutas ou de extratos vegetais:** é a bebida obtida pela diluição, em água potável, da mistura de dois ou mais sucos de frutas ou de extratos vegetais, devendo o somatório do teor de sucos e extratos vegetais ser estabelecido em ato administrativo (composição de suco: 50%).

De maneira geral, os néctares e refrescos seguem basicamente o mesmo processo de produção composta por três processos gerais: preparo, pasteurização e envase. Entretanto, o processo de envase pode se diferenciar. Para o envase dessas bebidas, existem três tipos de processamentos: (i) o envase asséptico, (ii) o envase a quente e o (iii) envase a frio. Para mais informações sobre o processamento de sucos naturais, integrais e refrigerantes, veja, por exemplo, Venturini e Waldemar (2018) e Ferreira, Morabito e Rangel (2009).

Neste trabalho apresenta-se de maneira detalhada apenas o processamento de bebidas à base de frutas (néctares e refrescos), pois a programação da produção desses produtos é o foco dessa dissertação.

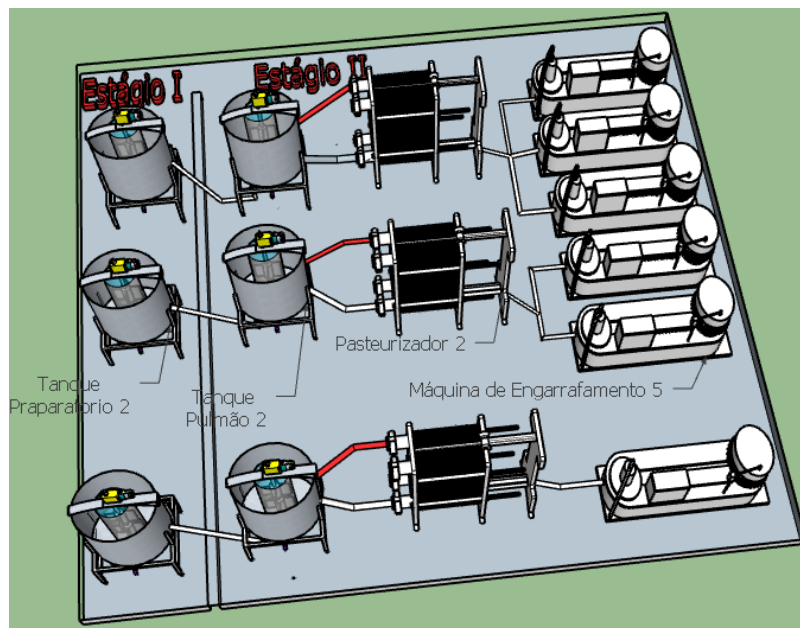
3.1 Características do processo de produção de bebida à base de frutas

A produção de bebidas à base de frutas é composta basicamente por dois estágios principais de produção: o *Tanque Preparatório*, chamado também de Estágio I, responsável pelo preparo da bebida (mistura e homogeneização), e a *Linha*, Estágio II, em que a bebida é pasteurizada, envasada e empacotada. A Linha é composta por tanques pulmões, pasteurizadores e máquinas de envase. Além disto considera-se que cada item é composto

apenas pelo sabor da bebida, uma vez que as embalagens utilizadas são iguais e só mudam o rótulo.

A Figura 3 representa a configuração a ser estudada, apresentando os dois estágios de produção. O gargalo de produção do processo está associado à sincronização dos dois estágios que apresentam velocidades desiguais de processamento e tempos máximos para realização de limpezas temporais distintos. O maquinário necessário para o processo de produção de bebidas à base de frutas é composto por mixers (mistura inicial) e tanques preparatórios (mistura final) representados como um só no estágio I; tanques pulmões (armazenamento inicial da bebida pronta para envasar no estágio II), pasteurizadores (processo químico para evitar a reprodução de bactérias no alimento) e máquinas de envase (obter o produto final para venda). Na Figura 3 também estão representadas por meio de tubulação as possíveis ligações do maquinário.

Figura 3. Processo de produção de bebidas à base de frutas utilizado no modelo



Fonte: Elaboração própria.

No primeiro estágio o preparo tem a funcionalidade de misturar a matéria-prima do produto, ressalta-se que o tamanho do lote máximo de bebida que pode ser preparada é limitado pela capacidade física dos tanques.

Depois de processado no estágio I, o lote de bebida pode ser enviado do tanque preparatório para os tanques pulmões do segundo estágio via tubulações próprias, liberando então o tanque preparatório para iniciar um novo lote de bebida. Os tanques pulmões, cumprem,

principalmente, duas funções: (i) estocar a bebida enquanto ela é envasada e (ii) receber de volta a bebida que é pasteurizada e ainda não foi envasada, isto pode ocorrer uma vez que a capacidade de pasteurização é maior que a de envase.

Observar-se então que essa capacidade (em tempo) do segundo estágio é determinada pela velocidade das máquinas de envase. Essa volta de bebida está representada na Figura 3 pela tubulação do pasteurizador para o tanque pulmão (cor vermelho), deixando voltar o produto não envasado. Um tanque preparatório pode enviar bebida somente para um tanque pulmão por vez, quando ele estiver vazio. Assim que a bebida é transferida do tanque preparatório para o tanque pulmão, o tanque preparatório é liberado para a produção do próximo lote ($s + 1$), enquanto a linha está envasando o lote s .

Uma linha m (ver na Figura 3) é composta por tanque pulmão, pasteurizador e um conjunto de máquinas de envase previamente ligadas ao pasteurizador.

Referente as máquinas de envase, elas se diferenciam apenas pela velocidade de envase. Logo a capacidade de produção dessas máquinas é determinada pela soma das velocidades das máquinas de envase ligadas a um determinado pasteurizador. Caso a velocidade do pasteurizador seja maior que o conjunto de máquinas de envase, o produto excedente é retornando para o tanque pulmão. Para maiores detalhes sobre o processo veja Toscano (2017).

3.1.1 Limpezas

Nesse processo de produção é imprescindível a busca por uma higiene industrial e segurança nos produtos alimentícios. Por esse motivo, um sistema de gestão da qualidade é implementado na maioria de indústrias procurando um alto grau de controle na higiene tanto do produto, como das máquinas da linha de produção. Além da pasteurização, pela qual a bebida passa para realização de controle microbiológico, algumas práticas de fabricação são adotadas pelas empresas para garantir a qualidade da bebida. Esse é o caso do controle microbiológico realizado a cada determinado período de tempo de produção, ou ainda o controle da temperatura das máquinas de envase (FISHER et al., 2018; SIMEONE et al., 2016; SENEVIRATNE, 2007).

Uma característica desse controle de qualidade nos processos de produção de bebidas à base de frutas com envase asséptico é a obrigatoriedade de limpezas a cada determinado intervalo de tempo. Essas limpezas nesse processo de produção são denominadas CIP (*Clear in Place*). Para um melhor entendimento das limpezas e das esperas (veja Seção 3.1.2), considere a Figura 4. Nela é apresentada uma programação da produção contemplada por um tanque

preparatório e uma linha, com produção de dois itens (sabores a e b) em um determinado período de tempo disponível. Esta figura é um exemplar ilustrativo para um melhor entendimento. A influência do tanque pulmão na programação da produção está implícita ao se considerar que a bebida pronta no primeiro estágio é transferida para a linha de maneira imediata, tendo em consideração que o tempo de transferência é quase imperceptível e pode ser considerado no tempo de preparo da bebida, ou seja, o tempo de produção de bebida no primeiro estágio é o tempo de misturar os ingredientes (preparo) mais o tempo de transferir a bebida pronta para o tanque pulmão.

Na Figura 4, os retângulos rotulados por a1 a a8 referem-se ao tempo de preparo dos lotes (bateladas) de 1 a 8 do sabor “a”, ou seja, no total foram preparados 8 lotes de sabor “a” e para o sabor “b” foram preparados 6 lotes, de b1 a b6. No primeiro e segundo estágios, cada retângulo dos lotes representa o tempo de preparo e envase, respectivamente.

O CIP acontece em três momentos diferentes, os dois primeiros são comuns na produção de outros tipos de bebida. Enquanto, na produção de bebidas à base de frutas, há uma terceira situação que exige limpezas no tanque preparatório e/ou nas linhas:

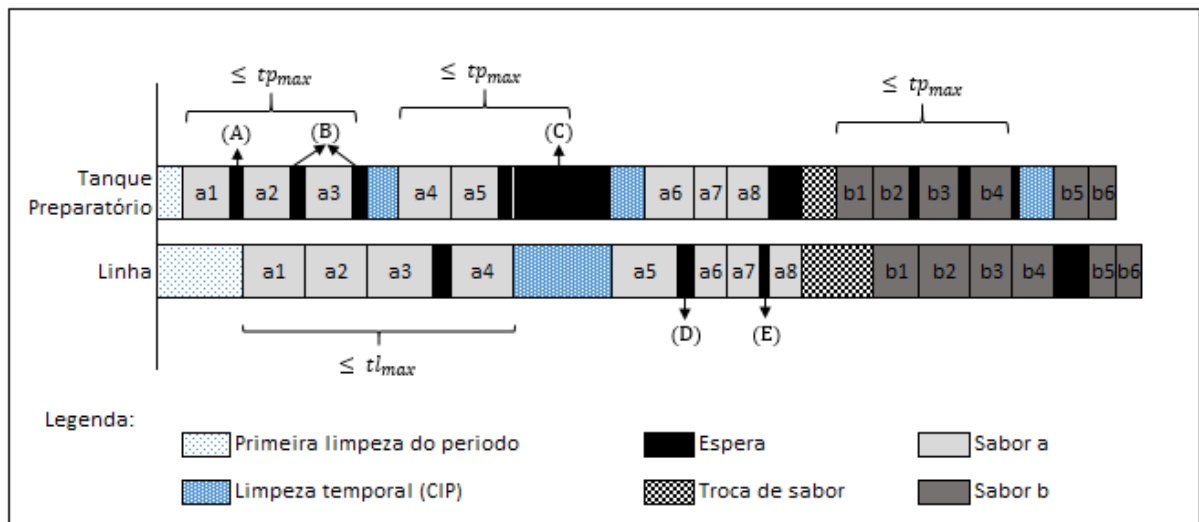
- I. A cada troca de sabor é necessária uma limpeza. O tempo e o custo da limpeza, nesse caso, podem ou não ser dependente da sequência de produção. Na presente pesquisa são abordadas as situações: tempos e custos dependentes da sequência de produção.
- II. No início de cada período ocorre uma limpeza, cujo tempo de duração é, em geral, maior do que das limpezas de troca de sabor. Além disso, o tempo dessa limpeza para tanque preparatório é diferente do para linha. Não é possível aproveitar uma limpeza ou um preparo do período anterior, pelo que é considerado um setup e não é *carryover*.
- III. Cada determinado tempo desde a realização da última limpeza no tanque preparatório e linha, é necessária a realização de uma nova limpeza se continua a produção do mesmo item. Essas limpezas obrigatórias são comumente chamadas de limpezas temporais ou limpezas periódicas, pois dependem do tempo decorrido desde a finalização da última limpeza.

Para um melhor entendimento na Figura 4 observa-se que para o estágio I (tp_{max}) e estágio II (tl_{max}) representam o tempo máximo sem a realização de uma limpeza temporal (veja a produção do item a). Isto quer dizer que a realização da limpeza temporal pode acontecer antes de tp_{max} ou de tl_{max} , mas não pode ultrapassar esses limites. No intervalo desde a última limpeza até tp_{max} e tl_{max} , podem ocorrer a produção contínua do mesmo sabor e/ou esperas.

Como se pode observar na Figura 4, a sequência de lotes a1, a2 e a3, juntamente com as esperas (A) e (B), atingem o tempo tp_{max} . De forma similar, tl_{max} é alcançado pelo envase dos lotes a1, a2, a3 e a4 e pela espera do tipo D.

Por outro lado, os lotes b1, b2, b3, b4, b5 e b6 atingem na linha o tempo tl_{max} , logrando produzir a produção dos 6 lotes do sabor b com esperas tipo C, tendo em vista que deve acontecer uma limpeza temporal no tanque na produção do item b. Os tempos consumidos para a realização da limpeza temporal no tanque preparatório e na linha são diferentes. Em geral, o tempo de realização de um CIP na linha é sempre maior do que o tanque preparatório além disto também $tl_{max} > tp_{max}$. Adicionalmente, sabendo que, a primeira limpeza temporal do período é igual ao tempo utilizado para fazer uma limpeza requerida, aclara-se que paralelamente neste tempo se faz o setup do primeiro sabor a ser produzido (TOSCANO; FERREIRA; MORABITO, 2020).

Figura 4. Exemplar ilustrativo das limpezas temporais e esperas



Fonte: Adaptado de Toscano, Ferreira e Morabito (2020)

3.1.2 Sincronia entre os estágios de produção

Na literatura especifica-se que pode haver gargalo no processo de produção pesquisado e que este pode ser diferente entre os dois estágios, a causa é a diferença de velocidade dos pasteurizadores, das máquinas de envase e os tempos de processamento nos tanques preparatórios. Ao mesmo tempo, tanto os tanques preparatórios quanto as linhas são recursos com restrições de capacidade. Então, podem acontecer esperas dos tanques preparatórios (bebida) pela linha (embalagem) e vice-versa (linha pelo tanque). Por conseguinte, para que seja possível encontrar uma programação da produção factível para esse problema, é preciso

considerar a sincronia entre os estágios, ou seja, é preciso considerar os tempos em que o tanque preparatório (estágio I) fica ocioso em espera, para poder enviar a bebida ao tanque pulmão (estágio II), e os tempos em que o tanque pulmão fica esperando pela bebida e assim a linha se mantém ociosa, esperando que o tanque preparatório envie a bebida pronta para pasteurizar e envasar. Para uma explicação mais detalhada das esperas que podem ocorrer, considere a Figura 4.

Tipo (A): Tendo em vista que a limpeza da linha no início do período é maior do que no tanque, acontece a primeira espera do tanque pela linha (A). Apesar do lote a_1 estar pronto no tanque preparatório, ele não pode ser enviado para a linha, pois ainda está acontecendo a limpeza na linha. Essa espera também acontece nas trocas entre os sabores, observe que essa espera pode ser adicionada antes da limpeza do tanque preparatório, tentando evitar ser contada no ciclo de duração da limpeza, mas também poderia ter ocorrido após a limpeza.

Tipo (B): Essas esperas acontecem quando o tempo de envase (linha) de um lote s é maior do que o tempo de preparo do próximo lote, $s + 1$ (tanque preparatório).

Tipo (C): Observe na Figura 4 que este tipo de espera ocorre justamente depois da espera tipo (B), elas são separadas já que a espera Tipo (C) ocorreu devido à uma limpeza temporal na linha, então o tanque continuou esperando a linha.

Tipo (D): Quando ocorre a limpeza temporal no tanque preparatório, o preparo do lote seguinte é “atrasado”, então a linha espera o término do preparo.

Tipo (E): Quando o tempo para a máquina envasar um lote s (linha) é menor do que o tempo de preparo do próximo lote (tanque preparatório), $s + 1$, seja porque o lote é pequeno ou porque a máquina da linha é veloz, acontece uma espera da linha pelo preparo do lote $s + 1$ do estágio I.

3.2 Definição do problema

Tendo em vista a Seção 3.1, na qual descreve-se o processo de bebidas à base de frutas, pode-se definir que o problema a ser resolvido consiste na determinação, de forma integrada, do dimensionamento e do sequenciamento dos lotes de produção nos dois estágios. O objetivo é utilizar os recursos disponíveis na companhia (capacidade) da maneira mais eficiente procurando atender toda a demanda ou a maior possível em cada período, minimizando os custos da produção, principalmente evitando o não atendimento da demanda (atraso) e da antecipação da produção no final de cada período (estoque), além disso tendo em vista a

característica principal desta indústria, nas penalizações associadas às trocas e limpezas temporais.

Ressalta-se que as empresas têm como prioridade sempre satisfazer a demanda do cliente, pelo que, um cliente não atendido completamente com seu requerimento, ou atendido com atraso, incide em um custo alto para a empresa (cláusulas de contratos) e mais importante e perceptível a perda de confiança desse cliente na empresa. É por esse motivo que para esta pesquisa o custo de atraso é considerado o maior. Tendo em vista as seguintes características e restrições a serem satisfeitas:

- A demanda é considerada dinâmica pois pode variar de período para período, e determinística, pois admite-se que seja previamente conhecida, ou bem estimada, para aplicação deste trabalho se utiliza uma demanda fixa estimada por período;
- O horizonte de planejamento é finito dividido em períodos, eles possuem mesmo tamanho e correspondem a uma semana.

Estágio I

- Tanque preparatório;
- O tempo de preparo dos lotes é considerado fixo, independentemente do sabor preparado e da quantidade preparada;
- O tempo de transferência do lote de tanque preparatório para tanque pulmão (linha – Estágio II) é considerando dentro do tempo de preparo (é um tempo pequeno);
- É necessária uma limpeza no início de cada período, a qual é considerada com a mesma duração de uma limpeza temporal;
- Limpezas temporais devem ser realizadas a cada tp_{max} unidades de tempo (horas ou minutos) desde a realização da última limpeza.

Estágio II

- Compreendido pelo tanque pulmão, pasteurizador e máquina de envase;
- A velocidade de envase (linha) é determinada pela soma das velocidades das máquinas de envase;
- É necessária uma limpeza no início de cada período, a qual é considerada com a mesma duração de uma limpeza temporal;
- Limpezas temporais devem ser realizadas a cada tl_{max} unidades de tempo (horas ou minutos) desde a realização da última limpeza.

Sincronia entre os estágios

- Os lotes de produção têm o mesmo tamanho em ambos estágios. O lote mínimo é determinado pela quantidade mínima que cada kit de bebida é capaz de fazer. O lote máximo é determinado pela capacidade física dos tanques preparatórios;
- A transferência de lote entre tanque preparatório (Estágio I) e tanque pulmão (Estágio II) é realizada por completo, isso quer dizer que o início da linha (tanque pulmão) deve estar vazio completamente, ou seja, é necessário que a linha tenha terminado completamente de envasar o lote anterior;
- Na linha, o tanque pulmão abastece as máquinas de envase com o lote pronto transferido do tanque preparatório, enquanto o tanque preparatório fica livre para começar a preparar um novo lote sem ter que esperar o término do envase, como acontece em outros processos de produção de bebidas.
- A sincronia entre os estágios deve ser garantida com a consideração das esperas descritas na Seção 3.1.2.

4 Modelagem matemática

Neste capítulo são apresentados modelos encontrados na literatura para o problema estudado nessa dissertação, e que serão utilizados nos métodos de solução desenvolvidos no Capítulo 5. Na Seção 4.1 será apresentado o Modelo de Dimensionamento e Sequenciamento de Lotes Dois Estágios com Limpezas Temporais (MDSL-2E-LT), que será chamado de Modelo Completo ao longo do texto. Na Seção 4.2 descreve-se um modelo com cálculo estimado de limpezas temporais (MDSL-2E-LT-A), encontrado em Toscano, Ferreira e Morabito (2020), denominado aqui por Modelo 1. Por fim, na Seção 4.3 apresenta-se uma simplificação do modelo MDSL-2E-LT, em que as limpezas temporais são desconsideradas. Esse último modelo será denominado ao longo do texto por Modelo 2.

A proposta conta com uma estrutura de horizonte de planejamento discretizado em períodos, cada período é finito com capacidade limitada pelo tempo. Considerando a descrição do problema apresentada no Capítulo 3, além das considerações apresentadas na Seção 3.2, as premissas de modelagem utilizadas para o modelo MDSL-2E-LT são descritas a seguir:

- ✓ Cada tanque preparatório de preparo do Estágio I está dedicado a uma linha, conforme Figura 3.
- ✓ As configurações das máquinas de envase aos pasteurizadores são pré-determinadas no início da produção.
- ✓ Cada lote de bebida deve satisfazer uma quantidade mínima e máxima de produção, ou seja, devem satisfazer lotes máximos e mínimos permitidos. O lote máximo fica definido pela capacidade física dos tanques e por quantidades que não ultrapassem tl_{max} unidades de tempo (horas ou minutos) de produção na linha.
- ✓ Estoques e atrasos de produto final são permitidos nos períodos, exceto os iniciais que são nulos.
- ✓ Os tempos de troca (setup) são dependentes da sequência de produção nos dois estágios.
- ✓ A sequência de produção dos itens é a mesma para ambos estágios, dado que o lote pronto do estágio I é imediatamente transferido para o estágio II.
- ✓ A demanda para os produtos finais ocorre no final de cada período.
- ✓ Ressalta-se a função objetivo considera custos de produção como estoque, atraso, e uma penalização pelo tempo despendido com limpezas para troca de sabor e com limpezas temporais.

Descreve-se a seguir os modelos utilizados neste trabalho para o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes para bebidas à base de frutas.

4.1 Modelo Completo (MDSL-2E-LT)

Conjuntos

- J Conjunto de itens (sabores) (i e $j \in J$).
- M Conjunto de tanques preparatórios/linhas ($m \in M$).
- T Conjunto de períodos ($t \in T$).
- O_{mt} Conjunto de lotes que podem ser produzidos pelo par tanque preparatório e linha, denotado por m , no período t ($o \in O_{mt}$).
- Q_{mt}^I Conjunto de possíveis limpezas temporais no tanque preparatório m , no período t ($k \in Q_{mt}^I$).
- Q_{mt}^{II} Conjunto de possíveis limpezas temporais na linha m , no período t ($l \in Q_{mt}^{II}$).

Parâmetros

- d_{jt} Demanda em unidades do item j no período t .
- h_j^+ Custo de estoque de uma unidade do item j .
- h_j^- Custo de atraso de uma unidade do item j .
- $I_{j_0}^+$ Estoque (produção em excesso) em unidades do item j no início do primeiro período do horizonte de planejamento. Considera-se $I_{j_0}^+ = 0$.
- $I_{j_0}^-$ Atraso (não atendimento da demanda) em unidades do item j no início do primeiro período do horizonte de planejamento. Considera-se $I_{j_0}^- = 0$.
- i_0 Produto fictício para o qual o tanque preparatório e a linha são preparados no início de cada período (item fantasma), $i_0 \in J$.
- lb_j Quantidade mínima de produção, em litros, do item j em um tanque (lote mínimo de cada batelada).
- ub_j Quantidade máxima de produção, em litros, do item j em um tanque (lote máximo de cada batelada).
- a_j Quantidade de bebida em litros para produzir uma unidade de um item do tipo j .
- pt Tempo de produção (mistura/preparo) de um lote de bebida no tanque preparatório, independente de sabor e quantidade do tipo j .

- tc^I Tempo de realização de uma limpeza temporal no tanque preparatório.
- tc^{II} Tempo de realização de uma limpeza temporal na linha.
- ct Custo de uma limpeza temporal no tanque preparatório e na linha.
- b_{ij}^I Tempo de uma limpeza no tanque preparatório para troca do item i para o item j .
- b_{ij}^{II} Tempo de uma limpeza na linha para troca do item i para o item j .
- cap_{mt} Capacidade total disponível em tempo do tanque preparatório/linha m no período t .
- s_m Velocidade de envase da linha m em litros por hora.
- tp_{max} Tempo máximo permitido sem limpeza temporal desde a realização da última limpeza no tanque preparatório, durante a produção de um mesmo sabor.
- tl_{max} Tempo máximo permitido sem limpeza temporal desde a realização da última limpeza na linha, durante a produção de um mesmo sabor.
- N Número suficientemente grande (em geral, utilizando como 15% maior do que Cap_{mt}).
- c_{ij} Penalização da troca do item i para o item j .
- α Penalização das variáveis ω_{mjtok}^I e ω_{mjtol}^{II} na função objetivo.

Variáveis

- X_{mjto} Quantidade de itens do tipo j produzida pelo par tanque preparatório / linha m no período t no lote $o \in O_{mt}$.
- I_{jt}^+ Estoque em unidades de item j no final do período t .
- I_{jt}^- Atraso em unidades de item j no final do período t .
- V_{mjt} Variável auxiliar para eliminação de subrota envolvendo o item j no conjunto tanque preparatório/linha m no período t .
- μ_{mjto}^{Is} Instante de início do preparo do lote o do item j no tanque preparatório m no período t .
- μ_{mjto}^{Ie} Instante de término do preparo do lote o do item j no tanque preparatório m no período t .
- μ_{mjto}^{IIs} Instante de início da produção do lote o do item j na linha m no período t .
- μ_{mjto}^{IIe} Instante de término da produção do lote o do item j na linha m no período t .
- ψ_{mjtok}^I Instante de início da limpeza temporal k no tanque preparatório m que ocorre imediatamente antes do envase do lote o do sabor j no período t .

ψ_{mjtol}^{II} Instante de início da limpeza temporal l na linha m que ocorre imediatamente antes do envase do lote o do sabor j no período t .

$W_{mjtok}^I = 1$, se é realizada a limpeza temporal k no tanque preparatório m imediatamente antes do início do lote o do sabor j no período t ; 0, caso contrário.

$W_{mjtoll}^{II} = 1$, se é realizada a limpeza temporal l na linha m imediatamente antes do início do lote o do sabor j no período t ; 0, caso contrário.

$Z_{mijt} = 1$, se existe uma troca do item i para o item j no tanque preparatório m no período t ; 0, caso contrário.

$Z_{mjjt} = 0$, para todo item j .

$Y_{mjto} = 1$, se há produção pelo conjunto tanque preparatório/linhas m do item j no lote o no período t ; 0, caso contrário.

$\omega_{mjtok}^I = 1$, se os lotes, a partir do lote o (inclusive), $o > 1$, do sabor j no tanque preparatório m no período t , ocorrem após a limpeza temporal k ; 0, caso contrário.

$\omega_{mjtoll}^{II} = 1$, se os lotes, a partir do lote o (inclusive), $o > 1$, do sabor j na linha m no período t , ocorrem após a limpeza temporal l ; 0, caso contrário.

Modelo

Função Objetivo.

Como discutido na Seção 3.2, a função objetivo proposta em (4.1) tem como objetivo impor ao modelo soluções que aproveitem ao máximo a capacidade de seus recursos disponíveis, em qualquer situação, seja com capacidade folgada ou restrita. De fato, são minimizados os custos associados à produção como custos de estoque ($h^+ * I^+$), custos de atraso ($h^- * I^-$), a realização de trocas ($c * Z$) e de limpezas temporais no estágio I ($ct * W^I$) e estágio II ($ct * W^{II}$). Além disso as variáveis ω_{mjtok}^I e ω_{mjtoll}^{II} também são penalizadas nessa função objetivo devido às restrições (4.27), (4.28), (4.30), (4.31), (4.33) e (4.35), descritas mais adiante.

$$\begin{aligned} \text{Min } FO = & \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} (h_j^+ I_{jt}^+ + h_j^- I_{jt}^-) + \sum_{m \in M} \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} \sum_{\substack{i \in J \\ i \neq j}} c_{ij} Z_{mijt} \\ & + \sum_{m \in M} \sum_{i \in J} \sum_{t \in T} \sum_{o \in O_{mt}} \sum_{k \in Q_{mt}^I} ct(W_{mitok}^I + \alpha \omega_{mitok}^I) \end{aligned}$$

$$+ \sum_{m \in M} \sum_{i \in J} \sum_{t \in T} \sum_{o \in O_{mt}} \sum_{l \in Q_{mt}^I} ct(W_{mitol}^I + \alpha \omega_{mitol}^I) \quad (4.1)$$

A seguir são apresentadas em detalhes as restrições do Modelo Completo. Eles estão agrupados em três tipos: restrições de dimensionamento e sequenciamento de lotes, restrições de controle do tempo dos subperíodos e sincronia, restrições de identificação das limpezas temporais e restrições de inclusão das limpezas temporais, juntamente com o domínio das variáveis.

Restrições de dimensionamento e sequenciamento de lotes.

As restrições de **balanceamento de estoque e demanda** são dadas por (4.2). As demandas são dadas por período. Uma vez que as variáveis de produção são dadas pela linha m e pelo lote o , é preciso somar essas quantidades para obter o total produzido, tendo em vista quantidade em estoque e quantidade em atraso.

Os **lotes mínimo e máximo** são definidos, respectivamente, por (4.3) e (4.4). As restrições (4.3) delimitam o lote mínimo que deve ser maior ou igual a lb_j , o que está relacionado com a quantidade mínima de bebida que um kit de matéria-prima produz e com as características das hélices dos tanques, que para produzir um lote o , devem estar cobertas pela bebida. Por outro lado, o lote máximo é o mínimo entre ub_j e o tempo máximo disponível de envase antes da realização de uma limpeza temporal, garantindo que os lotes não tenham tempo de envase superiores à tl_{max} . Além disso as restrições (4.4) também garantem que só haverá produção do item j na linha m no período t no lote o se o conjunto tanque preparatório/linha estiver preparado para a produção desse item ($Y_{mjto} = 1$).

$$I_{j(t-1)}^+ + I_{jt}^- + \sum_{m \in M} \sum_{o \in O_{mt}} X_{mjto} = d_{jt} + I_{jt}^+ + I_{j(t-1)}^- \quad \forall j \in J, \forall t \in T, \quad (4.2)$$

$$a_j X_{mjto} \geq lb_j Y_{mjto} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \quad (4.3)$$

$$a_j X_{mjto} \leq \min\{ub_j, s_m tl_{max}\} Y_{mjto} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \quad (4.4)$$

As restrições de **lotes ociosos e item fantasma** são dadas pelas restrições (4.5), que procuram deixar todos os lotes ociosos para o final do período. Porém, só pode haver produção do próximo lote o se tiver havido produção no lote $o - 1$. Por outro lado, se define item fantasma como um sabor fictício utilizado para identificar a limpeza temporal no início de cada período por normatividade de higiene que deve existir obrigatoriamente uma única vez,

representadas pelas restrições (4.6) e (4.7). Note que o item fantasma é utilizado como a origem da etapa de produção que definirá o sequenciamento dos itens no período. Desta forma, não há necessidade de definir *a priori* o primeiro item que será produzido em cada período. Define-se que o tempo e custo de troca de i_0 para qualquer j são o tempo e custo da primeira limpeza do período, nos parâmetros do modelo.

$$Y_{mjt(o-1)} \geq Y_{mjto} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, o > 1, \quad (4.5)$$

$$\sum_{o \in O_{mt}} Y_{mi_0to} \leq 1 \quad \forall m \in M, \forall t \in T, \quad (4.6)$$

$$\sum_{\substack{j \in J \\ j \neq i_0}} Z_{mi_0jt} \geq \sum_{\substack{i \in J \\ i \neq k}} Z_{mikt} \quad \forall m \in M, \forall k \in J, \forall t \in T, \quad (4.7)$$

Conservação de fluxo e sequenciamento dos lotes. As restrições de conservação de fluxo são dadas por (4.8) que procura ter simetria na troca do sabor. As restrições (4.9) impedem que haja mais de uma troca para o mesmo sabor no mesmo período. São acrescentadas as restrições do tipo MTZ (Miller, Tucker e Zemlin) (4.10) para garantir a eliminação de subrotas, isto é subsequências desconexas, (ÖNCAN; ALTINEL; LAPORTE, 2009). Estas restrições geram uma ligação das trocas da sequência no tanque preparatório/linha m no período t . Impedindo que qualquer item já preparado previamente volte a ser produzido dentro do mesmo período. A variável V_{mjt} indica a posição do item i na sequência de produção.

As restrições de **setup** (4.11) garantem que o tanque preparatório/linha m só estará preparado para produzir o item j ($\sum_{\substack{i \in J \\ i \neq j}} Y_{mjto} = 1$). Se tiver havido alguma troca de um item i para j , com $i \neq j$ ($\sum_{\substack{i \in J \\ i \neq j}} Z_{mijt} = 1$). Além disso, essas restrições limitam em $|O_{mt}|$ o número de lotes do item j no tanque preparatório/linha m no período t .

$$\sum_{\substack{i \in J \\ i \neq j}} Z_{mijt} = \sum_{\substack{i \in J \\ i \neq j}} Z_{mjit} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \quad (4.8)$$

$$\sum_{\substack{j \in J \\ j \neq i}} Z_{mijt} \leq 1 \quad \forall m \in M, \forall i \in J, \forall t \in T, \quad (4.9)$$

$$V_{mjt} \geq (V_{mit} + 1) - (|J| - 1)(1 - Z_{mijt}) \quad \forall t \in T, \forall m \in M, \forall i, j \in J \setminus i_0, i \neq j. \quad (4.10)$$

$$\sum_{o \in O_{mt}} Y_{mjto} \leq |O_{mt}| \sum_{\substack{i \in J \\ i \neq j}} Z_{mijt} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, j \neq i_0 \quad (4.11)$$

Restrições de controle do tempo dos subperíodos e sincronia

Limpezas no início de cada período. As restrições (4.12) asseguram que o primeiro lote do período t , que pode ser do sabor j , será produzido no estágio I após a primeira limpeza do período. Nesse caso, considera-se que o tempo da primeira limpeza do período é o mesmo de uma limpeza temporal tc^I . Como mencionado no Capítulo 3 é uma característica deste tipo de indústria.

O início do envase do primeiro lote do período no estágio II deve ocorrer após o máximo entre o término da limpeza na linha e o tempo de preparo do lote no estágio I, (restrições (4.13)). Na linha também se considera que o tempo da primeira limpeza do período é semelhante ao de uma limpeza temporal tc^{II} .

$$\mu_{mj1t}^{Is} \geq tc^I Z_{mi_0jt} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \quad (4.12)$$

$$\mu_{mj1t}^{IIs} \geq \max\{tc^{II} Z_{mi_0jt}, \mu_{mj1t}^{Ie}\} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \quad (4.13)$$

As restrições de **dimensionamento de lotes** são dadas pelas restrições (4.14) cujo diferença entre o fim e o início ($\mu_{mjto}^{Ie} - \mu_{mjto}^{Is}$) deve ser exatamente ao tempo de preparo do lote pt . De maneira similar no estágio II (restrições (4.15)), o tempo final do lote envasado é o instante de início de envase desse lote (μ_{mjto}^{IIs}) mais o tempo de envasá-lo ($\frac{X_{mjto}}{s_m}$).

$$\mu_{mjto}^{Ie} - \mu_{mjto}^{Is} = pt Y_{mjto} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \quad (4.14)$$

$$\mu_{mjto}^{IIe} = \mu_{mjto}^{IIs} + \left(\frac{X_{mjto}}{s_m}\right) \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \quad (4.15)$$

As restrições (4.16) e (4.17) têm como objetivo a **ordenação e não sobreposição dos lotes** garantindo que para o estágio I e para o estágio II que um lote o só pode ser iniciado depois da finalização do lote anterior $o - 1$. Gerando uma correta ordenação dos lotes, evitando a sobreposição entre eles.

$$\mu_{mjto}^{Is} \geq \mu_{mj(o-1)t}^{Ie} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, o > 1, \quad (4.16)$$

$$\mu_{mjto}^{IIs} \geq \mu_{mj(o-1)t}^{IIe} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, o > 1, \quad (4.17)$$

Troca entre itens. As restrições (4.18) garantem que se houver uma troca do item i para o item j no estágio I, o tempo de início do primeiro lote do item j deve ocorrer após ao tempo

de troca mais ao tempo final do último lote $O = |O_{mt}|$ daquele item i . Analogamente, as restrições (4.19) garantem para o estágio II.

$$\mu_{mj1t}^{Is} \geq \mu_{mi|O_{mt}|t}^{Ie} + b_{ij}^I - N(1 - Z_{mijt}) \quad \forall m \in M, \forall i \in J, \forall t \in T, i \neq j, j \neq i_0, \quad (4.18)$$

$$\mu_{mj1t}^{IIs} \geq \mu_{mi|O_{mt}|t}^{IIe} + b_{ij}^{II} - N(1 - Z_{mijt}) \quad \forall m \in M, \forall i, j \in J, \forall t \in T, i \neq j, j \neq i_0, \quad (4.19)$$

Sincronia entre os estágios. As restrições (4.20) asseguram que no período t , o instante de início do envase do lote o do item j na linha m (estágio II) deve ser posterior ao instante final de seu preparo no tanque preparatório (estágio I). Isso garante a sincronia entre os estágios. Da mesma forma, as restrições (4.21) garantem que a produção do lote o no tanque preparatório só pode ocorrer após o tanque preparatório estar vazio, ou seja, somente depois que é iniciado o envase do lote $(o - 1)$ na linha, garantindo que o tanque preparatório está vazio.

$$\mu_{mjt}^{IIs} \geq \mu_{mjt}^{Ie} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, o > 1, \quad (4.20)$$

$$\mu_{mjt}^{Is} \geq \mu_{mj(o-1)t}^{IIs} + N(1 - Y_{mjt}) \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, o > 1, \quad (4.21)$$

As restrições (4.22) e (4.23) têm como objetivo garantir a **capacidade disponível** tanto para o estágio I (4.22) e estágio II (4.23). As restrições (4.22) cumprem o papel de controlar que o último lote O produzido seja menor do que a capacidade disponível, da mesma forma, o instante final do último lote O no estágio II, de qualquer sabor, seja menor do que a capacidade disponível, conforme as restrições (4.23). No entanto, pela estrutura do modelo em que o lote o sempre é finalizado primeiro no tanque preparatório e depois na linha, as restrições (4.22) poderiam ser eliminadas, no entanto, testes computacionais mostraram que acelera a resolução do modelo.

$$\mu_{mjt}^{IIe} \leq cap_{mt} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \quad (4.22)$$

$$\mu_{mjt}^{Ie} \leq cap_{mt} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \quad (4.23)$$

Restrições de Identificação das Limpezas Temporais

Identificação da primeira limpeza temporal estágio I. A consideração da primeira limpeza temporal ($k = 1$) do item j no período t que acontece antes do preparo do lote o no tanque preparatório m , é feita pelo conjunto de restrições (4.24). Garantindo o tp_{max} permitido

controlando o tempo percorrido em unidades de tempos (minutos ou horas) desde o início da produção do item j no período t no tanque preparatório m .

Note que estas restrições (4.24) são ativadas somente quando existe produção no lote o , ou seja, quando $Y_{mjto} = 1$ ele anula o termo $N(1 - Y_{mjto})$. Além disto, $\mu_{mjto}^{II_s} - \mu_{mjt1}^{I_s}$ calcula o tempo percorrido desde o início da produção do item j do primeiro lote ($o = 1, \mu_{mjt1}^{I_s}$) até o instante o ($\mu_{mjto}^{II_s}$) em que é transferida a bebida ao estágio II e fica novamente vazio para processar o lote seguinte.

Quando a diferença $\mu_{mjto}^{II_s} - \mu_{mjt1}^{I_s}$ ultrapassa tp_{max} , tem-se que $\omega_{mjto1}^I = 1$ fazendo com que as restrições (4.25) fiquem ativas gerando $W_{mjto1}^I = 1$. Assim é identificado o lote o em que é necessário incluir a primeira limpeza temporal do item j antes desse lote.

$$\mu_{mjto}^{II_s} - \mu_{mjt1}^{I_s} \leq tp_{max} + N \omega_{mjto1}^I + N(1 - Y_{mjto}) \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, o > 1, \quad (4.24)$$

$$W_{mjtok}^I \geq \omega_{mjtok}^I - \omega_{mjt(o-1)k}^I \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall k \in Q_{mt}^I, o > 1, \quad (4.25)$$

Note que para os lotes consecutivos a o ($o' > o$), a variável $\omega_{mjto'k}^I$ deve assumir o valor 1 para que as restrições sejam satisfeitas. Por conseguinte, para os lotes consecutivos a o , $W_{mjto'1}^I = 0$.

As restrições (4.26) representam o fato de que antes do início de um novo item sempre existe uma limpeza (referente a troca de sabor ou ao início do período), ou seja, nunca existe uma limpeza temporal antes do primeiro lote do item j .

$$\omega_{mjt1k}^I = 0 \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall k \in Q_{mt}^I \quad (4.26)$$

Identificação da primeira limpeza temporal estágio II. Para a identificação no estágio II as restrições (4.24), (4.25) e (4.26) são análogas as restrições (4.27), (4.28) e (4.29) respectivamente.

A inclusão das variáveis ω_{mjtok}^I e ω_{mjtol}^{II} na função objetivo (4.1) é necessária para o funcionamento das restrições (4.25) e (4.28) procurando não ter excessivas limpezas temporais nos períodos. A minimização dessas variáveis na função objetivo implica que estas assumam o valor 1 somente quando $\mu_{mjto}^{II_s} - \mu_{mjt1}^{I_s}$ ultrapassa tp_{max} e $\mu_{mjto}^{II_e} - \mu_{mjt1}^{II_s}$ ultrapassa tl_{max} .

$$\mu_{mjt_o}^{Ile} - \mu_{mjt_1}^{IIs} \leq tl_{max} + N \omega_{mjt_{o1}}^{II} + N(1 - Y_{mjt_o}) \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, o > 1, \quad (4.27)$$

$$W_{mjt_{ol}}^{II} \geq \omega_{mjt_{ol}}^{II} - \omega_{mjt_{(o-1)l}}^{II} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall l \in Q_{mt}^{II}, o > 1, \quad (4.28)$$

$$\omega_{mjt_{1l}}^{II} = 0 \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall l \in Q_{mt}^{II}, \quad (4.29)$$

Identificação das limpezas temporais estágio I. Para identificação das próximas limpezas temporais que podem ocorrer para o item j , $k = 2, 3, \dots, |Q_{mt}^I|$, utiliza-se o conjunto de restrições (4.30) que funciona de forma similar às restrições (4.24). A parcela $\mu_{mjt_o}^{IIs} - (\psi_{mjt_{o'(k-1)}}^I + tc^I)$ calcula o tempo de preparo contínuo do item j , incluindo esperas do item j desde o início da produção do primeiro lote o' após a limpeza $k - 1$, até a produção do lote o . O mesmo acontece com o conjunto de restrições (4.24), quando esse valor ultrapassa tp_{max} , a variável binária $\omega_{mjt_{ok}}^I$ assume o valor 1.

Por outro lado, as restrições (4.31) garantem que se não há limpeza temporal, $W_{mjt_{ok}}^I = 0$, então o instante de início dessa limpeza é nulo, $\psi_{mjt_{ok}}^I = 0$.

$$\mu_{mjt_o}^{IIs} - (\psi_{mjt_{o'(k-1)}}^I + tc^I) - N(2 - W_{mjt_{o'(k-1)}}^I - Y_{mjt_o}) \leq N \omega_{mjt_{ok}}^I + tp_{max} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o, o' \in O_{mt}, \forall k \in Q_{mt}^I, o > o', k > 1. \quad (4.30)$$

$$\psi_{mjt_{ok}}^I \leq N W_{mjt_{ok}}^I \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall k \in Q_{mt}^I, \quad (4.31)$$

Identificação das limpezas temporais estágio II. Para a identificação no estágio II as restrições (4.32) e (4.33) são análogas as restrições (4.30) e (4.31) respectivamente.

$$\mu_{mjt_o}^{Ile} - (\psi_{mjt_{o'(l-1)}}^{II} + tc^{II}) - N(2 - W_{mjt_{o'(l-1)}}^{II} - Y_{mjt_o}) \leq N \omega_{mjt_{ol}}^{II} + tl_{max} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o, o' \in O_{mt}, \forall l \in Q_{mt}^{II}, o > o', l > 1. \quad (4.32)$$

$$\psi_{mjt_{ol}}^{II} \leq N W_{mjt_{ol}}^{II} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall l \in Q_{mt}^{II}, \quad (4.33)$$

Restrições de inclusão das Limpezas Temporais

Inclusão das limpezas temporais no estágio I. As restrições (4.34) asseguram que o instante de início da limpeza temporal k , que deve acontecer antes do lote o , do item j que está sendo preparado no tanque preparatório m no período t , é anterior ao instante de início do lote

o , menos a fração do tempo de realização da limpeza temporal. As restrições (4.35) garantem que o início da limpeza temporal k é posterior ao início do lote o , menos o tempo da limpeza temporal. Essas restrições garantem que o instante de início do lote o (μ_{mjto}^{Is}) acontece exatamente no instante em que a limpeza temporal ψ_{mjtok}^I termina. Além disso, as restrições (4.36) garantem a não sobreposição entre o final do lote $o - 1$ e o início da limpeza temporal k , antes do lote o na máquina.

$$\psi_{mjtok}^I \leq \mu_{mjto}^{Is} - tc^I W_{mjtok}^I + N(1 - W_{mjtok}^I) \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall k \in Q_{mt}^I, \quad (4.34)$$

$$\psi_{mjtok}^I \geq \mu_{mjto}^{Is} - tc^I W_{mjtok}^I - N(1 - W_{mjtok}^I) \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall k \in Q_{mt}^I, \quad (4.35)$$

$$\psi_{mjtok}^I \geq \mu_{mjt(o-1)}^{Is} - N(1 - W_{mjtok}^I) \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall k \in Q_{mt}^I, o > 1 \quad (4.36)$$

Inclusão das limpezas temporais no estágio II. Para a identificação no estágio II as restrições (4.37), (4.38) e (4.39) são análogas as restrições (4.34), (4.35) e (4.36) respectivamente.

$$\psi_{mjtol}^{II} \leq \mu_{mjto}^{IIs} - tc^{II} W_{mjtol}^{II} + N(1 - W_{mjtol}^{II}) \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall l \in Q_{mt}^{II}, \quad (4.37)$$

$$\psi_{mjtol}^{II} \geq \mu_{mjto}^{IIs} - tc^{II} W_{mjtol}^{II} - N(1 - W_{mjtol}^{II}) \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall l \in Q_{mt}^{II}, \quad (4.38)$$

$$\psi_{mjtol}^{II} \geq \mu_{mjt(o-1)}^{IIs} - Mgde(1 - W_{mjtol}^{II}) \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall l \in Q_{mt}^{II}, o > 1 \quad (4.39)$$

Para um melhor entendimento das restrições descritas durante este capítulo veja a Figura 5, onde ilustra-se a identificação e inclusão das limpezas temporais, sincronia entre estágios e as esperas que se geram no planejamento da programação de produção.

Domínio das Variáveis.

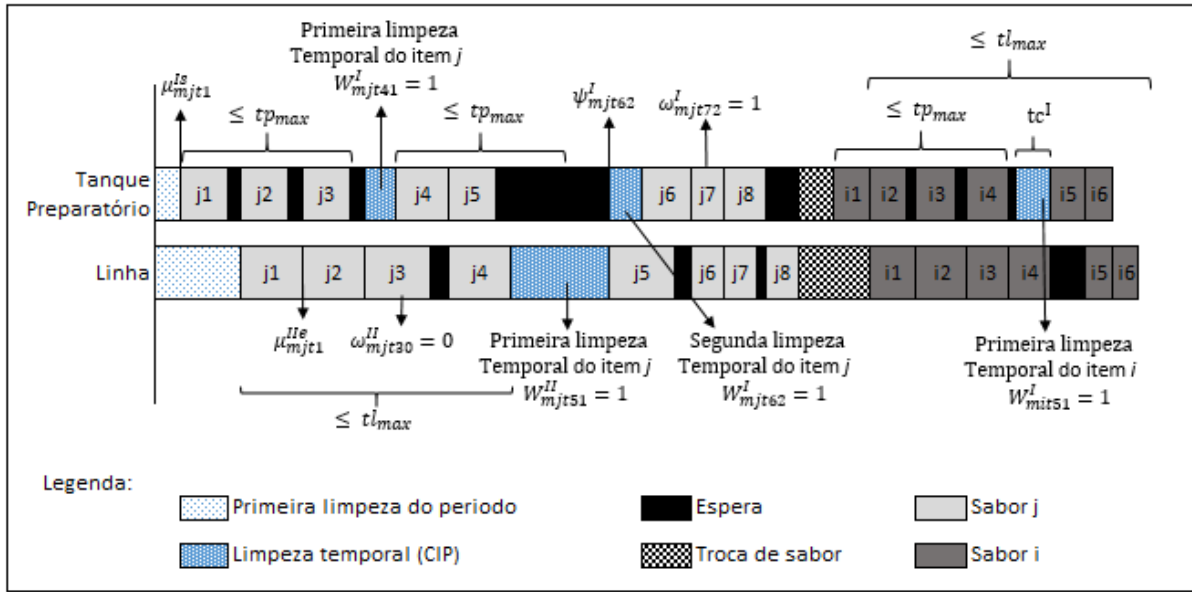
O domínio das variáveis é dado pela restrição (4.40).

$$X_{mjto}, I_{jt}^+, I_{jt}^-, V_{mjt}, \mu_{mjto}^{Is}, \mu_{mjto}^{Ie}, \mu_{mjto}^{IIs}, \mu_{mjto}^{IIe}, \psi_{mjtok}^I, \psi_{mjtol}^{II} \geq 0;$$

$$W_{mjtok}^I, W_{mjtol}^{II} \in \mathbb{Z}_+; \quad Z_{mijt}, Y_{mjto}, \omega_{mjtok}^I, \omega_{mjtol}^{II} \in \{0,1\};$$

$$\forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall k \in Q_{mt}^I, \forall l \in Q_{mt}^{II}. \quad (4.40)$$

Figura 5. Ilustração da identificação das limpezas temporais, esperas e sincronia entre estágios



Fonte: Adaptado de Toscano, Ferreira e Morabito (2020).

Restrições adicionais.

Tendo em vista o comportamento das restrições (4.24), (4.25), (4.26) e (4.30) associadas as limpezas temporais no estágio I, se o tempo decorrido desde a realização da última limpeza temporal $k - 1$ ultrapassa tp_{max} com a produção do lote o , então ω_{mjtok}^I vale 1. Por conseguinte os lotes $o + 1$ é 1, analogamente os lotes anteriores ($o - 1$) da produção do lote o , o tempo desde a última limpeza temporal não ultrapassam tp_{max} , porém os lotes $\omega_{mjt(o-1)k}^I = \omega_{mjt(o-2)k}^I = \dots = \omega_{mjt1k}^I = 0$. Portanto, as restrições (4.41) e (4.42) limitam soluções para estagio I e, analogamente, as restrições (4.43) e (4.44) para o estágio II.

$$\omega_{mjtok}^I \leq \omega_{mjt(o+1)k}^I \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in 1, 2, \dots, (|O_{mt}| - 1), \forall k \in Q_{mt}^I \quad (4.41)$$

$$\omega_{mjtok}^I \geq \omega_{mjt(o-1)k}^I \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall k \in Q_{mt}^I, o > 1 \quad (4.42)$$

$$\omega_{mjtol}^{II} \leq \omega_{mjt(o+1)l}^{II} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in 1, 2, \dots, (|O_{mt}| - 1), \forall l \in Q_{mt}^{II} \quad (4.43)$$

$$\omega_{mjtol}^{II} \geq \omega_{mjt(o-1)l}^{II} \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall l \in Q_{mt}^{II}, o > 1 \quad (4.44)$$

4.2 Modelo 1 (MDSL-2E-LT-A).

O Modelo 1 (MDSL-2E-LT-A) trata-se de uma simplificação do Modelo Completo (MDSL-2E-LT). Este modelo é encontrado na literatura em Toscano (2017) e Trassi et al.

(2017). Trata-se de um modelo simplificado pois as limpezas temporais não são calculadas diretamente, mas sim de maneira aproximada. Além disso, o Modelo 1 é uma simplificação do Modelo Completo por não considerar de maneira direta a sincronia entre os estágios de produção. As esperas que aparecem devido às limpezas temporais não são levadas em consideração. Consequentemente trata-se de um modelo com menos restrições e variáveis.

A estimativa do número de limpezas temporais no Modelo 1 pode acabar considerando menos limpezas temporais do que de fato que poderiam acontecer. Além disso, ao não fazer a identificação do tempo de execução das limpezas temporais dentro do planejamento da produção, não é necessário a utilização das variáveis $W_{mjt0}^I, W_{mjt0}^{II}, \omega_{mjt0}^I$ e ω_{mjt0}^{II} .

Os parâmetros e variáveis são os mesmos utilizados no Modelo Completo, no entanto, duas novas variáveis U_{mjt}^I e U_{mjt}^{II} são incorporadas. Estas variáveis representam o número de limpezas temporais estimadas que serão realizadas no estágio I (U_{mjt}^I) e no estágio II (U_{mjt}^{II}), durante a produção na máquina m do sabor j no período t dentro do Modelo 1.

O Modelo 1 é dado pela função objetivo (4.45) e pelas restrições (4.2)-(4.21), (4.46)-(4.50).

Função Objetivo:

$$\begin{aligned} \text{Min } FO = & \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} (h_j^+ I_{jt}^+ + h_j^- I_{jt}^-) + \sum_{m \in M} \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} \sum_{i \in J, i \neq j} c_{ij} Z_{mijt} + \\ & \sum_{m \in M} \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} ct (U_{mjt}^I + U_{mjt}^{II}), \end{aligned} \quad (4.45)$$

Sujeito a:

(4.2), (4.3), (4.4), (4.5), (4.6), (4.7), (4.8), (4.9), (4.10), (4.11), (4.12), (4.13), (4.14), (4.15), (4.16), (4.17), (4.18), (4.19), (4.20), (4.21).

$$\begin{aligned} U_{mjt}^I \geq & \frac{(\mu_{mjt0}^{Is} - \mu_{mjt1}^{Is}) - N(1 - Y_{mjt0})}{tp_{max}} - 1, & \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \end{aligned} \quad (4.46)$$

$$\begin{aligned} U_{mjt}^{II} \geq & \frac{(\mu_{mjt0}^{Ie} - \mu_{mjt1}^{Ie})}{tl_{max}} - 1, & \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \end{aligned} \quad (4.47)$$

$$\begin{aligned} \mu_{mjt0}^{Ie} \leq & cap_{mt} - tc^I \sum_{i \in J} U_{mit}^I, & \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T \end{aligned} \quad (4.48)$$

$$\mu_{mjt0}^{Ile} \leq cap_{mt} - tc^{II} \sum_{i \in J} U_{mit}^{II}, \quad \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.49)$$

$$\begin{aligned} X_{mjt0}, I_{jt}^+, I_{jt}^-, V_{mjt}, \mu_{mjt0}^{IS}, \mu_{mjt0}^{Ie}, \mu_{mjt0}^{IIs}, \mu_{mjt0}^{Ile} &\geq 0; \\ U_{mjt}^I, U_{mjt}^{II} &\in \mathbb{Z}_+ \quad ; \quad Z_{mijt}, Y_{mjt0} \in \{0,1\}; \\ \forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, & \end{aligned} \quad (4.50)$$

As restrições (4.46) estimam o número de limpezas temporais para o estágio I. Essas restrições são ativadas somente quando existe produção no lote o ($Y_{mjt0} = 1$). Note que o termo $(\mu_{mjt0}^{IIs} - \mu_{mjt0}^{IS})$ calcula o tempo decorrido, desde o instante de início de preparo do primeiro lote $o = 1$ do item j , até o instante que o lote o é enviado para a linha. Essa diferença não pode superar o tempo máximo de limpeza temporal no tanque (tp_{max}). Analogamente as restrições (4.47) estimam o número de limpezas temporais para o estágio II.

Tendo em vista que as limpezas temporais são minimizadas na função objetivo, procura-se então o menor número de elas ajustadas a sua obrigatoriedade na solução do problema. Por exemplo, supondo que $tl_{max} = 1.500$ minutos e $tp_{max} = 2.900$ minutos e que o tempo total de ocupação do tanque preparatório e de linha com o sabor j tenha sido 8.550 minutos, tem-se que $U_{mjt}^I = 5$ e $U_{mjt}^{II} = 2$, ou seja, estima-se que devem ocorrer 5 limpezas temporais no tanque e 2 na linha durante a produção desse sabor j , que serão descontadas da capacidade.

Os tempos despendidos estimados para a realização das limpezas temporais são subtraídos da capacidade através das restrições (4.48) e (4.49), pelo que são tempos que o estágio I e estágio II vai estar ocupado obrigatoriamente fazendo limpezas temporais e não se pode contar com esse tempo para produzir. O domínio das variáveis é dado pela restrição (4.50).

Conforme mencionado acima, o Modelo 1 não considera as esperas que podem ocorrer no estágio II devido à limpeza temporal no estágio I, como é ilustrado pela espera (D) na Figura 4. Analogamente não são consideradas as esperas que ocorrem no estágio I devido à limpeza temporal no estágio II, como a espera (C) na Figura 4. Por esta razão a capacidade disponível utilizada no Modelo 1 fica estimada.

4.3 Modelo 2 (MDSL-2E).

Este modelo foi encontrado na literatura Toscano (2017) o qual é uma simplificação do Modelo Completo pelo que não tem em consideração limpezas temporais, considerando

somente o dimensionamento e sequenciamento de lotes, pelo qual está compreendido por menos restrições e variáveis comparado com o Modelo Completo e Modelo 1.

O Modelo 2 é considerado relaxado, já que não calcula o número de limpezas requeridas que precisa ter o planejamento da produção nem o tempo correspondente para sua execução, como é feito no Modelo Completo. Assim o Modelo 2 está envolvido pelas seguintes restrições e função objetivo típicas dos problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes, sendo dado pela função objetivo (4.45), pelas restrições (4.2) - (4.23) e domínio das variáveis utilizadas (4.40).

Função Objetivo:

$$\text{Min } FO = \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} (h_j^+ I_{jt}^+ + h_j^- I_{jt}^-) + \sum_{m \in M} \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} \sum_{\substack{i \in J \\ i \neq j}} c_{ij} Z_{mijt} \quad (4.45)$$

Sujeito a:

(4.2), (4.3), (4.4), (4.5), (4.6), (4.7), (4.8), (4.9), (4.10), (4.11), (4.12), (4.13), (4.14), (4.15), (4.16), (4.17), (4.18), (4.19), (4.20), (4.21), (4.22), (4.23) e (4.40).

5 Métodos heurísticos de programação matemática para o problema

Como observa-se na literatura (Capítulo 2), diversos autores têm proposto diferentes métodos de solução de problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes nos últimos anos, que apresentam dificuldades para encontrar a solução ótima em tempos computacionais razoáveis (FLORIAN; LENSTRA; RINNOOY KAN, 1980). Este capítulo descreve os métodos heurísticos e o método meta-heurístico propostos no presente trabalho, que tem como objetivo encontrar soluções mais rápidas e com melhor qualidade das encontradas na literatura para o problema do dimensionamento e sequenciamento de lotes de produção de bebidas à base de frutas. Para processos com características próprias (limpezas temporais) são adicionadas restrições que, em geral, complicam ainda mais este tipo de problema, mesmo para resolução de instâncias menores.

Como nota-se no Capítulo 2 heurísticas de decomposição são desenvolvidas em diferentes trabalhos e apresentam bons resultados para diversos problemas. Dessa forma, heurísticas desse tipo são propostas neste trabalho, sendo a decomposição realizada com o modelo matemático (4.1) a (4.44), apresentado no Capítulo 4. Além disso, propõem-se a utilização da SA como método meta-heurístico para o solução do problema, tendo em vista que vários autores utilizam com sucesso esta estratégia nos problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes (RAMEZANIAN; SAIDI-MEHRABAD, 2013; NEJATI et al., 2016; TORKAMAN; FATEMI GHOMI; KARIMI, 2018; IBN MAJDOUB HASSANI et al., 2020).

É sabido da literatura que o tempo computacional gasto para encontrar soluções de boa qualidade para o problema aqui estudado é em geral muito alto. Essa é outra motivação para o uso da SA, uma vez que essa meta-heurística precisa de uma única solução inicial para sua execução.

Os modelos matemáticos utilizados nesta dissertação e descritos com maior profundidade no Capítulo 4 são apresentados em resumo na Tabela 4, em que na primeira coluna estão descritas as características de cada um dos modelos, na segunda coluna os dados do Modelo Completo, nas próximas duas colunas estão associadas aos modelos relaxados baseados no Modelo Completo, sendo a terceira coluna as características do Modelo 1 e na última coluna os dados para o Modelo 2.

Tabela 4. Características dos modelos matemáticos utilizados

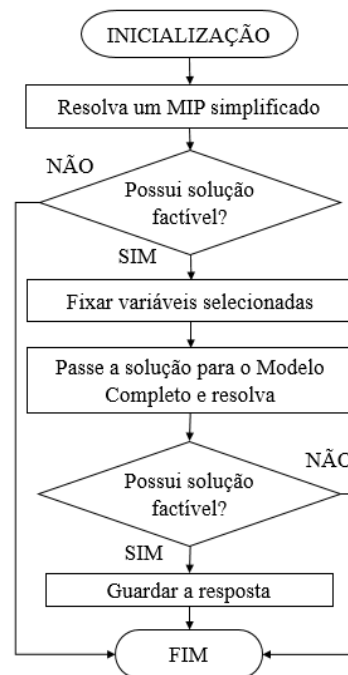
Nome	Modelo Completo	MIP simplificados baseados no Modelo Completo	
		Modelo 1	Modelo 2
Siglas	MDSL-2E-LT	MDSL-2E-LT-A	MDSL-2E
Função Objetivo:	(4.1)	(4.45)	(4.1)
Sujeito a:	(4.2) a (4.44)	(4.2) a (4.21) e (4.46) a (4.50)	(4.2) a (4.23) e (4.40)
Caraterística:	Com restrições para modelar as limpezas temporais (LT), veja Seção 4.1.	Modela apenas aproximadamente o número de LT, veja Seção 4.2.	Modela sem LT., veja Seção 4.3.

Fonte: Elaboração própria.

No presente trabalho se propõem seis variações para o método de decomposição. Neles, um MIP simplificado baseado no Modelo Completo (MDSL-2E-LT) é resolvido, em seguida, variáveis definidas a priori são fixadas em seus valores da solução corrente e depois são utilizadas como dados de entrada para a resolução do Modelo Completo, que é então resolvido.

Elas diferem entre si pela escolha do MIP simplificado na primeira fase da heurística e os critérios de fixação das variáveis na segunda fase. Na Figura 6 apresenta-se o fluxo geral utilizado para qualquer uma das heurísticas propostas e descritas mais adiante.

Figura 6. Fluxo geral das heurísticas de decomposição



Fonte: Elaboração própria.

Assim, estamos propondo 3 formas de utilizar os MIP simplificados na fase I utilizando o Modelo 1 ou Modelo 2, descritas a continuação.

- **Heurísticas tipo H1 – Modelo 1**

Na primeira fase das heurísticas H1A e H1B utiliza-se o Modelo 1 (MIP simplificado). Este modelo leva em consideração um cálculo estimado de limpezas temporais requeridas armazenadas em variáveis de decisão no modelo. Porém, utiliza uma capacidade mais realista dentro de sua solução tendo em consideração as restrições (4.48) e (4.49) associadas à utilização da capacidade disponível no problema.

Posteriormente, faz-se a fixação de variáveis e é resolvido o Modelo Completo.

- **Heurísticas tipo H2 – Modelo 2 com capacidade reduzida**

Nas heurísticas H2A e H2B faz-se um cálculo estimado do tempo possível necessário para gerar as limpezas temporais requeridas nos tanques preparatórios (k) e linhas (l) no período t . O cálculo utilizado é descrito no Apêndice B.

Em seguida, reduz-se esse tempo estimado da a capacidade do Modelo 2 e ele é resolvido. Em seguida, faz-se a fixação de variáveis. Com isso espera-se aumentar as chances do Modelo Completo retornar uma solução factível melhor na segunda fase da heurística, uma vez que o tempo total gasto no planejamento da produção do Modelo 2 é sempre menor do que a capacidade disponível do Modelo Completo.

- **Heurísticas tipo H3 – Modelo 2**

Nas heurísticas H3A e H3B utiliza-se o Modelo 2, encontrando uma solução sem consideração de limpezas temporais. Porém, utilizando em seu planejamento uma capacidade folgada ao não levar em conta o tempo gastado na realização das limpezas temporais, os tempos de espera causados por limpezas temporais e a sincronização dos estágios que afetam diretamente a capacidade disponível das máquinas. No entanto, este Modelo 2 dá um possível dimensionamento e sequenciamento de lotes de produção, que será aproveitado no Modelo Completo.

Posteriormente faz-se a fixação de variáveis. Em seguida, o Modelo Completo é resolvido.

Com relação aos critérios de fixação de variáveis, estão sendo propostos dois tipos: A e B. O Tipo A no qual as trocas são avaliadas, se $\sum_{i \in J} Z_{mijt} = 0$ então fixa-se no Modelo

Completo Y_{mjto} , ω^I_{mjtok} , ω^{II}_{mjtol} , W^I_{mjtok} e W^{II}_{mjtol} $\forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}$, $\forall k \in Q^I_{mt}$ e $\forall l \in Q^{II}_{mt}$ em zero, ou seja, se não há troca de nenhum item i para o item j , o que significa que o item j não é produzido, assim todas as variáveis associadas a ele podem ser fixadas em 0.

Para a fixação tipo B é avaliado a partir de qual lote o , o item i não é mais produzido, e assim as variáveis de identificação de limpeza temporal W^I_{mjtok} e W^{II}_{mjtol} $\forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}$, $\forall k \in Q^I_{mt}$ e $\forall l \in Q^{II}_{mt}$ a partir de aquele lote o no Modelo Completo é fixado em 0.

Assim, na tabela 6 estão resumidas as combinações possíveis entre os tipos de heurísticas com os tipos de fixação de variáveis. Essa combinação resulta em 6 heurísticas de decomposição.

Tabela 5. Características das heurísticas de decomposição propostas

H1A	H1B
<ul style="list-style-type: none"> Modelo 1. Se $\sum_{i \in J} Z_{mijt} = 0$ então fixar $Y_{mjto} = \omega^I_{mjtok} = \omega^{II}_{mjtol} = W^I_{mjtok} = W^{II}_{mjtol} = 0$. $\forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall k \in Q^I_{mt}$ e $\forall l \in Q^{II}_{mt}$ 	<ul style="list-style-type: none"> Modelo 1. Se $Y_{mjto} = 0$ então fixar $W^I_{mjtok} = W^{II}_{mjtol} = 0$. $\forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall k \in Q^I_{mt}$ e $\forall l \in Q^{II}_{mt}$
H2A	H2B
<ul style="list-style-type: none"> Modelo 2 com (Cap_{mt} - L.T. estimada). Se $\sum_{i \in J} Z_{mijt} = 0$ então fixar $Y_{mjto} = \omega^I_{mjtok} = \omega^{II}_{mjtol} = W^I_{mjtok} = W^{II}_{mjtol} = 0$. $\forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall k \in Q^I_{mt}$ e $\forall l \in Q^{II}_{mt}$ 	<ul style="list-style-type: none"> Modelo 2 com (Cap_{mt} - L.T. estimada). Se $Y_{mjto} = 0$ então Fixar $W^I_{mjtok} = W^{II}_{mjtol} = 0$. $\forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall k \in Q^I_{mt}$ e $\forall l \in Q^{II}_{mt}$
H3A	H3B
<ul style="list-style-type: none"> Modelo 2. Se $\sum_{i \in J} Z_{mijt} = 0$ então fixar $Y_{mjto} = \omega^I_{mjtok} = \omega^{II}_{mjtol} = W^I_{mjtok} = W^{II}_{mjtol} = 0$. $\forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall k \in Q^I_{mt}$ e $\forall l \in Q^{II}_{mt}$ 	<ul style="list-style-type: none"> Modelo 2. Se $Y_{mjto} = 0$ então fixar $W^I_{mjtok} = W^{II}_{mjtol} = 0$. $\forall m \in M, \forall j \in J, \forall t \in T, \forall o \in O_{mt}, \forall k \in Q^I_{mt}$ e $\forall l \in Q^{II}_{mt}$

Fonte: Elaboração própria.

Tendo em vista que as 6 heurísticas são de decomposição e que cada uma tem sua particularidade, evidencia-se a necessidade de fazer uma calibração nos tempos que serão utilizados em cada fase da heurística (MIP simplificado e Modelo Completo), procurando obter ao final do fluxograma os melhores resultados, sabendo que no máximo na literatura foram utilizados 3.600 segundos.

As seis heurísticas de decomposição (H1A, H1B, H2A, H2B, H3A e H3B) são baseadas em resolver na fase I um MIP simplificado, e na fase II o Modelo Completo com algumas variáveis fixadas com base nos resultados da fase I. Logo, é preciso realizar uma calibração dos tempos das fases I e II. A Tabela 7 a seguir apresenta três propostas de calibração, τ_1 , τ_2 e τ_3 .

Tabela 6. Configuração de calibragem de tempos máximos para as fases das heurísticas de decomposição.

Configuração	Fase	Temp. Máximo (seg)
τ_1	Fase I	400
	Fase II	3.600 - Tempo utilizado na Fase I
τ_2	Fase I	1.200
	Fase II	3.600 - Tempo utilizado na Fase I
τ_3	Fase I	400
	Fase II	1.200 - Tempo utilizado na Fase I

Fonte: Elaboração própria.

Sendo assim, temos as combinações da cada heurística proposta com essas configurações de tempo:

- H1A- τ_1 , H1A- τ_2 e H1A- τ_3 ;
- H2A- τ_1 , H2A- τ_2 e H2A- τ_3 ;
- H3A- τ_1 , H3A- τ_2 e H3A- τ_3 ;
- H1B- τ_1 , H1B- τ_2 e H1B- τ_3 ;
- H2B- τ_1 , H2B- τ_2 e H2B- τ_3 ;
- H3B- τ_1 , H3B- τ_2 e H3B- τ_3 ;

5.1 Meta-heurística Simulated Annealing

Nessa seção é apresentado o método SA. A partir de uma solução inicial, o método gera uma vizinhança dessa solução e assim busca de maneira aleatória outras soluções factíveis. Como característica principal da SA, existe uma probabilidade de poder aceitar soluções vizinhas com qualidade ainda mais baixa, o que ajuda ao método a escapar dos ótimos locais procurando um ótimo global.

Temos quatro tipos de variáveis associadas aos valores retornados das soluções dentro do algoritmo, solução inicial (S_0) corresponde ao valor inicial com que começa o processamento do algoritmo. Solução incumbente (S^*) que apresenta a melhor solução encontrada. Solução corrente (S) apresenta a solução encontrada até uma nova iteração e solução vizinha (S') que apresenta o valor encontrado na vizinhança escolhida, ressalta-se que não sempre é melhor S^* ou S . Além disso, temos variáveis associadas à temperatura, T_0 apresenta a temperatura inicial do algoritmo, T_k é a temperatura parcial em determinada iteração do algoritmo, ao início do

algoritmo ele toma o valor da T_0 , no entanto, a cada iteração a temperatura é reduzida com um grau de esfriamento (α), representada pela equação (5.2.1). O valor da variável T_k é reduzido até atingir uma certa temperatura mínima específica (T_f).

$$T_{k+1} = T_k * \alpha \quad (5.2.1)$$

Para resolver problemas de otimização, o método percorre o espaço de solução, a partir de uma solução inicial (S_0). No início do método a solução incumbente (S^*) e corrente (S) é tomada como sendo a solução inicial (S_0). Adicionalmente a temperatura parcial (T_k) é tomada como sendo a temperatura inicial (T_0).

A partir de uma busca aleatória na vizinhança da solução corrente, obtém-se a solução vizinha (S'). Se (S') é melhor do que a solução corrente (S), e à solução incumbente (S^*), então, (S) e (S^*) são tomadas como sendo (S'). Se só é menor à solução corrente (S), então, (S) é tomada como sendo (S').

No caso contrário, em que (S') seja pior que a solução corrente (S), existe uma probabilidade dessa solução ser aceita como a nova solução corrente. Essa probabilidade é calculada de acordo com uma função de aceitação, definida por (5.2.2):

$$P = e^{\frac{-\Delta E}{T_k}} \quad (5.2.2)$$

A diferença entre os valores da função objetivo das soluções vizinha e corrente é dada por ΔE , sendo $\Delta E = FO(S') - FO(S)$, utilizando a temperatura parcial em determinada iteração T_k .

É gerado um número aleatório r com distribuição uniforme contínua entre 0 e 1. Se P é maior que r , então solução vizinha (embora ruim) é aceita sendo solução corrente (S), em caso contrário, a solução corrente (S) continua com o mesmo valor.

O algoritmo pode ter a característica de ter um certo número de iterações em cada temperatura parcial ICT_{max} quando a iteração $Intx_T$ alcança esse valor (ICT_{max}), $Intx_T$ é reiniciado em 1 e T_k é variada com a equação (5.2.1). Este processo se repete o número de vezes configurado para percorrer certo número de temperaturas IT_{max} .

Na Figura 7 apresenta-se o algoritmo geral para SA.

Figura 7. Algoritmo geral de SA

SA ($S_0, T_0, T_f, \alpha, IT_{max}, ICT_{max}$)	
1.	$S^*, S \leftarrow S_0$
2.	$T_k \leftarrow T_0$
3.	$Int_T, Intx_T \leftarrow 1$
4.	Enquanto $T_k \geq T_f$ faça
5.	Enquanto $Int_T \leq IT_{max}$ faça
6.	Enquanto $Intx_T \leq ICT_{max}$ faça
7.	$S' \leftarrow$ solução vizinha de S
8.	Se $FO(S') < FO(S)$
9.	$S \leftarrow S'$
10.	Se $FO(S') < FO(S^*)$
11.	$S^* \leftarrow S'$
12.	Senão
13.	$r \leftarrow U[0; 1]$
14.	$P \leftarrow e^{-\Delta E / T_k}$
15.	Se $r < P$
16.	$S \leftarrow S'$
17.	$Intx_T \leftarrow Intx_T + 1$
18.	$T_k \leftarrow T_k * \alpha$
19.	$Int_T \leftarrow Int_T + 1$
20.	$Intx_T \leftarrow 0$
21.	Retornar (S^*)

Fonte: Adaptado de Arenales et. al. (2015).

O algoritmo pode parar por diferentes critérios tais como IT_{max} , $T_k \leq T_f$ ou ao atingir um tempo computacional definido para resolver o algoritmo. A meta-heurística ao cumprir um critério de parada definido, retorna a solução incumbente (S^*) encontrada.

Para ter sucesso no desenvolvimento da SA, existem certos parâmetros que devem ser definidos adequadamente para encontrar melhores soluções. A temperatura inicial deve ser ajustada adequadamente ao problema, uma temperatura muito baixa pode fazer com que o sistema fique preso em ótimos locais, e um valor muito alto de T_0 pode gerar dificuldade em alcançar a solução ótima. Por outro lado, deve ter uma redução gradual adequada no parâmetro de controle α . Estas variações de temperatura devem ser suficientes para estabilizar o sistema durante todo o algoritmo. Um cronograma apropriado de esfriamento influencia muito a qualidade da solução (IBN MAJDOUB HASSANI et al., 2020; MOHAMMADI; MUSA; BAHREININEJAD, 2015; NEJATI et al., 2016).

Além disso, é preciso definir o número de iterações máximas permitidas (IT_{max}) e o número de iterações permitidas em cada temperatura parcial (ICT_{max}). Por outro lado, o método de geração da vizinhança é fator de sucesso na solução da SA.

A seguir descreve-se algumas características da estratégia proposta.

- ***Solução inicial***

Evidencia-se na literatura que algumas estratégias propõem gerar uma solução inicial de boa ou razoável qualidade para acelerar o algoritmo (ARENALES et al., 2015). Tendo em vista os resultados, apresentados no Capítulo 6 e 7, os resultados obtidos por H1B (τ_3) serão utilizados como solução inicial, ressalta-se que o método utiliza como máximo 1.200 segundos para encontrar uma solução.

- ***Exploração da Vizinhança***

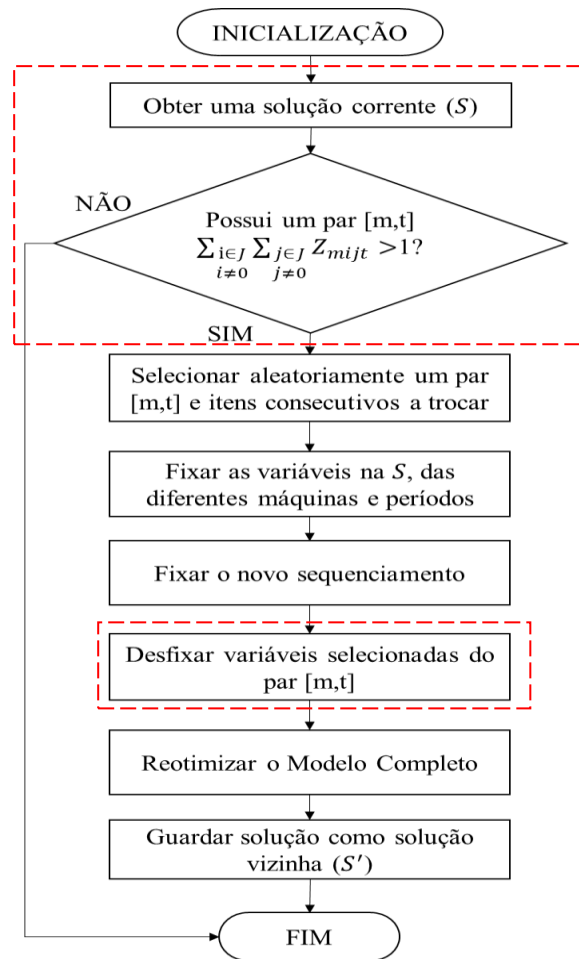
Considerando algumas estratégias encontradas na literatura (RAMEZANIAN; SAIDI-MEHRABAD; FATTAHI, 2013; TORKAMAN; FATEMI GHOMI; KARIMI, 2018) propõem-se nesse trabalho dois tipos de vizinhança para serem exploradas. A primeira vizinhança baseada no sequenciamento dos itens e a segunda vizinhança baseada na produção de itens em atraso.

Vizinhança 1: Sequenciamento de produção

Nesta vizinhança propõem-se três estratégias referentes ao método de fixação de variáveis baseadas no sequenciamento. O Modelo Completo é utilizado para encontrar uma solução viável que cumpra com o novo sequenciamento requerido.

Na Figura 8 apresenta-se o fluxo geral utilizado para qualquer estratégia da vizinhança 1 propostas da SA, descritas mais adiante.

Figura 8. Fluxograma geral das estratégias da vizinhança 1 da SA



Fonte: Elaboração própria.

As três estratégias de vizinhança se diferem entre si pela escolha do par de $[m, t]$ na solução corrente e os critérios de desfixação das variáveis relacionadas a esse par, como nota-se em destaque vermelho na Figura 8. Cada estratégia é descrita a seguir, juntamente com suas características próprias.

- **Estratégia 1A**

Dada uma solução corrente (S), inicialmente identifica-se os pares de máquinas e períodos que apresentam a produção de mais de um item, sem levar em consideração o item fantasma ($\sum_{i \in J, i \neq 0} \sum_{j \in J, j \neq 0} Z_{mijt} > 1 ; \forall m \in M, \forall t \in T$). Aleatoriamente seleciona-se um par $[m, t]$.

Para a máquina m e o período t selecionados, escolhe-se aleatoriamente um item da sequência de produção. Esse item é então trocado de posição com o item que o precede. A seguir, a solução corrente é fixada em seus valores. As variáveis referentes a máquina m e

período t onde os itens foram trocados são desfixadas, exceto pela variáveis Z_{mijt} que ficam fixadas no novo sequenciamento. Dessa forma, o Modelo Completo é reotimizado. A solução obtida é a solução vizinha (S'). Note-se que o Modelo Completo penaliza as trocas na função objetivo, porém, essa nova solução pode ser pior que a anterior.

- **Estratégia 1B**

Esta estratégia está baseada na metodologia anterior (1A), no entanto, a diferença está na quantidade de variáveis desfixadas. Enquanto que na estratégia 1A todas as variáveis da máquina m e período t são desfixadas (exceto as de sequenciamento), na estratégia 1B somente as variáveis dos itens i e j trocados são liberadas para otimização, as demais variáveis das máquinas e períodos continuam fixadas aos resultados da solução corrente (S). O Modelo Completo é em seguida reotimizado.

- **Estratégia 1C**

Procurando ter uma maior perturbação no vetor solução, esta estratégia seleciona aleatoriamente uma máquina m que cumpra o requisito de produzir mais de 1 item, para todos os períodos $t \in T$. Aleatoriamente é selecionado um item j em cada máquina selecionada por período, que será trocado com seu predecessor i . A estratégia de liberação das variáveis da solução corrente (S) para otimização segue os mesmos princípios da estratégia 1B, em que são desfixadas somente as variáveis relacionadas aos item i e j da máquina m selecionada (exceto as variáveis de sequenciamento que se mantém fixas na nova sequência) em cada período. O Modelo Completo é reotimizado.

Vizinhança 2: Solução corrente com atraso na produção

A solução vizinha é criada utilizando os itens que apresentam atraso na solução corrente, selecionado um item j de forma aleatória. Para os períodos onde o item j apresenta atraso, verifica-se se existem máquinas com capacidade disponível (cap_disp_{mt}), selecionando a de maior disponibilidade. O objetivo é tentar encaixar nessa máquina mais disponível uma parte da quantidade em atraso do item j .

Em seguida, para a máquina m' no período t' selecionados, calcula-se o número n de possíveis lotes de produção que podem ser encaixados. Para mais detalhes sobre o cálculo de n veja o Apêndice C. Se o item não é produzido nessa máquina e período, é considerado que o novo item será produzido ao final do sequenciamento gerando uma nova troca de itens. No caso

em que a solução não apresente itens em atraso ou máquinas com capacidade para produzir lotes adicionais, utiliza-se a vizinhança 1.

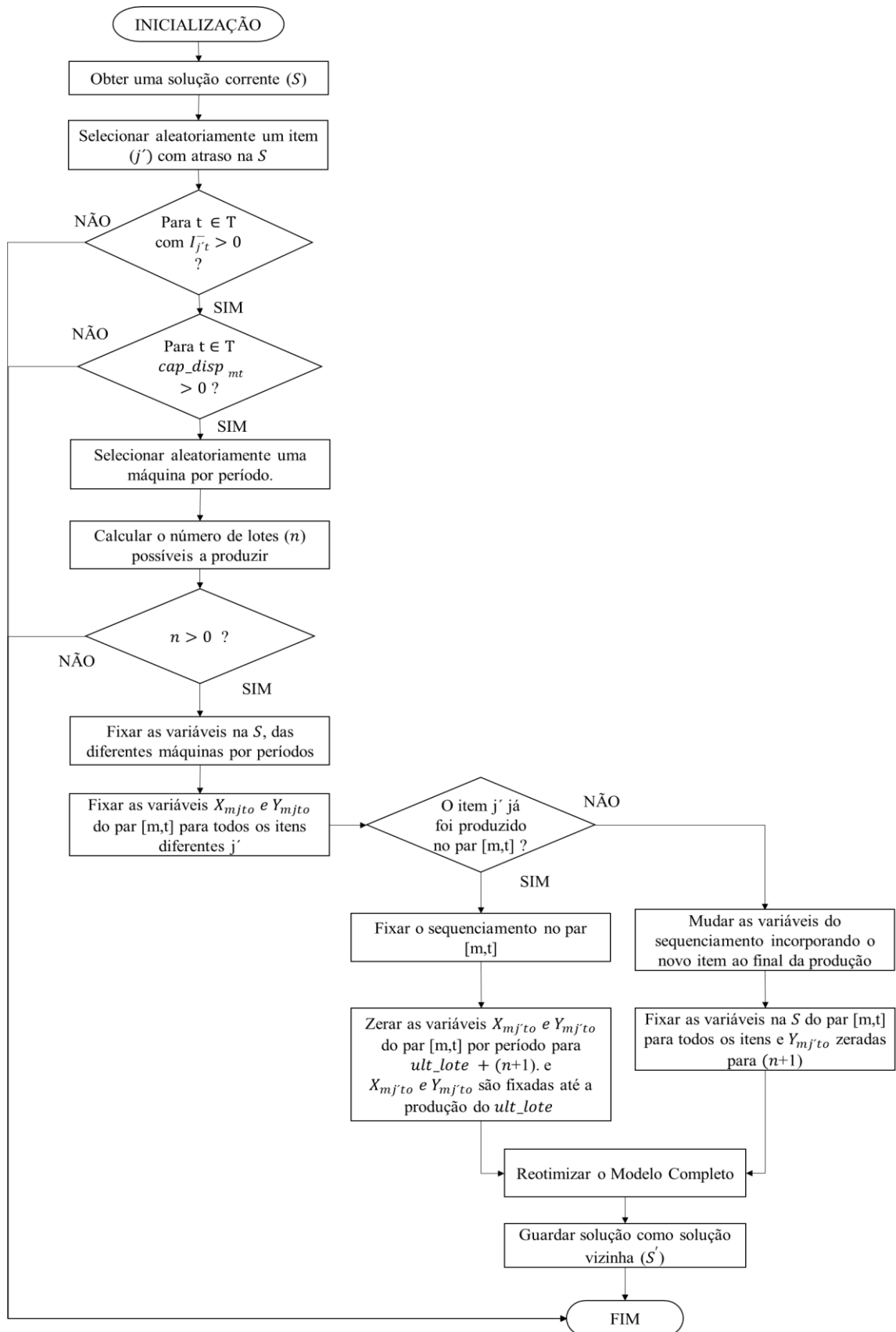
Suponha que na solução corrente, para o item j já tenham sido produzidos os lotes de $o = 1$ até ult_lote , ou seja, $o = ult_lote$ é o último lote da solução corrente em que X_{mjto} e Y_{mjto} são maiores do que zero. Fixam-se todas as variáveis no valor da solução corrente. Todas as variáveis indexadas pelos lotes de $o = ult_lote$ até $o = n$ são liberadas para serem reotimizadas. As variáveis X_{mjto} e Y_{mjto} para os valores de $o = n + 1$ até $o = |O_{mt}|$ são fixadas em zero.

Caso contrário, onde o item j com atraso não tenha sido produzido na m' no período t' selecionados, será adicionada sua nova produção ao final da máquina (Z_{mijt}) e os possíveis lotes de produção liberados.

Assim, o Modelo Completo é reotimizado até um limite de tempo. Portanto, não necessariamente a solução encontrada será melhor que a anterior, pois se um novo item é colocado na sequência e sua penalização de troca for maior que a porcentagem de diminuição do atraso, a solução será pior. Caso, a solução não possua lotes em atraso. A estratégia da vizinhança 1 (sequenciamento) é utilizada. Os cálculos utilizados para a vizinhança 2 são apresentados no Apêndice D.

Assim na Figura 9 é apresentado o fluxograma para a estratégia da vizinhança 2.

Figura 9. Fluxograma da vizinhança 2 da SA



Fonte: Elaboração própria.

- **Parâmetros gerais SA**

Como se descreveu no início da seção os parâmetros como Temperatura inicial (T_o), Temperatura final (T_f), grau de esfriamento (α), iterações máximas permitidas (IT_{max}) e iterações feitas em cada temperatura parcial (ICT_{max}) são importantes para o sucesso da SA. O grau de esfriamento é o único que apresenta em diferentes trabalhos que utilizam o método da SA um intervalo definido para encontrar boas soluções (IBN MAJDOUB HASSANI et al., 2020), sendo $\alpha = \{ 0,85 \text{ a } 1 \}$.

Para isso temos que calibrar os parâmetros da SA. A Tabela 8 a seguir apresenta as configurações testadas. Esses valores foram selecionados por serem encontrados na revisão da literatura e utilizados em artigos referentes ao dimensionamento e sequenciamento de lotes (ver Capítulo 2).

Tabela 7. Valores a serem calibrados parâmetros T_o , α e ICT_{max} .

Configuração	T_o	α	ICT_{max}	Temp. Máx. (seg)	Gap de parada
SA – $\pi 1$	3.000	0,99	8		
SA – $\pi 2$	3.000	0,99	4		
SA – $\pi 3$	3.000	0,95	8		
SA – $\pi 4$	3.000	0,95	4		
SA – $\pi 5$	2.000	0,99	8	3.600	$\leq 0,01\%$
SA – $\pi 6$	2.000	0,99	4		
SA – $\pi 7$	2.000	0,95	8		
SA – $\pi 8$	2.000	0,95	4		

Fonte: Elaboração própria.

Tendo em vista o exposto no presente capítulo nos próximos capítulos estamos comparando os métodos de solução propostos resumidos na Tabela 9 a seguir, para resolver o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes de bebidas à base de frutas, considerando as calibrações pertinentes.

Tabela 8. Resumo dos métodos propostos

Método	Nome das heurísticas	Calibrações testadas
Heurísticas de decomposição	H1A, H1B; H2A, H2B; H3A e H3B;	H1A- $\tau 1$, H1A- $\tau 2$ e H1A- $\tau 3$; H1B- $\tau 1$, H1B- $\tau 2$ e H1B- $\tau 3$; H2A- $\tau 1$, H2A- $\tau 2$ e H2A- $\tau 3$; H2B- $\tau 1$, H2B- $\tau 2$ e H2B- $\tau 3$; H3A- $\tau 1$, H3A- $\tau 2$ e H3A- $\tau 3$; H3B- $\tau 1$, H3B- $\tau 2$ e H3B- $\tau 3$;
FXO + (VNDS) SA	H1B+ FXOV2 SA_V1A; SA_V1B; SA_V1C; SA_V2.	SA – $\pi 1$, SA – $\pi 2$, SA – $\pi 3$, SA – $\pi 4$, SA – $\pi 5$, SA – $\pi 6$, SA – $\pi 7$ e, SA – $\pi 8$.

Fonte: Elaboração própria.

6 Resultados dos métodos de decomposição propostos para problema de bebidas à base de frutas

Conforme discutido no Capítulo 5 o Modelo Completo (MDSL-2E-LT) é difícil de ser resolvido. Sendo assim, estamos propondo heurísticas de decomposição para resolver o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes em bebidas à base de frutas.

Lembrando que as seis heurísticas de decomposição (H1A, H1B, H2A, H2B, H3A e H3B) são baseadas em resolver na fase I um MIP-simplificado, e na fase II o Modelo Completo com algumas variáveis fixadas com base nos resultados da fase I.

Na Seção 6.1 apresenta-se uma comparação entre as 18 heurísticas de decomposição propostas. Em seguida, é comparada a melhor configuração de tempo para cada uma das seis heurísticas, para selecionar a que apresenta melhor desempenho entre as seis heurísticas. Os resultados de cada heurística com suas respectivas calibrações de tempos conforme a Tabela 7 apresentada na seção 5.1 são detalhados no Apêndice C.

Esses testes computacionais foram realizados com 23 instâncias que são baseados em dados reais e foram obtidas da literatura. Algumas delas geradas aleatoriamente com distribuição uniforme e normal com base a dados reais, elas representam diferentes características de um problema real.

Na Tabela 9 descrevem-se suas dimensões, detalhando o número de itens, máquinas, períodos e média de lotes permitidos. Apresenta-se também a dimensão média dos três modelos descritos no Capítulo 4, para cada tamanho de instância a seguir (para mais detalhes sobre esses dados, veja o Anexo A; para a nomenclatura utilizada veja no Apêndice E).

Tabela 9. Dimensionamento das instâncias e modelos utilizados.

Inst.	Grupo G1	Nº Itens (J)	Nº Máq. (M)	Nº Per. (T)	Nº Médio (O)	Modelo Completo		Modelo 1		Modelo 2	
						Variáveis totais	Restrições	Variáveis totais	Restrições	Variáveis totais	Restrições
1	G1-1				12						
2	G1-2				6						
3	G1-3	3	2	2	71	31.190	366.994	5.026	10.117	22.404	8.571
4	G1-4				93						
5	G1-5				65						
6	G1-6	4	2	4	67	61.318	435.854	15.220	30.248	45.820	25.532
7	G1-7				49						
8	G1-8				47						
9	G1-9	5	2	4	41	78.016	592.013	17.199	34.382	57.567	29.119
10	G1-10				49						
11	G1-11				49						
12	G1-12	5	2	5	47	75.812	490.312	17.762	35.302	56.282	29.842
13	G1-13	6	2	4	41	118.539	968.629	23.884	48.234	86.672	41.150
14	G1-14	10	2	4	70	184.209	1.792.828	39.108	78.506	135.556	66.318
15	G1-15				45						
16	G1-16	10	4	4	103	525.762	6.598.964	82.132	166.714	377.123	141.187
17	G1-17				72						
18	G1-18				101						
19	G1-19	15	6	4	117	1.804.856	31.861.893	235.944	483.872	1.279.848	410.251
20	G1-20				73						
21	G1-21				79						
22	G1-22	20	6	6	98	2.209.688	23631.099	389.682	800.790	1.872.000	681,608
23	G1-23				63						

Fonte: Elaboração própria.

Nota-se na Tabela 9 que o Modelo Completo obviamente possui mais variáveis e restrições, enquanto que o Modelo 1 e o Modelo 2 possuem menos variáveis e restrições, pois são modelos simplificados.

Os modelos e heurísticas foram programados na linguagem PYTHON. O software de otimização CPLEX 12.8.0 foi o solver utilizado para resolver, com parâmetros ajustados (para maior detalhe veja Anexo B). Os testes foram realizados em um computador Intel Xeon com seis núcleos de 3.5GHz cada e memória de 32GB.

Ressalta-se que os *gaps* apresentados nas próximas tabelas e figuras são calculados com base na equação (6.1):

$$gap = \frac{FO^{est} - \text{Limitante_Inferior}}{FO^{est}} \quad (6.1)$$

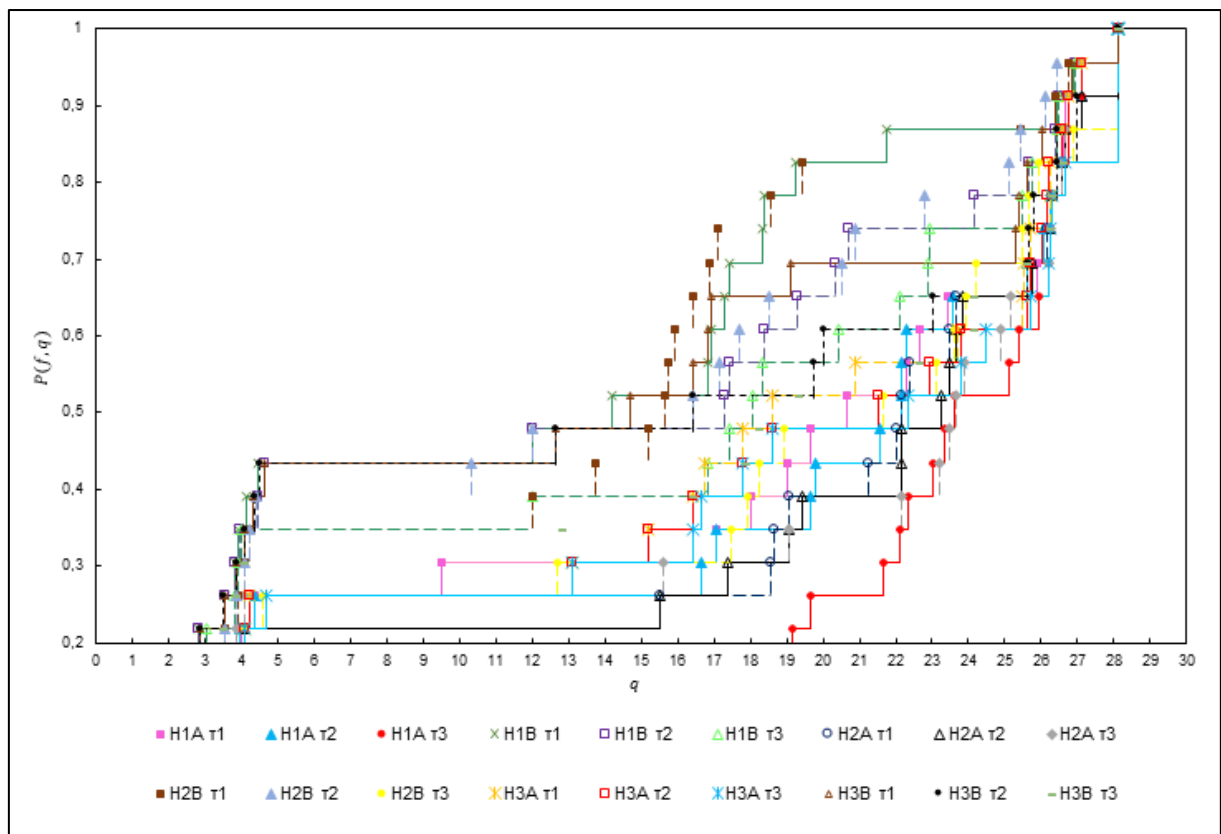
Na qual FO^{est} é o valor da função objetivo da melhor solução inteira factível da estratégia corrente e *Limitante Inferior* é um limitante inferior para o problema, que é obtido com o valor da relaxação linear da solução encontrada no Modelo Completo.

Entre as estratégias para mostrar as soluções utilizou-se tabelas com comparação dos resultados como: função objetivo (FO), tempos computacionais, *gap*, etc. e estatísticas descritivas, como a média, por exemplo, para comparar e selecionar as melhores estratégias. Além disso, foram utilizados também os perfis de desempenho propostos por Dolan e Moré (2002), cuja melhor estratégia é aquela que possui o menor valor de q para $P(f, q) = 1$, ou seja, que converge mais rapidamente para $P(f, q) = 1$. A função $P(f, q)$ indica a probabilidade da estratégia f estar dentro de um fator $q \in \mathbb{R}$ da melhor razão possível. Assim, esta ferramenta mede a robustez da estratégia.

6.1 Análises dos resultados das heurísticas de decomposição

Para comparar as 18 estratégias nas 23 instâncias analisadas até agora, na Figura 10 apresenta-se o perfil de desempenho para FO obtida por cada uma delas.

Figura 10. Perfil de desempenho da FO para as 18 estratégias de decomposição.



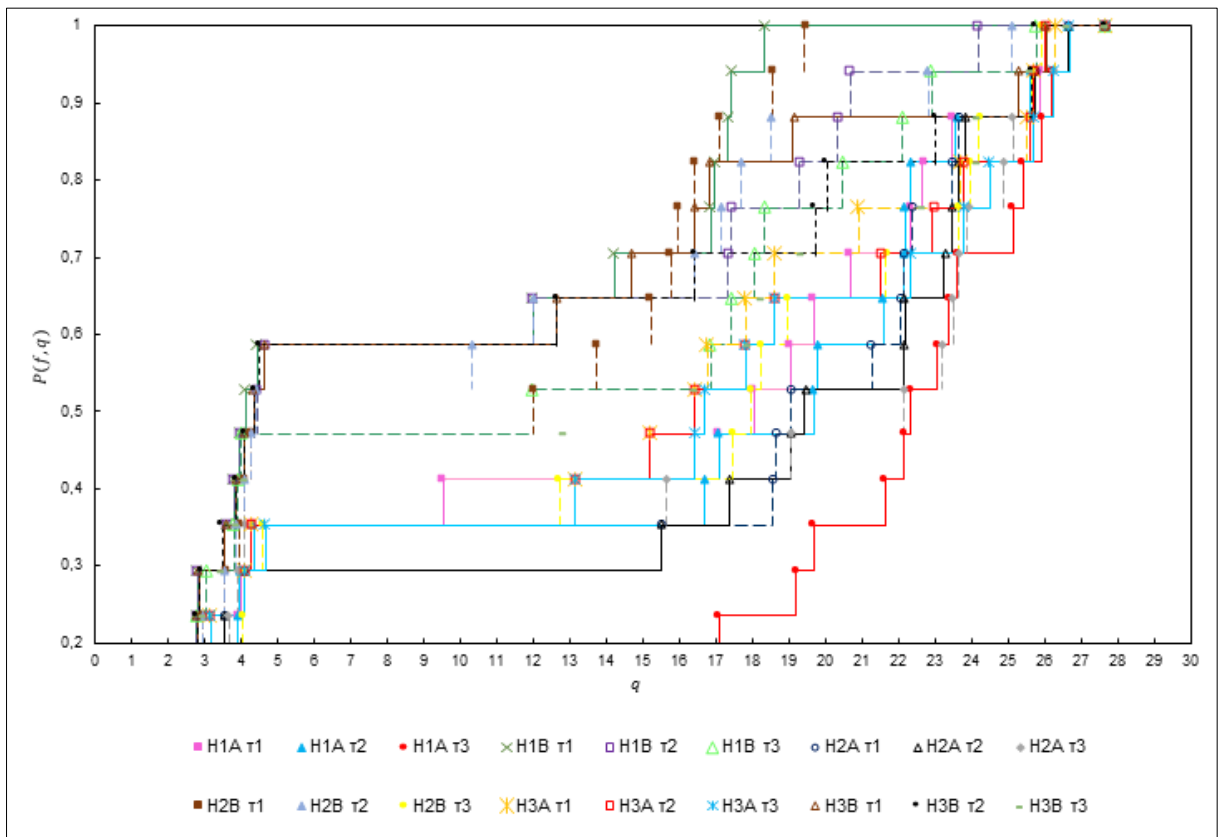
Fonte: Elaboração própria.

É possível observar na Figura 10 que as 18 estratégias convergem a 1 em $q = 28,13$, no entanto, como se pode observar no Apêndice C as instâncias G1-18 à G1-23 apresentam

resultados similares na maioria das heurísticas e contêm instâncias que não retornaram soluções factíveis (ver instância 22 nas seis heurísticas).

Assim, para ter uma análise e comparação melhor, apresenta-se na Figura 11 o perfil de desempenho para FO nas 18 estratégias para os exemplares G1-1 à G1-17 e na Figura 12 o perfil de desempenho para FO nas 18 estratégias para os exemplares G1-1 à G1-17 nas 18 estratégias para os exemplares G1-18 à G1-23 consideradas como as instâncias de maior porte.

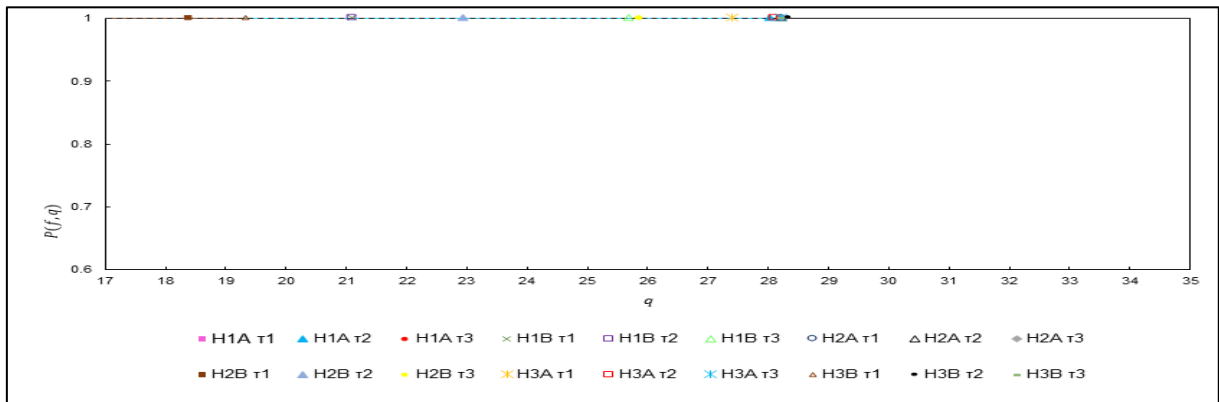
Figura 11. Perfil de desempenho da FO para as 18 estratégias do método decomposição nas instâncias G1-1 à G1-17.



Fonte: Elaboração própria.

Na Figura 11, a heurística H1B τ_1 é quem converge mais rapidamente a 1 em $q = 18,33$, em segundo lugar se encontra H2B τ_1 ($q = 19,42$).

Figura 12. Perfil de desempenho da FO para as 18 estratégias do método de decomposição nas instâncias G1-18 à G1-23.



Fonte: Elaboração própria.

Na Figura 12, a heurística H2B τ_1 é quem converge mais rapidamente a 1 em $q = 18,37$, em segundo lugar se encontra H3B τ_1 ($q = 19,31$).

Na tabela 10 descreve-se os valores retornados para cada uma das estratégias como o valor médio na FO, desvio padrão (σ), coeficiente de variação (*c. v.*) e rango de amplitude nos resultados ([Min ; Max]).

Tabela 10. Resumo dos valores estatísticos retornados nas 18 estratégias.

Estratégia	Média na FO	σ	<i>c. v.</i>	[Min ; Max]
H1A τ_1	601.582.757	913.610.967,78	1,52	[15 ; 2.655.564.913]
H1A τ_2	512.062.553	841.579.358,89	1,64	[15 ; 2.655.564.913]
H1A τ_3	616.720.014	894.307.181,87	1,45	[15 ; 2.655.564.913]
H1B τ_1	185.628.216	589.154.493,10	3,17	[14 ; 2.247.204.003]
H1B τ_2	343.104.109	722.715.388,85	2,11	[14 ; 2.308.145.982]
H1B τ_3	344.828.392	714.621.056,57	2,07	[14 ; 2.309.077.232]
H2A τ_1	606.771.300	927.371.473,46	1,53	[17 ; 2.655.564.913]
H2A τ_2	536.583.211	855.744.947,84	1,59	[17 ; 2.655.564.913]
H2A τ_3	661.974.480	924.737.522,03	1,40	[17 ; 2.655.564.913]
H2B τ_1	215.675.123	573.922.102,26	2,66	[15 ; 2.017.994.062]
H2B τ_2	227.557.837	505.881.888,32	2,22	[15 ; 1.709.225.737]
H2B τ_3	289.961.806	573.080.827,20	1,98	[15 ; 2.406.508.445]
H3A τ_1	552.267.265	868.268.799,04	1,57	[17 ; 2.655.564.913]
H3A τ_2	579.676.353	883.629.623,82	1,52	[17 ; 2.655.564.913]
H3A τ_3	385.070.515	673.724.724,86	1,75	[17 ; 1.888.898.295]
H3B τ_1	350.642.960	640.623.094,28	1,83	[14 ; 2.164.154.922]
H3B τ_2	429.837.895	750.439.961,86	1,75	[14 ; 2.408.721.780]
H3B τ_3	338.288.264	642.421.735,05	1,89	[14 ; 1.888.898.295]

Fonte: Elaboração própria.

Note-se na Tabela 10 que não existe uma estratégia que seja a melhor em todas as medidas estatísticas, por exemplo H1B τ_1 retorna em média o menor valor na FO 185.628.216,

no entanto, tem o maior valor do coeficiente de variação, significando que apresenta a maior dispersão entre os 23 resultados das instâncias testadas.

Assim, para selecionar a melhor estratégia a continuação, descreve-se as melhores estratégias por heurística para seu posterior análise e comparação.

- **Análise das heurísticas H1A à H3B com as melhores configurações de tempo encontradas τ_1**

Tendo em vista os resultados encontrados até aqui, observa-se que a configuração de tempo τ_1 foi a melhor nas seis heurísticas de decomposição H1A, H2A, H1A, H1B, H2B e H3B, por apresentar boas médias nos valores da função objetivo e por resolver um maior número de instâncias. Para maiores detalhes dos resultados das heurísticas de decomposição, veja Apêndice C.

Assim, na Tabela 11 se apresenta o resumo dos resultados mostrando o valor da função objetivo acompanhada do gap para cada uma das heurísticas encontradas com a calibragem τ_1 .

Na maioria dos casos as instâncias alcançam o tempo computacional máximo possível para a calibragem, exceto para os exemplares G1-1 e G1-2 que apresentaram resultados ótimos antes do limite máximo nas 6 heurísticas em média para G1-1 de 50 seg. e G1-2 de 9 segundos. Enquanto, G1-16 retorna uma solução ótima antes do tempo máximo nas heurísticas H1A e H1B 1.200 segundos, na calibragem τ_1 .

Tendo em vista a Tabela 11, a média da FO das seis heurísticas a saber: 601.582.757 (H1A); 185.628.216 (H1B); 606.771.300 (H2A); 215.675.123 (H2B); 552.267.265 (H3A) e 350.642.960 (H3B), pode-se concluir que H1B τ_1 apresenta o menor valor dentre as seis.

Fazendo uma comparação na FO entre H1B τ_1 e as outras cinco estratégias (H1A, H2A, H2B, H3A e H3B), elas apresentam em média um valor de 465.387.881 enquanto, H1B retorna um valor na FO de 40% desse valor (185.628.216).

Observa-se que o tempo computacional para as melhores configurações nas 6 heurísticas foi na média de 3.208 com desvio padrão de 111,7 segundos.

H1B τ_1 possui *gap* em média de 75% sendo o menor entre as seis heurísticas. Além disso, a heurística de decomposição H1B τ_1 , encontrou melhor resultado na FO em 43% das instâncias (10 de 23), seguido de H2B τ_1 com 35%.

É interessante notar que a heurística H2B apresenta melhores resultados para as instâncias maiores como G1-16 à G1-21. No entanto, H1B τ_1 para exemplares com dimensões

menores, retorna valores na FO com redução até 95% no valor encontrado por H2B, como se pode observar nas instâncias G1-4, G1-11 e G1-13.

Para a instância G1-22 nenhuma das heurísticas retorna solução factível no tempo limite.

Tabela 11. Resumo na FO e *gap* das melhores configurações de tempo para cada heurística de decomposição

Inst.	H1A (τ_1)		H1B(τ_1)		H2A(τ_1)		H2B (τ_1)		H3A(τ_1)		H3B(τ_1)	
	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)
G1-1	15	7	14	0	17	18	17	18	17	18	17	18
G1-2	1.661.016	100	14	0	17	18	15	7	18	22	14	0
G1-3	61	66	65	68	39.675.049	100	57	63	57	63	74	72
G1-4	26.477.547	100	70	74	17.113.336	100	1.542.476	100	218.357.031	100	81	78
G1-5	56	42	59	44	58	44	59	45	1.968.067	100	59	44
G1-6	2.421.057	100	1.129.147	100	3.673.785	100	1.255.922	100	1.002.291	100	1.047.630	100
G1-7	41	66	41	66	28.055.773	100	47	71	1.377.198	100	43	68
G1-8	11.752.541	100	1.137.746	100	3.837.555	100	612.555	100	612.552	100	612.550	100
G1-9	127	42	122	40	3.068.664	100	122	40	71.113	100	117	37
G1-10	51.928.017	100	40.689	100	116.668.416	100	40.706	100	371.289	100	64.000	100
G1-11	36	55	36	55	36	55	42	61	36	55	36	55
G1-12	8.111	100	52	64	512.715	100	7.753.759	100	61	70	59	69
G1-13	1.666.797	100	38	29	38	29	38	29	38	29	38	30
G1-14	6.937.152	100	245.400	100	32.763.331	100	491.865	100	175.454.260	100	7.326.705	100
G1-15	172.329.361	100	1.777.657	100	81.820.740	100	827.291	100	29.257.031	100	396.320	100
G1-16	1.702.094.356	100	2.807.023	100	1.691.416.925	100	1.001.164	100	1.291.552.041	100	1.098.047.629	100
G1-17	1.051.937.925	100	5.615.659	100	949.918.103	100	232.654	100	810.699.630	100	693.055.502	100
G1-18	2.655.564.913	100	2.247.204.003	100	2.655.564.913	100	2.017.994.062	100	2.655.564.913	100	2.164.154.922	100
G1-19	1.915.924.626	100	1.729.641.321	100	1.915.924.626	100	1.668.834.409	100	1.915.924.626	100	1.676.222.577	100
G1-20	1.599.503.554	100	6.731.943	100	1.513.547.760	100	1.018.711	100	1.580.466.181	100	1.044.621.354	100
G1-21	2.145.715.062	100	73.181.493	100	2.406.508.445	100	2.534.169	100	2.406.508.445	100	2.608.773	100
G1-22	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
G1-23	1.888.898.295	100	14.308.154	100	1.888.898.295	100	1.040.712.565	-	1.060.692.946	100	1.025.986.612	100
Média	601.582.757	85	185.628.216	75	606.771.300	85	215.675.123	78	552.267.265	84	350.642.960	76
Temp. médio	3003,71		3.187,86		3.287,40		3.289,61		3.188,79		3.291,30	
Nº melhores soluções	3		10		2		8		4		6	
Nº inst. sem sol. int. fact.	1		1		1		1		1		1	

Nº inst. sem sol. int. fact. = Número de instâncias sem soluções inteiras factíveis.

Fonte: Elaboração própria.

Na Tabela 12 apresta-se o resumo do valor retornado na FO para cada método de fixação de variáveis e tipo de heurística utilizada, a última linha representa a média dos resultados obtidos.

Tabela 12. Comparação da função objetivo encontrada por tipo de estratégia por heurística

Heurística	Método de fixação de variáveis	
	A	B
H1	601.582.757	185.628.216
H2	606.771.300	215.675.123
H3	552.267.265	350.642.960
Média	586.873.774	250.648.766

Fonte: Elaboração própria.

Vemos pela Tabela 12 que a heurística H1B τ_1 (400 seg. na fase I e 3.600 seg. na fase II) é a que apresenta melhores resultados na média na resolução das instâncias da literatura.

Analisando os resultados da Tabela 11 e Tabela 12 onde mostra-se para cada tipo de heurística e tipo de estratégia utilizada o retorno na média da função objetivo, vê-se que em média, pela Tabela 12, o melhor desempenho nos resultados é encontrado pela estratégia B nas heurísticas H1B, H2B e H3B sendo 43% menor que o valor médio da estratégia de fixação A (586.873.774). Lembrando que existem duas estratégias de fixação de variáveis, sendo A ($\sum_{i \in J} Z_{mijt} = 0$) relacionada a produção do item no sequenciamento e B a produção do lotes ($Y_{mjt} = 0$), veja Tabela 6.

Portanto, dada toda a discussão acima, pode-se concluir que a melhor heurística decomposição que apresenta melhor resultado computacional é H1B τ_1 .

7 Comparação dos resultados H1B com método proposto na literatura científica

Analisando os resultados obtidos no Capítulo 6 pela heurística de decomposição H1B τ_1 , que apresenta os melhores resultados dentre as 18 estratégias apresentadas no Capítulo 5, percebeu-se que as instâncias baseadas em dados reais da literatura (G1) apresentam capacidades folgadas e custos não balanceados. Por esse motivo novos exemplares mais ajustados foram gerados para representar diferentes cenários, agrupados em três grupos adicionais (G2, G3 e G4), apresentados na Seção 7.1. A partir de agora no presente texto, por questão de simplificação, H1B τ_1 será chamada simplesmente de H1B.

Por outro lado, tendo em vista que existem diferentes métodos na literatura para resolver o problema estudado, na Seção 7.2 realiza-se uma comparação dos diferentes trabalhos encontrados para selecionar o melhor método proposto na literatura, utilizando os quatro grupos de instâncias.

Na Seção 7.3, realiza-se a comparação entre o melhor método da literatura e a melhor heurística de decomposição (H1B) encontrada do presente trabalho no Capítulo 6.

A heurística da literatura FXO+VNDS também foi testada com a solução inicial dada pela H1B τ_1 , e seus resultados são apresentados na Seção 7.4. Os resultados dessa heurística são comparados aos resultados do melhor método encontrado na literatura para o problema.

Na Seção 7.5 são apresentados os resultados da calibragem dos parâmetros relacionados SA, e logo depois são mostrados os resultados dessa meta-heurística.

7.1 Geração de novas instâncias

Com o objetivo de verificar os desempenhos dos diferentes métodos propostos para o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes com limpezas temporais (Seção 3), instâncias adicionais considerando parâmetros mais ajustados foram geradas para representar diferentes cenários do problema estudado.

Fazendo uma análise dos resultados obtidos por H1B nos custos e quantidades de produto em atraso e estoque, e a porcentagem de utilização dos tanques e linhas, se evidencia a possibilidade de ajustá-los a situações mais realistas. Na Tabela 13 apresenta-se na primeira coluna o nome das instâncias e nas próximas três colunas a média dos custos de estoque, atraso e troca nos parâmetros para cada exemplar do grupo G1. A partir da quinta coluna estão os valores das capacidades utilizadas no tanque e linha, o valor total da função objetivo, o *gap*, os

custos totais de troca de itens, a quantidade de produto em estoque e em atraso, e na última coluna o número total requerido de limpezas temporais nos tanques preparatórios e nas linhas.

Os custos de estoque (h_j^+), atraso (h_j^-) e troca (c_{ij}) encontrados na literatura foram gerados utilizando as seguintes distribuição uniformes (veja Anexo A, para detalhar a geração de instâncias na literatura):

$$h_j^+ \rightarrow U[10; 20]; \quad h_j^- \rightarrow h_j^+ * 10; \quad c_{ij} = 10 * \left(\frac{b^I_{ij} + b^{II}_{ij}}{\max_{\forall i, j \in J \setminus i_0} \{b^I_{ij} + b^{II}_{ij}\}} \right).$$

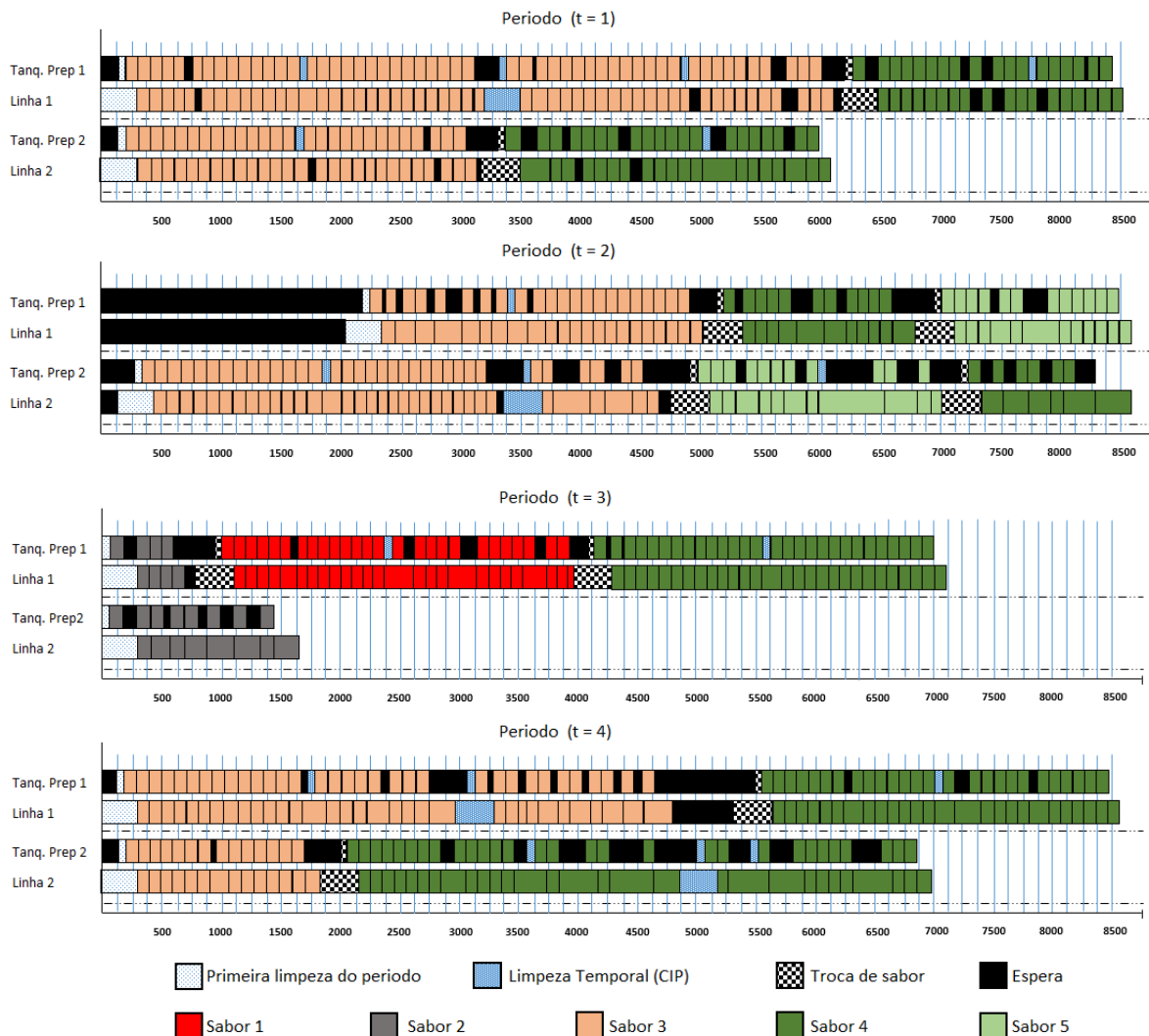
Tabela 13. Parâmetros e resultados H1B do grupo G1

Inst	Parâmetros de Custos			Valores calculados ou retornados na solução							
	Estoque (und) \bar{x}	Atraso (und) \bar{x}	Troca (und) \bar{x}	Cap. Util. Tanque	Cap. Util. Linha	Custo Total (FO)	Gap	Custo de Troca	Quant. Estoque	Quant. Atraso	Total Lim.
G1-1	10	100	2,11	76%	100%	14	0%	10	-	-	4
G1-2	10	100	2,11	79%	100%	14	0%	10	-	-	4
G1-3	26,09	260,9	6,03	98%	98%	65	68%	29	-	-	33
G1-4	16,44	164,4	6,31	98%	99%	70	74%	31	-	-	29
G1-5	15,24	152,4	6,33	98%	98%	59	44%	37	-	-	21
G1-6	14,54	145,4	5,89	98%	99%	1.129.147	100%	44	80.732	-	20
G1-7	10	100	1,00	95%	70%	41	66%	18	-	-	22
G1-8	10	100	1,00	100%	100%	1.137.746	100%	19	65.020	4.875	21
G1-9	17,17	171,7	6,18	99%	99%	122	40%	111	-	-	11
G1-10	15,6	156,66	6,09	99%	99%	40.689	100%	37	2.710	-	23
G1-11	15,89	158,9	6,54	89%	90%	36	55%	8	-	-	27
G1-12	10	100	1,00	100%	100%	52	64%	26	-	-	24
G1-13	15,35	153,5	6,65	76%	87%	38	29%	15	-	-	22
G1-14	16,69	166,9	6,69	94%	94%	245.400	100%	241	13.460	-	19
G1-15	15,36	153,65	6,67	89%	91%	1.777.657	100%	301	94.540	-	3
G1-16	16,67	166,72	6,68	97%	99%	2.807.023	100%	638	221.179	-	0
G1-17	16,72	167,15	5,93	93%	95%	5.615.659	100%	445	34.599	27.181	3
G1-18	16,24	162,4	6,27	90%	93%	2.247.204.003	100%	308	19.193	4.909.453	0
G1-19	14,57	145,7	6,51	85%	88%	1.729.641.321	100%	486	18.820	5.046.120	0
G1-20	15,57	155,7	6,47	73%	74%	6.731.943	100%	655	269.712	12.601	0
G1-21	14,79	147,9	6,45	68%	70%	73.181.493	100%	990	390.443	95.891	0
G1-22	13,97	139,7	6,67								
G1-23	15,76	157,6	7,07	70%	75%	14.308.153	100%	830	140.077	5.474	0

Fonte: Elaboração própria.

Para ilustrar o expressado na Tabela 13, a Figura 13 apresenta o resultado do planejamento da produção para G1-7 encontrado por H1B. Note-se como nos diferentes tanques preparatórios e linhas de envase durante os diferentes períodos não se utiliza por completo a capacidade desse exemplar (8550), pelo qual, apresenta-se capacidade folgada.

Figura 13. Diagrama de Gantt, planejamento da produção exemplar G1-5.



Fonte: Elaboração própria.

Na Tabela 13 é possível notar exemplares com *gap* muito alto sem presença de atraso em suas soluções, como também utilização de capacidade nos tanques e linhas menores do que 90% (veja G1-12 e G1-14) sem presença de atraso, o que sugere que existe capacidade disponível para produzir que ainda não foi aproveitada. Portanto, se a solução fosse ótima os atrasos seriam ainda menores ou nulos, o que sugere que podemos diminuir a capacidade das máquinas e linhas para então obter instâncias mais restritas.

Após uma análise dos custos de troca, percebe-se que seu valor é proporcional aos tempos gasto para fazer limpezas nos tanques (b^I_{ij}) e linhas (b^{II}_{ij}) para poder trocar de item.

Como mostrado na geração de instâncias, ressalta-se que o custo de troca varia em $[0;10]$ como se pode observar na Tabela 13 o no Anexo A.

Dessa forma, a partir das instâncias G1, propõem-se novos conjuntos de instâncias. Para esses novos conjuntos, os custos de troca são conservados de acordo com os valores das instâncias de G1. Os custos de estoque terão um custo menor, dado que as bebidas à base de frutas não precisam condições sofisticadas de armazenamento ($h_j^+ \in U[0,5; 2]$). Além disso, levando em consideração que o atraso é uma ação a ser evitada em qualquer companhia, este representará o custo mais alto dentre os parâmetros de custos de estoque e troca, procurando que seja a última opção de seleção na solução, ($h_j^- = (h_j^+ * 20 + \text{Maximo}[c_{ij}])$). Isto deve-se ao fato de que em uma companhia é mais importante atender a demanda com a produção no tempo certo, seja com produto em estoque ou produzindo a quantidade requerida no momento certo, do que não atender a demanda dos clientes no tempo certo e perder credibilidade.

As estratégias de geração de cada grupo são apresentadas na Tabela 14.

Tabela 14. Grupo de Instâncias

Grupo	Descrição
G1	Instâncias da literatura.
G2	Instâncias de G1 com 10% menos da capacidade.
G3	Instâncias de G1 com custo de estoque e atraso ajustados, $h_j^+ \in U[0,5; 2]$, $h_j^- = (h_j^+ * 20 + \text{Maximo}[c_{ij}]$
G4	Instâncias de G3 com G2, isto é custo de estoque e atraso ajustados $h_j^+ \in U[0,5; 2]$, $h_j^- = (h_j^+ * 20 + \text{Maximo}[c_{ij}]$ e capacidade reduzida 10%.

Fonte: Elaboração própria.

Na Tabela 15 mostra-se os resultados obtidos pelo grupo G4, se pode observar a importância de obter diferentes cenários de produção e assim instâncias mais ajustadas para obter melhor comparação dos métodos de solução. Note-se como os resultados do grupo com maior ajuste em seus parâmetros (G4) começa a ter maior porcentagem de utilização nos tanques e linhas de produção, além disso, presença de atraso nos exemplares com *gap* ainda altos, comparado com o grupo G1 (instâncias da literatura) apresentadas na Tabela 13.

Tabela 15. Parâmetros e resultados H1B $\tau 1$ do grupo G4

Inst	Parâmetros de Custos			Valores calculados ou retornados na solução							
	Estoque (und) \bar{x}	Atraso (und) \bar{x}	Troca (und) \bar{x}	Cap. Util. Tanque	Cap. Util. Linha	Custo Total (FO)	Gap	Custo de Troca	Quant. Estoque	Quant. Atraso	Total Lim.
G4-1	1,03	24,65	2,11	100%	100%	14	0%	10	-	-	4
G4-2	0,9	22,19	2,11	60%	81%	14	0%	10	-	-	4
G4-3	1,53	39,52	6,03	100%	100%	897.314	100%	44	-	12.976	21
G4-4	1,43	31,69	6,31	100%	100%	1.032.804	100%	54	-	22.110	14
G4-5	1,58	36,63	6,33	100%	100%	719.552	100%	37	-	10.492	13
G4-6	1,35	37,12	5,89	100%	100%	5.355.401	100%	38	-	109.687	17
G4-7	1,15	23,96	1	100%	100%	51	66%	19	-	-	18
G4-8	1,3	27,23	1	99%	100%	1.179.283	100%	18	-	48.875	24
G4-9	1,17	33,59	6,18	99%	100%	4.387	99%	140	3.315	-	10
G4-10	1,57	41,45	6,09	100%	100%	1.238.940	100%	44	11.667	20.279	18
G4-11	1,17	33,55	6,54	93%	100%	48	64%	21	-	-	27
G4-12	1,27	26,48	1	93%	94%	47.353	100%	25	86.935	-	27
G4-13	1,03	29,42	6,65	98%	100%	38	36%	15	-	-	22
G4-14	1,37	36,96	6,69	93%	93%	6.881.795	100%	283	754.757	1.397	8
G4-15	1,29	35,93	6,67	100%	100%	550.894	100%	316	109.865	8.768	2
G4-16	1,22	34,56	6,68	100%	100%	282.402	100%	611	221.179	-	-
G4-17	1,12	32,39	5,93	99%	99%	983.261	100%	450	34.599	27.181	-
G4-18	1,33	36,68	6,27	100%	100%	117.869.185	100%	553	504.311	1.085.941	5
G4-19	1,27	35,37	6,51	100%	100%	460.804.998	100%	707	1.549	5.173.450	-
G4-20	1,29	35,82	6,47	70%	85%	230.499.953	100%	228	12.060	2.812.244	1
G4-21	1,25	30,05	6,45	76%	78%	104.331.341	100%	599	386.912	546.792	-
G4-22	1,37	37,43	6,67								
G4-23	1,26	35,16	7,07	33%	39%	234.707.238	100%	78	-	1.869.588	-

Fonte: Elaboração própria.

Assim, de agora em diante, tem-se quatro grupos de instâncias, cada um com 23 exemplares, sendo um total de 92 instâncias. Elas não mudam de dimensão entre os grupos, porém se continua apresentando as dimensões descritas na Tabela 9.

Por exemplo os exemplares de 1 à 5 dos quatro grupos possuem 3 itens, 2 máquinas e 2 períodos.

Nas próximas seções utilizaremos os novos exemplares para os experimentos computacionais. No entanto, como os exemplares 1 e 2 apresentaram soluções ótimas em tempos computacionais razoáveis (antes de 60 seg.) e não são um desafio, eles não serão considerados. Portanto, daqui em diante serão utilizadas 84 instâncias: G1-3 à G1-23, G2-3 à G2-23, G3-3 à G3-23, G4-3 à G4-23.

7.2 Comparação entre os métodos da literatura

Conforme explicado na subseção 2.2 do Capítulo 2, existem vários métodos de solução propostos para o problema em estudo. Toscano, Ferreira e Morabito (2019) trataram o problema apresentado na Seção 4 considerando tempos e custos de troca independentes da sequência de

produção. Os autores propuseram heurísticas de decomposição para o problema em que o dimensionamento e sequenciamento de lotes de um estágio é resolvido via modelo e o do outro estágio, juntamente com a sincronia entre eles, são determinados de maneira construtiva. Eles apresentam diferentes estratégias com relação ao tipo de estágio que é primeiramente resolvido e como é reduzida a capacidade do modelo para o processo de sincronia. Logo, Toscano, Ferreira e Morabito (2019) apresentam quatro heurísticas no total: S1HA, S1HB, S2HA e S2HB.

Em Toscano et al. (2019) os autores tratam exatamente o problema apresentado na Seção 4, considerando tempos e custos dependentes da sequência de produção. Os autores propõem um modelo que calcula de maneira aproximada as limpezas temporais e que exige um pós-processamento para a realização da sincronia entre os estágios. Esse modelo é chamado de *Relaxed Model* (RM). Como as limpezas temporais e esperas entre os estágios são estimadas, pode acontecer, após a sincronia, de uma solução ser inactível do ponto de vista da capacidade. Assim, os autores apresentam uma heurística de duas fases, chamada "*Feasibility and Improvement Heuristic of the Relaxed Model Solution*" (FIHTMS): a primeira é uma fase de factibilização da solução obtida com o modelo relaxado RM e a segunda trata-se de uma fase de melhoria dessa solução factível. Duas variações dessa heurística são testadas: FIHTMS-R e FIHTMS-P, sendo a primeira mais rápida do que a segunda.

Toscano, Ferreira e Morabito (2020) apresentam um modelo integrado para o problema: *Synchronized 2-Stage Lot-sizing and Scheduling Problem with Temporal Cleanings* (S2LSPTC), que é o mesmo modelo apresentado no Capítulo 4 dessa dissertação. Além disso os autores fazem uma adaptação para as heurísticas propostas em Toscano, Ferreira e Morabito (2019) para o caso de tempos e custos de trocas dependentes da sequência. Os autores chamam essas heurísticas de S1HA-DS, S1HB-DS, S2HA-DS e S2HB-DS e concluem que entre essas quatro a S1HB-DS é a que apresenta os melhores resultados. Com base no modelo integrado por eles proposto, os autores também apresentam três heurísticas *fix-and-optimize* com processos de busca em vizinhança, sendo uma delas hibridizada com uma heurística VNDS: FXON1, FXON2 e FXO-VNDS. Os autores utilizam o resultado da S1HB-DS como solução inicial para essas heurísticas *fix-and-optimize* e chegam a conclusão que a FXON1 apresenta o melhor desempenho.

No Trabalho de Toscano (2017) são apresentados com mais detalhe as características das heurísticas e processos em busca na vizinhança propostos em Toscano, Ferreira e Morabito (2020), no entanto, utilizam outra nomenclatura. Sendo assim a S1HB-DS e a FXON1 de Toscano,

Ferreira e Morabito (2020) são chamadas por Toscano (2017) de HE1B-DS e FXOV2, respectivamente. Assim, de agora em diante S1HB-DS com FXON1 será chamada de HE1B-DS+FXOV2.

A seguir, na Tabela 16 é apresentada a descrição resumida dos melhores métodos encontrados.

Tabela 16. Melhores estratégias utilizadas na literatura

Estratégia	Método Utilizado	Referência
Estratégia 1	Resolução do modelo MDSL-2E-LT com CPLEX parametrizado	(TOSCANO, 2017)
Estratégia 2	HE1B-DS - Adaptação da Heurística do artigo de Toscano, Ferreira e Morabito (2019), para o caso dependente da sequência	(TOSCANO, 2017) e (TOSCANO; FERREIRA; MORABITO, 2019)
Estratégia 3	HE1B-DS + FXOV2 - Fix&Optimize com busca na vizinhança. (1200 Seg. para HE1B-DS + 2400 seg. para FXOV2).	(TOSCANO, 2017) e (TOSCANO; FERREIRA; MORABITO, 2020)
Estratégia 4	HFMMR-P- Modelo alternativo estimativo das limpezas temporais com heurística ajustando a capacidade com parâmetro matemático.	(MARKS; GELDER, 1966)
Estratégia 5	HFMMR-R- Modelo alternativo estimativo das limpezas temporais com heurística ajustando a capacidade com parâmetro probabilístico.	

Fonte: Elaboração própria.

Dessa forma, nessa seção realiza-se uma comparação entre os métodos propostos na literatura científica. Para isso foram utilizadas as 84 instâncias dos quatro grupos (G1 à G4), descritos na Seção 7.1.

Toscano (2017) realiza uma comparação entre as estratégias 1, 2 e 3 da Tabela 16, e segundo a autora o método que obteve o melhor desempenho foi o HE1B-DS+FXOV2. O método HE1B-DS+FXOV2 é composto por uma heurística construtiva (HE1B-DS) que fornece uma solução inicial para uma Fix & Optimize com busca em vizinhança (FXOV2).

Por outro lado, as estratégias 4 e 5 da Tabela 16 (HFMMR-P, HFMMR-R), propostas por TOSCANO et al., (2019), ainda não foram comparados na literatura com HE1B-DS+FXOV2. Dessa forma, nesta seção serão comparados esses métodos: HE1B-DS+FXOV2, HFMMR-P e HFMMR-R.

Os testes computacionais foram realizados no mesmo computador com as características descritas ao início do Capítulo 6, no entanto, utilizando a linguagem de modelagem AMPL e com o tempo máximo de solução de 3.600 segundos.

Nas Tabelas 17 e 18 mostram-se os valores totais da função objetivo e tempos computacionais das três estratégias da literatura (HE1B-DS+FXOV2, HFMMR-P e HFMMR-

R), sendo assim a primeira coluna é o nome das instâncias, a segunda e terceira colunas o valor da função objetivo e os tempos computacionais gastos em cada método respectivamente. Na penúltima linha é apresentada a média dos valores da função objetivo e tempos computacionais para cada um dos quatro grupos de instâncias testados e na última linha a quantidade de instâncias em que cada método encontrou o melhor resultado. O símbolo (*) representa que naquele método alcança o limite de tempo sem uma solução inteira factível. Foi vista que nesses casos o Modelo Completo, embora com uma solução inicial não encontra uma nova solução, enquanto, o símbolo (-) na tabela significa que para a instância o limite de tempo ou a memória do computador foram excedidos sem que o CPLEX conseguisse carregar o Modelo Completo com a solução inicial da fase I.

Fazendo uma análise dos resultados das Tabela 17 e 18, pode-se afirmar que a estratégia HE1B-DS + FXOV2 teve o melhor desempenho entre os métodos encontrados na literatura referentes ao dimensionamento e sequenciamento de lotes em bebidas à base de frutas. Para essa estratégia, a média dos 84 exemplares com valor da função objetivo 65.732.281 (G1: 80.566.447, G2: 105.906.803, G3: 18.511.043 e G4: 57.944.832) sendo 16% do valor na média total dos quatro grupos das estratégias HFMMR-P (410.962.037) e HFMMR-R (412.255.295).

Tabela 17. Resultado da FO e tempos computacionais gastos nos métodos da literatura G1 e G2.

Inst.	HFMMR-P		HFMMR-R		HEIB-DS + FXOV2				Inst.	HFMMR-P		HFMMR-R		HEIB-DS + FXOV2			
	FO	Tem.	FO	Tem.	HEIB-DS		+ FXOV2	FO		FO	Tem.	FO	Tem.	HEIB-DS		+ FXOV2	
					FO	Tem.								FO	Tem.		FO
G1-3	58	602	59	653	1.967.375	57	81	G2-3	5.310.902	1.799	5.578.960	1.633	12.335.929	229	2.690.018		
G1-4	69	653	65	607	60	120	57	G2-4	9.721.092	1.738	8.504.904	1.275	48.609.970	414	7.528.664		
G1-5	58	601	58	601	777.025	80	63	G2-5	4.585.091	1.015	4.983.051	968	7.638.754	90	3.852.165		
G1-6	1.830.846	1.939	1.860.267	1.471	44.874.912	424	7.372.120	G2-9	30.971.253	3.732	32.715.818	3.600	95.668.784	455	30.657.547		
G1-7	43	1.207	45	693	47	112	41	G2-6	45	2.268	46	1.804	54.823.223	783	41		
G1-8	2.154.215	3.302	1.907.677	1.359	2.640.797	411	1.237.544	G2-7	13.004.215	3.002	14.012.549	1.201	111.946.912	485	12.936.298		
G1-9	115	603	116	602	56.376.496	520	140	G2-8	97.669	3.600	93.675	3.600	12.039.238	1.051	16.860		
G1-10	59.114	1.200	59.112	973	22.829.156	407	73.165	G2-10	11.208.238	3.600	10.371.281	3.600	21.698.557	300	4.538.367		
G1-11	47	603	47	603	47	278.94	41	G2-14	52	603	52	603	53	319	48		
G1-12	20.679	3.600	20.678	1.801	1.280.170	221	51	G2-11	1.310.876	3.600	1.381.438	3.600	90.989.988	437	1.871.969		
G1-13	36	10	33	66	32	14.94	31	G2-12	33	77	33	90	32	31	31		
G1-14	208.155	2.402	208.943	1.802	372.026	301.90	133.989	G2-13	485.641	2.402	481.395	1.203	18.864.673	436	475.127		
G1-15	218	1.213	259	1.201	10.514.071	895.62	10.514.071	G2-15	215	1.873	215	1.873	157.289.124	772	149.386		
G1-16	589.941.846	1.204	360.939.346	1.204	485	841.90	485*	G2-16	351.407.839	1.205	260.188.861	1.807	34.091.641	731	34.091.640*		
G1-17	321.103	783	206.077	1.202	1.688.772	1.116	1.688.772*	G2-17	66.535.384	1.202	91.993.944	1.203	31.360.206	1.200	31.360.205*		
G1-18	2.653.436.008	1.206	2.655.564.913	1.204	521.567.033	806	521.567.033*	G2-18	2.655.564.913	1.205	2.655.564.913	1.204	635.803.054	716	635.803.053*		
G1-19	1.915.924.626	1.206	1.844.038.893	1.812	280.947.217	611	280.947.216*	G2-19	1.915.924.626	1.207	1.479.948.023	1.813	461.270.025	664	461.270.024*		
G1-20	1.525.023.849	1.809	1.599.503.554	1.203	77.558.272	843	77.558.271*	G2-20	1.518.871.791	1.207	1.599.503.554	1.203	91.947.623	1.016	91.947.623*		
G1-21	2.398.132.538	1.227	2.406.508.445	1.208	85.215.766	1.095	-	G2-21	2.405.982.872	1.208	2.403.501.735	1.207	105.694.405	777	-		
G1-22	3.449.992.588	1.809	3.449.992.588	1.210	705.582.395	746	-	G2-22	3.448.619.887	1.210	3.446.495.404	1.210	798.506.950	1.072	-		
G1-23	1.888.898.295	2.842	1.888.898.295	1.206	4.272	1.004	-	G2-23	1.888.898.295	1.206	1.884.644.797	1.205	652.430	1.046	-		
Méd.	686.949.738	1.429	676.652.832	1.080	86.390.296	536	50.060.720	Méd.	682.309.568	1.855	661.903.078	1.710	132.915.789	620	73.288.281		
N. melhores soluções	5		2		8		12	N. melhores soluções	2		1		8		16		

Fonte: Elaboração própria

Tabela 18. Resultado da FO e tempos computacionais gastos nos métodos da literatura G3 e G4.

Inst.	HFMMR-P		HFMMR-R		HE1B-DS + FXOV2			Inst.	HFMMR-P		HFMMR-R		HE1B-DS + FXOV2		
	FO	Tempo	FO	Tempo	HE1B-DS		+ FXOV2 FO		FO	Tempo	FO	Tempo	HE1B-DS		+ FXOV2 FO
					FO	Tempo							FO	Tempo	
G3-3	59	607													
			58	620	59	36	56	G4-3	1.748.935	3.600	2.118.376	1.057	3.393.698	80	751.546
G3-4	66	611						G4-4	2.460.029	1.640	2.670.613	2.720	8.157.922	431	2.710.041
			63	617	60	154	57	G4-5	1.443.548	1.245	1.753.551	2.974	2.080.227	82	1.109.364
G3-5	58	414						G4-9	6.775.587	3.002	7.473.102	3.600	22.046.851	452	6.166.987
			58	601	662.025	181	65	G4-6		2.405		690	47.121.634	1.077	1.952.248
G3-9	90.045	1.702	90.455	1.647	8.384.214	456	45.454	G4-7	1.660.223	3.600	1.713.723	1.205	11.474.962	428	1.335.774
G3-6	44	1.801	46	1.201	48	189	40	G4-8		3.600	5.530	3.600	11.413.491	672	288.257
G3-7	314.807	3.600	308.353	1.201	13.538.643	435	1.558.790	G4-10	2.941.389	2.402	2.822.240	3.007	5.549.633	259	1.034.355
G3-8	116	601	115	602	5.016.359	490	116	G4-14	52	604		603	55	259	48
G3-10	7.505	698	7.503	941	1.133.085	313	6.709	G4-11	71.756	3.600	80.592	1.201	11.641.883	414	84.352
G3-14	45	606	46	603	47	209	41	G4-12	32	75	33	102	32	15	31
G3-11	18.370.612	3.600	2.020	3.600	4.031.412	425	57	G4-13	21.135	2.402	20.909	1.201	2.772.273	446	36.869
G3-12	32	60	32	57	36	28	31	G4-15	236	1.817	263	724	19.282.974	585	223.418
G3-13	8.370	3.600	9.409	1.203	10.969	185	7.263	G4-16	69.395.286	1.807	69.735.994	1.204	6.167.677	737	6.167.677*
G3-15	255	759	229	686	20.913.283	668	1.856	G4-17	360	3.600	3.916.433	1.805	9.001.233	960	9.001.232*
G3-16	104.847.051	1.205	54.486.311	1.806	18.372	782	18.372*	G4-18	538.991.510	1.205	538.991.510	1.204	170.046.745	791	170.046.744*
G3-17	2.627.387	1.203	326	1.378	839.107	1.139	839.107*	G4-19	507.242.829	1.207	507.242.829	1.205	92.993.028	588	92.993.028*
G3-18	538.991.510	1.207	536.374.801	1.205	159.862.608	732	159.862.608*	G4-20	261.690.280	1.213	317.360.117	1.802	46.486.198	745	46.486.198*
G3-19	493.185.492	1.207	490.891.204	1.208	97.857.553	687	97.857.553*	G4-21	608.666.528	1.208	613.998.991	1.208	58.180.070	1.095	-
G3-20	310.689.476	1.811	314.467.138	1.209	18.143.741	863	18.143.741*	G4-22	815.181.518	1.210	818.201.132	1.210	818.262.541	1.013	-
G3-21	613.998.991	1.208	613.998.991	1.208	8.795.729	1.034	-	G4-23	27.540.559	1.820	400.931.957	1.205	10.695	1.174	-
G3-22	818.262.413	1.211	818.262.413	1.210	101.593.060	948	-	Méd.	135.516.049	2.060	156.620.882	1.597	64.099.230	586	18.910.454
G3-23	19.134.301	1.810	401.832.599	1.206	1.195	974	-	N. melhores soluções							
Méd.	139.072.792	1.406	153.844.389	1.143	20.990.553	520	15.463.440	N. melhores soluções		7		3		6	10

Fonte: Elaboração própria

Na Tabela 19 apresenta-se a média dos quatro grupos de instâncias na função objetivo e tempo computacional.

Tabela 19. Média da FO e tempos computacionais para os quatro grupos de instâncias.

Média	FO	Tempo computacional
HFMMR-P	410.962.037	1.688
HFMMR-R	412.255.295	1.382
HE1B-DS+FXOV2	65.732.281	3.569

Fonte: Elaboração própria

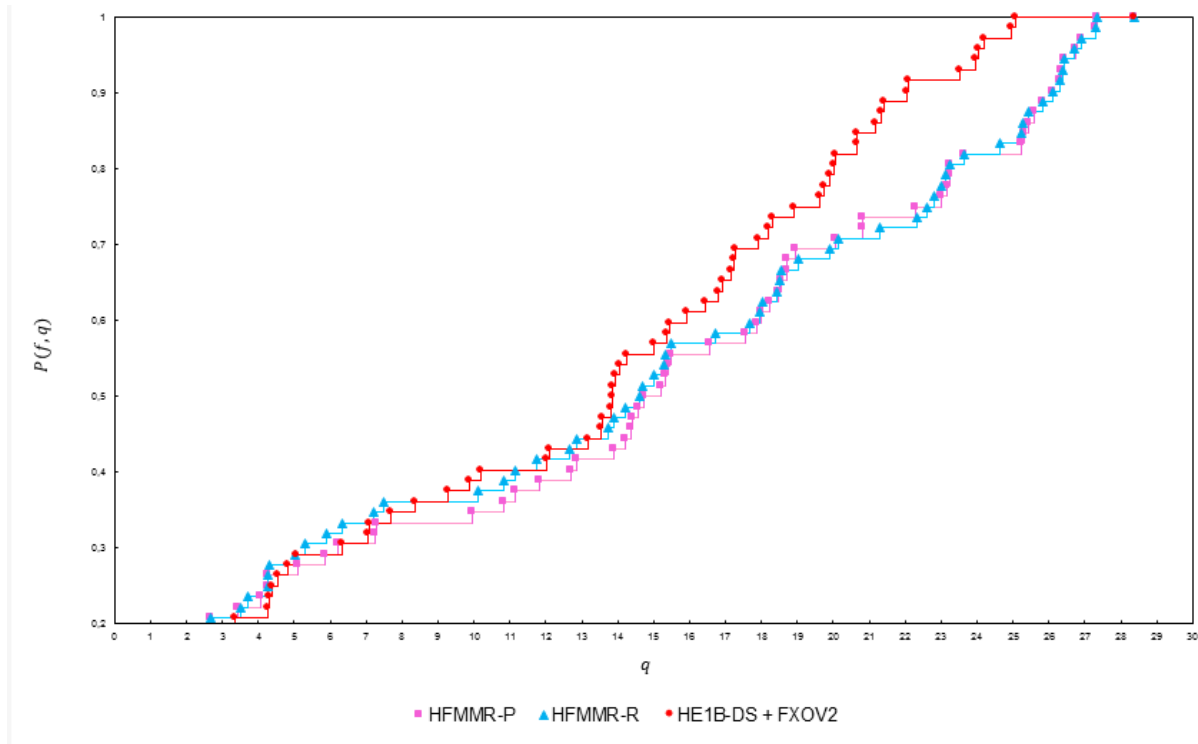
A HFMMR-R apresenta melhores tempos computacionais em média considerando os quatro grupos de instâncias 1.382 seg. comparada com 1.688 seg. para HFMMR-P e 3.569 seg. para HE1B-DS+FXOV2.

O método HE1B-DS+FXOV2 encontra melhor FO em 51 das 84 instâncias (61%), HFMMR-P encontra melhor FO em 15 instâncias (18%) e HFMMR-R encontra melhor fo em 11 instâncias (13%). Ressalta-se que qualquer dos três métodos encontra solução inteira factível para as 84 instâncias testadas, sabendo que HE1B-DS+FXOV2 é composta por duas fases.

O perfil de desempenho para FO dessas estratégias é apresentado na Figura 14. Como era de esperar, observa-se que HE1B-DS+FXOV2 apresenta melhor desempenho, no entanto nas instâncias maiores nos exemplares de 17 a 23 dos quatros grupos, a estratégia ainda continua sendo um desafio apresentando *gap* de 100%.

Na Figura 14 apresenta-se o perfil de desempenho da FO das três estratégias da literatura. Veja que HE1B-DS+FXOV2 apresenta uma convergência mais rápida que os outros métodos.

Figura 14. Perfil de desempenho da FO para os métodos encontrados na literatura



Fonte: Elaboração própria

Na Figura 14, HE1B-DS+FXOV2 converge mais rapidamente a 1, sendo $q = 25$, enquanto, as outras duas heurísticas comparadas convergem em $q = 27,4$.

Pode-se concluir que HE1B-DS+FXOV2 apresenta melhores resultados entre os métodos encontrados na literatura, tanto pelos resultados retornados de FO como com relação ao número de instâncias que retornam soluções inteiras factíveis. Cabe ressaltar que esse método é composto por duas fases: na primeira uma heurística construtiva e na segunda fase uma *Fix & Optimize* com busca em vizinhança (FXOV2).

7.3 Comparação entre a melhor estratégia de decomposição H1B e o método da literatura HE1B-DS+FXOV2

Nas seções anteriores definimos, através de comparações de resultados, o melhor método da literatura científica (HE1B-DS+FXOV2) e a melhor heurística de decomposição proposta no presente trabalho (H1B) para o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes em bebidas à base de frutas. Nessa seção é organizada uma comparação entre esses métodos a fim de verificar qual possui melhor desempenho computacional para resolver o problema.

Na tabela 20 são apresentados os valores retornados de função objetivo e tempos computacionais gastos para cada heurística. Na antepenúltima linha é apresentada a média dos valores para cada um dos quatro grupos de instâncias testados, na penúltima linha resultados estatísticos de cada estratégia como: desvio padrão (σ) e coeficiente de variação (*c. v.*) e na última linha a quantidade de instâncias em que cada método encontra o melhor valor. O valor da melhor função objetivo está destacada em negrito para mostrar o método que apresenta o melhor resultado em cada instância.

O símbolo (*) representa que a instância alcança o limite de tempo sem melhorar a solução inteira factível da fase I, enquanto o símbolo (-) na tabela significa que para a instância o limite de tempo ou a memória são alcançados, ou o CPLEX não consegue carregar o modelo da solução inicial.

Tabela 20. FO e tempos computacionais dos melhores métodos H1B e HE1B-DS + FXOV2.

Inst.	H1B		HE1B-DS + FXOV2		%	Inst.	H1B		HE1B-DS + FXOV2		%
	FO	Temp.	FO	Temp.			FO	Temp.	FO	Temp.	
G1-3	65	3.600	81	3.600	-20	G2-3	1.299.741	3.600	2.690.018	3600	-52
G1-4	70	3.600	57	3.600	19	G2-4	4.379.127	3.600	7.528.664	3600	-42
G1-5	59	3.600	63	3.600	-7	G2-5	4.553.651	3.600	3.852.165	3600	15
G1-6	1.129.147	3.600	7.372.120	3.600	-85	G2-6	27.512.220	3.600	30.657.547	3600	-10
G1-7	41	3.600	41	3.600	0	G2-7	45	3.600	41	3600	9
G1-8	1.137.746	3.600	1.237.544	3.600	-8	G2-8	10.747.125	3.600	12.936.298	3600	-17
G1-9	122	3.600	140	3.600	-13	G2-9	49.853	3.600	16.860	3600	66
G1-10	40.689	3.600	73.165	3.600	-44	G2-10	6.395.848	3.600	4.538.367	3600	29
G1-11	36	3.600	41	3.600	-14	G2-11	52	3.600	48	3600	7
G1-12	52	3.600	51	3.600	2	G2-12	849.747	3.600	1.871.969	3600	-55
G1-13	38	3.600	31	2.991	19	G2-13	38	3.600	31	2866	19
G1-14	245.400	3.600	133.989	3.600	45	G2-14	42.866.023	3.600	475.127	3600	99
G1-15	1.777.657	3.600	10.514.071	3.600	-83	G2-15	451.424	3.600	149.386	3600	67
G1-16	2.807.023	1.292	485	*	100	G2-16	2.807.093	3.600	34.091.641	*	-92
G1-17	5.615.659	3.600	1.688.772	*	70	G2-17	457	3.600	31.360.206	*	-100
G1-18	2.247.204.003	3.600	521.567.033	*	77	G2-18	2.299.697.639	3.600	635.803.054	*	72
G1-19	1.729.641.321	3.600	280.947.217	*	84	G2-19	38.485.125	3.600	461.270.025	*	-92
G1-20	6.731.943	3.600	77.558.272	*	-91	G2-20	6.731.984	3.600	91.947.623	*	-93
G1-21	73.181.493	3.600	85.215.766	*	-14	G2-21	2.012.624.125	3.600	105.694.405	*	95
G1-22	-	3.600	705.582.395	*		G2-22	-	3.600	798.506.950	*	
G1-23	14.308.154	3.600	4.272	*	100	G2-23	1.063.874.472	3.600	652.430	*	100
Méd.	204.191.036	3.490	80.566.447	3.553	7	Méd.	276.166.289	3.600	105.906.803	3.544	1
$\sigma / c. v.$	616.157.709,10 / 3,02		190.518.547,18 / 2,36			$\sigma / c. v.$	686.335.243,50 / 2,49		228.261.886,90 / 2,16		
Nº melhores soluções	11		11			Nº melhores soluções	9		12		

Inst.	H1B		HE1B-DS + FXOV2		%	Inst.	H1B		HE1B-DS + FXOV2		%
	FO	Temp.	FO	Temp.			FO	Temp.	FO	Temp.	
G3-3	57	3.600	56	3.600	2	G4-3	897.314	3.600	751.546	3.600	16
G3-4	78	3.600	57	3.600	27	G4-4	1.032.804	3.600	2.710.041	3.600	-62
G3-5	58	3.600	65	3.600	-9	G4-5	719.552	3.600	1.109.364	3.600	-35
G3-6	46.094	3.600	45.454	3.600	1	G4-6	5.355.401	3.600	6.166.987	3.600	-13
G3-7	43	3.600	40	3.600	7	G4-7	51	3.600	1.952.248	3.600	-100
G3-8	61.088	3.600	1.558.790	3.600	-96	G4-8	1.179.283	3.600	1.335.774	3.600	-12
G3-9	118	3.600	116	3.600	2	G4-9	4.387	3.600	288.257	3.600	-98
G3-10	4.757	3.600	6.709	3.600	-29	G4-10	1.238.940	3.600	1.034.355	3.600	17
G3-11	36	3.600	41	3.600	-14	G4-11	48	3.600	48	3.600	0
G3-12	60	3.600	57	3.600	6	G4-12	47.353	3.600	84.352	3.600	-44
G3-13	38	3.600	31	3.600	19	G4-13	38	3.600	31	3.600	19
G3-14	4.739.785	3.600	7.263	3.600	100	G4-14	6.881.795	3.600	36.869	3.600	99
G3-15	503.211	3.600	1.856	3.600	100	G4-15	550.894	3.600	223.418	3.600	59
G3-16	282.401	2.078	18.372	*	93	G4-16	282.402	3600	6.167.677	*	-95
G3-17	28.159	3.600	839.107	*	-97	G4-17	983.261	3.600	9.001.233	*	-89
G3-18	447.347.275	3.600	159.862.608	*	64	G4-18	117.869.185	3.600	170.046.745	*	-31
G3-19	464.762.154	3.600	97.857.553	*	79	G4-19	460.804.998	3.600	92.993.028	*	80
G3-20	242.139.224	3.600	18.143.741	*	93	G4-20	230.499.953	3.600	46.486.198	*	80
G3-21	515.447.514	3.600	8.795.729	*	98	G4-21	104.331.341	3.600	58.180.070	*	44
G3-22	-	3.600	101.593.060	*		G4-22	-	3.600	818.262.541	*	
G3-23	235.485.705	3.600	1.195	*	100	G4-23	234.707.238	3.600	10.695	*	100
Méd.	95.542.393	3.528	18.511.043	3.600	27	Méd.	58.369.312	3.600	57.944.832	3.600	-3
$\sigma / c. v.$	179.670.800,41 / 1,88		43.969.971,40 / 2,38			$\sigma / c. v.$	120.804.389,76 / 2,07		179.210.272,82 / 3,02		
Nº melhores soluções	4		16			Nº melhores soluções	11		10		

Fonte: Elaboração própria

No grupo G1, H1B encontra melhor solução para 52% das instâncias (11 de 21), mas na média da função objetivo, FXOV2 retorna 80.566.447 sendo 40% do valor retornado na média por H1B (204.191.036) e apresenta menor valor no desvio padrão e coeficiente de variação comparado com H1B.

No grupo G2, H1B encontra melhor solução em 43% das instâncias (9 de 21) enquanto FXOV2 encontra melhor solução para 57% delas. Na média da função objetivo, FXOV2 retorna 105.906.803 sendo 38% do valor retornado na média por H1B (276.166.289) e apresenta menor valor no desvio padrão e coeficiente de variação comparado com H1B.

No grupo G3, é onde se evidencia a maior diferença entre os dois métodos, sendo FXOV2 superior. FXOV2 encontra melhor solução em 76% das instâncias (16 de 21) e retorna na média da função objetivo 18.511.043 sendo 19% do valor retornado na média por H1B (95.541.043).

No grupo G4, é onde se evidencia a maior semelhança entre os dois métodos com relação à média da função objetivo, a quantidade de melhores soluções e os valores estatísticos desvio padrão e coeficiente de variação, chegando a ganhar H1B. Sendo assim, a H1B é melhor em 52% das instâncias (11 de 21), enquanto FXOV2 retorna melhor média na função objetivo de 57.944.832 tendo uma redução de 1% comparado com o valor retornado na média por H1B (58.369.312). A heurística H1B apresenta menor valor no desvio padrão em 32% e menor coeficiente de variação em 33%. Se ressalta que este grupo de instancias é a que tem mais ajuste nos parâmetros comparada ao grupo G1, como se pode observar na Tabela 14.

Fazendo uma análise dos valores retornados na FO nos quatro grupos de exemplares, obtém-se que a média FXOV2 é 65.732.281 (G1: 80.566.447; G2: 105.906.803; G3: 18.511.043 e G4: 57.944.832) sendo 34% do valor na média total de H1B (194.166.289). Além disso, FXOV2 encontrou melhor FO em 58% das instâncias (49 de 84 instâncias) enquanto, H1B em 42%.

Tendo em vista a Tabela 20, os tempos computacionais são semelhantes entre os dois métodos, estando no intervalo de 3.490 a 3.600 seg. Sendo assim, a maioria das instâncias alcançaram o tempo máximo permitido (3.600 seg), exceto a G1-16 (1.292 seg) e a G3-16 (2.078 seg) para o método H1B.

7.4 Comparação dos métodos de solução H1B+FXOV2 e HE1B-DS+FXOV2

Pelas Tabelas 17 e 18 nota-se que a fase de melhoria *Fix & Optimize* (FXOV2) da heurística da literatura HE1B-DS+ FXOV2, nem sempre consegue melhorar a solução inicial (HE1B-DS). Esse fato mostra que essa heurística, embora seja boa, é dependente da solução inicial. Para maiores detalhes da heurística HE1B-DS+FXOV2, veja Apêndice F.

Tendo em vista que H1B é uma heurística construtiva para fornecer uma solução inteira factível para o problema e que essa heurística forneceu bons resultados computacionais, uma ideia interessante é usar a H1B como solução inicial da FXOV2.

A primeira parte da heurística da literatura HE1B-DS está configurada com 1.200 seg. do tempo total (3.600 seg.) da HE1B-DS+FXOV2. Assim, para utilizar H1B como solução inicial, ela também deve ter o tempo de 1.200 seg., ou seja, utiliza-se a configuração τ_3 da Seção 6.3, sendo assim nós poderemos utilizar H1B com configuração τ_3 como solução inicial para FXOV2.

Na Tabela 21 apresenta-se os valores das funções objetivo das soluções iniciais dadas por H1B e HE1B-DS, ambos em 1.200 seg. Apresentam-se também as soluções obtidas com a heurística de melhoria FXOV2, a partir de ambas soluções iniciais: H1B e HE1B-DS e o percentagem de melhora com respeito à solução inicial. Para finalizar na antepenúltima linha se mostra a média dos resultados, na penúltima linha resultados estatísticos de cada estratégia como: desvio padrão (σ) e coeficiente de variação (*c. v.*) da solução final e na última linha a quantidade de instancias que o método encontrou melhor solução. O símbolo (-) na Tabela significa que para a instância excede o limite de tempo ou memória e CPLEX não encontra uma solução factível.

Tabela 21. Valores retornados na FO para H1B, HE1B-DS e na segunda fase +FXOV2

Inst.	Solução Inicial (1.200 seg.)		Fase melhoria FXOV2 com		Melhora H1B / HE1B-DS	Inst.	Solução Inicial (1.200 seg.)		Fase melhoria FXOV2 com		Melhora H1B / HE1B-DS
	H1B	HE1B-DS	H1B	HE1B-DS			H1B	HE1B-DS	H1B	HE1B-DS	
G1-3	13.416.261	1.967.375	78	81	1 / 1	G2-3	80.545.190	12.335.929	3.787.179	2.690.018	1 / 0,8
G1-4	229.133.368	60	89	57	1 / 0,1	G2-4	244.632.673	48.609.970	58.387.191	7.528.664	0,8 / 0,8
G1-5	75	777.025	56	63	0,3 / 1	G2-5	4.803.305	7.638.754	3.566.056	3.852.165	0,3 / 0,5
G1-6	12.835.281	44.874.912	4.840.258	7.372.120	0,6 / 0,8	G2-6	35.527.233	95.668.784	27.040.012	30.657.547	0,2 / 0,7
G1-7	49	47	41	41	0,2 / 0,1	G2-7	15.190	54.823.223	42	41	1 / 1
G1-8	1.887.745	2.640.797	487.550	1.237.544	0,7 / 0,5	G2-8	10.747.125	111.946.912	10.668.797	12.936.298	0 / 0,9
G1-9	127	56.376.496	74	140	0,4 / 1	G2-9	156.015	12.039.238	46.694	16.860	0,7 / 1
G1-10	40.693	22.829.156	40.693	73.165	0 / 1	G2-10	17.586.907	21.698.557	5.121.442	4.538.367	0,7 / 0,8
G1-11	44	47	36	41	0,2 / 0,1	G2-11	53	53	48	48	0,1 / 0,1
G1-12	63	1.280.170	52	51	0,2 / 1	G2-12	1.539.209	90.989.988	1.169.203	1.871.969	0,2 / 1
G1-13	38	32	38	31	0 / 0	G2-13	38	32	38	31	0 / 0
G1-14	101.303.562	372.026	1.003.481	133.989	1 / 0,6	G2-14	43.036.200	18.864.673	8.421.962	475.127	0,8 / 1
G1-15	1.777.764	10.514.071	324	10.514.071	1 / 0	G2-15	45.786.782	157.289.124	705	149.386	1 / 1
G1-16	2.807.023	485	2.807.032	485	0 / 0	G2-16	2.807.093	34.091.641	2.807.068	34.091.641	0 / 0
G1-17	5.615.645	1.688.772	5.615.645	1.688.772	0 / 0	G2-17	196.978.445	31.360.206	5.615.686	31.360.206	1 / 0
G1-18	2.309.077.232	521.567.033	2.309.077.232	521.567.033	0 / 0	G2-18	2.313.503.782	635.803.054	2.313.503.782	635.803.054	0 / 0
G1-19	1.765.162.329	280.947.217	1.765.162.329	280.947.217	0 / 0	G2-19	141.663.861	461.270.025	141.663.861	461.270.025	0 / 0
G1-20	161.631.967	77.558.272	93.538.228	77.558.272	0,4 / 0	G2-20	106.189.373	91.947.623	106.189.373	91.947.623	0 / 0
G1-21	1.914.206.871	85.215.766	1.914.206.871	85.215.766	0 / 0	G2-21	2.012.624.125	105.694.405	2.012.624.125	105.694.405	0 / 0
G1-22	-	705.582.395	-	705.582.395	- / 0	G2-22	-	98.506.950	-	98.506.950	- / 0
G1-23	1.067.328.462	4.272	1.034.203.869	4.272	0 / 0	G2-23	1.063.874.472	652.430	1.063.874.472	652.430	0 / 0
Média	379.311.230	86.390.296	356.549.199	80.566.447		Média	316.100.853	132.915.789	288.224.387	105.906.803	
$\sigma / c. v.$	(748.601.087,11 / 2,10) - (190.518.547,18 / 2,26)					$\sigma / c. v.$	(684.762.058,25 / 2,37) - (164.179.207,06 / 1,55)				
N° Melhor. soluções	8		13			N° Melhor. soluções	11		11		

Inst.	Solução Inicial (1.200 seg.)		Fase melhoria FXOV2 com		Melhora H1B / HE1B-DS	Inst.	Solução Inicial (1.200 seg.)		Fase melhoria FXOV2 com		Melhora H1B / HE1B-DS
	H1B	HE1B-DS	H1B	HE1B-DS			H1B	HE1B-DS	H1B	HE1B-DS	
G3-3	90	59	72	56	0,2 / 0,1	G4-3	1.231.635	3.393.698	579.241	751.546	0,5 / 0,8
G3-4	50.445.119	60	6.608.048	57	0,9 / 0,1	G4-4	53.239.162	8.157.922	20.425.531	2.710.041	0,6 / 0,7
G3-5	75	662.025	56	65	0,3 / 1	G4-5	975.351	2.080.227	681.196	1.109.364	0,3 / 0,5
G3-6	3.923.816	8.384.214	1.175.308	45.454	0,7 / 1	G4-6	6.955.570	22.046.851	5.408.822	6.166.987	0,2 / 0,7
G3-7	49	48	39	40	0,2 / 0,2	G4-7	53	47.121.634	42	1.952.248	0,2 / 1
G3-8	61.109	13.538.643	61.080	1.558.790	0 / 0,9	G4-8	1.414.031	11.474.962	1.335.774	1.335.774	0,1 / 0,9
G3-9	119	5.016.359	119	116	0 / 1	G4-9	41.546	11.413.491	2.678	288.257	0,9 / 1
G3-10	705.518	1.133.085	4.756	6.709	1 / 1	G4-10	1.999.321	5.549.633	1.673.408	1.034.355	0,2 / 0,8
G3-11	40	47	36	41	0,1 / 0,1	G4-11	348.994	55	48	48	1 / 0,1
G3-12	52.677	4.031.412	52	57	1 / 1	G4-12	111.613	11.641.883	61.832	84.352	0,4 / 1
G3-13	41	36	38	31	0,1 / 0,1	G4-13	42	32	38	31	0,1 / 0
G3-14	67.953.807	10.969	14.127.911	7.263	0,8 / 0,3	G4-14	11.495.927	2.772.273	2.963.292	36.869	0,7 / 1
G3-15	367.508	20.913.283	401	1.856	1 / 1	G4-15	29.918	19.282.974	29.918	223.418	0 / 1
G3-16	282.447	18.372	282.447	18.372	0 / 0	G4-16	282.461	6.167.677	282.461	6.167.677	0 / 0
G3-17	28.155	839.107	28.155	839.107	0 / 0	G4-17	983.363	9.001.233	983.329	9.001.233	0 / 0
G3-18	469.251.722	159.862.608	463.104.158	159.862.608	0 / 0	G4-18	474.965.631	170.046.745	474.965.631	170.046.745	0 / 0
G3-19	464.762.154	97.857.553	464.762.154	97.857.553	0 / 0	G4-19	488.277.895	92.993.028	488.277.895	92.993.028	0 / 0
G3-20	242.139.224	18.143.741	6.271.772	18.143.741	1 / 0	G4-20	235.756.403	46.486.198	220.282.489	46.486.198	0,1 / 0
G3-21	515.447.514	8.795.729	515.447.514	8.795.729	0 / 0	G4-21	524.929.109	58.180.070	524.929.109	58.180.070	0 / 0
G3-22	-	101.593.060	-	101.593.060	- / 0	G4-22	-	818.262.541	-	818.262.541	- / 0
G3-23	235.458.705	1.195	228.108.797	1.195	0 / 0	G4-23	234.707.238	10.695	234.707.238	10.695	0 / 0
Média	102.543.994	20.990.553	84.999.146	18.511.043		Média	101.887.263	64.099.230	98.879.499	57.944.832	
$\sigma / c. v.$	(178.292.493,81 / 2,10) - (43.969.971,40 / 2,38)					$\sigma / c. v.$	(184.688.735,99 / 2,10) - (17.9210.272,82 / 3,09)				
N° Melhor. soluções	9		12			N° Melhor. soluções	11		11		

Fonte: Elaboração própria

Na Tabela 21, pode-se observar como era de esperar, que as instâncias com maior dimensão nos quatro grupos (exemplar ≥ 16) continuam apresentando o resultado da solução inicial, executando para H1B-FXOV2 nos exemplares G1-20, G1-23, G2-17, G3-18, G3-20, G3-23 e G4-20.

HE1B-DS+FXOV2 apresenta melhor resultado na média nos quatro grupos de instâncias na FO de 65.732.281, sendo 32% do valor na média total nos quatro grupos de H1B-FXOV2 (207.163.057).

Note que H1B+FXOV2 encontrou melhor valor na FO em 45% das instâncias (38 de 84 instâncias) enquanto, HE1B-DS+FXOV2 em 55% das instâncias (46 de 84 instâncias).

Além disso, comparando a FO retornada na fase inicial, H1B apresenta em média total nos quatro grupos de instâncias 224.960.598, enquanto, HE1B-DS é 33% do valor dela, sendo 76.098.967 (G1: 86.390.296, G2: 132.915.789, G3: 20.990.553 e G4: 64.099.230).

Note que as heurísticas utilizadas na fase inicial, H1B encontrou melhor FO em 47% das instâncias (39 de 84 instâncias) enquanto, HE1B-DS em 53% das instâncias. Comparando os resultados com a fase final eles estão muito semelhantes sendo 45% e 55% respectivamente nas porcentagens de resultados melhores na FO por cada uma.

Em média total nos quatro grupos H1B+FOV2 apresenta uma redução na solução inicial de 35%, enquanto, HE1B-DS+FOV2 de 41%.

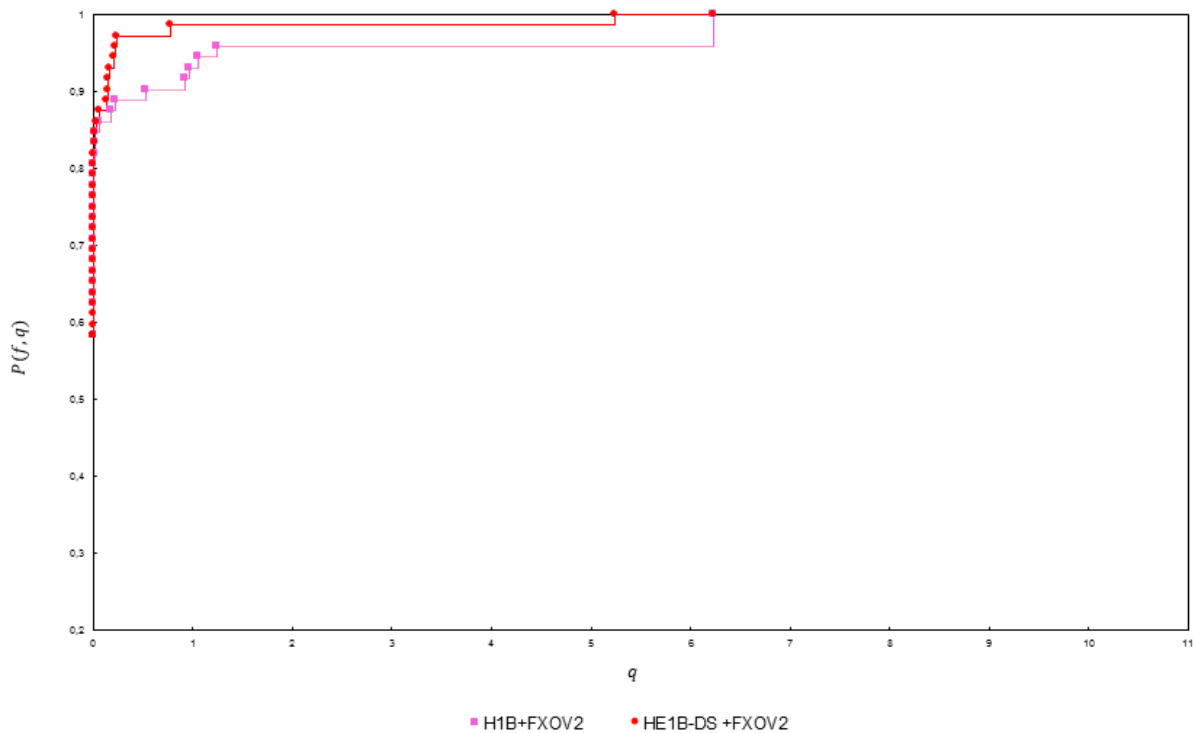
Na Figura 16 observa-se que para a maioria dos exemplares a partir do 16º, nos quatro grupos de instâncias, a porcentagem de melhoria é nula, ou seja, não há melhoria e a heurística retorna o mesmo resultado da solução inicial. Isso não acontece somente para as instâncias G1-20, G1-23, G2-17, G3-20, G3-23 e G4-20, em que a H1B+FOV2 consegue melhorar a solução inicial.

Por enquanto, pode-se afirmar que o resultado da segunda fase é diretamente dependente da solução inicial, quanto melhor a solução inicial, maior é a probabilidade de obtenção de melhores resultados.

Para os tempos computacionais, as duas estratégias alcançam no resultado final o máximo tempo computacional 3.600 seg. Porém, pode-se afirmar que os resultados não alcançaram a solução ótima ainda.

Na Figura 15 é mostrado o perfil de desempenho do *gap* para os dois métodos.

Figura 15. Perfil de desempenho por *gap* das heurísticas H1B+FXOV2 e HE1B-DS+FXOV2



Fonte: Elaboração própria

Na Figura 15, HE1B-DS+FXOV2 atinge um pouco mais rápido a convergência, sendo $q = 5,24$, enquanto, H1B+FXOV2 converge em $q = 6,24$.

Pode-se concluir que HE1B-DS+FXOV2 apresenta melhores resultados quando comparada com a H1B+FXOV2. No entanto, continua se evidenciando o resultado encontrado na Seção 7.3, em que para as instâncias maiores a heurística HE1B-DS+FXOV2 retorna o valor da solução inicial (HE1B-DS), sem conseguir encontrar resultados melhores na fase de melhoria.

Assim, para ter uma análise e uma melhor comparação dos métodos, tendo em vista os resultados para instâncias maiores o igual 16, onde FXOV2 não consegue melhorar a solução inicial ou em alguns casos o limite de tempo ou a memória são excedidos, ou o CPLEX não consegue carregar o modelo da solução inicial.

Se tomarmos em consideração este fator, pode-se observar na Tabela 21 que os dois métodos têm resultados na fase de melhoria entre os exemplares 3 à 15. Sendo H1B+FXOV2 boa em 55% das instâncias (29 de 52 exemplares), enquanto HE1B-DS+FXOV2 em 45% (23 de 52 exemplares).

Na média na FO retornada nos quatro grupos de instâncias para HE1B-DS+FXOV2 é 1.889.546 sendo 46% do valor na média H1B-FXOV2 (4.083.872).

Estas características também são encontradas na melhor heurística de decomposição no método sem a fase de melhoria utilizando o tempo máximo permitido 3.600 seg., onde H1B τ_1 , apresenta maior número de melhores resultados e melhor desempenho do *gap*, mas na média da FO HE1B-DS+FXOV2 é 20% menor ao valor médio retornado por H1B τ_1 nos exemplares de 3 à 15 (2.346.625) veja Tabela 26.

Se pode concluir que H1B apresenta ainda melhor desempenho que o método da literatura, tanto sem fase de melhoria e com FXOV2 (HE1B-DS e HE1B-DS+FXOV2) nos exemplares de menor dimensão. Pode-se selecionar H1B, pelo número de instâncias em que apresenta melhor resultados computacionais e melhor desempenho no *gap*.

7.5 Testes computacionais com meta-heurística *Simulated Annealing*

Tendo em vista os *gaps* altos nos resultados das instâncias apresentados na Seção 7.1 e, conforme discutido na revisão da literatura científica (ver Capítulo 2), sobre o bom comportamento da meta-heurística SA para problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes que apresentam dificuldades para serem resolvidos em tempos computacionais razoáveis (XIAO et al., 2015; CESCHIA; GASPERO; SCHAERF, 2017; TORKAMAN; FATEMI GHOMI; KARIMI, 2018; IBN MAJDOUB HASSANI et al., 2020), utilizaremos SA para resolver o problema em estudo.

1.1.1 Resultado da calibração de valores dos parâmetros T_o , α e ICT_{max} ,

Nesta seção descreve-se e analisa-se os resultados obtidos com a meta-heurística SA. Essa meta-heurística precisa de uma calibração inicial nos parâmetros T_o , α e ICT_{max} , a calibragem correta desses parâmetros pode implicar em um método com maior qualidade nos resultados.

Para a calibragem dos parâmetros foram utilizados os valores descritos na Tabela 7 da Seção 5.1. Lembrando que esses parâmetros foram selecionados de acordo com valores encontrados na revisão da literatura e utilizados em artigos referentes ao dimensionamento e sequenciamento de lotes (veja Capítulo 2).

Os possíveis valores (2 níveis) da combinação de fatores dos parâmetros T_o , α e ICT_{max} , geram 8 possíveis combinações a serem testadas, conforme descrito na tabela 8. Para realização dessa calibração foram utilizadas oito instâncias a saber, G1-11, G1-14, G2-11, G2-

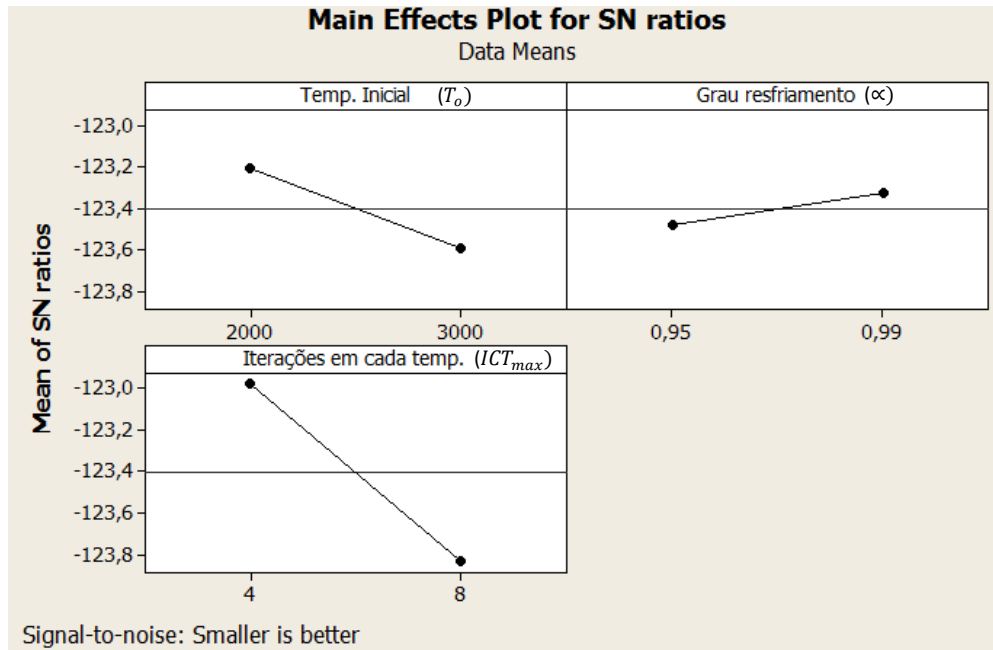
14, G3-11, G3-12, G4-11 e G4-13, escolhidas por serem significativas em termos de dimensões, isto é, possuem tamanho médio e apresentam uma certa dificuldade, mas ainda são viáveis de serem resolvidas. Fazendo a combinação das 8 instâncias e cada uma com 8 possíveis configurações de parâmetros, de $SA - \pi 1$ à $SA - \pi 8$, temos 64 testes realizados para a calibragem dos parâmetros.

Estes resultados foram calculados utilizando a vizinhança 1A (para maiores detalhes dos resultados veja o Apêndice G) não sendo necessário a calibragem para todas as vizinhanças (TORKAMAN; FATEMI GHOMI; KARIMI, 2018).

Na Figura 18, mostra-se a relação usada “*small is better*” (ROHANINEJAD; SAHRAEIAN; NOURI, 2015) uma vez que o problema procura uma minimização na função objetivo. Essa figura é gerada com os 64 testes, sendo cada quadro um parâmetro a ser analisado temperatura inicial (T_o), grau de esfriamento (α) e iterações em cada temperatura parcial (ICT_{max}).

Cada parâmetro apresenta o estado de dependência dos valores selecionados em cada um referente à minimização da função objetivo. Quando o parâmetro apresenta uma posição perpendicular em sua linha de tendência, significa que a função objetivo é dependente da seleção dos valores testados no parâmetro e encontra melhor minimização com o valor testado que encontra-se por cima do eixo vertical do parâmetro. Por exemplo, no parâmetro de iterações em cada temperatura parcial (ICT_{max}) o valor 4 é o que apresenta um maior valor no eixo y e mostra uma posição mais vertical em sua linha de tendência. Enquanto que, quando o parâmetro apresenta uma posição mais horizontal em sua linha de tendência, significa que a função objetivo é independente da seleção dos valores testados no parâmetro. Logo, a escolha desse parâmetro seria indiferente para o valor da função objetivo. Um exemplo dessa situação é o parâmetro de grau de resfriamento (α).

Figura 16. Resultados do método Taguchi.



Fonte: *Software* Minitab versão 16.2.3, Ibn Majdoub et al. 2020, elaboração própria.

Os melhores resultados foram encontrados utilizando os valores de $T_o = 2000$, $\alpha = 0,99$ e $ICT_{max} = 4$. Logo, nos próximos testes essa será a configuração utilizada.

7.5.1 Resultados da meta-heurística SA

Conforme descrito na Seção 5.1, a meta-heurística SA precisa de uma solução inicial para começar seu algoritmo e gerar vizinhanças a partir dessa solução. Tendo em vista os resultados promissores da heurística de decomposição H1B, principalmente para as instâncias de 3 a 15 (veja Seção 7.4) ela será utilizada como solução inicial para avaliar os resultados. Lembre-se que ela apresentou melhor desempenho que HE1B-DS nas instâncias menores (Veja Seção 7.4).

A Análise feita com os exemplares de 3 à 23 nos quatro grupos de instâncias, no entanto, G1-22, G2-22, G3-22 e G4-22 não apresentam resultados na solução inicial (H1B). Sendo assim, foram utilizadas em total 80 instâncias.

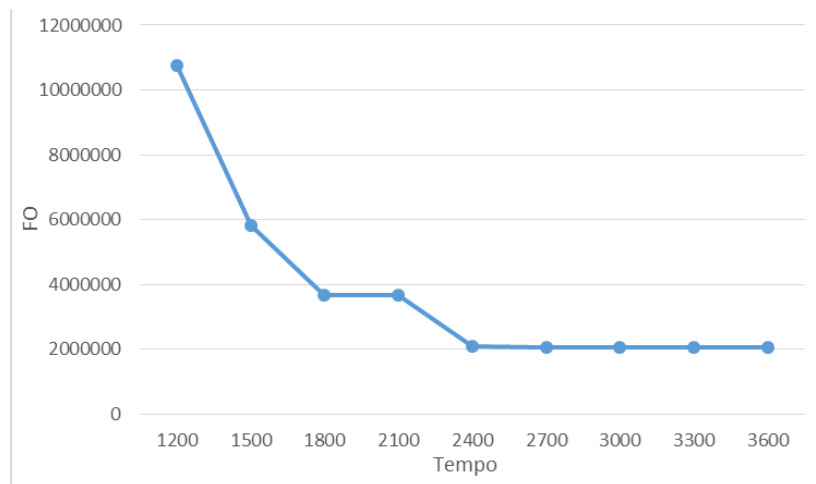
Na meta-heurística SA temos que ajustar a temperatura parcial cada número de iterações em cada temperatura ($ICT_{max} = 4$), a temperatura parcial começa sendo a temperatura inicial ($T_o = 2000$), em cada iteração da SA é resolvido o submodelo MIP relaxado conforme com a vizinhança selecionada, o tempo máximo permitido é 300 segundos, enquanto para as instâncias de grande porte onde este limite é superado sem CPLEX retornar uma solução factível, é configurada com máximo 2.400 segundos ou até CPLEX retornar a primeira solução factível. Quando o número de iteração seja o máximo permitido (ICT_{max}), este é reiniciado e a

temperatura parcial é reduzida com o grau de esfriamento ($\alpha = 0.99$). Este ciclo é repetido até atingir o tempo máximo da SA 3.600 segundos.

7.5.1.1 Funcionamento da meta-heurística SA

Na Figura 17 mostramos a convergência da SA-V2. Na figura mostra-se os valores retornados na FO por cada iteração realizada dentro da SA. Foi utilizada a instância G2-8.

Figura 17. FO retornada durante o processo da SA no exemplar G2-8

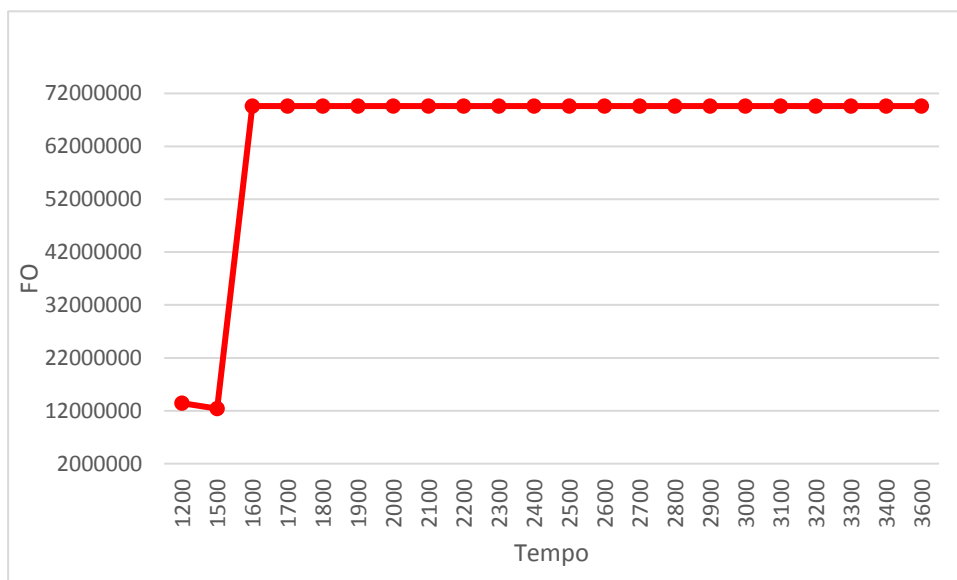


Fonte: Elaboração própria

Nota-se na Figura 17, que em cada iteração o resultado alcançou o tempo máximo permitido por vizinhança (300 seg.), pelo qual G2-8 percorre 8 iterações. FO começa a diminuir através do tempo, logo depois, de 2.400 segundos, começa a ficar estável aproximadamente no valor 2.400.000, porém, o exemplar não consegue sair de um mínimo local.

Na Figura 18 mostra-se os valores retornados na FO por cada iteração de G1-3 realizada dentro da SA. Apresentando os resultados com características diferentes às descritas acima.

Figura 18. FO retornada durante o processo da SA no exemplar G1-3

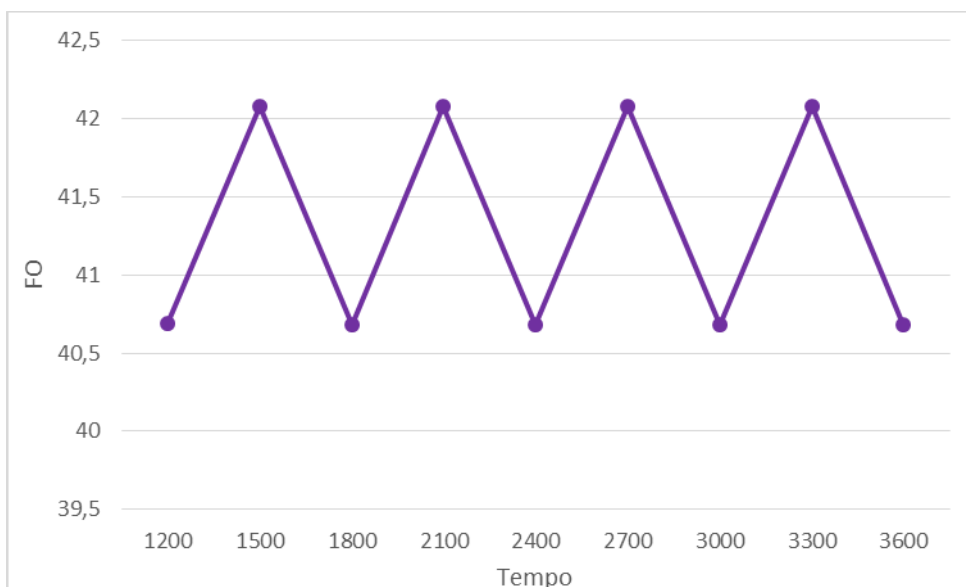


Fonte: Elaboração própria

Nota-se que na maioria das iterações o tempo não alcança o tempo máximo permitido por vizinhança (300 seg.), pelo qual G1-3 percorre 21 iterações. Na Figura 18 o exemplar tem uma melhora aproximadamente aos 1.500 segundos, no entanto, ele começa a encontrar soluções muito ruins, ainda piores que a solução inicial, este evento se dá pela característica da SA de ter a probabilidade de aceitar soluções piores à solução corrente.

Na Figura 19 mostra-se os resultados do exemplar G3-13, que não apresenta uma melhora da solução inicial.

Figura 19. FO retornada durante o processo da SA no exemplar G3-13



Fonte: Elaboração própria

Nota-se que em cada iteração o resultado alcançou o tempo máximo permitido por vizinhança (300 seg.), pelo qual G3-13 percorre 8 iterações. Além disso, se pode evidenciar como muda de valor para dos resultados 41 e 42,1. Fazendo um análise evidencia-se que ela só tem a opção de trocar com o mesmo item sempre por ter só produção de dois itens nas diferentes máquinas e períodos. Assim, pode-se pensar que a vizinhança proposta não logra sair desse lugar tendo em vista que continuaria trocando os mesmos itens nas diferentes máquinas sem melhorar, o resultado ótimo pode estar em produzir em uma máquina só um sabor e em outra o outro sabor.

7.5.1.2 Desempenho computacional das heurísticas V1A, V1B, V1C e V2

Na Tabela 22 e 23 apresenta-se os resultados das Vizinhanças 1A, 1B, 1C e 2. Na primeira coluna se descreve o exemplar, na segunda e terceira colunas são apresentados os resultados retornados para SA_V1A, nas duas seguintes são apresentados os resultados para SA_V1B, nas duas seguintes são apresentados os resultados para SA_V1C e para finalizar as últimas duas colunas os resultados para SA_V2. As duas últimas linhas das tabelas são o valor média dos dados de cada coluna, resultados estatísticos de cada estratégia como: desvio padrão (σ), coeficiente de variação (*c. v.*) e rango de amplitude dos resultados ([Min ; Max]) e, para finalizar a quantidade de instâncias que apresentam melhores resultados.

Tabela 22. FO e *gap* retornados nas vizinhanças 1A, 1B, 1C e a V2 da SA no grupo G1 e G2.

Inst.	SA_V1A		SA_V1B		SA_V1C		SA_V2		Inst.	SA_V1A		SA_V1B		SA_V1C		SA_V2	
	FO	<i>gap</i>	FO	<i>gap</i>	FO	<i>gap</i>	FO	<i>gap</i>		FO	<i>gap</i>	FO	<i>gap</i>	FO	<i>gap</i>	FO	<i>gap</i>
G1-3	13.416.261	100	4.992.120	100	11.231.449	100	12.403.427	100	G2-3	8.601.775	100	10.440.855	100	62.592	100	11.900.270	100
G1-4	141.208.114	100	93.912.868	100	93.912.868	100	89.192.380	100	G2-4	185.723.275	100	244.632.673	100	115.667.700	100	104.404.067	100
G1-5	75	56	75	56	71	54	71	54	G2-5	4.803.305	100	3.337.064	100	2.406.852	100	4.449.062	100
G1-9	10.680.327	100	10.819.768	100	3.185.884	100	3.185.884	100	G2-9	29.470.078	100	11.590.450	100	9.388.791	100	9.388.791	100
G1-6	43	68	44	69	43	68	43	68	G2-6	15.184	100	15.184	100	44	61	44	61
G1-7	1.887.744	100	1.887.745	100	1.595.911	100	1.529.380	100	G2-7	3.761.294	100	5.340.992	100	5.280.457	100	2.074.206	100
G1-8	127	43	127	43	127	43	127	43	G2-8	155.995	100	122.373	100	101.445	100	57.100	100
G1-10	40.693	100	40.693	100	40.693	100	40.693	100	G2-10	14.586.154	100	17.586.907	100	17.586.907	100	7.848.809	100
G1-14	44	63	44	63	44	63	44	63	G2-14	53	64	53	64	53	64	53	64
G1-11	55	66	56	67	58	68	58	68	G2-11	1.539.195	100	1.539.195	100	14.116	100	94.121	100
G1-12	38	29	38	29	38	29	38	29	G2-12	38	34	38	34	38	34	38	34
G1-13	13.761.402	100	52.412.983	100	28.871.175	100	28.871.175	100	G2-13	15.079.373	100	13.899.571	100	21.601.684	100	11.425.101	100
G1-15	1.777.764	100	1.777.764	100	857.349	100	857.349	100	G2-15	45.786.782	100	6.685.169	100	7.802.758	100	7.802.758	100
G1-16	2.807.023	100	2.807.023	100	2.807.023	100	2.807.023	100	G2-16	2.807.093	100	2.807.093	100	2.807.093	100	2.807.093	100
G1-17	5.615.645	100	5.615.645	100	5.615.645	100	5.615.645	100	G2-17	196.978.445	100	168.113.654	100	196.978.445	100	196.978.445	100
G1-18	2.309.077.232	100	2.309.077.232	100	2.309.077.232	100	2.309.077.232	100	G2-18	2.313.503.782	100	2.313.503.782	100	2.313.503.782	100	2.313.503.782	100
G1-19	1.765.162.329	100	1.765.162.329	100	1.765.162.329	100	1.765.162.329	100	G2-19	141.663.861	100	141.663.861	100	141.663.861	100	141.663.861	100
G1-20	141.089.544	100	161.631.967	100	151.778.234	100	151.778.234	100	G2-20	106.189.373	100	106.189.373	100	106.189.373	100	106.189.373	100
G1-21	1.914.206.871	100	1.914.206.871	100	1.914.206.871	100	1.914.206.871	100	G2-21	2.012.624.125	100	2.012.624.125	100	2.012.624.125	100	2.012.624.125	100
G1-23	1.067.328.462	100	1.067.328.462	100	1.067.328.462	100	1.067.328.462	100	G2-23	1.038.932.120	100	1.063.874.472	100	1.063.874.472	100	1.063.874.472	100
Média	369.402.990	86	369.583.693	86	367.783.575	86	367.602.823	86	Média	306.111.065	95	306.198.344	95	300.877.729	93	299.854.278	93
$\sigma / c. v.$	745.591.178,38 / 2,02		745.408.801,78 / 2,02		746.168.717,15 / 2,03		746.232.958,28 / 2,03		$\sigma / c. v.$	677.317.499,31 / 2,21		679.780.484,41 / 2,22		680.894.428,87 / 2,26		681.256.311,11 / 2,27	
[Min ; Max]	[38 ; 2.309.077.232]		[38 ; 2.309.077.232]		[38 ; 2.309.077.232]		[38 ; 2.309.077.232]		[Min ; Max]	[38 ; 2.313.503.782]		[38 ; 2.313.503.782]		[38 ; 2.313.503.782]		[38 ; 2.313.503.782]	
N° Melhor soluções	14		12		14		16		N° Melhores soluções	8		10		13		16	

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 23. FO e *gap* retornados nas vizinhanças 1A, 1B, 1C e a V2 da SA no grupo G3 e G4.

Inst.	SA_V1A		SA_V1B		SA_V1C		SA_V2		Inst.	SA_V1A		SA_V1B		SA_V1C		SA_V2	
	FO	<i>gap</i>	FO	<i>gap</i>	FO	<i>gap</i>	FO	<i>gap</i>		FO	<i>gap</i>	FO	<i>gap</i>	FO	<i>gap</i>	FO	<i>gap</i>
G3-3	90	76	90	76	90	76	90	76	G4-3	51	46	17.501	100	76	64	76	64
G3-4	50.445.119	100	50.445.119	100	50.445.119	100	50.445.119	100	G4-4	53.239.162	100	53.239.162	100	53.239.162	100	53.239.162	100
G3-5	75	56	74	56	71	54	71	54	G4-5	38.227	100	26.022	100	19.843	100	7.131	99
G3-9	3.923.816	100	3.923.816	100	3.923.816	100	3.923.816	100	G4-9	5.642.204	100	6.955.570	100	6.955.570	100	6.955.570	100
G3-6	43	66	43	66	43	66	43	66	G4-6	48	64	45	61	47	63	45	61
G3-7	61.109	100	61.109	100	61.109	100	61.109	100	G4-7	1.414.031	100	1.414.031	100	1.414.031	100	1.414.031	100
G3-8	119	39	119	39	119	39	119	39	G4-8	22.208	100	41.546	100	41.546	100	41.546	100
G3-10	705.518	100	705.518	100	705.518	100	705.518	100	G4-10	1.999.321	100	796.768	100	744.939	100	1.631.697	100
G3-11	52.677	100	52.677	100	52.677	100	52.677	100	G4-11	111.613	100	111.613	100	111.613	100	69.976	100
G3-12	41	36	41	36	41	36	41	36	G4-12	42	42	42	42	42	42	42	42
G3-13	67.953.807	100	67.953.807	100	67.953.807	100	67.953.807	100	G4-13	11.495.927	100	11.495.927	100	8.957.439	100	11.495.927	100
G3-14	40	59	40	59	40	59	40	59	G4-14	33.491	100	348.994	100	20.341	100	340.136	100
G3-15	367.508	100	367.508	100	367.508	100	367.508	100	G4-15	10.937	99	10.937	99	10.937	99	10.937	99
G3-16	282.447	100	282.447	100	282.447	100	282.447	100	G4-16	282.461	100	282.461	100	282.461	100	282.461	100
G3-17	28.155	100	28.155	100	28.155	100	28.155	100	G4-17	983.363	100	983.363	100	983.363	100	983.363	100
G3-18	469.251.722	100	469.251.722	100	469.251.722	100	469.251.722	100	G4-18	469.251.722	100	474.965.631	100	474.965.631	100	474.965.631	100
G3-19	464.762.154	100	464.762.154	100	464.762.154	100	464.762.154	100	G4-19	464.762.154	100	488.277.895	100	488.277.895	100	488.277.895	100
G3-20	242.139.224	100	242.139.224	100	242.139.224	100	242.139.224	100	G4-20	242.139.224	100	235.756.403	100	235.756.403	100	235.756.403	100
G3-21	515.447.514	100	515.447.514	100	515.447.514	100	515.447.514	100	G4-21	515.447.514	100	524.929.109	100	524.929.109	100	524.929.109	100
G3-23	235.458.705	100	235.458.705	100	235.458.705	100	235.458.705	100	G4-23	235.458.705	100	234.707.238	100	234.707.238	100	234.707.238	100
Média	102.543.994	87	102.543.994	87	102.543.994	87	102.543.994	87	Média	100.116.620	93	101.718.013	95	101.570.884	93	101.755.419	93
$\sigma / c.v.$	179.594.941,23 / 1,75		179.594.941,23 / 1,75		179.594.941,23 / 1,75		179.594.941,23 / 1,75		$\sigma / c.v.$	180.423.199,75 / 1,80		184.435.764,34 / 1,81		184.513.662,54 / 1,82		184.414.330,78 / 1,81	
[Min ; Max]	[40 ; 515.447.514]		[40 ; 515.447.514]		[40 ; 515.447.514]		[40 ; 515.447.514]		[Min ; Max]	[42 ; 515.447.514]		[42 ; 524.929.109]		[42 ; 524.929.109]		[42 ; 524.929.109]	
N° Melhores soluções	19		19		20		20		N° Melhores soluções	12		10		11		11	

Fonte: Elaboração própria.

Na Tabela 24 a seguir, apresenta-se as médias dos valores retornados nos quatro grupos de instâncias (G1, G2, G3 e G4) para as quatro estratégias testadas da vizinhança 1 (1A, 1B e 1C) e 2 e as médias para a solução inicial (H1B- τ 3), com o objetivo de evidenciar sua melhoria (Melh.). Na primeira coluna está apresentado o grupo de instâncias, na segunda e terceira colunas os valores médios de FO e *gap* retornados pela solução inicial H1B- τ 3, na quarta, quinta e sexta colunas os valores retornados para SA_V1A, na sétima à nona colunas os valores retornados pela SA_V1B, nas colunas décima à doze os valores retornados pela SA_V1C e para finalizar nas colunas treze à quinze valores retornados pela SA_V2. Na última linha apresenta-se a média dos dados.

Tabela 24. Resumo das médias na FO e *gap* dos quatro grupos na vizinhança 1 e 2 da SA

Grupo	H1B- τ 3		SA_V1A		SA_V1B		SA_V1C		SA_V2	
	FO	Gap	FO	Gap / Melh.	FO	Gap / Melh.	FO	Gap / Melh.	FO	Gap / Melh.
G1	379.311.230	87	369.402.990	86 / 0,02	369.583.693	86 / 0,02	369.583.693	86 / 0,02	367.783.575	86 / 0,03
G2	316.100.854	95	306.111.065	95 / 0,03	306.198.344	95 / 0,03	306.198.344	95 / 0,03	300.877.729	93 / 0,05
G3	102.543.994	87	102.543.994	87 / 0	102.543.994	87 / 0	102.543.994	87 / 0	102.543.994	87 / 0
G4	101.886.314	95	100.116.620	93 / 0,02	101.718.013	95 / 0	101.718.013	95 / 0	101.570.884	93 / 0
Média	224.960.598	91	219.543.667	90 / 0,02	220.011.011	91 / 0,01	220.011.011	91 / 0,01	218.194.046	90 / 0,02

Fonte: Elaboração própria

O tempo computacional despendido para as quatro estratégias propostas foi o máximo permitido (3.600 seg.). A solução ótima não foi encontrada para nenhuma das instâncias.

Na Tabela 24 nota-se que os resultados são semelhantes entre as estratégias testadas, entretanto para a primeira vizinhança SA_V1C apresenta o melhor desempenho, em média, com relação a função objetivo. A média da FO entre todos os grupos apresentada pela SA_V1C é 218.194.046, sendo este valor 1% menor, em média, do que os valores retornados na média por SA_V1A e SA_V1B.

A vizinhança que apresenta melhores resultados entre as quatro estratégias testadas é SA_VA, que apresentou as melhores médias de FO para 3 (G1, G2 e G3) dos 4 grupos de instâncias.

Como já havia sido discutido ao longo deste capítulo, instâncias a partir da 16 de todos os grupos, são difíceis de serem resolvidas. Em particular para a instância 22 não foi obtida nem a solução inicial.

Com o objetivo de fazer uma comparação entre SA_V2 e HE1B-DS+FXOV2 na Tabela 25 é apresentada os resultados da FO e *gap*.

Tabela 25. FO e *gap* dos métodos SA V2 e HE1B-DS+FXOV2

Inst.	SA_V2		HE1B-DS+FXOV2		Inst.	SA_V2		HE1B-DS+FXOV2	
	FO	<i>gap</i>	FO	<i>gap</i>		FO	<i>gap</i>	FO	<i>gap</i>
G1-3	12.403.427	100%	81	74%	G2-3	11.900.270	100%	2.690.018	100%
G1-4	89.192.380	100%	57	69%	G2-4	104.404.067	100%	7.528.664	100%
G1-5	71	54%	63	48%	G2-5	4.449.062	100%	3.852.165	100%
G1-6	3.185.884	100%	7.372.120	100%	G2-6	9.388.791	100%	30.657.547	100%
G1-7	43	68%	41	67%	G2-7	44	61%	41	59%
G1-8	1.529.380	100%	1.237.544	100%	G2-8	2.074.206	100%	12.936.298	100%
G1-9	127	43%	140	48%	G2-9	57.100	100%	16.860	100%
G1-10	40.693	100%	73.165	100%	G2-10	7.848.809	100%	4.538.367	100%
G1-11	44	63%	41	61%	G2-11	53	64%	48	60%
G1-12	58	68%	51	64%	G2-12	94.121	100%	1.871.969	100%
G1-13	38	29%	31	14%	G2-13	38	34%	31	19%
G1-14	28.871.175	100%	133.989	100%	G2-14	11.425.101	100%	475.127	100%
G1-15	857.349	100%	10.514.071	100%	G2-15	7.802.758	100%	149.386	100%
G1-16	2.807.023	100%	485	100%	G2-16	2.807.093	100%	34.091.641	100%
G1-17	5.615.645	100%	1.688.772	100%	G2-17	196.978.445	100%	31.360.206	100%
G1-18	2.309.077.232	100%	521.567.033	100%	G2-18	2.313.503.782	100%	635.803.054	100%
G1-19	1.765.162.329	100%	280.947.217	100%	G2-19	141.663.861	100%	461.270.025	100%
G1-20	151.778.234	100%	77.558.272	100%	G2-20	106.189.373	100%	91.947.623	100%
G1-21	1.914.206.871	100%	85.215.766	100%	G2-21	2.012.624.125	100%	105.694.405	100%
G1-22	-		705.582.395	100%	G2-22	-		798.506.950	100%
G1-23	1.067.328.462	100%	4.272	100%	G2-23	1.063.874.472	100%	652.430	100%
Média	367.602.823	86%	80.566.447	83%	Média	299.854.278	93%	105.906.803	92%
N° Melhores soluções	4		17		N° Melhores soluções	6		14	

Inst.	SA_V2		HE1B-DS+FXOV2		Inst.	SA_V2		HE1B-DS+FXOV2	
	FO	<i>gap</i>	FO	<i>gap</i>		FO	<i>gap</i>	FO	<i>gap</i>
G3-3	90	76%	56	62%	G4-3	76	64%	751.546	100%
G3-4	50.445.119	100%	57	69%	G4-4	53.239.162	100%	2.710.041	100%
G3-5	71	54%	65	50%	G4-5	7.131	99%	1.109.364	100%
G3-6	3.923.816	100%	45.454	100%	G4-6	6.955.570	100%	6.166.987	100%
G3-7	43	66%	40	64%	G4-7	45	61%	1.952.248	100%
G3-8	61.109	100%	1.558.790	100%	G4-8	1.414.031	100%	1.335.774	100%
G3-9	119	39%	116	37%	G4-9	41.546	100%	288.257	100%
G3-10	705.518	100%	6.709	100%	G4-10	1.631.697	100%	1.034.355	100%
G3-11	40	59%	41	60%	G4-11	340.136	100%	48	64%
G3-12	52.677	100%	57	71%	G4-12	69.976	100%	84.352	100%
G3-13	41	36%	31	16%	G4-13	42	42%	31	21%
G3-14	67.953.807	100%	7.263	98%	G4-14	11.495.927	100%	36.869	100%
G3-15	367.508	100%	1.856	97%	G4-15	10.937	99%	223.418	100%
G3-16	282.447	100%	18.372	100%	G4-16	282.461	100%	6.167.677	100%
G3-17	28.155	100%	839.107	100%	G4-17	983.363	100%	9.001.233	100%
G3-18	469.251.722	100%	159.862.608	100%	G4-18	474.965.631	100%	170.046.745	100%
G3-19	464.762.154	100%	97.857.553	100%	G4-19	488.277.895	100%	92.993.028	100%
G3-20	242.139.224	100%	18.143.741	100%	G4-20	235.756.403	100%	46.486.198	100%
G3-21	515.447.514	100%	8.795.729	100%	G4-21	524.929.109	100%	58.180.070	100%
G3-22	-		101.593.060	100%	G4-22	-		818.262.541	100%
G3-23	235.458.705	100%	1.195	100%	G4-23	234.707.238	100%	10.695	100%
Média	102.543.994	87%	18.511.043	82%	Média	101.755.419	93%	57.944.832	93%
N° Melhores soluções	3		18		N° Melhores soluções	8		13	

Fonte: Elaboração própria.

Ressalta-se que as instâncias testadas não retornaram soluções ótimas no tempo máximo. Além disso, os exemplares de maiores dimensões (instâncias 16 à 23) alcançam o limite de tempo sem melhorar a solução inicial, o que demonstra a dificuldade em resolvê-los também pela meta-heurística SA.

Note na Tabela 25 que SA_V2 apresenta os melhores valores na FO para 18 das 80 instâncias, e HE1B-DS+FXOV2 melhores valores em 62 instâncias das 80.

Na Tabela 25, HE1B-DS+FXOV2 apresenta melhor média nos quatro grupos de instâncias nos valores retornados na FO e *gap*, comparado com os resultados de SA_V2. Sendo 70% menor do que o valor retornado por SA_V2. Enquanto, *gap* apresenta uma diminuição de 2%.

Pode-se concluir que HE1B-DS+FXOV2 apresenta melhores resultados comparado com as estratégias da SA. Tendo em vista a revisão da literatura, no presente trabalho se encontra dificuldade para encontrar vizinhanças com boas qualidades de uma maneira ágil tendo em vista que uma mudança pode afetar facilmente a sincronia entre estágios ou incorrer em uma limpeza temporal que geraria possivelmente soluções ineficazes por superar o limite da capacidade dos períodos. Além disso poder ter uma perturbação maior no vetor solução em pouco tempo.

E tendo em vista que a heurística HE1B-DS+FXOV2 foi a melhor, não foram realizados testes utilizando como solução inicial os valores de HE1B-DS.

Com o objetivo de apresentar as comparações dos resultados pelos diferentes métodos trabalhados ao longo desta Dissertação para o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes de produção na indústria de bebidas à base de frutas, a continuação mostra-se o resultado de duas instâncias de diferente porte encontradas depois dos 3.600 segundos, onde evidencia-se diferenças significativas como o número e tamanho de lotes a produzir, a quantidade de atraso ou estoque a ter por período. Além disso, pode-se ver como alguns resultados apresentam esperas longas ou uma maior quantidade de limpezas temporais necessárias.

Na Tabela 26 especifica-se a quantidade de lotes e tamanho por período para o exemplar G4-9, como a quantidade de estoque e atraso em cada período. Este resultado é proveniente da heurística H1B a qual encontrou um valor na função objetivo de 4.387.

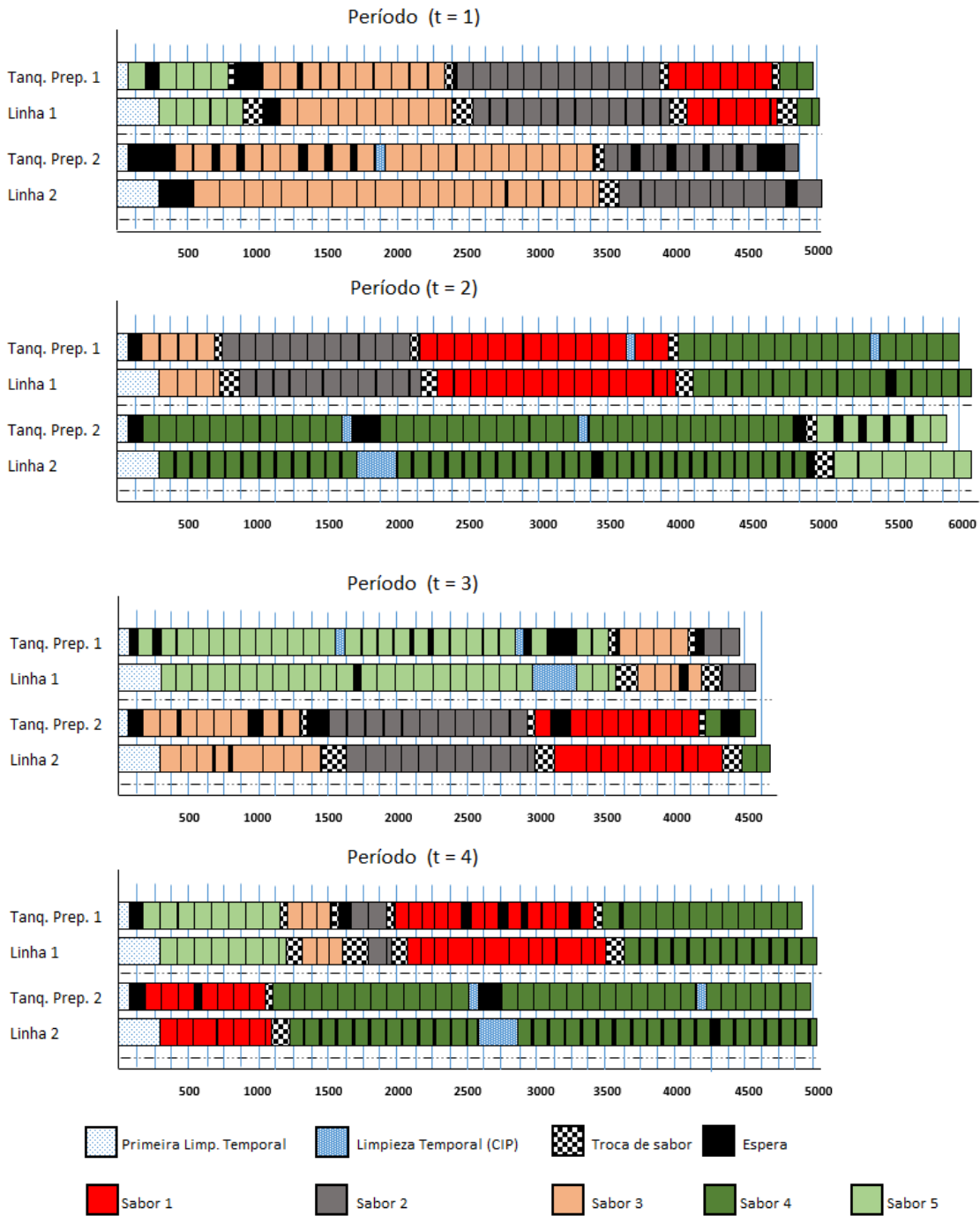
Tabela 26. Resultado retornado por H1B do exemplar G4-9.

Item	t=1		t=2		t=3		t=4	
	Quant. de lotes - litros por lote		Quant. de lotes - litros por lote		Quant. de lotes - litros por lote		Quant. de lotes - litros por lote	
	(litros estoque / litros atraso)		(litros estoque / litros atraso)		(litros estoque / litros atraso)		(litros estoque / litros atraso)	
	m=1	m=2	m=1	m=2	m=1	m=2	m=1	m=2
Sabor 1	4 - 2215,44		4 - 2793,23			2 - 2793,23	3 - 2793,23	1 - 2267,55
	1 - 1418,05		1 - 2312,05			1 - 2085,07	1 - 2312,05	5 - 1572,79
	1 - 726,17		7 - 2215,44			5 - 1572,79	8 - 2215,44	1 - 726,17
			1 - 2052,17			1 - 1239,48		
			1 - 1211,73					
	(0/0)		(0/0)		(0/0)		(0/0)	
Sabor 2	11 - 2182,98	7 - 2182,98	11 - 2182,98		2 - 2182,98	3 - 2182,98	1 - 2166,65	
	1 - 2020,62	3 - 1596,26				6 - 1596,26	1 - 851,34	
						1 - 1524,11		
						1 - 851,34		
	(356,16 / 0)		(0/0)		(0/0)		(0/0)	
Sabor 3	10 - 6006,78	7 - 6006,78	2 - 6006,78		3 - 6006,78	4 - 6006,78	2 - 6006,78	
		1 - 4996,78	1 - 5380,35		1 - 2943,21	1 - 3975,64	1 - 4337,42	
		8 - 3819,64	1 - 3508,07			3 - 2943,21		
		1 - 3698,85						
		4 - 2943,21						
	(0/0)		(0/0)		(0/0)		(0/0)	
Sabor 4	1 - 1535,45		16 - 1535,45	38 - 1535,45		1 - 1535,45	12 - 1535,45	29 - 1535,45
	1 - 1344,54		1 - 1117,45			1 - 1423,68		1 - 1244,49
								1 - 767,72
	(0/0)		(0/0)		(2959,13 / 0)		(0/0)	
Sabor 5	3 - 2642,98			5 - 2854,56	14 - 2854,56		1 - 2808,89	
	1 - 2129,96			1 - 1204,19	1 - 2662,21		5 - 2642,98	
	1 - 685,08				9 - 2642,98		1 - 2521,10	
					1 - 685,08		1 - 685,08	
	(0/0)		(0/0)		(0/0)		(0/0)	

Fonte: Elaboração própria.

Na Tabela 26, note-se como existe estoque de dois sabores, um no período 1 (sabor 1) e outro no período 3 (sabor 4), ressalta-se que na solução não existe atraso. Na Figura 20 representa-se o planejamento da produção para esse exemplar.

Figura 20. Diagrama do planejamento da produção encontrado por H1B no exemplar G4-9.



Fonte: Elaboração própria.

Na Tabela 27 especifica-se a quantidade de lotes e tamanho por período para o exemplar G4-9, como a quantidade de estoque e atraso em cada período. Este resultado é proveniente da meta-heurística SA a qual encontrou um valor na função objetivo de 41.546.

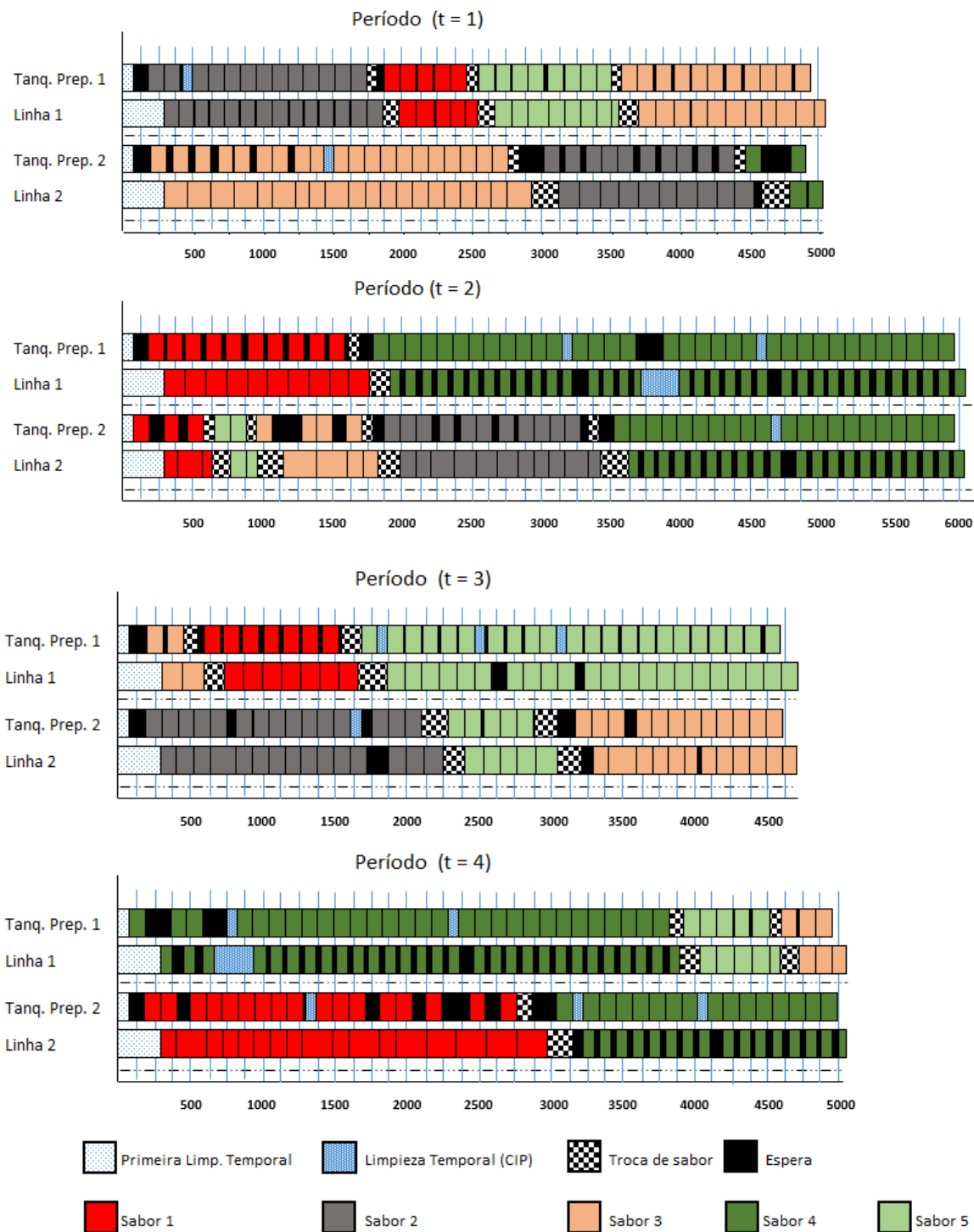
Tabela 27. Resultado retornado por SA_V2 do exemplar G4-9.

Item	t=1		t=2		t=3		t=4	
	Quant. de lotes - litros por lote		Quant. de lotes - litros por lote		Quant. de lotes - litros por lote		Quant. de lotes - litros por lote	
	(litros estoque / litros atraso)		(litros estoque / litros atraso)		(litros estoque / litros atraso)		(litros estoque / litros atraso)	
	m=1	m=2	m=1	m=2	m=1	m=2	m=1	m=2
Sabor 1	2 - 2793,23		10 - 2793,23	1 - 2025,67	6 - 2793,23			8 - 2793,23
	1 - 2477,91			1 - 1572,79	1 - 2468,57			1 - 1891,77
	1 - 2215,44			1 - 726,17				8 - 1572,79
	1 - 726,17							
	(0 / 0)		(0 / 0)		(2452,98 / 0)		(0 / 0)	
Sabor 2	13 - 2182,98	7 - 2182,98		5 - 1596,26		10 - 1596,26		
		2 - 1596,26		5 - 2182,98		4 - 2182,98		
		1 - 2170,74		1 - 1747,91		1 - 1640,20		
	(3275,98 / 0)		(0 / 448,83)		(3017,99 / 0)		(0 / 0)	
Sabor 3	7 - 6006,78	6 - 6006,78		2 - 6006,78	2 - 6006,78	9 - 3819,64	1 - 6006,78	
	3 - 5380,35	1 - 4996,78		1 - 5068,78		2 - 2943,21	1 - 5380,35	
	1 - 4499,57	1 - 3972,50		1 - 3819,64		1 - 5519,21	1 - 4963,85	
		11 - 3819,64						
		1 - 2943,21						
	(0 / 0)		(0 / 0)		(0 / 0)		(0 / 0)	
Sabor 4		1 - 1535,45	33 - 1535,45	21 - 1535,45		1 - 1535,45	28 - 1535,45	15 - 1535,45
		1 - 1344,54	1 - 1177,36			1 - 1423,68	1 - 1132,72	1 - 767,72
	(0 / 0)		(0 / 0)		(2959,13 / 0)		(0 / 0)	
Sabor 5	5 - 2854,56			1 - 2854,56	22 - 2854,56	2 - 2854,56	1 - 2854,56	
	1 - 2833,92			1 - 1204,19		1 - 2584,03	1 - 2844,54	
	1 - 2642,98					2 - 1876,31	2 - 2642,98	
	1 - 685,08						1 - 685,08	
	(9690,80 / 0)		(0 / 188,29)		(7559,84 / 0)		(0 / 0)	

Fonte: Elaboração própria.

Na Tabela 27 note-se que existe estoque de quatro sabores entre os períodos 1 à 3, ressalta-se a presença de atraso na solução no sabores 2 e 5. Na Figura 21 representa-se o planejamento da produção para esse exemplar.

Figura 21. Diagrama do planejamento da produção encontrado por H1B no exemplar G4-9.



Fonte: Elaboração própria.

Na Tabela 28 especifica-se a quantidade de lotes e tamanho por período para o exemplar G4-9, como a quantidade de estoque e atraso em cada período. Este resultado é proveniente da HE1B-DS+FXOV2 a qual encontrou um valor na função objetivo de 288.257.

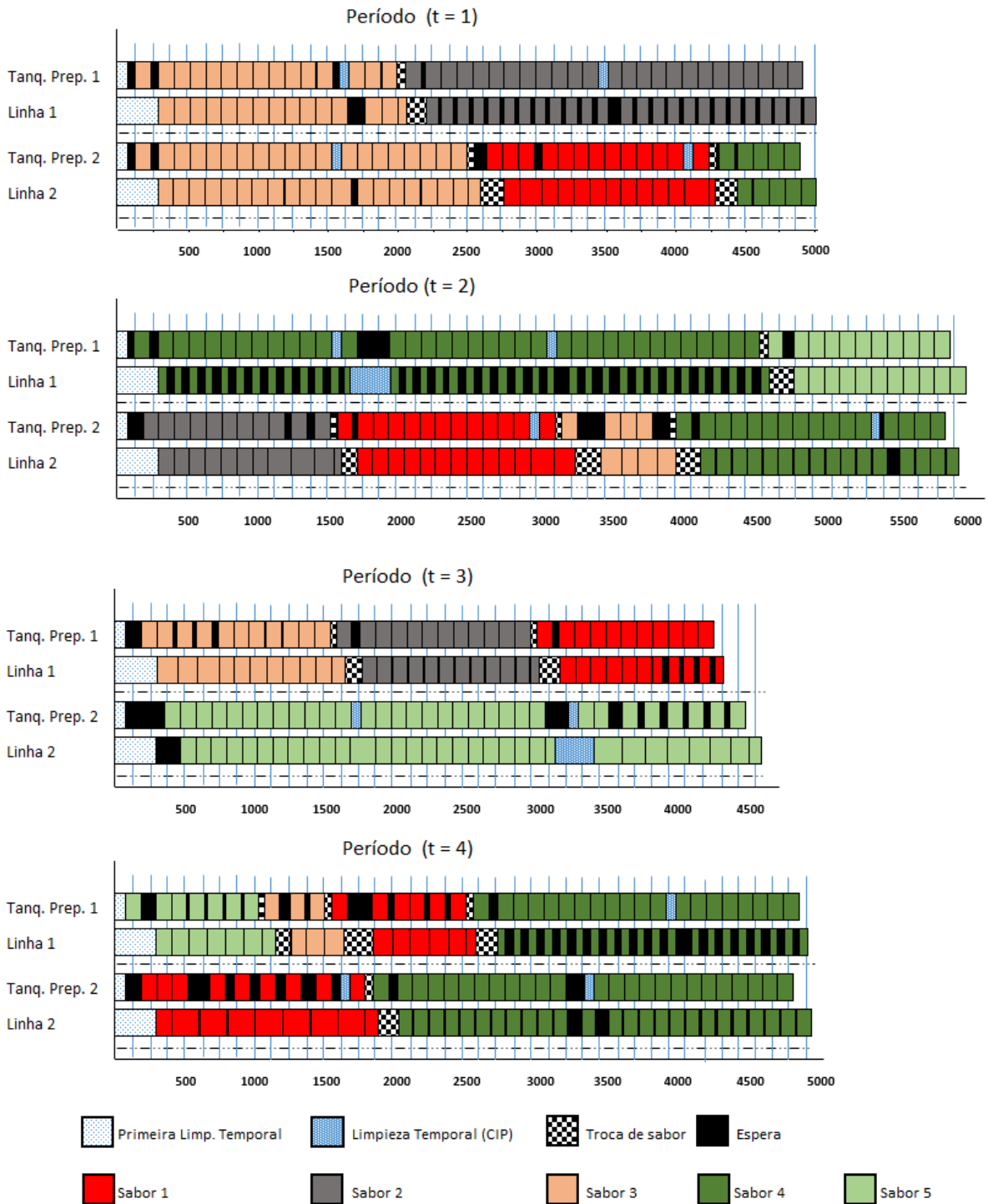
Tabela 28. Resultado retornado por HE1B-DS+FXOV2 do exemplar G4-9.

Item	t=1		t=2		t=3		t=4	
	Quant. de lotes - litros por lote		Quant. de lotes - litros por lote		Quant. de lotes - litros por lote		Quant. de lotes - litros por lote	
	(litros estoque / litros atraso)		(litros estoque / litros atraso)		(litros estoque / litros atraso)		(litros estoque / litros atraso)	
	m=1	m=2	m=1	m=2	m=1	m=2	m=1	m=2
Sabor 1		1 - 2343,08		11 - 1572,79	4 - 2793,23		3 - 2793,23	7 - 2793,23
		1 - 2256,61		1 - 2651,82	1 - 2215,44		1 - 2664,54	1 - 1942,66
		10 - 1572,79		1 - 2256,61	1 - 1974,76		1 - 2215,44	1 - 1572,79
		1 - 726,17			5 - 726,17		1 - 726,17	
		(10047,82 / 0)		(0 / 0)		(2219,02 / 0)		(0 / 0)
Sabor 2	24 - 2182,98			1 - 2182,98	11 - 2182,98			
				1 - 1919,88	1 - 1873,16			
				8 - 1596,26				
				1 - 851,34				
		(6644,64 / 0)		(0 / 0)		(3018,00 / 0)		(0 / 0)
Sabor 3	10 - 5380,35	1 - 5480,35		1 - 6006,78	5 - 6006,78		2 - 6006,78	
	3 - 6006,78	16 - 3819,64		1 - 4311,39	1 - 5734,57		1 - 4337,42	
	1 - 5972,85	1 - 3740,89		1 - 3819,64	3 - 5380,35			
	1 - 2943,21	2 - 2943,21		1 - 2943,21	2 - 2943,21			
		(3820,96 / 0)		(0 / 0)		(0 / 0)		(0 / 0)
Sabor 4		5 - 1535,45	35 - 1535,45	15 - 1535,45			19 - 1535,45	24 - 1535,45
			1 - 1242,86	1 - 1219,13			1 - 843,63	1 - 1056,81
		(4797,27 / 0)		(0 / 0)		(0 / 0)		(0 / 0)
Sabor 5			10 - 2642,98			7 - 2854,56	5 - 2854,56	
			1 - 2634,33			1 - 2471,33	1 - 2642,98	
						22 - 1876,31	1 - 2314,21	
						1 - 685,08		
		(9690,80 / 0)		(0 / 188,29)		(7559,84 / 0)		(0 / 0)

Fonte: Elaboração própria.

Na Tabela 28 note-se que existe estoque pelos cinco sabores nos diferentes períodos, e apresenta atraso na solução no sabor 5 em um só período. Na Figura 22 representa-se o planejamento da produção para esse exemplar.

Figura 22. Diagrama do planejamento da produção encontrado por HE1B-DS+FXOV2 no exemplar G4-9.



Fonte: Elaboração própria.

Ao comparar as Figuras 20, 21 e 22 sabendo que são ilustrações do mesmo exemplar (G4-9), observe-se como começa a ter mais espaço em espera (quadros pretos), gerando que a capacidade não seja utilizada adequadamente.

Na Tabela 29 e 30 especifica-se a quantidade de lotes e tamanho por período para o exemplar G1-16, como a quantidade de estoque e atraso em cada período, este exemplar apresenta uma maior dimensão em suas variáveis. Este resultado é proveniente da heurística H1B a qual encontrou um valor na função objetivo de 2.807.023 e por HE1B-DS+FXOV2 a qual encontrou um valor na função objetivo de 485.

Assim, para ilustrar o planejamento as Figuras 23 e 24, representa-se o planejamento da produção para esse exemplar, sendo a Figura 23 o resultado encontrado por H1B e a Figura 24 o resultado encontrado por HE1B-DS+FXOV2. Note-se as diferenças que existem gerando um melhor aproveitamento das quatro linhas de produção em cada período.

Tabela 29. Resultado retornado por H1B do exemplar G1-16.

Item	t=1				t=2				t=3				t=4			
	Quantidade de lotes - litros por lote (litros estoque / litros atraso)				Quantidade de lotes - litros por lote (litros estoque / litros atraso)				Quantidade de lotes - litros por lote (litros estoque / litros atraso)				Quantidade de lotes - litros por lote (litros estoque / litros atraso)			
	m=1	m=2	m=3	m=4	m=1	m=2	m=3	m=4	m=1	m=2	m=3	m=4	m=1	m=2	m=3	m=4
Sabor 1	1 - 4573,50				2 - 4573,50				1 - 4573,50				4 - 4573,50			
	1 - 3597,75				14 - 3938,25				9 - 3804,75				1 - 4409,99			
	1 - 2423,75				1 - 3804,75				1 - 2802,00				10 - 3938,25			
	(0/0)				(0/0)				5 - 2423,75				1 - 2423,75			
Sabor 2	7 - 3933,63				9 - 3933,63				12 - 3458,86				10 - 3933,63			
	1 - 2084,77				10 - 3933,63				1 - 2436,40				1 - 2084,77			
	(0/0)				(0/0)				3 - 2084,77				1 - 3297,31			
	1 - 3248,77				2 - 3933,63				1 - 3933,63				4 - 2993,63			
Sabor 3	2 - 8238,26				4 - 8238,26				1 - 8238,26				2 - 8238,26			
	14 - 6849,13				6 - 6616,95				1 - 8178,26				1 - 7010,39			
	1 - 2636,08				1 - 3401,99				14 - 6616,95				1 - 2636,08			
	(0/0)				(0/0)				(0/0)				(0/0)			
Sabor 4	9 - 985,72				16 - 985,72				2 - 985,72				16 - 2084,77			
	1 - 669,77				9 - 985,72				1 - 965,98				9 - 985,72			
	2 - 226,69				1 - 732,81				1 - 710,89				15 - 985,72			
	(0/0)				(0/0)				(0/0)				(0/0)			
Sabor 5	16 - 1607,60				1 - 3738,80				2 - 3738,80				5 - 2634,39			
	5 - 3043,80				11 - 2634,40				1 - 3738,80				15 - 2634,39			
	10 - 1607,60				1 - 1607,60				1 - 2044,39				1 - 1607,60			
	1 - 2429,20				2 - 2990,39				11 - 1607,60				1 - 2004,40			
(0/0)				(0/0)				(0/0)				(0/0)				

Sabor 6	14 - 1619,22	10 - 1619,22	6 - 1619,22	16 - 1619,22	13 - 1619,22	10 - 1619,22	16 - 1619,22	16 - 1619,22	7 - 1463,55	15 - 1619,22	14 - 1619,22	10 - 1619,22	3 - 1619,22	
	1 - 1593,88	1 - 1009,44	8 - 1463,55	1 - 1582,66	3 - 1463,55	1 - 1233,99	1 - 874,33	1 - 1181,77	13 - 1463,55					
	1 - 1162,22	1 - 874,33	2 - 874,33	1 - 874,33								1 - 874,33		
	(0/0)			(0/0)			(0/0)			(0/0)				
Sabor 7	1 - 2684,38	5 - 2684,38	11 - 1804,38	1 - 2684,38	5 - 2684,38	1 - 2684,38	1 - 2684,38	1 - 2667,12				1 - 2684,38	10 - 2684,38	
	7 - 2157,94	10 - 2084,79	1 - 590,54	1 - 2667,12	1 - 2263,15	1 - 1020,76	1 - 2230,13	12 - 2157,94				1 - 2576,71	1 - 936,94	
	1 - 2119,53		14 - 2157,94	9 - 2084,79	14 - 1804,38	1 - 1031,43						14 - 2084,79		
	7 - 590,54							2 - 590,54						
	(0/0)			(0/0)			(0/0)			(0/0)				
Sabor 8	16 - 1591,63	14 - 1591,63	6 - 1591,63	16 - 1591,63	16 - 1591,63	16 - 1591,63	12 - 1591,63	15 - 1591,63	9 - 1591,63	15 - 1591,63	2 - 1591,63	15 - 1591,63	14 - 1591,63	15 - 1431,73
		1 - 964,49					1 - 1442,49	1 - 429,67	2 - 429,67	1 - 1009,84	13 - 1431,73	1 - 429,67	2 - 429,67	1 - 1088,60
							2 - 1431,73				1 - 429,67			
	(15544,19 / 0)			(0/0)			(0/0)			(0/0)				
Sabor 9		5 - 2668,43	1 - 2668,43			15 - 2668,43	16 - 2668,43	16 - 2668,43	16 - 2668,43	8 - 2668,43		3 - 2668,43		
		1 - 667,05	8 - 2582,74			1 - 2119,80				1 - 2592,35		1 - 796,99		
			1 - 1468,39							7 - 2582,74		12 - 667,05		
	(0/0)			(0/0)			(0/0)			(0/0)				
Sabor 10	1 - 8564,28	14 - 8564,28	14 - 8564,28	16 - 8564,28	16 - 8564,28	16 - 8564,28	16 - 8564,28	16 - 8564,28	16 - 8564,28	13 - 8564,28	8 - 8564,28	16 - 8564,28	16 - 8564,28	16 - 8564,28
		1 - 5090,42								1 - 4029,85	1 - 3596,42			
										2 - 3596,42				
	(106841,71 / 0)			(0/0)			(80691,71 / 0)			(0/0)				

Fonte: Elaboração própria.

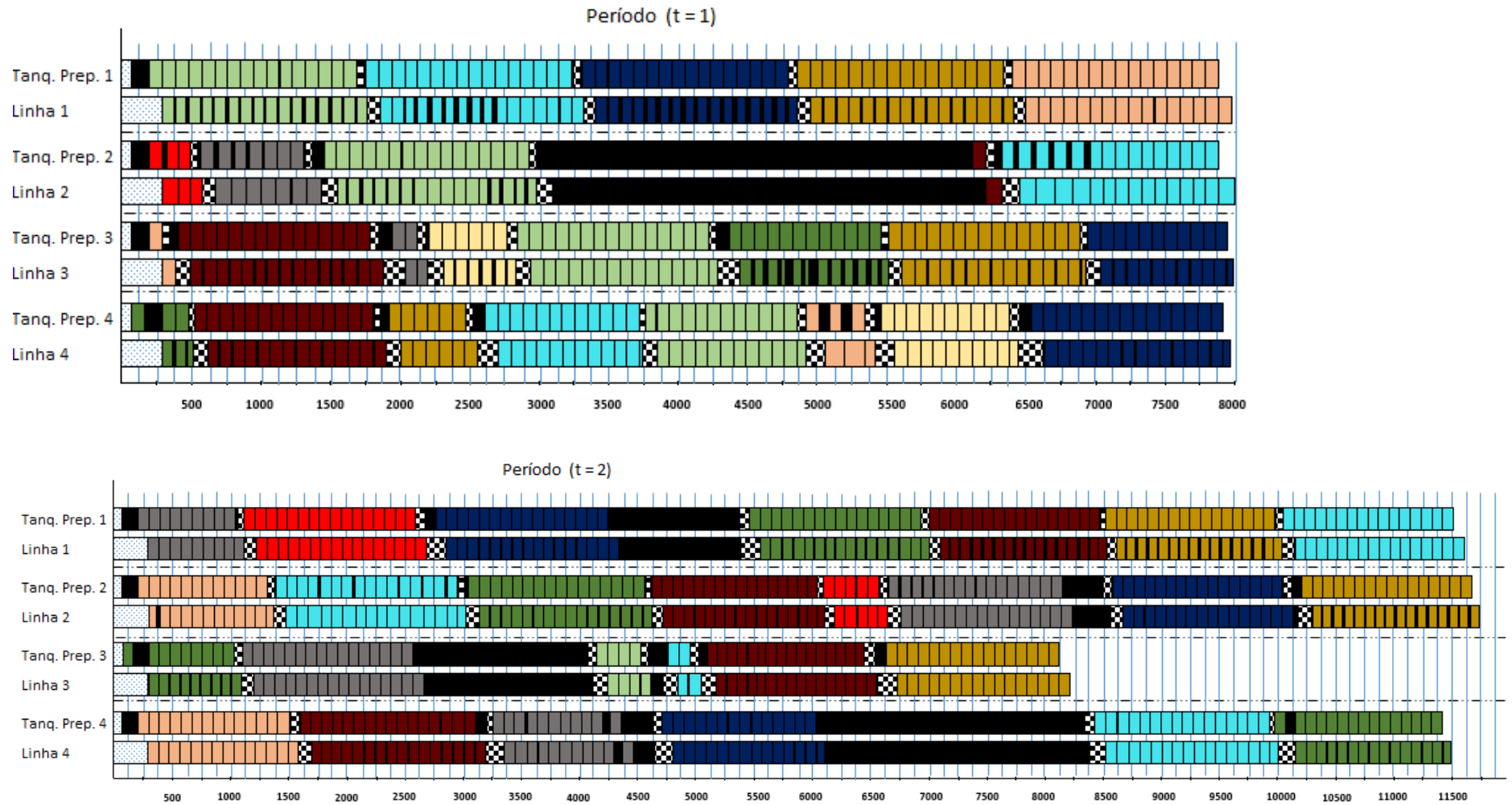
Tabela 30. Resultado retornado por HE1B-DS+FXOV2 do exemplar G1-16.

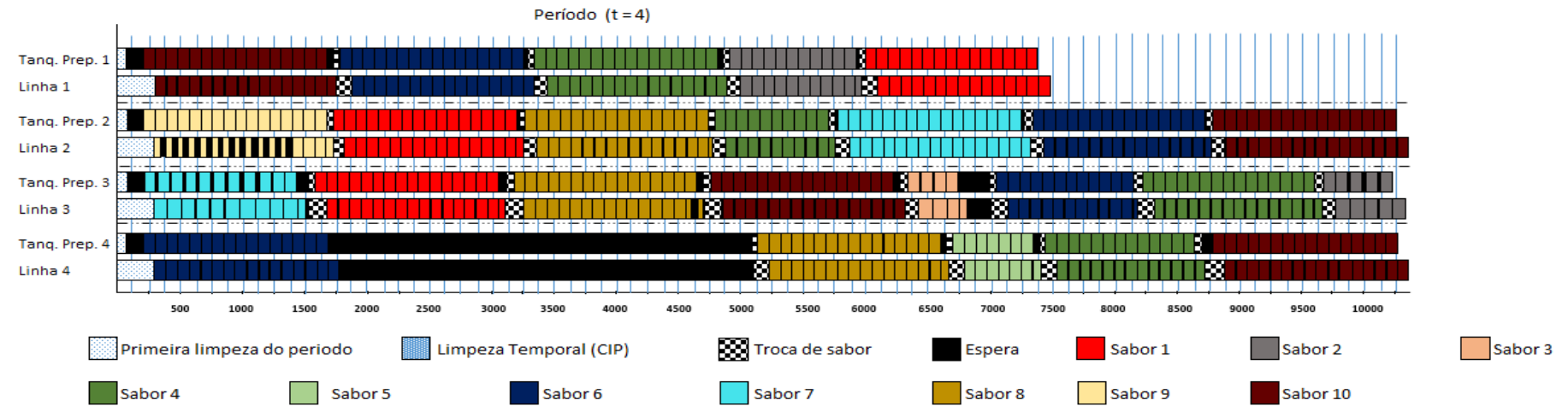
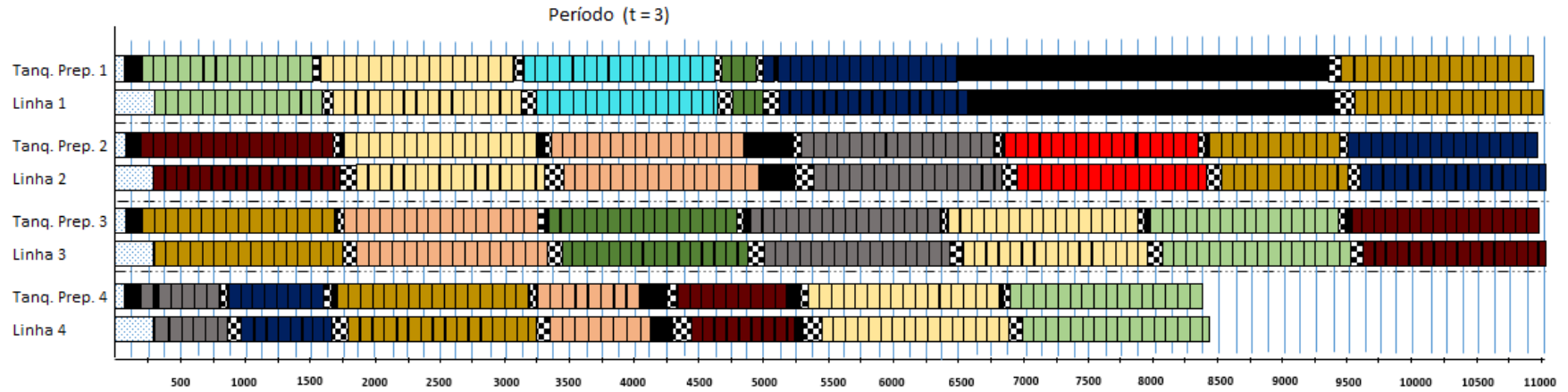
Item	t=1				t=2				t=3				t=4			
	Quantidade de lotes - litros por lote (litros estoque / litros atraso)				Quantidade de lotes - litros por lote (litros estoque / litros atraso)				Quantidade de lotes - litros por lote (litros estoque / litros atraso)				Quantidade de lotes - litros por lote (litros estoque / litros atraso)			
	m=1	m=2	m=3	m=4	m=1	m=2	m=3	m=4	m=1	m=2	m=3	m=4	m=1	m=2	m=3	m=4
Sabor 1			1 - 4573,50	14 - 4573,50			2 - 4573,50				10 - 4573,50			11 - 4573,50	16 - 4573,50	11 - 4573,50
			1 - 3597,75	1 - 4341,75							1 - 4197,25			1 - 3994,75		
			1 - 2423,75	1 - 3938,25							1 - 3804,75			1 - 3938,25		
	(0/0)				(0/0)				(0/0)				(0/0)			
Sabor 2			1 - 3398,18		1 - 3933,63	14 - 3933,63	11 - 3933,63	12 - 3933,63	1 - 3933,63							11 - 3933,63
			1 - 3933,63		1 - 3823,27		1 - 3280,90	5 - 3580,22	1 - 3800,22							1 - 3590,27
			11 - 2084,77		23 - 3458,86		1 - 2993,63	1 - 2510,50	8 - 3458,86							4 - 3398,18
			1 - 2604,68					3 - 2084,77	6 - 2084,77							
	(0/0)				(0/0)				(0/0)				(0/0)			
Sabor 3		15 - 8238,26			16 - 8238,26		2 - 8238,26			19 - 8238,26	14 - 8238,26			2 - 8238,26		
		1 - 7864,13					1 - 6786,34				1 - 7675,39			1 - 6616,95		
		1 - 6616,95					1 - 5726,95							1 - 3029,52		
	(0/0)				(0/0)				(0/0)				(0/0)			
Sabor 4			12 - 985,72	38 - 985,72			16 - 985,72			4 - 985,72	13 - 985,72			32 - 985,72	9 - 985,72	12 - 985,72
			1 - 870,26	1 - 965,98						1 - 963,80	1 - 732,81				1 - 293,40	
				1 - 226,69												
	(0/0)				(0/0)				(0/0)				(0/0)			
Sabor 5	2 - 3738,80		2 - 3738,80		3 - 3150,60				4 - 3738,80		9 - 3738,80	1 - 3658,02		3 - 3043,80		
	1 - 3305,80		24 - 2990,40		1 - 2027,60				1 - 3193,18		1 - 3689,60	15 - 2634,40		1 - 2829,80		
	13 - 3150,60		1 - 2516,60		1 - 1607,60				2 - 3150,60		4 - 2990,40			3 - 1607,60		
	(0/0)				(0/0)				(0/0)				(0/0)			

Sabor 6	31 - 1619,22	2 - 1619,22		31 - 1619,22	7 - 1619,22	38 - 1619,22		15 - 1619,22	7 - 1619,22	16 - 1619,22	5 - 1463,55	
	1 - 998,66	1 - 874,33		1 - 1418,66	1 - 1479,11	1 - 889,22		1 - 874,33	1 - 874,33		1 - 1555,66	
	11 - 874,33				5 - 1463,55	1 - 874,33					16 - 1119,22	
	(0/0)			(0/0)		(0/0)					(0/0)	
Sabor 7		25 - 2684,38	5 - 2684,38	4 - 2684,38	14 - 1804,38	6 - 2684,38		1 - 2684,38			1 - 590,54	
		1 - 2574,24	1 - 2665,83	1 - 2671,23	1 - 2230,13	1 - 2159,93		1 - 2667,12				
		1 - 1850,63	11 - 2157,94	10 - 2048,21	1 - 2684,38	6 - 2084,79		1 - 2338,31				
		4 - 1804,38						25 - 2157,94				
	(0/0)			(0/0)		(0/0)					(0/0)	
Sabor 8		28 - 1431,73	16 - 1591,63	16 - 1591,63	13 - 1591,63	5 - 1431,73	39 - 1591,63	14 - 1591,63	15 - 1591,63	15 - 1591,63	14 - 1431,73	
		1 - 1591,63				1 - 1550,06	1 - 952,56	1 - 429,67	1 - 429,67	1 - 1358,39	1 - 429,67	
		1 - 609,00				22 - 1591,63	2 - 429,67					
		1 - 429,67										
	(0/0)			(0/0)		(0/0)					(0/0)	
Sabor 9	14 - 2668,43			8 - 2668,43		27 - 2668,43	5 - 2668,43	6 - 2668,43				
	1 - 1449,96			1 - 2030,49			39 - 2582,74	1 - 796,41				
				1 - 667,05			1 - 1421,07					
							1 - 667,05					
	(0/0)			(0/0)		(0/0)					(0/0)	
Sabor 10	20 - 3596,42		16 - 8564,28	31 - 8564,28	14 - 8564,28	15 - 8564,28	14 - 8564,28	14 - 8564,28	16 - 8564,28	11 - 8564,28	16 - 8564,28	28 - 8564,28
	8 - 8564,28					1 - 4070,28	1 - 3596,42	1 - 3596,42		1 - 3596,42		1 - 6356,00
	1 - 6170,14						1 - 4013,14					3 - 3596,42
	(0/0)			(0/0)		(0/0)						(0/0)

Fonte: Elaboração própria.

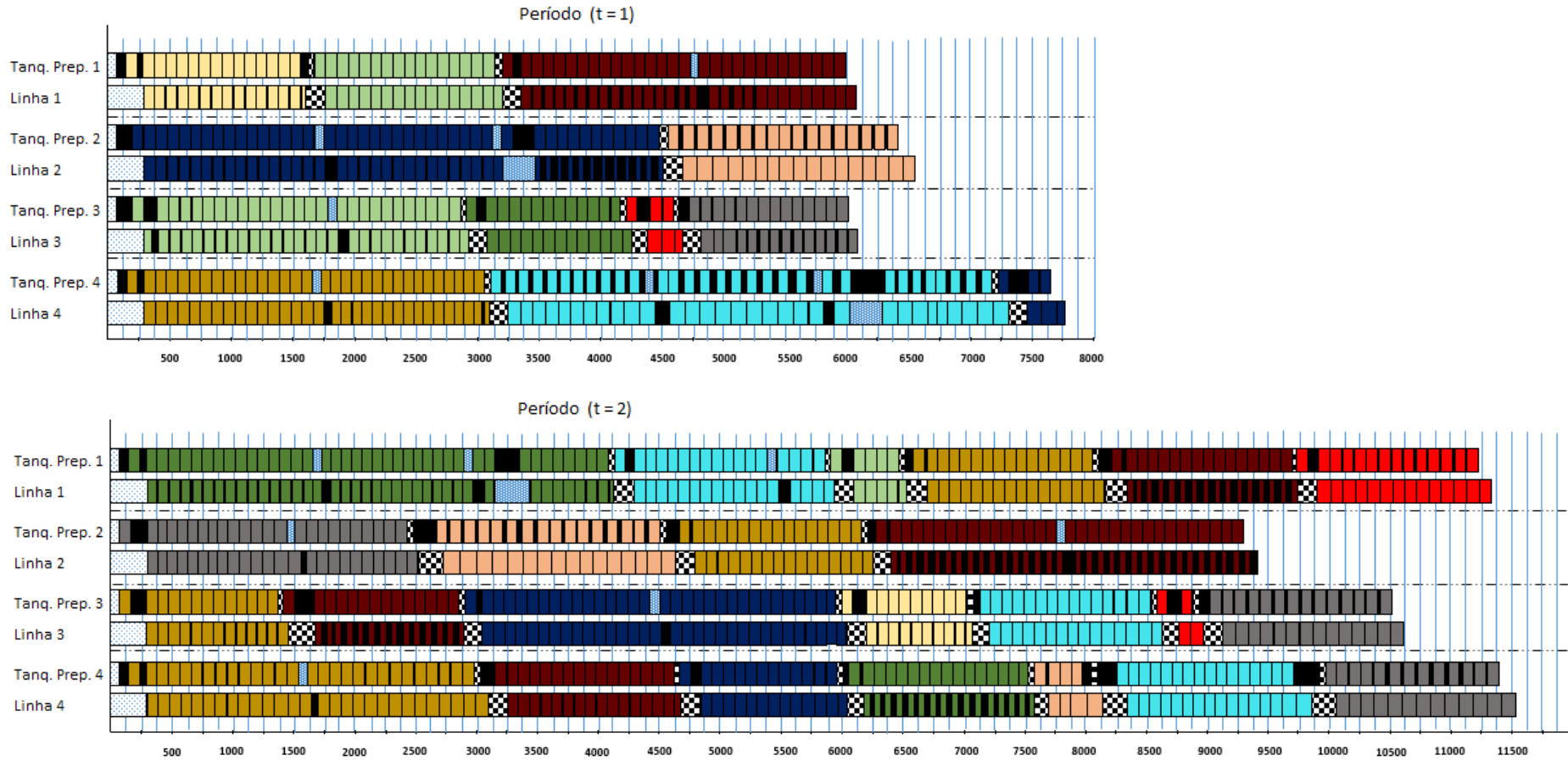
Figura 23. Diagrama do planejamento da produção encontrado por H1B no exemplar G1-16.

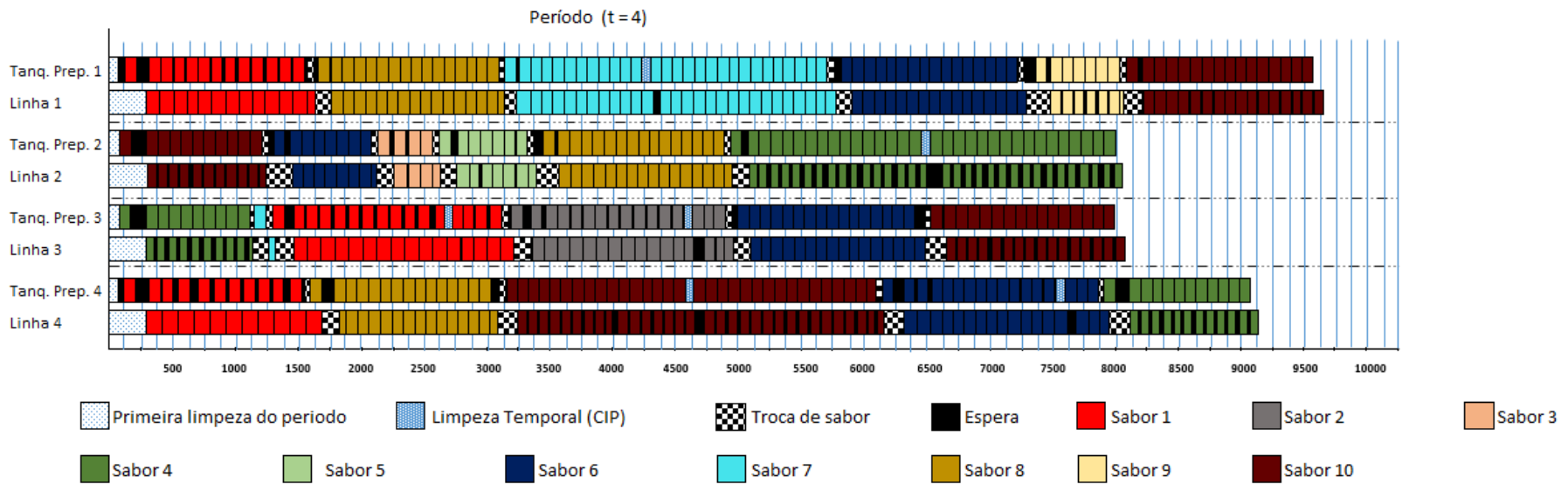
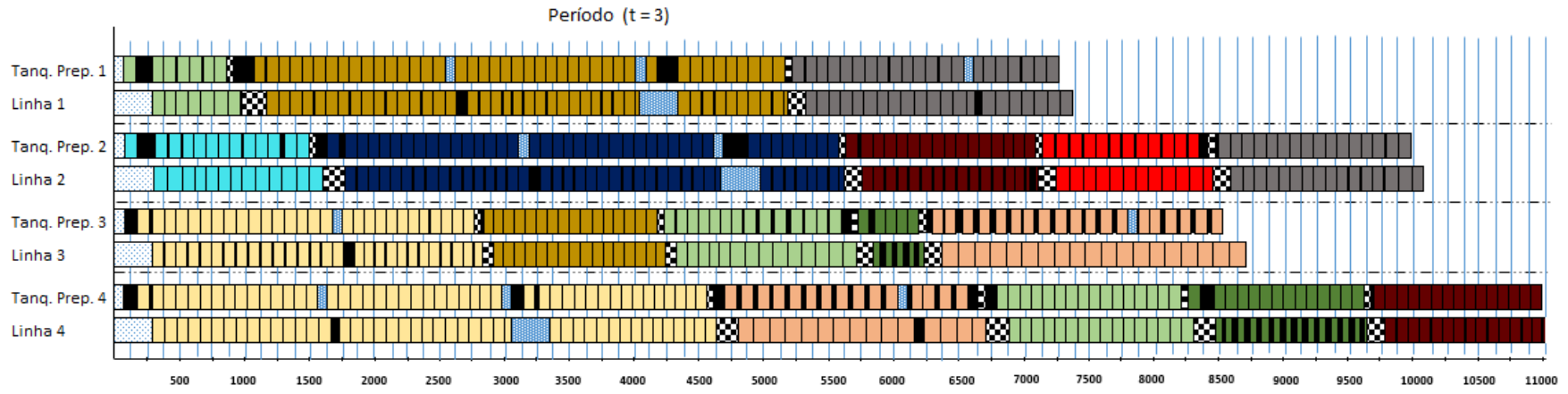




Fonte: Elaboração própria.

Figura 24. Diagrama do planejamento da produção encontrado por HE1B-DS+FXOV2 no exemplar G1-16.





Fonte: Elaboração própria.

8 Conclusões

Na presente dissertação de mestrado foi estudado o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes de produção com limpezas temporais (PDSL-LT) encontrado na produção de bebidas à base de frutas.

Os objetivos do estudo são:

- Gerar novos exemplares, a partir dos encontrados na literatura, que sejam mais ajustados à realidade, além de exemplares que representem diferentes cenários;
- Analisar e identificar qual método proposto na literatura tem o melhor desempenho;
- Propor e desenvolver métodos de solução heurísticos, tais como, heurísticas construtivas de decomposição e MIP-heurísticas;
- Desenvolver meta-heurística *Simulated Annealing*, tendo em vista durante a revisão da literatura os bons resultados apresentados em problemas de dimensionamento e sequenciamento de lotes.

Para alcançar esses objetivos utilizamos em total 92 instâncias baseadas em dados reais, divididas em 4 grupos. Durante este trabalho propõem-se três grupos adicionais de instâncias, sabendo que na literatura foram encontradas 23 instâncias provenientes de dados reais. Estes grupos foram gerados baseados nas análises que mostram dados folgados e parâmetros não balanceados nos custos (estoque, atraso e troca), assim foram propostos outros exemplares para que sejam mais ajustados à realidade, além de exemplares que representem diferentes cenários.

Elas se mostraram representativas de outros cenários de produção e dificuldade em resolvê-los explicitou a importância do desenvolvimento de métodos específicos de solução para o problema.

Na literatura científica foram encontrados três métodos de solução ainda não comparados devidamente. Eles foram então comparados utilizando 84 instâncias geradas, tendo em vista que 8 das 92 apresentaram soluções ótimas em tempos razoáveis. Assim, o melhor método foi o método HE1B-DS+FXOV2, com uma redução na FO de 83% em relação ao método HFMMR-P e 84% ao método HFMMR-R.

Tendo em vista que várias instâncias não foram resolvidas e os *gaps* retornados pela heurística HE1B-DS+FXOV2 foram altos, propusemos heurísticas de decomposição para

resolver o problema, H1A, H1B, H2A, H2B, H3A e H3B. Eles foram então comparados utilizando os exemplares encontrados na literatura, agrupado as 23 instâncias no grupo G1.

Além disso, testamos 3 variações de calibração de tempos para os tempos de solução dos submodelos matemáticos. Ainda, duas propostas de fixação de variáveis foram testadas (variação A e B). Essas combinações originaram 18 estratégias (H1A- τ_1 , H1A- τ_2 e H1A- τ_3 , H1B- τ_1 , H1B- τ_2 e H1B- τ_3 , H2A- τ_1 , H2A- τ_2 e H2A- τ_3 ; H2B- τ_1 , H2B- τ_2 e H2B- τ_3 , H3A- τ_1 , H3A- τ_2 e H3A- τ_3 ; H3B- τ_1 , H3B- τ_2 e H3B- τ_3). Dessas a heurística H1B- τ_1 se destacou pois, encontro melhor valor na FO em 43% das instâncias (10 de 23).

As instâncias G1-22, G2-22, G3-22 e G4-22, não tiveram solução em nenhuma das seis heurísticas desta dissertação ao exceder a memória do computador durante seu processamento e não retornar solução inteira factível.

Fazendo uma comparação entre H1B e HE1B-DS+FXOV2 para os exemplares menores (instâncias 1 à 15 para os 4 grupos), a heurística de decomposição H1B é melhor pois encontra 27 exemplares com soluções menores, sendo em média 1% menor que os valores de HE1B-DS+FXOV2 no *gap*.

Para as instâncias maiores a heurística HE1B-DS+FXOV2 é melhor. Com uma redução de 50% em relação as soluções retornadas pela H1B.

Dados os bons resultados das heurísticas em grupos diferentes de instâncias, foi testada a combinação delas, ou seja, utilizamos como solução inicial H1B na heurística de melhora FXOV2, que gerou a heurística H1B+FXOV2.

Ao aplica-la na solução das instâncias notamos que H1B é ainda melhor (30%) que H1B+FXOV2 na solução das instâncias de pequeno porte (instâncias 1 à 15 para os 4 grupos). Porém, nas instâncias de grande porte ela é pior que a HE1B-DS+FXOV2 (73%).

Ressalta-se a importância de FXOV2 nos resultados, gerando uma diminuição de 41% na média para os 4 grupos de instâncias (84 exemplares) comparado com os resultados da solução inicial HE1B-DS e 35% na solução inicial H1B.

Dado que instâncias de grande porte continuaram com *gaps* altos, SA foi testada para as 84 instâncias utilizando como solução inicial H1B. Foram propostas 4 estratégias diferentes de vizinhança (V1A, V1B, V1C e V2), sendo que a SA_V2 apresenta melhor desempenho computacional entre as estratégias testadas para SA, com uma redução em relação às anteriores de 1.5% aproximadamente.

Para instâncias de grande porte houve dificuldades de melhoria da solução inicial.

Quando os resultados de SA_V2 são comparados aos resultados da HE1B-DS+FXOV2, o método da literatura apresenta melhor desempenho computacional retornando valores melhores em 62 instâncias (78% dos exemplares).

A presente pesquisa ressaltou a dificuldade de solução de instâncias de grande porte do PDSL-LT. As heurísticas de decomposição se mostraram competitivas sugerindo ser um caminho promissor para pesquisas futuras. Explorar outros métodos que fornecem solução inicial de boas qualidades tais como heurísticas construtivas para FXOV2. Além disso, apesar da SA ter apresentado resultados piores que a heurística HE1B-DS+FXOV2 alguns testes computacionais mostraram que as vizinhanças propostas poderiam ser melhoradas para sair ótimos locais dando mais possibilidades de melhoria desse método, tentando evitar resultados similares de sequenciamento.

REFERÊNCIAS

- ALEM, D. et al. A computational study of the general lot-sizing and scheduling model under demand uncertainty via robust and stochastic approaches. **Computers and Operations Research**, 2018.
- ALKHATEEB, F.; ABED-ALGUNI, B. H. A Hybrid Cuckoo Search and Simulated Annealing Algorithm. **Journal of Intelligent Systems**, 2017.
- ALLAHYARI, M. Z.; AZAB, A. Mathematical modeling and multi-start search simulated annealing for unequal-area facility layout problem. **Expert Systems with Applications**, v. 91, p. 46–62, 2018.
- ALVAREZ, A.; MUNARI, P.; MORABITO, R. Iterated local search and simulated annealing algorithms for the inventory routing problem. **International Transactions in Operational Research**, v. 25, n. 6, p. 1785–1809, 2018.
- ARENALES, M. N. et al. **Pesquisa Operacional**. 2 Edição ed. Rio de Janeiro: [s.n.].
- BALDO, T. A. et al. An optimization approach for the lot sizing and scheduling problem in the brewery industry. **Computers & Industrial Engineering**, v. 72, p. 58–71, 2014.
- BAYLEY, T.; SÜRAL, H.; BOOKBINDER, J. H. A hybrid Benders approach for coordinated capacitated lot-sizing of multiple product families with set-up times. **International Journal of Production Research**, v. 56, n. 3, p. 1326–1344, 2018.
- BENSMAN, Y. et al. Preventive remanufacturing planning of production equipment under operational and imperfect maintenance constraints: A hybrid genetic algorithm based approach. **Reliability Engineering and System Safety**, v. 185, p. 546–566, 2019.
- BERTRAND, J. W. M.; FRANSOO, J. C. **Operations management research methodologies using quantitative modeling**. [s.l: s.n.]. v. 22
- BILGEN, B.; DOGAN, K. Multistage Production Planning in the Dairy Industry: A Mixed-Integer Programming Approach. **Industrial & Engineering Chemistry Research**, v. 54, p. 11709–11719, 2015.
- BITRAN, G. R.; YANASSE, H. H. Computational complexity of the capacitated lot size problem. **Management Science**, v. 28, 1981.
- BOONMEE, A.; SETHANAN, K. A GLNPSO for multi-level capacitated lot-sizing and scheduling problem in the poultry industry. **European Journal of Operational Research**, v. 250, p. 652–665, 2015.
- BOŽEK, A.; WERNER, F. Flexible job shop scheduling with lot streaming and subplot size optimisation. **International Journal of Production Research**, v. 56, n. 19, p. 6391–6411, 2018.
- BRAHIMI, N. et al. A Lagrangian heuristic for capacitated single item lot sizing problems. **4OR**, v. 13, p. 173–198, 2015a.
- BRAHIMI, N. et al. Models and Lagrangian heuristics for a two-level lot-sizing problem with bounded inventory Stéphane Dauzère-Pérès 2 · Safia Kedad-Sidhoum 3. **OR Spectrum**, v. 37, p. 983–1006, 2015b.
- ÇAGRI, S.; BILGEN, B.; BLOEMHOF-RUWAARD, J. Planning and scheduling of the make-and-pack dairy production under lifetime uncertainty. **Applied Mathematical Modelling**, v. 51, p. 129–144, 2017.
- CARVALHO, D. M.; NASCIMENTO, M. C. V. Lagrangian heuristics for the capacitated multi-plant lot sizing problem with multiple periods and items. **Computers & Operations Research**, v. 71, p.

137–148, 2016.

CAUCHICK, P.; MORABITO, R.; PUREZA, V. **Metodologia de Pesquisa em Engenharia de Produção e Gestão de Operações**. 3. ed. [s.l.] Elsevier, 2012.

CESCHIA, S.; GASPERO, L. DI; SCHAERF, A. Solving discrete lot-sizing and scheduling by simulated annealing and mixed integer programming. **Computers & Industrial Engineering**, v. 114, p. 235–243, 2017.

CHEN, H. Fix-and-optimize and variable neighborhood search approaches for multi-level capacitated lot sizing problems \$. **International Journal of Production Economics**, v. 123, p. 247–256, 2015.

CHEN, J. C.; CHEN, T.-L.; HARIANTO, H. Technical Paper Capacity planning for packaging industry. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 42, p. 153–169, 2017.

CHRISTOU, I. T.; LAGODIMOS, A. G.; LYCOPOULOU, D. Hierarchical production planning for multi-product lines in the beverage industry. **Production Planning and Control**, v. 18, n. 5, p. 367–376, 2007.

COFIL, K. et al. Simultaneous lotsizing and scheduling problems: a classification and review of models. **OR Spectrum**, v. 39, p. 1–64, 2017.

CURCIO, E. et al. Adaptation and approximate strategies for solving the lot-sizing and scheduling problem under multistage demand uncertainty. **International Journal of Production Economics**, v. 202, p. 81–96, 2018.

DE ARMAS, J.; LAGUNA, M. International Journal of Production Research Parallel machine, capacitated lot-sizing and scheduling for the pipe-insulation industry Parallel machine, capacitated lot-sizing and scheduling for the pipe-insulation industry. **International Journal of Production Research**, v. 58, n. 3, p. 800–817, 2020.

DE ÁVILA RIBEIRO JUNQUEIRA, R.; MORABITO, R. Programming and scheduling sugarcane harvesting fronts: model and solution methods for large-scale problems. **Gestão & Produção**, v. 25, n. 1, p. 132–147, 2018.

DEKA, D.; DATTA, D. Multi-objective optimization of the scheduling of a heat exchanger network under milk fouling. **Knowledge-Based Systems**, v. 121, p. 71–82, 2017.

DOGANIS, P.; SARIMVEIS, H. Optimal production scheduling for the dairy industry. **Annals of Operations Research**, v. 159, n. 1, p. 315–331, 2008.

DOLAN, E. D.; MORÉ, J. J. Benchmarking optimization software with performance profile. **Studies in Surface Science and Catalysis**, v. 91, n. C, p. 201–213, 2002.

DUDA, J. A hybrid genetic algorithm and variable neighborhood search for multi-family capacitated lot-sizing problem. **Discrete Mathematics**, v. 58, p. 103–110, 2017.

DUDA, J.; STAWOWY, A. Production Scheduling under Fuzziness for the Furnace - Casting Line System. **Archives of Foundry Engineering**, v. 15, n. 4, p. 29–32, 2015.

DUDA, J.; STAWOWY, A. A variable neighborhood search for multi-family capacitated lot-sizing problem. **Discrete Mathematics**, v. 66, p. 119–126, 2018.

FABIANO, C. et al. Glass container production scheduling through hybrid multi-population based evolutionary algorithm. **Applied Soft Computing Journal**, v. 13, p. 1352–1364, 2013.

FABIANO CLAUDIO, T. M. et al. Mathematical programming-based approaches for multi-facility glass container production planning. **Computers & Operations Research**, v. 74, p. 92–107, 2016.

FERNANDES; FARIA, F. C.; GODINHO, M. **Planejamento e controle da produção: dos fundamentos ao essencial**. 2010. ed. [s.l.] São Paulo: Editora Atlas S.A., 2010.

FERREIRA, D. **Abordagens para o Problema Integrado de Dimensionamento e Sequenciamento de Lotes da Produção de Bebidas**. [s.l.] de Doutorado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, UFScar - São Carlos, 2006.

FERREIRA, D. et al. Single-stage formulations for synchronised two-stage lot sizing and scheduling in soft drink production. **International Journal of Production Economics**, v. 136, n. 2, p. 255–265, 1 abr. 2012.

FERREIRA, D.; ALMADA-LOBO, B.; MORABITO, R. Formulações monoestágio para o problema de programação da produção de bebidas dois estágios com sincronia. **Produção**, v. 23, n. 1, p. 107–119, 2013.

FERREIRA, D.; MORABITO, R.; RANGEL, S. Solution approaches for the soft drink integrated production lot sizing and scheduling problem. **European Journal of Operational Research**, v. 196, n. 2, p. 697–706, 16 jul. 2009.

FIOROTTO, D. J.; ALEXANDRE DE ARAUJO, S.; JANS, R. Hybrid methods for lot sizing on parallel machines. **Computers and Operation Research**, v. 63, p. 136–148, 2015.

FISHER, M. L. The Lagrangian Relaxation Method for Solving Integer Programming Problems. **Management Science**, v. 27, n. 1, p. 1–18, 1981.

FISHER, O. et al. Cloud manufacturing as a sustainable process manufacturing route. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 47, p. 53–68, 2018.

FLORIAN, M.; LENSTRA, J. K.; RINNOOY KAN, A. H. G. Deterministic Production Planning: Algorithms and Complexity. **Management Science**, v. 26, n. 7, p. 669–679, 1980.

FORD, H. W. How Many Parts To Make at Once Ford. **Operations Research**, v. 38, n. 6, p. 947–950, 1913.

FURLAN, M. et al. Unequal individual genetic algorithm with intelligent diversification for the lot-scheduling problem in integrated mills using multiple-paper machines. **Computers and Operation Research**, v. 59, p. 33–50, 2015.

GHIRARDI, M.; AMERIO, A. Matheuristics for the lot sizing problem with back-ordering, setup carry-overs, and non-identical machines. **Computers & Industrial Engineering**, v. 127, p. 822–831, 2019.

GICQUEL, C.; MINOUX, M. Multi-product valid inequalities for the discrete lot-sizing and scheduling problem. **Computers and Operation Research**, v. 54, p. 12–20, 2015.

GLOCK, C. H.; GROSSE, E. H.; RIES, J. M. The lot sizing problem: A tertiary study. **International Journal of Production Economics**, v. 155, p. 39–51, 2014.

GOGNA, A.; TAYAL, A. **Metaheuristics: Review and application** *Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence* Taylor & Francis, , 2013. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1080/0952813X.2013.782347>>

GÜNER GÖREN, H.; TUNALI, S. Solving the capacitated lot sizing problem with setup carryover using a new sequential hybrid approach Hacer G üner Gören · Semra Tunalı. **Appl Intell**, v. 42, p. 805–816, 2015.

HAKHEEM-UR-REHMAN; WAN, G.; ZHAN, Y. Multi-level, multi-stage lot-sizing and scheduling in the flexible flow shop with demand information updating. **International Transactions in**

Operational Research, v. 00, p. 1–27, 2019.

HEIN, F. et al. Designing new heuristics for the capacitated lot sizing problem by genetic programming. **Computers and Operations Research**, v. 96, p. 1–14, 2018.

HOLLAND, J. **Adaptation in Natural and Artificial Systems**. [s.l.] University of Michigan Press, 1975.

IBN MAJDOUB HASSANI, Z. et al. Hybrid approach for solving the integrated planning and scheduling production problem. **Journal of Engineering, Design and Technology**, v. 18, n. 1, p. 172–189, 2020.

JANS, R.; DEGRAEVE, Z. Meta-heuristics for dynamic lot sizing: A review and comparison of solution approaches. **European Journal of Operational Research**, v. 177, n. 3, p. 1855–1875, 2007.

JANS, R.; DEGRAEVE, Z. Modeling industrial lot sizing problems: A review. **International Journal of Production Research**, v. 46, n. 6, p. 1619–1643, 2008.

JIN, B.; LUH, P. B.; THAKUR, L. S. An effective optimization-based algorithm for job shop scheduling with fixed-size transfer lots. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 18, n. 4, p. 284–300, 1 jan. 1999.

KARIMI, B.; FATEMI G., S. M. T.; WILSON, J. M. The capacitated lot sizing problem: A review of models and algorithms. **Omega**, v. 31, n. 5, p. 365–378, 2003.

KIM, D.; SHIN, H. J. A hybrid heuristic approach for production planning in supply chain networks. **International Journal Manuf Technol**, v. 78, p. 395–406, 2014.

KIRKPATRICK, S. Optimization by Simulated Annealing: Quantitative Studies. **Journal of Statistical Physics**, v. 34, 1983.

LEE, Y.; LEE, K. ARTICLE IN PRESS Lot-sizing and scheduling in flat-panel display manufacturing process R. **Omega**, 2019.

LEE, Y.; LEE, K. Lot-sizing and scheduling in flat-panel display manufacturing process R. **Omega**, v. 93, p. 102036, 2020.

LI, J.-Q. et al. Efficient multi-objective algorithm for the lot-streaming hybrid flowshop with variable sub-lots. **Swarm and Evolutionary Computation**, v. 52, 2020.

LI, L. et al. Fix-and-Optimize and Variable Neighborhood Search Approaches for Stochastic Multi-Item Capacitated Lot-Sizing Problems. **Mathematical Problems in Engineering**, v. 2017, p. 1–18, 2017.

LÜTKE, M. et al. Mixed-integer linear programming approaches to shelf-life-integrated planning and scheduling in yoghurt production. **International Journal of Production Research**, v. 43, n. 23, p. 5071–5100, 2005.

MANSANO, M.; MARISTELA, F. .; SANTOS, O. BFO: a hybrid bees algorithm for the multi-level capacitated lot-sizing problem. **Journal of Intelligent Manufacturing**, v. 28, p. 929–944, 2017.

MARKS, I. M.; GELDER, M. G. Common ground between behaviour therapy and psychodynamic methods. **British Journal of Psychiatry**, v. 112, n. 483, p. 211–212, fev. 1966.

MARTÍNEZ, K. P. et al. A coupled process configuration, lot-sizing and scheduling model for production planning in the molded pulp industry. **International Journal of Production Economics**, 2018.

MEHDIZADEH, E.; HAJIPOUR, V.; MOHAMMADIZADEH, M. R. A bi-objective multi-item

capacitated lot-sizing model: Two pareto-based meta-heuristic algorithms. **International Journal of Management Science and Engineering Management**, v. 11, n. 4, p. 279–293, 2015.

METROPOLIS, N. et al. Equation of State Calculations by Fast Computing Machines. **Studies in Molecular Dynamics. I. General Method The Journal of Chemical Physics**, v. 21, n. 6, p. 459, 1953.

MOHAMMADI, M.; MUSA, N.; BAHREININEJAD, A. Optimization of economic lot scheduling problem with backordering and shelf-life considerations using calibrated metaheuristic algorithms. **Applied Mathematics and Computation**, v. 251, p. 404–422, 2015.

NEJATI, M. et al. Lot streaming in a two-stage assembly hybrid flow shop scheduling problem with a work shift constraint. **Journal of Industrial and Production Engineering**, v. 33, n. 7, p. 459–471, 2016.

OLEŚKÓW-SZŁAPKA, J.; PAWŁOWSKI, G. 662-667 Peer review under responsibility of International Federation of Automatic Control. **IFAC-PapersOnLine**, v. 49, p. 662–667, 2016.

ÖNCAN, T.; ALTINEL, I. K.; LAPORTE, G. A comparative analysis of several asymmetric traveling salesman problem formulations. **Computers and Operations Research**, v. 36, n. 3, p. 637–654, 2009.

OSMAN, I. H.; LAPORTE, G. Metaheuristics: A bibliography. **Annals of Operations Research**, v. 63, n. 5, p. 511–623, 1996.

OYEBOLU, F. B. et al. A new lot sizing and scheduling heuristic for multi-site biopharmaceutical production. **Journal of Heuristics**, v. 23, p. 231–256, 2017.

PAGLIARUSSI, M.; MORABITO, R.; SANTOS, M. Otimização da programação da produção de bebidas à base de frutas por meio de modelos de programação inteira mista. **Gestão & Produção**, v. 24, n. 1, p. 64–77, 2017.

PARSOPOULOS, K. E.; KONSTANTARAS, I.; SKOURI, K. Metaheuristic optimization for the Single-Item Dynamic Lot Sizing problem with returns and remanufacturing. **Computers & Industrial Engineering journal**, v. 83, p. 3017–315, 2015.

PÉREZ MARTÍNEZ, K. et al. An exact optimization approach for an integrated process configuration, lot-sizing, and scheduling problem. **Computers and Operations Research**, v. 103, p. 310–323, 2018.

POURNADERI, N.; GHEZAVATI, V R; MOZAFARI, M. Developing a mathematical model for the dynamic facility layout problem considering material handling system and optimizing it using cloud theory-based simulated annealing algorithm. v. 1, p. 832, 2019.

POURSABZI, O.; MOHAMMADI, M.; NADERI, B. An improved model and a heuristic for capacitated lot sizing and scheduling in job shop problems. **Scientia Iranica**, v. 0, n. 0, p. 0–0, 2018.

QI, D. et al. An improved hierarchical genetic algorithm for collaborative optimization of manufacturing processes in metal structure manufacturing systems. **Research Article Advances in Mechanical Engineering**, v. 9, n. 3, p. 1–10, 2017.

RAMEZANIAN, R.; FALLAH SANAMI, S.; SHAFIEI NIKABADI, M. A simultaneous planning of production and scheduling operations in flexible flow shops: case study of tile industry. 2016.

RAMEZANIAN, R.; SAIDI-MEHRABAD, M. Hybrid simulated annealing and MIP-based heuristics for stochastic lot-sizing and scheduling problem in capacitated multi-stage production system. **Applied Mathematical Modelling**, v. 37, n. 7, p. 5134–5147, 2013.

RAMEZANIAN, R.; SAIDI-MEHRABAD, M.; FATTAHI, P. Integrated lot-sizing and scheduling with overlapping for multi-level capacitated production system. **International Journal of Computer**

Integrated Manufacturing, v. 26, n. 7, p. 681–695, 2013a.

RAMEZANIAN, R.; SAIDI-MEHRABAD, M.; FATTAHI, P. Technical paper MIP formulation and heuristics for multi-stage capacitated lot-sizing and scheduling problem with availability constraints Dynamic lot-sizing and scheduling Flow shop Availability constraint Sequence-dependent setup Mixed-integer programmi. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 32, p. 392–401, 2013b.

RIBEIRO JUNQUEIRA, R. D. Á.; MORABITO, R. Modeling and solving a sugarcane harvest front scheduling problem. **International Journal of Production Economics**, v. 213, p. 150–160, 2019.

ROHANINEJAD, M.; SAHRAEIAN, R.; NOURI, B. V. Multi-objective optimization of integrated lot-sizing and scheduling problem in flexible job shops. **RAIRO - Operations Research**, v. 50, n. 3, p. 587–609, 2015.

ROSHANI, A.; GIGLIO, D.; PAOLUCCI, M. A simulated annealing approach for the capacitated dynamic lot sizing problem in a closed remanufacturing system. **IFAC-PapersOnLine**, v. 49, p. 1496–1501, 2016.

SAHLING, F.; HAHN, G. J. Dynamic lot sizing in biopharmaceutical manufacturing. **International Journal of Production Economics**, v. 207, p. 96–106, 2019.

SENEVIRATNE, M. **A practical approach to water conservation for commercial and industrial facilities**. [s.l.] Elsevier/Butterworth-Heinemann, 2007.

SIFALERAS, A.; KONSTANTARAS, I.; MLADENović, N. Variable neighborhood search for the economic lot sizing problem with product returns and recovery. **Intern. Journal of Production Economics**, v. 160, p. 133–143, 2014.

SIMEONE, A. et al. A multi-sensor approach for fouling level assessment in clean-in-place processes. **Procedia CIRP** 55, p. 134–139, 2016.

SONG, H. et al. Single Machine Scheduling Based on EDD-SDST-ACO Heuristic Algorithm. **Journal of Intelligent Systems**, v. 26, n. 4, p. 657–667, 2017.

STAWOWY, A.; DUDA, J. Iterated Local Search for Foundry Lotsizing and Scheduling Problem with Setup Costs. **Archives of Foundry Engineering**, v. 17, n. 4, p. 161–164, 2017.

STEFANSDOTTIR, B.; GRUNOW, M.; AKKERMAN, R. Classifying and modeling setups and cleanings in lot sizing and scheduling. **European Journal of Operational Research**, v. 261, n. 3, p. 849–865, 16 set. 2017.

TAGUCHI, G.; RAFANELLI, A. J. **Taguchi on Robust Technology Development: Bringing Quality Engineering Upstream**. [s.l.: s.n.]. v. 116

TOLEDO, C. F. M. et al. A genetic algorithm/mathematical programming approach to solve a two-level soft drink production problem. **Computers & Operations Research**, p. 40–52, 2014.

TOLEDO, C. F. M. et al. The Synchronized and Integrated Two-Level Lot Sizing and Scheduling Problem: Evaluating the Generalized Mathematical Model. **Mathematical Problems in Engineering**, v. 2015, n. 2009, p. 1–18, 2015.

TOLEDO MOTTA, F. C. et al. A relax-and-fix with fix-and-optimize heuristic applied to multi-level lot-sizing problems. **Journal of Heuristics**, v. 21, p. 687–717, 2015.

TORKAMAN, S.; FATEMI G., S.; KARIMI, B. Multi-stage multi-product multi-period production planning with sequence-dependent setups in closed-loop supply chain. **Computers and Industrial Engineering**, v. 113, p. 602–613, 2017.

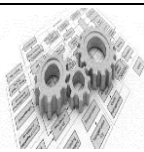



- TORKAMAN, S.; FATEMI GHOMI, S. M. T.; KARIMI, B. Hybrid simulated annealing and genetic approach for solving a multi-stage production planning with sequence-dependent setups in a closed-loop supply chain. **Applied Soft Computing**, v. 71, p. 1085–1104, 2018.
- TOSCANO, A.; FERREIRA, D.; MORABITO, R. A decomposition heuristic to solve the two-stage lot sizing and scheduling problem with temporal cleaning. **Flexible Services and Manufacturing Journal**, v. 31, n. 1, p. 142–173, 2019.
- TOSCANO, A.; FERREIRA, D.; MORABITO, R. Formulation and MIP-heuristics for the lot sizing and scheduling problem with temporal cleanings. **Computers and Chemical Engineering**, v. 142, 2020.
- TOSCANO, A. M. **Problema da programação da produção de bebidas à base de frutas : modelos de otimização e métodos heurísticos**. [s.l.] Tese de Doutorado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, UFScar - São Carlos, 2017.
- TRASSI, M. V. et al. Proposta de resolução heurística para o problema de programação da produção de bebidas à base de frutas. **XXXVII ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**, 2017.
- VENTURINI, F.; WALDEMAR, G. **BEBIDAS NÃO ALCÓOLICAS Ciência e Tecnologia**. 2. ed. São Paulo: [s.n.].
- WOLOSEWICZ, C.; DAUZÈRE-PÉRÈS, S.; AGGOUNE, R. A Lagrangian heuristic for an integrated lot-sizing and fixed scheduling problem. **European Journal of Operational Research**, v. 244, p. 3–12, 2015.
- WÖRBELAUER, M. et al. Simultaneous lotsizing and scheduling considering secondary resources: a general model, literature review and classification. **OR Spectrum**, v. 41, p. 1–43, 2019.
- WU, J.; HAMADA, M. **Experiments Planning, Analysis, and Optimization**. [s.l: s.n.].
- WU, T. et al. The green capacitated multi-item lot sizing problem with parallel machines R. **Computers and Operations Research**, v. 98, p. 149–164, 2018.
- XIAO, J. et al. A hybrid Lagrangian-simulated annealing-based heuristic for the parallel-machine capacitated lot-sizing and scheduling problem with sequence-dependent setup times. **Computers and Operation Research**, v. 63, p. 72–82, 2015.
- YANG, H. et al. Behaviour perception-based disruption models for the parallel machine capacitated lot-sizing and scheduling problem. **International Journal of Production Research**, v. 55, n. 11, p. 3058–3072, 2017.
- YUE, L. et al. Multi objective lotsizing and scheduling with material constraints in flexible parallel lines using a Pareto based guided artificial bee colony algorithm. **Computers & Industrial Engineering**, v. 128, p. 659–680, 2019.
- ZOHALI, H. et al. Reformulation, linearization, and a hybrid iterated local search algorithm for economic lot-sizing and sequencing in hybrid flow shop problems. **Computers and Operations Research**, v. 104, p. 127–138, 2018.
- ZOUADI, T. et al. Lot-sizing for production planning in a recovery system with returns. **RAIRO - Operations Research**, v. 49, n. 1, p. 123–142, 2014.

APÊNDICE – A (Caraterísticas nos processos de bebidas)

Durante a revisão da literatura encontra-se artigos referentes ao dimensionamento e sequenciamento de bebidas em geral, relacionados com a indústria de bebidas à base de frutas. Toscano, Ferreira e Morabito (2019) e Pagliarussi, Morabito e Santo, (2017) descrevem de uma maneira clara as diferenças entre o processo de bebidas à base de frutas, cerveja e os refrigerantes.

Na Tabela 31 é explicada as diferenças na produção de bebidas à base de frutas, bebidas carbonatadas (refrigerantes) e de cerveja, com relação aos *setups*, a sincronia, as limpezas temporais e os tempos de espera. Para maiores detalhes ver Toscano et al. (2019).

Tabela 31. Principais diferenças dos processos de bebidas

Tópico	Bebida à base de Frutas	Bebida Carbonatada	Cerveja
 Setup	Os tempos e custos de troca podem ou não ser dependentes da sequência nos dois estágios de produção.	Os tempos e custos de troca são dependentes da sequência de produção nos dois estágios.	Os tempos e custos são dependentes da sequência somente no segundo estágio.
 Sincronia	Depois que a bebida está pronta no primeiro estágio, esta é enviada instantaneamente do tanque preparatório para um tanque pulmão acoplado a uma máquina de envase. Com isso, o tanque preparatório pode começar a preparar o próximo lote enquanto o atual está sendo envasado.	Os tanques preparatórios ficam acoplados as linhas de envase durante toda a produção. Os tanques do primeiro estágio são liberados para preparar o próximo lote em minutos ou horas.	Os tanques preparatórios ficam ocupados por dias fazendo o processo de maturação/fermentação. Depois, o tanque fica ligado à linha durante o envase. Podem ter tanques pulmão entre os dois estágios.
 LT	Exigem a parada da produção para realização de limpezas temporais. Essas limpezas são obrigatórias depois de determinado tempo decorrido desde o instante da realização da última limpeza.	Não requer limpezas temporais durante o processo de produção	
 Tempo de espera	Pela particularidade de haver dois estágios de produção, em que ambos são recursos com restrição de capacidade, podem surgir tempos de espera nos dois estágios. Este evento gera maior complexidade e impacta diretamente na sincronia do processo e a programação da produção, para mais entendimento ver a Seção 3.1		

Fonte: Elaboração própria.

APÊNDICE – B (Capacidade estimada para H2A e H2B)

Esta estratégia tem como objetivo reduzir o valor de cap_{mt} na resolução do modelo MDSL-2E, subtraindo de cap_{mt} um tempo estimado que seria necessário para as possíveis limpezas temporais do período. Este tempo das possíveis limpezas temporais é calculado da seguinte maneira:

$$Tn = \frac{\sum_{j \in J} \sum_{t \in T} d_{jt}}{\sum_{m \in M} S_m} \quad (C.1)$$

$$Nlp_{pos} = \left(\frac{Tn}{tl_{max}} \right) \quad (C.2)$$

$$Del_{aju} = Nlp_{pos} * tc^l \quad \forall m \in M, \forall t \in T,$$

$$Cap_{aju}_{mt} = cap_{mt} - Del_{aju}. \quad (C.3)$$

Inicialmente calcula-se uma estimativa no tempo necessário (Tn) para produzir toda a demanda nas linhas a qual é calculada na equação (C.1) que tem em conta o total da demanda e a velocidade total das linhas. Com esse valor é possível estimar, de maneira bem simplificada, o número possível de limpezas temporais da linha e do tanque preparatório utilizando a equação (C.2) que utiliza como parâmetro o tempo máximo entre limpezas na linha (tl_{max}) e aproxima ao número inteiro mais próximo. Para finalizar e obter a capacidade ajustada (Cap_{aju}_{mt}), a capacidade cap_{mt} é subtraído pelo número possível de limpezas temporais multiplicado pelo tempo em que se demora fazer uma limpeza na linha (tc^l) para toda máquina e para todo período (C.3).

Testes computacionais prévios mostram que utilizar os parâmetros da linha dá melhor resultado que utilizar os parâmetros do tanque preparatório (tp_{max} e tc^l), como sabe-se os parâmetros referentes à linha são maiores que os parâmetros do tanque preparatório ($tp_{max} < tl_{max}$ e $lt^l < lt^l$). Fazendo um análise, utilizar os parâmetros da linha gera uma capacidade mais ajustada, dando um maior limitante ao sequenciamento, para acoplar no modelo MDSL-2E-LT.

Para um melhor entendimento, ver Figura 25, onde apresenta-se um exemplar ilustrativa da redução da capacidade fazendo o cálculo matemático prévio de possíveis limpezas temporais. Configurado por dois linhas, três períodos e 3 itens. Na Tabela 32 é apresentada a

demanda por sabor, na Tabela 33 as velocidades da linha e a capacidades iniciais e na Tabela 34 os parâmetros da linha e tanque com os resultados obtidos.

Tabela 32. Demanda

SABOR	DEMANDA		
	$t = 1$	$t = 2$	$t = 3$
Sabor A	20.450	53.345	23.870
Sabor B	44.330	24.565	12.385
Sabor C	12.380	18.900	15.685
Demanda Total: $\sum_{j \in J} \sum_{t \in T} d_{jt}$		225.910	

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 33. Velocidades e Capacidades

Máquina	Velocidade (S_m)	Máquina	Capacidade Inicial (Cap_{mt})		
			$t = 1$	$t = 2$	$t = 3$
Máq. 1	62	Máq. 1	8550	8550	8550
Máq. 2	54	Máq. 2	9000	9000	9000
Vel. Máxima $\sum_{m \in M} S_m$		116			

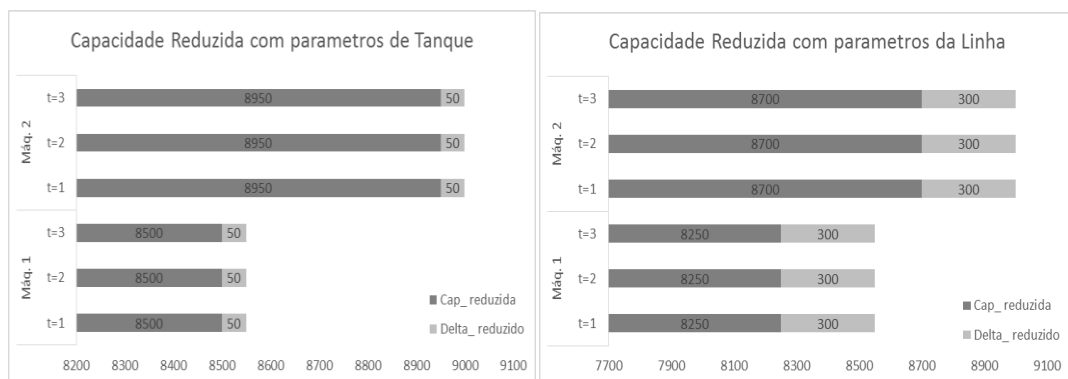
Fonte: Elaboração própria.

Tabela 34. Parâmetros e resultados

Parâmetros e resultados com Tanque		Parâmetros e resultados com Linha	
tp_{max}	1400	tl_{max}	2800
tc^I	50	tc^{II}	300
Tn	1947,5	Tn	1947,5
Nlp_{pos}	1	Nlp_{pos}	1
Del_{aju}	50	Del_{aju}	300

Fonte: Elaboração própria

Figura 25. Capacidades reduzidas segundo parâmetros Tanque ou Linha



Fonte: Elaboração própria

APÊNDICE – C (Heurísticas de decomposição)

Nas Tabelas 35 à 40, estão descritos e analisados os resultados da calibração de tempos τ_1 , τ_2 e τ_3 para as seis heurísticas de decomposição H1A, H1B, H2A, H2B, H3A e H3B.

Cada tabela possui na primeira coluna o nome da instância, na segunda coluna o valor da função objetivo para a fase I na terceira coluna o *gap* encontrado na fase I. Lembrando que todos os *gaps* apresentados na presente dissertação são calculados utilizando a equação (6.1). Em seguida, as colunas quarta e quinta apresentam os valores da função objetivo e o *gap*, respectivamente, encontrados na fase II para a calibragem τ_1 . Posteriormente da sexta à nona colunas apresenta-se os mesmos resultados descritos anteriormente, mas para a calibragem τ_2 . Para finalizar as colunas de dez à treze apresentam os resultados para cada fase I e II da calibragem τ_3 . As quatro últimas linhas são o valor da média dos dados de cada coluna, tempo médio (temp. méd.) e resultados estatísticos de cada estratégia como: desvio padrão (σ), coeficiente de variação (*c. v.*), amplitude dos resultados ([valor mínimo ; valor máximo]). A quantidade de instâncias que apresentam melhores resultados, e o número de exemplares que não apresentaram solução inteira factível depois de alcançar o tempo máximo permitido para cada configuração de tempo.

Para ressaltar os resultados por instância, se mostram grifados os melhores resultados entre as possíveis configurações de tempos testados. Algumas instâncias podem ter mais de um resultado grifado, o que representa que para essa instância encontra o mesmo valor na função objetivo (FO) em mais de uma calibragem de tempo. Além disso, na média da FO ressalta-se em negrito o melhor resultado entre as três configurações possíveis de tempos computacionais. Enquanto o símbolo (-) na tabela significa que para a instância o limite de tempo ou a memória do computador foram excedidos sem que o CPLEX encontrasse uma solução factível.

Como descreveu-se na seção 5.1 (ver Tabela 7), três possíveis configurações de tempo foram utilizadas, sabendo que as heurísticas de decomposição estão compostas de duas fases. Assim τ_1 utiliza como máximo na fase I, 400 segundos e no máximo na fase II, 3.600 segundos. Para τ_2 só muda o máximo na fase I, sendo agora 1.200 segundos. Enquanto τ_3 utiliza o mesmo tempo na fase I por τ_1 e só um terço do tempo máximo na fase II.

- **Configuração de tempos para a heurística de decomposição H1A**

A heurística H1A utiliza na primeira fase o modelo 1 que estima o número de limpezas temporais em sua solução. Na seguinte fase utiliza a estratégia de fixação de variáveis que

valida se o item é produzido na máquina m no período t , em caso contrário zera as variáveis relacionadas a limpezas temporais (fixação de variáveis tipo A) no Modelo Completo, posteriormente é resolvido. Na Tabela 35 são apresentados os resultados da heurística H1A.

Para as três configurações de tempo G1-1, G1-2, G1-13, G1-14 e G1-16 encontram solução ótima antes do limite máximo de 3.600 segundos, a instância G1-1 é resolvida com média de 40,44 seg. e desvio padrão de 0,43. O tempo computacional para a instância G1-2 em média de 3,34 seg. com desvio padrão de 0,6 e para a instância G1-13 tempos de 323,62; 315,39 e 313,01 segundos para τ_1 , τ_2 e τ_3 . G1-16 apresenta solução ótima antes do tempo máximo nas configurações τ_1 1.130,46 seg. e τ_3 , e 1064,72 seg.. Enquanto a instância G1-14 para τ_1 encontra sua solução ótima aos 2.786,64 seg. Os demais exemplares alcançaram os tempos máximos permitidos.

Na Tabela 35 nota-se que a configuração τ_1 encontra melhor solução em 74% das instâncias (17 de 23 instâncias) enquanto, τ_2 69% e para a calibragem τ_3 26%. O número de exemplares que não retornaram soluções factíveis na configuração de tempos τ_1 foi uma (G1-22) para τ_2 foram duas (G1-21 e G1-22) enquanto para τ_3 não retornaram solução em dois exemplares G1-19 e G1-22.

Pode-se ver na Tabela 35 que a configuração de tempo τ_2 apresenta a menor média na função objetivo 512.062.553 em relação τ_1 (601.582.806) e τ_3 (616.720.014).

Observa-se que a configuração de tempo τ_1 apresenta média de tempo computacional de 3.003,71 segundos e *gap* do 85%, τ_2 apresenta média de tempo computacional de 3.146,04 segundos e *gap* do 85% e a calibragem τ_3 apresenta média de tempo computacional de 1.053,07 segundos e *gap* do 91%. Ressalta-se que só 4 de 23 exemplares alcançam *gap* menor 60% na configuração de tempo τ_1 e τ_2 (G1-1, G1-5, G1-9 e G1-11) e τ_3 só em três exemplares (G1-1, G1-5 e G1-11).

Tendo em vista os resultados da fase I da heurística (MIP simplificado), pode-se ver que τ_2 retorna média na FO de 698.005.323 sendo 8% menor do valor retornado de τ_1 e τ_3 (758.328.806), no entanto no retorna solução inteira factível em dois exemplares.

O coeficiente de variação retornado foi para τ_3 (1,45), τ_1 (1,52) e τ_2 (1,64), a amplitude dos resultados foi o mesmo para as três configurações de tempo [15 ; 2.655.564.913].

Pode-se concluir que H1A apresenta melhores resultados com a configuração de tempo τ_1 pelo número de instâncias com melhor FO, a média na FO e seu coeficiente de variação.

Tabela 35. Valor da FO e *gap* para as fases I e II da Heurística H1A

Inst.	τ_1 (tempo total 3.600 seg)				τ_2 (tempo total 3.600 seg)				τ_3 (tempo total 1.200 seg)				
	Fase I (400 seg)		Fase II (3.600 seg)		Fase I (1.200 seg)		Fase II (3.600 seg)		Fase I (400 seg)		Fase II (1.200 seg)		
	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	
G1-1		15	0	<u>15</u>	7	15	0	<u>15</u>	7	15	0	<u>15</u>	7
G1-2		15	0	<u>1.661.016</u>	100	15	0	<u>1.661.016</u>	100	15	0	<u>1.661.016</u>	100
G1-3		56	17	<u>61</u>	66	56	9	<u>61</u>	66	56	17	133.439.798	100
G1-4		56	21	26.477.547	100	55	3	<u>3.616.020</u>	100	56	21	254.230.879	100
G1-5		56	0	<u>56</u>	42	56	0	<u>56</u>	42	56	0	60	45
G1-6	1.078.907	100	<u>2.421.057</u>	100	963.283	100	41.844.141	100	1.078.907	100	96.993.295	100	
G1-7		40	35	41	66	40	35	<u>40</u>	66	40	35	3.542.726	100
G1-8	1.237.545	100	<u>11.752.541</u>	100	1.237.545	100	21.862.542	100	1.237.545	100	22.920.460	100	
G1-9		125	19	127	42	123	15	<u>124</u>	41	125	19	68.448.400	100
G1-10		67	0	<u>51.928.017</u>	100	67	0	<u>51.928.016</u>	100	67	0	52.463.704	100
G1-11		35	0	<u>36</u>	55	35	0	<u>36</u>	55	35	0	38	57
G1-12		50	35	<u>8.111</u>	100	50	35	1.140.701	100	50	35	50.565.766	100
G1-13		37	0	<u>1.666.797</u>	100	37	0	<u>1.666.797</u>	100	37	0	<u>1.666.797</u>	100
G1-14	13.490.939	100	<u>6.937.152</u>	100	142.610	100	61.235.071	100	13.490.939	100	166.118.506	100	
G1-15	486.977.609	100	<u>172.329.361</u>	100	22.443.601	100	186.692.342	100	486.977.609	100	548.162.982	100	
G1-16	1.702.094.356	100	<u>1.702.094.356</u>	100	1.545.187.430	100	<u>1.702.094.356</u>	100	1.702.094.356	100	<u>1.702.094.356</u>	100	
G1-17	1.328.418.454	100	1.051.937.925	100	1.017.116.766	100	<u>864.980.791</u>	100	1.328.418.454	100	1.298.336.295	100	
G1-18	2.655.564.913	100	<u>2.655.564.913</u>	100	2.655.564.913	100	<u>2.655.564.913</u>	100	2.655.564.913	100	<u>2.655.564.913</u>	100	
G1-19	1.915.924.626	100	<u>1.915.924.626</u>	100	1.915.924.626	100	<u>1.915.924.626</u>	100	1.915.924.626	100	-	-	
G1-20	1.599.503.554	100	<u>1.599.503.554</u>	100	1.599.503.554	100	<u>1.599.503.554</u>	100	1.599.503.554	100	<u>1.599.503.554</u>	100	
G1-21	2.398.380.195	100	<u>2.145.715.062</u>	100	2.398.380.195	100	-	-	2.398.380.195	100	2.406.508.445	100	
G1-22	3.449.992.588	100	-	-	3.449.992.588	100	-	-	3.449.992.588	100	-	-	
G1-23	1.888.898.295	100	1.888.898.295	100	1.447.664.760	100	<u>1.643.598.405</u>	100	1.888.898.295	100	1.888.898.295	100	
Média	758.328.806	58	601.582.757	85	698.005.323	56	512.062.553	85	758.328.806	58	616.720.014	91	
Temp. méd. / σ / c. v. / [Min ; Max]			3.003,71 / 913.610.967,78 / 1,52 / [15 ; 2.655.564.913]				3146,04 / 841.579.358,89 / 1,64 / [15 ; 2.655.564.913]				1053,07 / 894.307.181,87 / 1,45 / [15 ; 2.655.564.913]		
Nº melhores soluções			17				16				6		
Nº inst. sem sol. int. fact.			1				2				2		

Nº inst. sem sol. int. fact. = Número de instâncias sem soluções inteiras factíveis.

Fonte: Elaboração própria.

- **Configuração de tempos para a heurística de decomposição H1B**

A heurística H1B utiliza na primeira fase o Modelo 1 que estima o número de limpezas temporais em sua solução. Na seguinte fase utiliza a estratégia de fixação de variáveis associada à identificação do último lote produzido, onde a partir desse lote são zeradas variáveis associadas às limpezas temporais (fixação de variáveis tipo B), posteriormente resolver o Modelo Completo. Na Tabela 36 são apresentados os valores FO e *gap* da heurística H1B.

As instâncias G1-1 e G1-2 encontram solução ótima antes do limite máximo 3.600 seg nas três configurações, obtendo na média 23,53 com desvio padrão 0,07 segundos no tempo computacional para G1-1. G1-2 os resultados foram na média 5,17 com desvio padrão 0,07 segundos no tempo computacional, enquanto para G1-16 encontra solução ótima antes do limite máximo para τ_1 e τ_2 , 1292,45 seg. e 3.152,37 seg. respectivamente.

Note na Tabela 36 que τ_1 encontra melhor solução em 87% das instâncias (20 de 23 instâncias) enquanto, τ_2 em 35% e para a calibragem τ_3 em 17%. O número de exemplares que não retornaram soluções factíveis na configuração de tempos nas três configurações foi uma (G1-22).

Pode-se ver na Tabela 136 que a configuração de tempo τ_1 apresenta a melhor média na função objetivo 185.628.216 dentre as três configurações propostas, sendo 54% menor que τ_2 (343.104.109) e 55% menor (344.828.392) que τ_3 .

Observa-se que a configuração de tempo τ_1 apresenta média de tempo computacional de 3.187,86 segundos e *gap* do 75%, τ_2 apresenta média de tempo computacional de 3.268,76 segundos e *gap* do 75% e a calibragem τ_3 apresenta média de tempo computacional de 1.060,49 segundos e *gap* do 79%. Ressalta-se que nas calibrações τ_1 e τ_2 só 6 de 23 exemplares alcançam *gap* menor 60% G1-1, G1-2, G1-5, G1-8, G1-11 e G1-13. Enquanto, em τ_3 só 4 G1-1, G1-2, G1-5 e G1-13. Além disso, cabe ressaltar os bons resultados obtidos por τ_3 considerando que utiliza um terço do tempo da calibragem τ_1 e apresentou uma diferença no *gap* do 4%.

Tendo em vista os resultados da fase I da heurística (Modelo 1), pode-se ver que τ_2 retorna média 698.838.032 sendo 8% menor do valor retornado em τ_1 e τ_3 (756.167.594).

O coeficiente de variação retornado foi para τ_3 (2,07), τ_2 (2,11) e τ_1 (3,17).

Pode-se concluir que H1B apresenta melhores resultados com a configuração de tempo τ_1 pelo número de instâncias com melhor FO e a média na FO .

Tabela 36. Valor da FO e *gap* para as fases I e II da Heurística H1B

Inst.	τ_1 (tempo total 3.600 seg)				τ_2 (tempo total 3.600 seg)				τ_3 (tempo total 1.200 seg)				
	Fase I (400 seg)		Fase II (3.600 seg)		Fase I (1.200 seg)		Fase II (3.600 seg)		Fase I (400 seg)		Fase II (1.200 seg)		
	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	
G1-1		15	0	<u>14</u>	0	15	0	<u>14</u>	0	15	0	<u>14</u>	0
G1-2		15	0	<u>14</u>	0	15	0	<u>14</u>	0	15	0	<u>14</u>	0
G1-3		56	17	<u>65</u>	68	56	9	75	72	56	17	13.416.261	100
G1-4		56	21	<u>70</u>	74	55	3	87	79	56	21	229.133.368	100
G1-5		56	0	<u>59</u>	44	56	0	<u>59</u>	44	56	0	75	56
G1-6	1.151.248	100	<u>1.129.147</u>	100	963.283	100	5.740.108	100	1.078.907	100	12.835.281	100	100
G1-7	40	35	<u>41</u>	66	40	35	<u>41</u>	66	40	35	49	72	72
G1-8	1.237.545	100	<u>1.137.746</u>	100	1.237.545	100	<u>1.137.746</u>	100	1.237.545	100	1.887.745	100	100
G1-9	125	19	<u>122</u>	40	123	15	125	41	125	19	127	43	43
G1-10	67	0	<u>40.689</u>	100	67	0	40.690	100	67	0	40.693	100	100
G1-11	35	0	<u>36</u>	55	35	0	<u>36</u>	55	35	0	44	63	63
G1-12	50	35	<u>52</u>	64	50	35	53	65	50	35	63	71	71
G1-13	37	0	<u>38</u>	29	37	0	<u>38</u>	29	37	0	<u>38</u>	29	29
G1-14	4.635.223	100	<u>245.400</u>	100	142.613	100	17.221.858	100	10.704.394	100	101.303.562	100	100
G1-15	486.977.609	100	<u>1.777.657</u>	100	8.679.669	100	25.197.731	100	486.977.609	100	1.777.764	100	100
G1-16	1.702.094.356	100	2.807.023	100	1.577.177.838	100	<u>2.806.996</u>	100	1.702.094.356	100	2.807.023	100	100
G1-17	1.287.493.968	100	5.615.659	100	1.017.116.766	100	319.335.242	100	1.330.568.351	100	<u>5.615.645</u>	100	100
G1-18	2.655.564.913	100	<u>2.247.204.003</u>	100	2.655.564.913	100	2.308.145.982	100	2.655.564.913	100	2.309.077.232	100	100
G1-19	1.915.924.626	100	<u>1.729.641.321</u>	100	1.915.924.626	100	1.778.755.737	100	1.915.924.626	100	1.765.162.329	100	100
G1-20	1.599.503.554	100	<u>6.731.943</u>	100	1.599.503.554	100	6.732.075	100	1.599.503.554	100	161.631.967	100	100
G1-21	2.398.380.195	100	<u>73.181.493</u>	100	2.398.380.195	100	1.866.416.766	100	2.398.380.195	100	1.914.206.871	100	100
G1-22	3.449.992.588	100	-	-	3.449.992.588	100	-	-	3.449.992.588	100	-	-	-
G1-23	1.888.898.295	100	<u>14.308.154</u>	100	1.448.590.601	100	1.216.758.935	100	1.888.898.295	100	1.067.328.462	100	100
Média	756.167.594	58	185.628.216	75	698.838.032	56	343.104.109	75	756.167.594	58	344.828.392	79	79
Temp. méd. / σ / c. v. / [Min ; Max]			3.187,86 / 589.154.493,10 / 3,17 / [14 ; 2.247.204.003]				3.268,76 / 722.715.388,85 / 2,11 / [14 ; 2.308.145.982]				1060,49 / 714.621.056,57 / 2,07 / [14 ; 2.309.077.232]		
Nº melhores soluções			20				8				3		
Nº inst. sem sol. int. fact.			1				1				1		

Nº inst. sem sol. int. fact. = Número de instâncias sem soluções inteiras factíveis.

Fonte: Elaboração própria.

- **Configuração de tempos para a heurística de decomposição H2A**

A heurística H2A utiliza na primeira fase o Modelo 2, sem limpezas temporais, com capacidade reduzida e com um cálculo estimado das possíveis limpezas temporais que possam existir. Na seguinte fase utiliza o método de fixação tipo A, relacionado à identificação se o produto é produzido, posteriormente se resolve o Modelo Completo. Na Tabela 37 são apresentados os resultados da heurística H2A.

As instâncias G1-1 e G1-2 encontram solução ótima antes do limite máximo de 3.600 segundos, obtendo na média 8,92 com desvio padrão 0,006 segundos no tempo computacional na instância para G1-1. Para G1-2, os resultados foram equivalentes na média 1,35 com desvio padrão 0,006 segundos no tempo computacional. Os demais resultados alcançaram os tempos máximos permitidos.

Note que τ_1 encontra melhor resultado em 83% das instâncias (19 de 23 instâncias) enquanto, τ_2 em 61% (14 de 23 instâncias) e para a calibragem τ_3 em 39% (9 de 23 instâncias). O número de exemplares que não retornaram soluções factíveis na configuração de tempos τ_1 e τ_3 foi uma (G1-22) para τ_2 foram dois exemplares G1-21 e G1-22.

Pode-se ver na Tabela 37 que a configuração de tempo τ_1 apresenta a melhor média na função objetivo 606.771.300 em relação τ_3 , sendo 9% menor que a média da configuração de tempo τ_3 (661.974.480). Embora a média de τ_2 seja melhor (536.583.211), ela não foi comparada por não obter resposta nas instâncias com maior dimensionamento (G1-21 e G1-22), pois um dos desafios desse problema é retornar soluções inteiras factíveis para instâncias maiores. Observa-se também que para as instâncias entre G1-1 e G1-13, τ_3 apresenta resultados aproximadamente similares às outras duas configurações de tempo, no entanto, cabe ressaltar que esta configuração utiliza só um terço do tempo total das outras configurações.

Observa-se que a configuração de tempo τ_1 apresenta média de tempo computacional de 3.287,4 segundos e *gap* de 85%, dados similares são encontrados em τ_2 , com 3.287,4 segundos e média *gap* de 84%. Ressalta-se que somente 5 de 23 exemplares em τ_1 e τ_2 alcançam *gap* menor 60%, G1-1, G1-2, G1-5, G1-13 e G1-11, enquanto, τ_3 se adiciona essas instâncias G1-9.

Tendo em vista os resultados da fase I da heurística (Modelo 2), pode-se ver que τ_2 retorna média 599.348.167 sendo 8% menor do valor retornado por τ_1 e τ_3 (692.891.563). No entanto, ao final da fase II (Modelo Completo), a heurística encontra melhor resultados com

H2A (τ_1). Assim, a heurística H2A obtém melhor resultado aproveitando mais tempo na fase II.

A calibragem τ_3 mostra resultados similares que τ_1 ressalta-se que para as instâncias maiores como G1-18 a G1-23 elas apresentam resultados análogos que τ_1 , ressaltando que só utiliza um terço do tempo gastado por τ_1 .

O coeficiente de variação retornado foi para τ_3 (1,40), τ_1 (1,53) e τ_2 (1,59), a amplitude dos resultados foi o mesmo para as três configurações de tempo [17 ; 2.655.564.913].

Pode-se concluir que H2A apresenta melhores resultados com a configuração de tempo τ_1 pelo número de instâncias com melhor FO, a média na FO e seu coeficiente de variação.

Tabela 37. Valor da FO e *gap* para as fases I e II da Heurística H2A

Inst.	$\tau 1$ (tempo total 3.600 seg)				$\tau 2$ (tempo total 3.600 seg)				$\tau 3$ (tempo total 1.200 seg)				
	Fase I (400 seg)		Fase II (3.600 seg)		Fase I (1.200 seg)		Fase II (3.600 seg)		Fase I (400 seg)		Fase II (1.200 seg)		
	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	
G1-1		6	0	<u>17</u>	18	6	0	<u>17</u>	18	6	0	<u>17</u>	18
G1-2		6	0	<u>17</u>	18	6	0	<u>17</u>	18	6	0	<u>17</u>	18
G1-3		29	0	<u>39.675.049</u>	100	29	0	<u>39.675.048</u>	100	29	0	46.444.294	100
G1-4		30	0	<u>17.113.336</u>	100	30	0	18.912.919	100	30	0	148.409.201	100
G1-5		37	0	<u>58</u>	44	37	0	<u>58</u>	44	37	0	63	48
G1-6	15.998.778	100	<u>3.673.785</u>	100	12.654.099	100	6.315.284	100	15.998.778	100	86.775.543	100	
G1-7		11	0	<u>28.055.773</u>	100	11	0	<u>28.055.773</u>	100	11	0	<u>28.055.773</u>	100
G1-8	9.462.511	100	3.837.555	100	9.462.511	100	<u>3.837.553</u>	100	9.462.511	100	3.837.554	100	
G1-9		99	0	3.068.664	100	98	0	1.355.634	100	99	0	<u>118</u>	38
G1-10	63.801	0	<u>116.668.416</u>	100	63.801	0	<u>116.668.416</u>	100	63.801	0	117.395.394	100	
G1-11		8	0	<u>36</u>	55	8	0	<u>36</u>	55	8	0	38	57
G1-12	1.737.466	100	<u>512.715</u>	100	1.737.466	100	<u>512.723</u>	100	1.737.466	100	555.430	100	
G1-13		15	0	<u>38</u>	29	15	0	<u>38</u>	29	15	0	<u>38</u>	29
G1-14	113.299.291	100	<u>32.763.331</u>	100	255.225	100	128.704.049	100	113.299.291	100	170.532.082	100	
G1-15	152.749.218	100	<u>81.820.740</u>	100	190.483	100	224.159.025	100	152.749.218	100	461.548.140	100	
G1-16	1.603.681.154	100	1.691.416.925	100	1.598.365.673	100	<u>1.690.741.298</u>	100	1.603.681.154	100	1.702.094.356	100	
G1-17	606.316.688	100	<u>949.918.103</u>	100	325.795.023	100	949.418.160	100	606.316.688	100	1.331.390.668	100	
G1-18	2.287.103.019	100	<u>2.655.564.913</u>	100	2.626.064.571	100	<u>2.655.564.913</u>	100	2.287.103.019	100	<u>2.655.564.913</u>	100	
G1-19	1.915.924.626	100	<u>1.915.924.626</u>	100	545.894.478	100	<u>1.915.924.626</u>	100	1.915.924.626	100	<u>1.915.924.626</u>	100	
G1-20	1.484.769.837	100	<u>1.513.547.760</u>	100	919.124.948	100	1.599.503.554	100	1.484.769.837	100	1.599.503.554	100	
G1-21	2.406.508.445	100	<u>2.406.508.445</u>	100	2.406.508.445	100	-	-	2.406.508.445	100	<u>2.406.508.445</u>	100	
G1-22	3.449.992.588	100	-	-	3.449.992.588	100	-	-	3.449.992.588	100	-	-	
G1-23	1.888.898.295	100	<u>1.888.898.295</u>	100	1.888.898.295	100	<u>1.888.898.295</u>	100	1.888.898.295	100	<u>1.888.898.295</u>	100	
Média	692.891.563	57	606.771.300	85	599.348.167	57	536.583.211	84	692.891.563	57	661.974.480	82	
Temp. méd. / σ / c. v. / [Min ; Max]			3.287,40 / 927.371.473,46/ 1,53 / [17 ; 2.655.564.913]				3.287,40 / 855.744.947,84/ 1,59 / [17 ; 2.655.564.913]				1.096,09 / 924.737.522,03/ 1,40 / [17 ; 2.655.564.913]		
Nº melhores soluções			19				14				9		
Nº inst. sem sol. int. fact.			1				2				1		

Nº inst. sem sol. int. fact. = Número de instâncias sem soluções inteiras factíveis.

Fonte: Elaboração própria.

- **Configuração de tempos para a heurística de decomposição H2B**

A heurística H2B utiliza na primeira fase o Modelo 2, sem limpezas temporais com capacidade reduzida com um cálculo estimado das possíveis limpezas temporais que podem ocorrer. Em seguida na fase II, utiliza o método de fixação de variáveis tipo B relacionado à identificação de lotes que não serão produzidos e posteriormente resolver o Modelo Completo. Na Tabela 38 são apresentados os resultados da heurística H2B.

As instâncias G1-1 e G1-2 apresentaram solução ótima antes do limite máximo de 3.600 segundos, obtendo na média 56,37 com desvio padrão 0,006 segundos no tempo computacional na instância para G1-1. Para G1-2, os resultados foram equivalentes na média 4,99 com desvio padrão 0,006 segundos no tempo computacional. Os demais resultados alcançaram os tempos máximos permitidos.

Note que τ_1 retorna melhor FO em 74% das instâncias (17 de 23 instâncias) enquanto, τ_2 em 58% e para a calibragem τ_3 em 14%. O número de exemplares que não retornaram soluções factíveis na configuração de tempos τ_1 e τ_2 foi uma (G1-22) para τ_3 foram três exemplares G1-19, G1-21 e G1-22.

Pode-se ver na Tabela 38 que a configuração de tempo τ_1 apresenta a melhor média na função objetivo 215.675.123 dentre as três configurações propostas, sendo 5% menor que τ_2 e 26% que τ_3 .

Observa-se que a configuração de tempo τ_1 apresenta média de tempo computacional de 3.289,61 segundos e *gap* de 78%, igual a τ_2 . Ressalta-se que τ_1 e τ_2 só 5 de 23 exemplares alcançam *gap* menor 60%, nos exemplares G1-1, G1-2, G1-5, G1-9 e G1-13, enquanto, τ_3 só em 4 (G1-1, G1-2, G1-5 e G1-9).

Tendo em vista os resultados da fase I da heurística (MIP simplificado), pode-se ver que τ_2 retorna média 598.459.524 sendo 13% menor do valor de τ_1 e τ_3 (688.801.1801). No entanto, ao final da fase II (Modelo Completo), a heurística encontra melhores resultados com H2B (τ_1). Assim, a heurística H2B obtém melhor resultado aproveitando mais tempo na fase II.

O coeficiente de variação retornado foi para τ_3 (1,98), τ_2 (2,22) e τ_1 (2,66).

Pode-se concluir que para H2B apresenta melhores resultados com a configuração de tempo τ_1 pelo número de instâncias com melhor FO e menor valor na média na FO.

Tabela 38. Valor da FO e *gap* para as fases I e II da Heurística H2B

Inst.	$\tau 1$ (tempo total 3.600 seg)				$\tau 2$ (tempo total 3.600 seg)				$\tau 3$ (tempo total 1.200 seg)				
	Fase I (400 seg)		Fase II (3.600 seg)		Fase I (1.200 seg)		Fase II (3.600 seg)		Fase I (400 seg)		Fase II (1.200 seg)		
	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	
G1-1		6	0	<u>17</u>	18	6	0	<u>17</u>	18	6	0	<u>17</u>	18
G1-2		6	0	<u>15</u>	7	6	0	<u>15</u>	7	6	0	<u>15</u>	7
G1-3		29	0	<u>57</u>	63	29	0	<u>57</u>	63	29	0	73	71
G1-4		30	0	1.542.476	100	30	0	<u>86</u>	79	30	0	77.138.697	100
G1-5		37	0	59	45	37	0	<u>58</u>	44	37	0	62	47
G1-6		16.296.835	100	<u>1.255.922</u>	100	12.763.840	100	1.921.929	100	16.296.835	100	29.714.615	100
G1-7		11	0	<u>47</u>	71	11	0	<u>47</u>	71	11	0	<u>47</u>	71
G1-8		9.462.511	100	<u>612.555</u>	100	9.462.511	100	612.558	100	9.462.511	100	3.541.239	100
G1-9		98	0	122	40	98	0	<u>115</u>	36	98	0	132	45
G1-10		63.801	0	<u>40.706</u>	100	63.801	0	<u>40.704</u>	100	63.801	0	66.928	100
G1-11		8	0	<u>42</u>	61	8	0	44	63	8	0	895.713.575	100
G1-12		1.737.467	100	7.753.759	100	1.612.465	100	<u>14.107</u>	100	1.737.467	100	1.999.175	100
G1-13		15	0	<u>38</u>	29	15	0	<u>38</u>	29	15	0	194.920.939	100
G1-14		18.936.696	100	<u>491.865</u>	100	245.563	100	4.832.908	100	18.936.696	100	4.032.653	100
G1-15		152.749.218	100	<u>827.291</u>	100	407.498	100	109.466.590	100	152.749.218	100	194.920.939	100
G1-16		1.603.681.154	100	<u>1.001.164</u>	100	1.569.840.755	100	2.326.049	100	1.603.681.154	100	4.032.653	100
G1-17		606.316.688	100	<u>232.654</u>	100	333.689.048	100	612.556.432	100	606.316.688	100	895.713.575	100
G1-18		2.287.103.019	100	2.017.994.062	100	2.626.064.571	100	<u>34.873.980</u>	100	2.287.103.019	100	2.249.990.621	100
G1-19		1.915.924.626	100	<u>1.668.834.409</u>	100	545.894.478	100	1.709.225.737	100	1.915.924.626	100	-	-
G1-20		1.484.769.837	100	<u>1.018.711</u>	100	919.124.948	100	1.450.490.484	100	1.484.769.837	100	180.121.714	100
G1-21		2.406.508.445	100	<u>2.534.169</u>	100	2.406.508.445	100	31.759.019	100	2.406.508.445	100	-	-
G1-22		3.449.992.588	100	-	-	3.449.992.588	100	-	-	3.449.992.588	100	-	-
G1-23		1.888.898.295	100	<u>1.040.712.565</u>	-	1.888.898.295	100	1.048.151.449	100	1.888.898.295	100	1.067.328.462	100
Média		688.801.801	57	215.675.123	78	598.459.524	57	227.557.837	78	688.801.801	57	289.961.806	83
Temp. méd. / σ / c. v. / [Min ; Max]				3.289,61 / 573.922.102,26 / 2,66 / [15 ; 2.017.994.062]				3.289,61 / 505.881.888,32 / 2,22 / [15 ; 1.709.225.737]				1.098,32 / 573.080.827,20 / 1,98 / [15 ; 2.406.508.445]	
Nº melhores soluções				17				11				3	
Nº inst. sem sol. int. fact.				1				1				3	

Nº inst. sem sol. int. fact. = Número de instâncias sem soluções inteiras factíveis.

Fonte: Elaboração própria.

- **Configuração de tempos para a heurística de decomposição H3A**

A heurística H3A utiliza na primeira fase o Modelo 2 (sem limpezas temporais) e o método de fixação de variáveis tipo A, em seguida o Modelo Completo é resolvido. Na Tabela 39 são apresentados os resultados da heurística H3A.

As instâncias G1-1 e G1-2 encontram solução ótima antes do limite máximo de 3.600 segundos, obtendo 9,14 seg; 9,13 seg e 9,0 seg respectivamente para τ_1 , τ_2 e τ_3 na instância G1-1 e para G1-2, 2,45 seg em τ_1 e 2,21 seg em τ_2 e τ_3 . Enquanto G1-4 apresenta tempos computacionais de 1.330,68 seg e 1.330,79 seg para τ_1 e τ_2 . Os demais resultados alcançaram os tempos máximos permitidos.

Note na Tabela 39 que a configuração τ_1 encontra melhor FO em 15 instâncias, τ_2 foi boa em 18 instâncias enquanto τ_3 em 7. O número de exemplares que não retornaram soluções factíveis na configuração de tempos τ_1 e τ_2 foi uma (G1-22) enquanto para τ_3 não retornou solução em quatro exemplares G1-18, G1-19, G1-21 e G1-22.

Pode-se ver na Tabela 39 que a configuração de tempo τ_1 apresenta a melhor média na função objetivo 552.267.265 em relação τ_2 , sendo 4% menor que a média da configuração. Embora a média de τ_3 seja melhor, ela não foi comparada por não obter resposta nas instâncias com maior dimensionamento (G1-18, G1-19, G1-21 e G1-22) pois um dos desafios desse problema é retornar soluções inteiras factíveis para instâncias maiores. Observa-se também que para as instâncias entre G1-1 e G1-9, τ_3 apresenta resultados aproximadamente similares às outras duas configurações de tempo, no entanto, cabe ressaltar que esta configuração utiliza só um terço do tempo total das outras configurações.

Observa-se que a configuração de tempo τ_1 apresenta média de tempo computacional de 3.188,97 segundos e *gap* de 84%, igual a τ_2 . No entanto, τ_2 tem média na FO maior (552.267.265 Vs. 579.676.353). Ressalta-se que só 4 de 23 exemplares nas três configurações de tempo alcançam *gap* menor 60% (G1-1, G1-2, G1-13 e G1-11).

Tendo em vista os resultados da primeira fase da heurística (Modelo 2), pode-se ver que τ_2 retorna média 556.915.208 sendo um 8% menor do valor retornado na média de τ_1 e τ_3 (602.773.771).

O coeficiente de variação retornado foi para τ_3 (1,75), τ_2 (1,52) e τ_1 (1,57).

Pode-se concluir que para H3A apresenta melhores resultados com a configuração de tempo τ_1 .

Tabela 39. Valor da FO e *gap* para as fases I e II da Heurística H3A

Inst.	τ_1 (tempo total 3.600 seg)				τ_2 (tempo total 3.600 seg)				τ_3 (tempo total 1.200 seg)				
	Fase I (400 seg)		Fase II (3.600 seg)		Fase I (1.200 seg)		Fase II (3.600 seg)		Fase I (400 seg)		Fase II (1.200 seg)		
	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	
G1-1		6	0	<u>17</u>	18	6	0	<u>17</u>	18	6	0	<u>17</u>	18
G1-2		6	0	<u>18</u>	22	6	0	<u>18</u>	22	6	0	<u>18</u>	22
G1-3		29	0	<u>57</u>	63	29	0	<u>57</u>	63	29	0	76	72
G1-4		21	0	<u>218.357.031</u>	100	21	0	<u>218.357.031</u>	100	21	0	<u>218.357.031</u>	100
G1-5		37	0	1.968.067	100	37	0	<u>1.968.066</u>	100	37	0	1.968.067	100
G1-6		69.351	100	<u>1.002.291</u>	100	69.345	100	27.094.398	100	69.351	100	47.064.559	100
G1-7		10	0	<u>1.377.198</u>	100	10	0	<u>1.377.198</u>	100	10	0	<u>1.377.198</u>	100
G1-8		11	0	<u>612.552</u>	100	11	0	<u>612.552</u>	100	11	0	<u>612.552</u>	100
G1-9		88	0	<u>71.113</u>	100	88	0	<u>71.113</u>	100	88	0	<u>71.113</u>	100
G1-10		22	0	371.289	100	22	0	<u>371.288</u>	100	22	0	1.045.467	100
G1-11		8	0	<u>36</u>	55	8	0	<u>36</u>	55	8	0	38	57
G1-12		15	0	61	70	15	0	<u>60</u>	69	15	0	63	71
G1-13		15	0	<u>38</u>	29	15	0	<u>38</u>	29	15	0	<u>38</u>	29
G1-14		249.154	100	175.454.260	100	228.435	100	<u>104.045.429</u>	100	249.154	100	308.640.523	100
G1-15		27.277.124	100	<u>29.257.031</u>	100	248.086	100	215.163.767	100	27.277.124	100	215.316.160	100
G1-16		1.418.495.222	100	1.291.552.041	100	915.759.358	100	<u>1.086.990.119</u>	100	1.418.495.222	100	1.702.094.356	100
G1-17		282.082.033	100	<u>810.699.630</u>	100	147.383.506	100	870.537.336	100	282.082.033	100	1.331.390.668	100
G1-18		2.645.202.455	100	<u>2.655.564.913</u>	100	2.625.465.136	100	<u>2.655.564.913</u>	100	2.645.202.455	100	-	-
G1-19		1.915.924.626	100	<u>1.915.924.626</u>	100	1.809.403.304	100	<u>1.915.924.626</u>	100	1.915.924.626	100	-	-
G1-20		657.302.520	100	1.580.466.181	100	657.050.383	100	<u>1.571.531.058</u>	100	657.302.520	100	1.599.503.554	100
G1-21		2.406.508.445	100	2.406.508.445	100	2.160.282.839	100	<u>2.369.808.228</u>	100	2.406.508.445	100	-	-
G1-22		3.449.992.588	100	-	-	3.449.992.588	100	-	-	3.449.992.588	100	-	-
G1-23		1.060.692.946	100	<u>1.060.692.946</u>	100	1.043.166.537	100	1.713.462.412	100	1.060.692.946	100	1.888.898.295	100
Média		602.773.771	48	552.267.265	84	556.915.208	48	579.676.353	84	602.773.771	48	385.070.515	83
Temp. méd. / σ / c. v. / [Min ; Max]				3188,79 / 868.268.799,04 / 1,57 / [17 ; 2.655.564.913]				3188,79 / 883.629.623,82 / 1,52 / [17 ; 2.655.564.913]				1.096,13 / 673.724.724,86 / 1,75 / [17 ; 1.888.898.295]	
Nº melhores soluções				15				18				7	
Nº inst. sem sol. int. fact.				1				1				4	

Nº inst. sem sol. int. fact. = Número de instâncias sem soluções inteiras factíveis.

Fonte: Elaboração própria.

- **Configuração de tempos para a heurística de decomposição H3B**

H3B utiliza na primeira fase o Modelo 2 (sem limpezas temporais) e o método de fixação de variáveis tipo B, posteriormente é resolvido o Modelo Completo. Na Tabela 40 são apresentados os resultados da heurística H3B.

As instâncias G1-1 e G1-2 encontram solução ótima antes do limite máximo de 3.600 segundos, obtendo em média de 96,5 segundos para G1-1 e 3 segundos para G1-2. Os demais resultados alcançaram os tempos máximos permitidos.

Note que na Tabela 40, τ_1 retorna melhor FO em 78% das instâncias (18 de 23 instâncias) enquanto, τ_2 em 52% (12 de 23 instâncias) e para a calibragem τ_3 em 22%. O número de exemplares que não retornaram soluções factíveis na configuração de tempos τ_1 foi uma (G1-22), para τ_2 foram duas (G1-22 e G1-23) enquanto para τ_3 não retorno solução em quatro exemplares G1-18, G1-19, G1-21 e G1-22.

Pode-se ver na Tabela 40 que a configuração de tempo τ_1 apresenta a melhor média na função objetivo 350.642.960 em relação τ_2 , sendo 8% menor. Embora a média de τ_3 seja melhor, ela não foi comparada por não obter resposta nas instâncias com maior dimensionamento (G1-18, G1-19, G1-21 e G1-22) pois um dos desafios desse problema é retornar soluções inteiras factíveis para instâncias maiores.

Observa-se que a configuração de tempo τ_1 apresenta média de tempo computacional de 3.291 segundos e *gap* do 76%, enquanto, τ_2 apresenta tempo computacional igual a τ_1 e média de *gap* do 75%. Ressalta-se que só 6 de 23 exemplares nas três configurações de tempo alcançam *gap* menor 60% (G1-1, G1-2, G1-5, G1-11 e G1-13).

Tendo em vista os resultados da fase I (MIP simplificado) da heurística, pode-se ver que τ_2 retorna média 585.805.258 sendo 3% menor do valor retornado por τ_1 e τ_3 (602.772.837). No entanto, ao final da fase II (Modelo Completo), a heurística encontra melhor resultados com H3B (τ_1). Assim, a heurística H3B obtém melhor resultado aproveitando mais tempo na fase II.

O coeficiente de variação retornado foi para τ_2 (1,75), τ_1 (1,83) e τ_3 (1,89).

Pode-se concluir que para H3B apresenta melhores resultados com a configuração de tempo τ_1 , pelo número de instâncias com melhor FO e menor valor na média na FO.

Tabela 40. Valor da FO e *gap* para as fases I e II da Heurística H3B

Inst.	τ_1 (tempo total 3.600 seg)				τ_2 (tempo total 3.600 seg)				τ_3 (tempo total 1.200 seg)				
	Fase I (400 seg)		Fase II (3.600 seg)		Fase I (1.200 seg)		Fase II (3.600 seg)		Fase I (400 seg)		Fase II (1.200 seg)		
	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	FO	<i>gap</i> (%)	
G1-1		6	0	<u>17</u>	18	6	0	<u>17</u>	18	6	0	<u>17</u>	18
G1-2		6	0	<u>14</u>	0	6	0	<u>14</u>	0	6	0	<u>14</u>	0
G1-3		29	0	74	72	29	0	<u>68</u>	69	29	0	1.996.359	100
G1-4		21	0	<u>81</u>	78	21	0	82	78	21	0	73.926.191	100
G1-5		37	0	59	44	37	0	<u>56</u>	42	37	0	<u>56</u>	42
G1-6	69.351	100	<u>1.047.630</u>	100	69.345	100	7.814.792	100	69.351	100	2.161.002	100	
G1-7		6	0	<u>43</u>	68	6	0	44	69	6	0	46	70
G1-8		24	0	<u>612.550</u>	100	24	0	<u>612.550</u>	100	24	0	<u>612.550</u>	100
G1-9		88	0	<u>117</u>	37	88	0	<u>117</u>	37	88	0	<u>117</u>	37
G1-10		22	0	<u>64.000</u>	100	22	0	<u>64.000</u>	100	22	0	72.970	100
G1-11		8	0	<u>36</u>	55	8	0	<u>36</u>	55	8	0	40	60
G1-12		56	0	<u>59</u>	69	56	0	<u>59</u>	69	56	0	3.388.139	100
G1-13		15	0	<u>38</u>	30	15	0	<u>38</u>	30	15	0	44	40
G1-14	227.616	100	<u>7.326.705</u>	100	236.101	100	14.009.777	100	227.616	100	85.679.514	100	
G1-15	27.277.124	100	<u>396.320</u>	100	27.277.124	100	126.933.049	100	27.277.124	100	282.723.339	100	
G1-16	1.418.495.222	100	1.098.047.629	100	1.418.495.222	100	<u>922.072.817</u>	100	1.418.495.222	100	1.623.455.265	100	
G1-17	282.082.033	100	<u>693.055.502</u>	100	282.082.033	100	890.376.006	100	282.082.033	100	865.059.496	100	
G1-18	2.645.202.455	100	<u>2.164.154.922</u>	100	2.625.465.136	100	2.408.721.780	100	2.645.202.455	100	-	-	
G1-19	1.915.924.626	100	<u>1.676.222.577</u>	100	1.809.403.304	100	1.711.830.552	100	1.915.924.626	100	-	-	
G1-20	657.302.520	100	1.044.621.354	100	657.050.383	100	<u>1.015.202.031</u>	100	657.302.520	100	1.599.503.554	100	
G1-21	2.406.508.445	100	<u>2.608.773</u>	100	2.160.282.839	100	1.928.957.907	100	2406508445	100	-	-	
G1-22	3.449.992.588	100	-	-	3.449.992.588	100	-	-	3.449.992.588	100	-	-	
G1-23	1.060.692.946	100	<u>1.025.986.612</u>	100	1.043.166.537	100	-	-	1.060.692.946	100	1.888.898.295	100	
Média	602.772.837	48	350.642.960	76	585.805.258	48	429.837.895	75	602.772.837	48	338.288.264	77	
Temp. méd. / σ / c. v. / [Min ; Max]			3.291,30 / 640.623.094,28 / 1,83 / [14 ; 2.164.154.922]				3.291,27 / 750.439.961,86 / 1,75 / [14 ; 2.408.721.780]				1.099,98 / 642.421.735,05 / 1,89 / [14 ; 1.888.898.295]		
Nº melhores soluções			18				12				5		
Nº inst. sem sol. int. fact.			1				2				4		

Nº inst. sem sol. int. fact. = Número de instâncias sem soluções inteiras factíveis.

Fonte: Elaboração própria.

APÊNDICE – D (Cálculos utilizados para a vizinhança 2 da SA)

A vizinhança 2 da SA, tem como objetivo reduzir o atraso procurando encaixar produção do item nas máquinas com maior capacidade nos períodos.

Para isso utiliza-se os seguintes cálculos:

Assim a capacidade disponível das máquinas nos períodos é calculada pela equação D.1 para os parâmetros do estágio I, tanque preparatórios. Sabendo que para poder encaixar lotes de produção ele deve apresentar capacidade disponível nos tanques (estágio I) e linhas (estágio II), sendo a diferença entre a capacidade da máquina e o último tempo em que foi utilizada para produzir um lote do item j .

$$cap_dispmaq_{m,t} = cap_{m,t} - Max(\mu_{mjt}^{Ie}) \quad (D.1)$$

$$cap_displinha_{m,t} = cap_{m,t} - Max(\mu_{mjt}^{IIe})$$

Tendo em vista, as máquinas por período com maior capacidade disponível se devem validar se o item vai ser enserido como novo item a produzir ao final do sequenciamento ou produzir lotes adicionais ao apresentar já produção. No caso, em que ele já seja produzido se válida usando a equação D.2 e D.3 que pelo menos possa produzir um lote mínimo tanto no estágio I e estágio II.

$$cap_dispmaq_{m,t} \geq tp \quad (D.2)$$

$$cap_dispmaq_{m,t} \geq lb_j / s_m \quad (D.3)$$

Enquanto, para os itens que sejam novos, a equação D.4 e D.5 é utilizada para validar se tem a capacidade disponível para trocar e produzir pelo menos um lote mínimo tanto no estágio I e estágio II, do último item produzido na solução corrente ao novo item, na máquina com maior capacidade disponível no período.

$$cap_dispmaq_{m,t} \geq tp + b_{ij}^I \quad (D.4)$$

$$cap_dispmaq_{m,t} \geq (lb_j / s_m) + b_{ij}^{II} \quad (D.5)$$

Para os períodos e máquinas que apresentam espaço disponível para encaixar pelo menos um lote mínimo. Em seguida é calculado o número possíveis de lotes (n) que alcançam serem produzidos (D.6). Para este cálculo se realiza um estimado dos lotes tendo em consideração o tempo disponível da máquina, a velocidade das linhas, como um estimado das limpezas temporais que possam acontecer nesse período de tempo. Para maior detalhe ver Toscano, Ferreira e Morabito (2020).

$$n = \frac{(cap_displinha_{m,t} - \left[\left(\frac{cap_displinha_{m,t}}{tl_{max}} \right) + 1 \right] * tc^{II}) * s_m}{0,75 * Max(ub_j)} \quad (D.6)$$

APÊNDICE – E (Nomeação das instâncias da literatura)

Durante a revisão dos trabalhos evidenciou-se o uso de instâncias similares entre a maioria dos artigos, com o objetivo de poder comparar os resultados desta dissertação são apresentados na Tabela 41 como foram nomeadas as instâncias dependendo sua configuração como foi descrito neste trabalho.

Tabela 41. Valor da função objetivo das estratégias da literatura.

Nova nomeação	Literatura nomeação
J3M2T2-G1-1	S1
J3M2T2-G1-2	S2
J3M2T2-G1-3	J3M2T2-1
J3M2T2-G1-4	J3M2T2-2
J3M2T2-G1-5	J3M2T2-3
J5M2T4-G1-6	R1
J5M2T4-G1-7	R3
J5M2T4-G1-8	J5M2T4-1
J5M2T4-G1-9	J5M2T4-2
J5M2T4-G1-10	J5M2T4-3
J5M2T5-G1-11	R2
J10M2T4-G1-12	J10M2T4-1
J10M2T4-G1-13	J10M2T4-2
J10M2T4-G1-14	J10M2T4-3
J10M4T4-G1-15	J10M4T4-1
J10M4T4-G1-16	J10M4T4-2
J10M4T4-G1-17	J10M4T4-3
J15M6T4-G1-18	J15M6T4-1
J15M6T4-G1-19	J15M6T4-2
J15M6T4-G1-20	J15M6T4-3
J20M6T6-G1-21	J20M6T6-1
J20M6T6-G1-22	J20M6T6-2
J20M6T6-G1-23	J20M6T6-3

Fonte: Elaboração própria.

APÊNDICE – F (Descrição do método HE1B-DS+FXOV2)

O método HE1B-DS+FXOV2 utiliza uma heurística construtiva na primeira fase, nesse heurística construtiva se realiza a resolução da primeira parte do processo, descrito na Seção 3, compreendido pelos tanques de preparo (estágio I). Assim, é resolvido o problema de dimensionamento e sequenciamento de lotes para o estágio I via modelo matemático, o qual utiliza um modelo simplificado do Modelo 1 descrito na seção 4.2, tendo em consideração que ele utiliza um estimado das limpezas temporais que se geram nos tanques preparatórios, mas não compreende restrições relacionadas ao processo de envase da linha (estágio II). Porém, não tem em consideração esperas que podem ser geradas pela sincronia entre os processos.

Desta parte, são obtidas as decisões associadas ao número de lotes, quantidade de litros asserem produzido em cada lote, e da sequência de produção. Em seguida, é validada a sincronia dos resultados no estágio II, fazendo um cálculo dos tempos de produção em cada lote, os tempos de limpeza temporais, os tempos de trocas de sabor e os tempos de espera. Se os resultados não atingem a capacidade de pelo menos uma máquina no período, então, a capacidade utilizada no modelo do estágio I é reduzida para esse par (m, t) . Novamente é resolvido o modelo tendo em consideração esta redução, até encontrar uma sincronia entre os estágios.

Após de obter uma solução factível, ela passa por um Fix&Optimize inspirada pelo VNDS. Ela não pode ser considerada VNDS completamente, já que não há garantias que os subproblemas resolvidos aumentam de tamanho ao passar para próxima vizinhança. No entanto, ela percorre de uma forma sistemática a vizinhança. Tendo em vista que é uma heurística de melhoria, a cada iteração libera um certo número de variáveis aleatoriamente entre as variáveis Y_{mjto} , Z_{mijto} , W^I_{mjtok} e W^{II}_{mjtol} deixando as restantes fixadas, até atingir o tempo máximo de 3.600 seg considerando o tempo gasto na fase inicial.

APÊNDICE – G (FO retornados para os exemplares testados no método Taguchi)

Durante o método Taguchi foram utilizados 64 testes, com o objetivo de selecionar os melhores parâmetros para SA. Na Tabela 42 são apresentados os valores retornados na FO para cada configuração testada nos exemplares selecionados. Note que os resultados são muito similares. Sendo assim não apresentamos os gaps.

Tabela 42. FO retornado nos testes para a configuração do método Taguchi.

Inst.	$SA - \pi 1$	$SA - \pi 2$	$SA - \pi 3$	$SA - \pi 4$	$SA - \pi 5$	$SA - \pi 6$	$SA - \pi 7$	$SA - \pi 8$
G1-11	55	55	55	55	55	55	55	55
G2-11	1.539.195	15.39.195	1.539.195	1.539.195	1.539.195	1.539.195	1.539.195	1.539.195
G3-11	52.677	52.677	52.677	52.677	52.677	52.677	52.677	52.677
G4-11	111.597	111.597	111.613	111.597	111.597	111.597	111.597	111.597
G1-14	44	44	44	44	44	44	44	44
G2-14	53	44	53	53	53	53	53	53
G3-12	41	41	41	41	41	41	41	41
G4-13	4.594.105	3.352.283	3.824.360	4.278.305	3.973.066	3.567.303	4.105.718	3.540.032
Média	787.221	631.992	691.005	747.746	709.591	658.870	726.172	655.462

Fonte: Elaboração própria.

ANEXO – A (Descrição das instâncias da literatura)

Na literatura foram encontradas no total 23 instâncias. As cinco instâncias (J3M2T2-1, J3M2T2-2, J5M2T4-1, J5M2T5-1 e J5M2T5-2), representam as instâncias baseadas em dados reais de uma empresa do setor situada em Brasil, enquanto as outras 18 foram geradas com base nestas instâncias utilizando distribuição uniforme e normal descritas a seguir (TOSCANO, 2017).

Os parâmetros custo de limpeza temporal (ct), estoque inicial ($h_{j_0}^+$), atraso inicial ($h_{j_0}^-$) e tempo máximo sem realização de limpezas temporais (tp_{max} e tl_{max}) são os mesmos instâncias geradas. A seguir são descritas as distribuições por parâmetro utilizados no gerados de dados aleatórios.

Velocidade das máquinas de envase. As máquinas de envase tem uma velocidade entre 40 a 200 litros por minuto. Proem, o parâmetro X_m é obtido através da distribuição uniforme: $X_m \rightarrow U[40; 200]$.

- **Quantidade de bebida em cada item.** Segundo o descrito em Toscano, (2017), a quantidade de bebida em um item pode variar entre 0,9 e 12 litros, pelo que um item é considerado um fardo com 6 frascos de determinada bebida. Assim, o parâmetro a_j é obtido através da distribuição uniforme: $a_j \rightarrow U[0,9; 12]$.

- **Lote máximo.** O lote máximo depende da capacidade dos tanques preparatórios. Foram encontrados tanques de 10.000 até 20.000 litros. Proem, o parâmetro ub_j é obtido através da distribuição uniforme: $ub_j \rightarrow U[10.000; 20.000]$.

- **Lote mínimo.** O lote mínimo depende do sabor e as características dos tanques preparatórios e xarope de cada fabrica. É definido como uma porcentagem do lote máximo variando entre 20% e 60%. Assim, o parâmetro lb_j é obtido através de $lb_j = \theta ub_j$ onde θ é obtida através da distribuição uniforme: $\theta \rightarrow U[0,20; 0,6]$.

- **Tempo para realização das limpezas temporais.** Segundo o descrito em Toscano, (2017), todas as fabricas visitadas tem o mesmo tempo para a realização das limpezas temporais, porem esses parâmetros são mantidos no valor original para todas as instâncias: $tc^I = 50$ minutos e $tc^{II} = 300$ minutos.

- **Tempo máximo sem realização de limpeza.** O tempo máximo decorrido sem a realização de uma limpeza durante a produção de um mesmo item é fixo, isso também se deve

a que é por higiene no produto final, além disso é o tempo máximo permitido por os entes regulamentares $tp_{max} = 1445$ minutos (aproximadamente 24 horas) e $tl_{max} = 2885$ minutos (aproximadamente 48 horas).

- **Tempo de preparo.** O tempo de preparo gira em torno de 100 minutos (uma hora e meia), em alguns casos tendo uma variação de alguns minutos para mais ou para menos. Logo, esse parâmetro segue uma distribuição normal com média 100 e desvio padrão 10: $pt \rightarrow N(100, 10^2)$.

- **Tempo de troca no primeiro estágio.** O tempo de troca do item fantasma para qualquer item é o tempo de uma limpeza temporal, pois no início de cada período existe uma limpeza obrigatória com o mesmo tempo da limpeza temporal. Agora para produzir outros itens, em cada troca é necessário realizar uma limpeza ou pelo menos um enxágue. Porém, para os demais itens, os tempos de troca entre os itens no primeiro estágio estão em torno da metade do tempo da limpeza temporal, podendo variar em torno desse valor. Logo, esse parâmetro é definido através de uma distribuição normal com média 30 e desvio padrão de 5: $b^I_{ij} \rightarrow N(30, 5^2)$.

- **Tempo de troca no segundo estágio.** Da mesma forma que no primeiro estágio, o tempo de troca de qualquer item para o item fantasma no segundo estágio é o tempo de uma limpeza temporal. Os tempos de troca entre os itens no segundo estágio estão em torno da metade do tempo da limpeza temporal, podendo variar em torno desse valor. Logo, esse parâmetro é definido através de uma distribuição normal com média 150 e desvio padrão de 30: $b^{II}_{ij} \rightarrow N(150, 30^2)$.

- **Custos de estoque e atraso.** Para os exemplares baseados em dados reais, usou-se custo de atraso igual a 100 e custo de estoque igual a 10 pela autora Toscano, (2017). Seguindo a mesma lógica, porém com o intuito de variar um pouco os custos entre os itens, os custos de estoque e atraso são gerados da seguinte forma: $h_j^+ \rightarrow U[10; 20]$ e $h_j^- \rightarrow : h_j^+ * 10$

- **Custo de limpeza temporal / Estoque e Atraso iniciais.** Considera-se que nunca existem estoques e atrasos no início dos períodos: $h_{j_0}^+ = 0$ e $h_{j_0}^- = 0$. Enquanto ao custo de limpeza temporal é definido sempre como uma unidade, ou seja, $ct = 1$. Cabe lembrar que o objetivo deste parâmetro é penalizar as limpezas temporais apenas para garantir que a demanda seja atendida otimizando a capacidade.

- **Demanda.** Para gerar demandas acordes com a realidade do problema de programação da produção com limpezas temporais é necessário considerar demandas que para serem

atendidas, necessitem de limpezas temporais na programação. Porém, a geração da demanda é dada por:

- ✓ O menor e o maior número de litros que podem ser envasados na linha.

$$menor = \min_{m \in M} \{X_m \cdot tl_{max}\} \quad e \quad maior = \max_{m \in M} \{X_m \cdot tl_{max}\}.$$

- ✓ Para cada período $t \in T$, são geradas suas demandas para dois itens i e j escolhidos aleatoriamente.

$$d_{it} \rightarrow U \left[\frac{menor}{a_i}; \frac{maior}{a_i} \right] \quad e \quad d_{jt} \rightarrow U \left[\frac{menor}{a_j}; \frac{2 \cdot maior}{a_j} \right].$$

Estas distribuições garante que, em cada período, pelos menos dois itens têm demandas que podem gerar limpezas temporais. Considere J_t^* o conjunto dos itens i e j que tiveram a capacidade calculada no período t .

- ✓ Enquanto para as demandas dos outros itens são geradas por meio de uma distribuição uniforme, tendo em consideração a capacidade real de produção do período (8.550 minutos), porém, se deve subtrair a capacidade que já foi utilizada pelas demandas geradas para os itens $i, j \in J_t$. O valor de cap_disp_t é dividido entre os outros itens para gerar um limite máximo de geração de demanda para cada um.

$$d_{jt} \rightarrow U \left[0; \frac{lim_{jt}}{a_j} \right], \forall t \in T, j \in J \setminus J_t^*$$

$$lim_{jt} = \frac{cap_disp_t}{|J| - |J_t^*| - 1}, \forall t \in T, j \in J \setminus J_t^*$$

$$cap_disp_t = \left(\sum_{m \in M} 8.550 \cdot X_m \right) - \sum_{j \in J_t^*} a_j \cdot d_{jt}$$

- **Custos de troca.** Os custos de troca levam em consideração as trocas realizadas nos dois estágios de produção. Este parâmetro não foi subministrado pelas empresas e foram gerados também gerados com o intuito de melhor aproveitamento da capacidade. Porém, são calculados da seguinte maneira:

$$c_{ij} = 10 * \left(\frac{b^I_{ij} + b^{II}_{ij}}{\max_{\forall i, j \in J \setminus i_0} \{b^I_{ij} + b^{II}_{ij}\}} \right)$$

É disser, corresponde ao valor normalizado à suma dos tempos de troca dos dois estágios pelo maior tempo de troca, isso multiplicado por 10 procurando que seja maior do que o custo

de uma limpeza temporal. Por outro lado lembra-se que a troca de qualquer item para o item fantasma é nulo ($c_{ji_0} = 0$) e o custo de troca do item fantasma para o primeiro item do período é o custo de uma limpeza temporal ($c_{i_0j} = ct$).

- **Capacidade.** O cálculo de capacidade para cada tanque preparatório/linha m em cada período t é feito como um estimado tendo em vista tempo em que se demora envasando, uma estimativa do tempo de troca na linha, tempo de limpeza temporal (primeira limpeza do período obrigatória) e uma estimativa dos possíveis tempos consumidos em limpezas temporais. Note que para o cálculo utilizou-se parâmetros de linha, tendo em vista que se as linhas respeitam a capacidade disponível os tanques preparatórios farão o mesmo, uma vez que eles estão dedicados e a produção termina na linha.

$$cap_{mt} = cap'_{mt} + \left\lceil \frac{cap'_{mt}}{tl_{max}} \right\rceil tc^{II}$$

$$cap'_{mt} = \left(\sum_{j \in J} \frac{d_{jt} a_j}{\sum_{m \in M} X_m} \right) + (|J| - 1) * \max_{\forall i, j \in J \setminus i_0} \{ b_{ij}^{II} \} + tc^{II}$$

ANEXO – B (Parâmetros de configuração selecionados de CPLEX)

Todos os testes da presente Dissertação foram feitos com os ajustes dos parâmetros de CPLEX, os quais são descritos na Tabela 43 e validados no trabalho de Toscano (2017).

Tabela 43. Parâmetros de configuração selecionados de CPLEX.

Parâmetro	Definição	Valor
Processamento em paralelo (<i>parallel mode</i>)	Utiliza diversos núcleos de processamento do computador para tentar melhorar seu desempenho. -1: Modo oportunista	-1
Caraterística do processamento em paralelo (<i>Treads</i>)	Define o número máximo de subprocessos paralelos possíveis a utilizar. 0: Livre para que CPLEX decida.	0
Seleção do nó de ramificação (<i>nodeselect</i>)	Estabelece a regra para selecionar o seguinte nó para processar na busca em profundidade 3: Melhor limitante alternativo	3
heurística RINS (<i>Relaxation Induced Neighborhood Search</i>)	Explora a vizinhança da solução incumbente com o objetivo de melhorá-la e diversificar a busca 10: Aplicada a cada 10 nós	10

Fonte: Adaptado de Toscano (2017).