

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

Luana Serafini dos Santos

**PROGRAMAÇÃO DE TAREFAS EM LINHAS DE
PRODUÇÃO CUSTOMIZADAS BASEADA EM
CURVAS DE APRENDIZADO E FATORES
ERGONÔMICOS**

Porto Alegre

2013

Luana Serafini dos Santos

**Programação de Tarefas em Linhas de Produção Customizadas Baseada em Curvas de
Aprendizado e Fatores Ergonômicos**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção, modalidade Acadêmica, na área de concentração em Sistemas de Qualidade.

Orientador: Michel Jose Anzanello, *Ph.D.*

Porto Alegre

2013

Luana Serafini dos Santos

Programação de Tarefas em Linhas de Produção Customizadas Baseada em Curvas de Aprendizado e Fatores Ergonômicos

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção na modalidade Acadêmica e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora designada pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

Prof. Michel Jose Anzanello, *Ph.D.*

Orientador PPGEP/UFRGS

Prof. Dr. José Luis Duarte Ribeiro

Coordenador PPGEP/UFRGS

Banca Examinadora:

Professor Danilo Marcondes Filho, Dr. (DEST/UFRGS)

Professor Fernando Gonçalves Amaral, Dr. (PPGEP/UFRGS)

Professor Francisco José Kliemann Neto, Dr. (PPGEP/UFRGS)

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu orientador Prof. Michel Jose Anzanello pela paciência, apoio, conhecimento transmitido e confiança depositada em mim.

Aos professores do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, pelos conteúdos ensinados e vivência durante esse período.

Aos colegas de mestrado pelo convívio e aprendizado durante esses dois anos.

Aos amigos pelo apoio, paciência e companheirismo durante todas as etapas de minha vida.

À minha família pelo suporte, apoio incondicional e dedicação em todos esses anos, permitindo que eu conseguisse conquistar mais um objetivo em minha vida. Agradeço em especial ao meu irmão Rogério pela transmissão de conhecimento, essencial na finalização desse trabalho.

SANTOS, Luana Serafini *Programação de Tarefas em Linhas de Produção Customizadas Baseada em Curvas de Aprendizado e Fatores Ergonômicos*, 2013. Dissertação (Mestrado em Engenharia) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Brasil.

RESUMO

A presente dissertação propõe heurísticas de programação da produção balizadas por curvas de aprendizado e fatores humanos com vistas à alocação de tarefas a equipes de trabalhadores. O objetivo é apresentar propostas de sequenciamento que integrem aspectos ergonômicos impactantes no desempenho do trabalhador, sem prejudicar as exigências produtivas do processo. Parte-se de uma revisão da bibliografia sobre técnicas de sequenciamento, curvas de aprendizado e fatores ergonômicos que influenciam no desempenho do trabalhador a fim de entender seu funcionamento e identificar formas de integração das mesmas. Desse modo, são propostos dois métodos de sequenciamento alinhados a curvas de aprendizado e fatores ergonômicos, aplicados em um processo da indústria calçadista. O primeiro método propõe uma adaptação da heurística de minimização da soma do atraso e adiantamento proposta por Pinedo (2008) em relação a uma data comum de entrega. O segundo método, denominado ATCE (*Apparent Tardiness Cost with Ergonomic Factors*), consiste na adaptação da regra ATC (*Apparent Tardiness Cost*) na minimização do atraso do processamento de lotes com distintas datas de entrega. Este último é então avaliado através de experimento de simulação de cenários do processo produtivo e comparado à regra ATC. Os resultados obtidos evidenciam a robustez do método ATCE, atendendo as necessidades produtivas e reduzindo a alocação sucessiva de tarefas de mesma complexidade a uma mesma equipe.

Palavras-chave: Programação de tarefas, curvas de aprendizado, fatores ergonômicos.

SANTOS, Luana Serafini *Scheduling jobs in mass customized assembly lines based on learning curves and ergonomic factors*, 2013. Dissertation (Master in Engineering) - Federal University of do Rio Grande do Sul, Brazil.

ABSTRACT

This dissertation presents new scheduling heuristics integrated with learning curves and human factors aimed at job scheduling in unrelated parallel workers teams. The objective is to modify heuristics available in the literature to integrate ergonomic aspects that have a profound impact on human performance, without harming demands of the productive process. Two methods that combine learning curves, heuristics for scheduling and ergonomic factors are proposed and applied in the shoe manufacturing industry. The first method aims to optimized the objective function of minimizing the total weighted earliness and tardiness with a common due date for all jobs. The second method propose the ATCE rule (Apparent Tardiness Cost with Ergonomic Factors) which reduces the total weighted tardiness with different due date. The ATCE rule is then evaluated through simulation scenarios of production process and compared to the original rule (ATC), where the results shows the robustness of the method, attending the production needs with a significant improvement in the ergonomic point of view.

Keywords: Scheduling, Learning curves, Ergonomic factors.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Etapas do método de programação de tarefas na minimização do atraso e adiantamento de um conjunto de tarefas.	29
Figura 2 - Etapas do método de programação de tarefas na minimização do atraso Total Ponderado no processamento de um conjunto de tarefas.	56
Figura 3 - Características das tarefas constituintes dos cenários simulados	84
Figura 4 – Impacto da variabilidade nos níveis de fatores na média da FO e PS.....	88
Figura 5 - Desvio padrão da Função Objetivo e Percentual de Saturação.	90

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Parâmetros médios da curva de aprendizado hiperbólica.....	35
Tabela 2 - Tamanho e complexidade dos lotes de calçados analisados.....	36
Tabela 3 - Sequenciamento obtido para as tarefas alocadas à equipe 1.....	37
Tabela 4 - Sequenciamento obtido para as tarefas alocadas à equipe 2.....	38
Tabela 5 - Sequenciamento obtido para as tarefas alocadas à equipe 3.....	38
Tabela 6 – Função Objetivo, incidência de saturação e tempo de ocupação das equipes 1, 2 e 3 para os três níveis de R.....	39
Tabela 7 - Parâmetros médios da curva de aprendizado hiperbólica.....	62
Tabela 8 - Sequenciamento obtido para as tarefas alocadas à equipe 1.....	63
Tabela 9 - Sequenciamento obtido para as tarefas alocadas à equipe 2.....	64
Tabela 10 – Função Objetivo, Percentual de Saturação e tempo de ocupação das equipes 1 e 2 para as regras ATC e ATCE.....	64
Tabela 11 - Apêndice – Tamanho, família f e datas de entrega d_j (semanas) dos lotes de calçados analisados.....	73
Tabela 12 – Desempenho dos métodos ATCE e ATC para cada nível simulado na equipe 1	86
Tabela 13 - Desempenho dos métodos ATCE e ATC para cada nível simulado na equipe 2.	87

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	11
1.1 Considerações Iniciais.....	11
1.2 Objetivos	13
1.3 Justificativa do Tema e dos Objetivos	13
1.4 Procedimentos Metodológicos	15
1.5 Estrutura da Dissertação.....	15
1.6 Delimitações do Estudo.....	17
1.7 Referências Bibliográficas	17
2 PRIMEIRO ARTIGO: HEURÍSTICA PARA MINIMIZAÇÃO DA SOMA DO ATRASO E ADIANTAMENTO DE TAREFAS INTEGRADA A CURVAS DE APRENDIZADO E FATORES HUMANOS.....	20
2.1 Introdução.....	21
2.2 Fundamentação teórica.....	23
2.2.1 Curvas de aprendizado	23
2.2.2 Programação de tarefas	24
2.2.3 Procedimento de programação de tarefas e fatores humanos.....	25
2.3 Método proposto.....	28
2.3.1 Etapa 1: Determinação dos tempos de processamento através de curvas de aprendizado.....	29
2.3.2 Etapa 2: Alocação das tarefas às equipes de trabalhadores.....	30
2.3.3 Etapa 3: Programação dos lotes alocados a cada equipe.....	32
2.4 Resultados e Discussão	34
2.5 Conclusões.....	40
2.6 Referências Bibliográficas	41
3 SEGUNDO ARTIGO: HEURÍSTICA PARA MINIMIZAÇÃO DO ATRASO TOTAL DE TAREFAS BASEADA EM CURVAS DE APRENDIZADO E ASPECTOS ERGONÔMICOS.....	47
3.1 Introdução.....	48
3.2 Fundamentação teórica.....	51
3.2.1 Programação da produção em máquinas paralelas não relacionadas.....	51
3.2.2 Fatores humanos em procedimentos de programação de tarefas.....	53
3.3 Método proposto.....	55
3.3.1 Etapa 1 - Determinação dos tempos de processamento de tarefas através de curvas de aprendizado	56
3.3.2 Etapa 2: Alocação das tarefas às equipes de trabalhadores.....	58
3.3.3 Etapa 3: Programação dos lotes alocados a cada equipe.....	59
3.4 Aplicação do método na indústria calçadista	60

3.5	Conclusões.....	65
3.6	Referências Bibliográficas	66
4	TERCEIRO ARTIGO: SIMULAÇÃO DE CENÁRIOS DE PRODUÇÃO NA ANÁLISE DA ROBUSTEZ DO MÉTODO ATCE - APPARENT TARDINESS COST WITH ERGONOMICS FACTORS	75
4.1	Introdução.....	76
4.2	Fundamentação teórica.....	77
4.3	Método	80
4.3.1	Parte 1 – Programação de Tarefas	80
4.3.2	Parte 2 – Simulação.....	83
4.4	Resultados	84
4.5	Conclusões.....	91
4.6	Referências Bibliográficas	92
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	96
5.1	Conclusões.....	96
5.2	Sugestões para trabalhos futuros	98

1 Introdução

1.1 Considerações Iniciais

As mudanças mercadológicas exigem reavaliação das estratégias de mercado por parte das empresas em todos os elos da cadeia produtiva em que estão inseridas. Na busca de desempenho superior e permanência em posicionamento competitivo, a customização em massa (CM) vem sendo adotada como estratégia no ambiente de manufatura, fornecendo produtos e serviços personalizados, em grandes quantidades, mantendo custos característicos da produção em massa e atendimentos a pequenos prazos de entrega (PINE *et al.*, 1993; DA SILVEIRA, 2001; MACCARTHY *et al.*, 2003; PILLER, 2004; FOGLIATTO *et al.*, 2012).

Apesar das vantagens oriundas desse tipo de processo, surgem consequências danosas sob o ponto de vista ergonômico que devem ser consideradas em prol da saúde e segurança do trabalhador. A customização demanda rápida adequação de máquinas e trabalhadores aos diferentes procedimentos demandados por novos modelos de produtos, dificultando a estimativa do tempo de conclusão de um lote sob efeito do processo de aprendizagem do trabalhador. Além disso, a variedade de modelos de itens produzidos na customização em massa submete o trabalhador a tarefas com diferentes níveis de dificuldade, repetitividade e características físicas do produto em manufatura (CARNAHAN *et al.*, 2000; LODREE *et al.*, 2009).

Para Carnahan *et al.* (2000), a sequência de execução das tarefas pode influenciar diretamente nas atividades do trabalhador, apresentando um impacto positivo no desempenho individual e organizacional, reduzindo a fadiga, estresse físico e mental, riscos associados a lesões, aprendizagem e esquecimento.

A complexidade da tarefa apresenta efeitos sobre a distribuição dos parâmetros individuais de aprendizagem e esquecimento, onde a variabilidade destes parâmetros geralmente cresce à medida que aumenta a complexidade da tarefa. A fadiga, desencadeada pela duração da tarefa e seu nível de detalhes, é entendida como uma sensação de cansaço e desconforto corporal associado com atividades prolongadas (ENOKA, 1995; DAWSON *et al.*, 2011). Pode acarretar na diminuição da capacidade produtiva, além da perda de motivação dos trabalhadores na realização das tarefas (GRANDJEAN, 1998). A intensidade, repetitividade e duração da tarefa causam os Distúrbios Osteomusculares Relacionados ao Trabalho (DORT), considerados um dos problemas mais graves relacionados à saúde do

trabalhador. Resultam em redução da produtividade e aumento dos índices de absenteísmo (MICHALOS *et al.*, 2010). Além disso, tarefas altamente repetitivas podem ocasionar o agravamento do aborrecimento e estresse do trabalhador (AYOUGH *et al.*, 2012), levando à redução do desempenho, insatisfação e acidentes no ambiente de trabalho (AZIZI *et al.*, 2010).

A interface entre a metodologia de sequenciamento e fatores humanos pode ser observada nos métodos de rotação de trabalho. A rotação consiste no reposicionamento de trabalhadores em diferentes postos de operação, exigindo diversas habilidades e responsabilidades (THARMMAPHORNPHILAS e NORMAN, 2004). Esse método é caracterizado pela redução da incidência de lesões decorrentes de tarefas repetitivas, além de reduzir erros, aumentar a satisfação do trabalhador (THARMMAPHORNPHILAS e NORMAN, 2004) e elevar o nível de conhecimento e aptidão dos trabalhadores (ERIKSSON e ORTEGA, 2006). No entanto, o estudo de rotação de trabalho vem sendo focado mais especificamente em fatores físicos e de segurança, pouco abordando fatores humanos, os quais são influenciados pelas decisões de sequenciamento (LODREE *et al.*, 2009).

Nesse contexto, a programação da produção torna-se um importante fator a ser considerado na busca pela minimização das consequências oriundas de processos customizados. A programação de tarefas visa definir uma ordem de execução das mesmas de maneira a minimizar uma função objetivo, normalmente associada a tempo ou custo de produção (PINEDO, 2008).

Essa dissertação é composta por três artigos abordando o estudo de heurísticas de sequenciamento balizadas por curvas de aprendizado e fatores ergonômicos impactantes no desempenho do trabalhador. No primeiro artigo é proposta uma heurística de sequenciamento de minimização simultânea do atraso e adiantamento de um conjunto de tarefas em relação a uma data comum de entrega, integrada a um índice de penosidade com vistas à redução da repetição de procedimentos idênticos ou semelhantes. O segundo artigo propõe o método ATCE, adaptado da regra ATC de Rachamadugu e Morton (1982), na minimização do atraso do processamento de lotes com diferentes datas de entrega; tal proposição insere um fator exponencial que considera aspectos ergonômicos na rotatividade das tarefas. O terceiro artigo aplica o método ATCE em dados simulados com o intuito de analisar a robustez do método

frente à variabilidade em variáveis relevantes na programação de tarefas, como data de entrega e tamanho dos lotes a serem manufaturados.

1.2 Objetivos

O objetivo geral do trabalho é propor heurísticas de sequenciamento integradas a fatores ergonômicos com vistas à manutenção dos níveis produtivos, reduzindo danos ergonômicos.

Como objetivos secundários, tem-se:

- Apresentar a fundamentação teórica das principais características das heurísticas de programação da produção, curvas de aprendizado e fatores ergonômicos que impactam no desempenho do trabalhador (artigos 1 e 2);
- Identificar heurísticas de sequenciamento passíveis de inclusão de fatores ergonômicos (artigos 1 e 2);
- Propor formas de quantificar o impacto das características da tarefa no desempenho do trabalhador, bem como a inserção desses elementos na heurística de sequenciamento (artigos 1 e 2);
- Aplicar os métodos propostos em um processo customizado da indústria calçadista, com tarefas de diferentes complexidades (artigos 1 e 2);
- Avaliar a robustez do método com melhor desempenho através de simulações de cenários, com variações nas principais características do processo da indústria calçadista (artigo 3).

1.3 Justificativa do Tema e dos Objetivos

A produção em linhas de montagem customizadas submete o trabalhador a fatores inerentes ao produto como complexidade, tempo de processamento, repetitividade e nível de detalhes do produto, os quais impactam significativamente no desempenho do trabalhador quando desconsiderados na programação da produção (KIM e JUNG, 2003).

A complexidade da tarefa influencia no desempenho do trabalhador em termos de capacidade mental, aquisição de habilidades, erros de trabalho, fadiga (HAM *et al.*, 2012), aprendizagem e esquecimento (NEMBHARD e OSOTHSILP, 2002). O tempo de processamento e seu nível de detalhes em determinado modelo de produto são capazes de agravar a fadiga, resultando em diminuição da capacidade produtiva, além da perda de motivação dos trabalhadores no desenvolvimento de suas atividades (GRANDJEAN, 1998). Além disso, a repetitividade ocasiona o aumento da monotonia e estresse do trabalhador, incitando na redução do desempenho, insatisfação e acidentes de trabalho (BATIZ *et al.*, 2009; AZIZI *et al.*, 2010), podendo causar Distúrbios Osteomusculares Relacionados ao Trabalho (DORT) (LI e BUCKLE, 1998).

Intervenções ergonômicas promovendo práticas seguras de trabalho são frequentemente associadas a reduções na produtividade. Assim, é de fundamental importância a utilização de ferramentas que assegurem a eficiência produtiva, sem no entanto violar preceitos ergonômicos. Lodree *et al.* (2009) apontaram estudos na literatura que mostram-se promissores na busca pela integração de sequenciamento com fatores humanos, classificando-os em três principais áreas: tempo de processamento dependente do sequenciamento, efeitos de aprendizagem e taxa de modificação das características das atividades. As sistemáticas sugerem alternativas de sequenciamento de tarefas que consideram o bem estar do trabalhador, embora priorizem os aspectos produtivos aos ergonômicos em sua grande maioria. Outra abordagem utilizada é a rotação de trabalho, que possui como foco principal fatores físicos e de segurança, pouco abordando fatores humanos ou indicadores produtivos (LODREE *et al.*, 2009).

Embora exista uma vasta gama de sistemáticas de programação de tarefas (ex: *Simulated Annealing*, Algoritmos Genéticos e Busca Tabu) em variados arranjos produtivos (ex: máquina única, *Flow Shop* e *Job Shop*), pesquisas integrando-as a aspectos ergonômicos e de aprendizado são ainda incipientes. De tal forma, justifica-se o desenvolvimento de sistemáticas alternativas de programação de tarefas que introduzam aspectos ergonômicos e de aprendizado em ambientes de CM.

1.4 Procedimentos Metodológicos

Quanto à sua natureza, essa pesquisa classifica-se como pesquisa aplicada, pois se orienta à geração de conhecimentos dirigidos à solução de problemas específicos. Sua abordagem é considerada quantitativa, possuindo ênfase em análise numérica e utilizando recursos e técnicas estatísticas. Do ponto de vista de seus objetivos, a pesquisa pode ser classificada como descritiva, pois visa descrever as características de determinada população e estabelecer relações entre variáveis. Quanto aos seus procedimentos técnicos, esta pesquisa classifica-se como bibliográfica e de estudo de caso (SILVA e MENEZES, 2005).

O método proposto nos artigos 1 e 2 integra curvas de aprendizado, heurísticas de programação de tarefas e índices de penosidade dos trabalhadores. O método é executado em três etapas, sendo as duas primeiras similares para os Artigos 1 e 2. Na primeira etapa, o modelo hiperbólico de três parâmetros é utilizado para estimar o tempo de processamento dos lotes de produção com distintos tamanhos e níveis de complexidade. Na segunda etapa alocam-se tarefas a equipes de trabalhadores com a utilização da regra da Diferença Decrescente no Tempo de Processamento dos Lotes e a adaptação da regra do Tempo de Processamento, ambas sugeridas por Adamopoulos e Pappis (1998). Na terceira etapa, o sequenciamento é realizado no artigo 1 com a adaptação da heurística de minimização da soma do atraso e adiantamento proposta por Pinedo (2008), incorporando índices de penosidade associados aos produtos. No Artigo 2, o sequenciamento é executado com a proposta da regra ATCE, adaptada da regra ATC de Rachamadugu e Morton (1982) por meio da atribuição de um termo ergonômico.

No artigo 3 é realizado um experimento de simulação do método proposto no Artigo 2, através de variações nas principais características das tarefas, formando cenários, os quais são simulados com a utilização do aplicativo Matlab® 2011b.

1.5 Estrutura da Dissertação

A dissertação está organizada em 5 capítulos. O primeiro capítulo consiste na introdução ao tema, justificando a importância do estudo e apresentando os objetivos e o

método de estudo utilizado. Este capítulo também contempla a estrutura da dissertação, bem como as limitações do estudo.

O segundo capítulo apresenta o primeiro artigo, que inicia com a revisão da literatura a respeito dos fundamentos de curvas de aprendizado, programação de tarefas e a influência dos fatores humanos na programação. Além disso, propõe um método que integra curvas de aprendizado, heurísticas de programação de tarefas e índices de penosidade dos trabalhadores com vistas à programação de tarefas em linhas de montagem. A abordagem modifica a heurística de minimização simultânea do atraso e adiantamento de tarefas proposta por Pinedo (2008), através da inserção de um fator de penosidade, fazendo com que o trabalhador alterne entre tarefas de níveis de complexidade distintos. O método é aplicado em um processo da indústria calçadista e analisado por meio do percentual de tempo de ocupação das equipes, da Função Objetivo [soma do atraso e adiantamento, $\sum(T+E)$], e do Percentual de Saturação da complexidade dos lotes analisados.

O terceiro capítulo apresenta o segundo artigo, que introduz uma segunda proposta de sequenciamento visando reduzir simultaneamente o atraso total ponderado para conclusão de um conjunto de tarefas e a saturação de tarefas de mesmo nível de complexidade designadas às equipes de trabalhadores em ambientes de CM. Uma adaptação da regra de despacho ATC (*Apparent Tardiness Cost*) de Rachamadugu e Morton (1982) é proposta, dando origem à regra ATCE (*Apparent Tardiness Cost with Ergonomics Factors*). A modificação consiste na inserção de um termo exponencial visando reduzir o acúmulo de tarefas de mesmo nível de complexidade em curtos intervalos de produção, buscando alternar as complexidades das tarefas na sequência sugerida. A heurística é aplicada em um processo de fabricação de calçados composto por 2 equipes de trabalhadores e 198 lotes de tamanhos e complexidades distintas.

O quarto capítulo apresenta o terceiro artigo, o qual avalia a robustez do método ATCE em experimentos de simulação. As principais características do processo customizado são diagnosticadas e avaliadas através da construção de 54 cenários, diferenciados em termos de número de lotes analisados, tamanho dos lotes (caracterizados por uma média e desvio padrão), bem como os prazos de datas de entrega. Cada cenário é simulado 200 vezes, com o auxílio do *Software Matlab*® 2011b.

O quinto capítulo traz a conclusão do trabalho e sugestões para trabalhos futuros.

1.6 Delimitações do Estudo

A sistemática proposta apoia-se nas características de produtos da indústria calçadista. A aplicação em outros setores pode ser feita por analogia, sendo necessária a análise das características específicas do processo.

Na inserção de aspectos ergonômicos, o estudo se baseia na análise de fatores humanos relacionados à tarefa que influenciam no comportamento do trabalhador, como complexidade, tempo de processamento, repetitividade e o nível de detalhes do produto. Fatores humanos relacionados a elementos organizacionais e ambientais não são considerados.

Heurísticas de programação de tarefas são classificadas de acordo com o padrão de fluxo das tarefas nas máquinas. Esse trabalho limita-se ao arranjo formado por máquinas paralelas não-relacionadas.

1.7 Referências Bibliográficas

Adamopoulos, G.; Pappis, C. Scheduling under a common due-date on parallel unrelated machines. **European Journal of Operational Research**, v. 105, p. 494–501, 1998.

Ayough, A.; M. Zandieh, M.; Farsijani, H. GA and ICA approaches to job rotation scheduling problem: considering employee's boredom. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 60, p. 651–666, 2012.

Azizi, N.; Zolfaghari, S.; Liang, M. Modeling job rotation in manufacturing system: The study of employee's boredom and skill variations. **International Journal of Production Economics**. n. 123, p. 69-85, 2010.

Batiz, E. C.; Santos, A. F.; Licea, O. E. A. A postura no trabalho dos operadores de *checkout* de supermercados: uma necessidade constante de análises. **Revista Produção**, v. 19, n. 1, p. 190-201, 2009.

Carnahan, B.J., Redfern, M.S., Norman, B. Designing safe job rotation schedules using optimization and heuristic search. **Ergonomics**, v. 43, n. 4, p. 543–560, 2000.

Da Silveira, G., Borenstein, D., Fogliatto, F.S. Mass customization: literature review and research directions. **International Journal of Production Economics**, v.72, n. 1, p. 1–13, 2001.

Dawson, D., Y. Noy, Y. I., Härmä, M., Åkerstedt, T., Belenky, G. Modelling fatigue and the use of fatigue models in work settings. **Accident Analysis and Prevention**, v. 43, p. 549–564, 2011.

Enoka, R. M. Mechanisms of muscle fatigue: Central factors and task dependency. **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 5, n. 3, p. 141-149, 1995.

Eriksson, T.; Ortega, J. The adoption of job rotation: testing the theories. **Industrial and labor relations review**. v. 59, p. 653 – 665, 2006.

Fogliatto, F. S., da Silveira, G. J. C., Borenstein, D. The mass customization decade: An updated review of the literature. **International Journal of Production Economics**, v. 138, p. 14–25, 2012.

Grandjean. **Manual de ergonomia: adaptando o trabalho ao homem**. 4. ed. Porto Alegre: Artes Médicas, 1998.

Ham, D.; Park, J., Jung, W. Model-based identification and use of task complexity factors of human integrated systems. **Reliability Engineering and System Safety**, v. 100, p. 33–47, 2012.

Kim, J. W.; Jung, W. A taxonomy of performance influencing factors for human reliability analysis of emergency tasks. **Journal of Loss Prevention in the Process Industries**, v. 16, p. 479–495, 2003.

Li, G.; Buckle, P. A practical method for the assessment of work-related musculoskeletal risks: quick exposure check (QEC). **Human Factors and Ergonomics Society: annual meeting**, v. 42, n. 2, 1998.

Lodree, E. J., Geiger, C. D., Jiang, X. Taxonomy for integrating scheduling theory and human factors: Review and research opportunities. **International Journal of Industrial Ergonomics**, v. 39, p. 39–51, 2009.

Maccarthy, B.; Brabazon, P. G.; Bramham, J. Fundamental modes of operation for mass customization. **International Journal of Production Economics**, v. 85, p. 289-304, 2003.

Michalos, G.; Makris, S.; Rentzos, L.; Chryssolouris, G. Dynamic job rotation for workload balancing in human based assembly systems. **Journal of Manufacturing Science and Technology**, v. 2, p. 153–160, 2010.

Nembhard, D. A.; Osothsilp, N. Task complexity effects on between-individual learning/forgetting variability. **International Journal of Industrial Ergonomics**. v. 29, p. 297–306, 2002.

Piller, F. T. Mass Customization: Reflections on the State of the Concept. **The International Journal of Flexible Manufacturing Systems**, v. 16, p. 313-334, 2004.

Pine II, B.J., Victor, B., Boynton, A.C. Making mass customization work. **Harvard Business Review**, v. 71, n. 5, p. 108–118, 1993.

Pinedo, M. **Scheduling, Theory, Algorithms and Systems**. Springer: New York, 2008.

Rachamadugu, R.V., Morton, T.E. Myopic heuristics for the single machine weighted tardiness problem. **Working Paper**, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, v. 30, p. 82-83, 1982.

Silva, E. L.; Menezes, E. M. **Metodologia da Pesquisa e Elaboração de Dissertação**. 4 ed. Florianópolis: Editora UFSC, 2005.

Tharmmaphornphilas, W; Norman, B. A. A quantitative method for determining proper job rotation intervals. **Annals of Operations Research**. v. 128, p. 251–266, 2004.

2 Primeiro Artigo: Heurística para minimização da soma do atraso e adiantamento de tarefas integrada a curvas de aprendizado e fatores humanos

Luana Serafini dos Santos

Michel Jose Anzanello

Artigo enviado para publicação na revista Gestão e Produção

Resumo

A customização em massa presume uma grande variedade de produtos caracterizados por lotes de tamanho reduzido. Em processos customizados apoiados em procedimentos manuais, trabalhadores são submetidos a tarefas com características distintas de complexidade e repetitividade, demandando esforços em função das características do modelo em produção. Neste contexto, a programação de tarefas (sequenciamento) pode impactar diretamente no desempenho do trabalhador, podendo reduzir fadiga, estresse, mas também causar redução da motivação e do aprendizado do trabalhador. Este artigo propõe uma metodologia que integra curvas de aprendizado, ferramentas de programação de tarefas e índices de penosidade dos trabalhadores com vistas à alocação de tarefas a equipes de trabalhadores. Para tanto, sugere-se uma heurística baseada em arranjos paralelos não-relacionados com vistas à minimização da soma do atraso e adiantamento de um conjunto de tarefas. Quando aplicada em um processo da indústria calçadista, a programação recomendada reduziu a soma do atraso e adiantamento do conjunto de tarefas, e permitiu a alternância do nível de complexidade das tarefas executadas pelos trabalhadores.

Palavras-chave: Programação de tarefas, Curvas de aprendizado, Máquinas paralelas não relacionadas, Fatores humanos, Indústria calçadista

Scheduling jobs in mass customized assembly lines based on learning curves and ergonomic factors

Abstract

Mass customization provides a large variety of products with small lot sizes, requiring flexibility of productive resources to comply with imposed changes. Therefore, workers are constantly exposed to tasks with different complexities, and repeatability, requiring efforts to adapt to the features of the model under production. In that sense, job scheduling may impact directly on workers' performance, yielding fatigue, stress, and reducing workers' motivation and learning. This paper presents a method that combines learning curves, heuristics for scheduling, and a new index for measuring workers' painfulness aimed at job scheduling in unrelated parallel workers teams. The heuristic is applied to a shoe manufacturing process. The recommended programming reduces earliness and tardiness to conclude a set of jobs, and alternates job according to their complexity.

Keywords: Scheduling, learning curves, unrelated parallel machines, human factors, shoe manufacturing process.

2.1 Introdução

A demanda por produtos diferenciados tem desafiado diversos setores industriais, exigindo melhoria contínua dos meios produtivos (OPRIME *et al.*, 2010; GONG e WANG, 2010). Uma estratégia competitiva que vem sendo adotada por um número crescente de empresas é a customização em massa, capaz de fornecer uma grande variedade de produtos de forma eficiente. Esta customização implica em lotes de tamanhos reduzidos, demandando uma rápida adequação de máquinas e trabalhadores aos diferentes procedimentos impostos por novos modelos de produtos (DA SILVEIRA *et al.*, 2001; MACCARTHY *et al.*, 2003). Neste contexto, a programação de lotes de produção (sequenciamento) é dificultada, visto que o tempo demandado para a conclusão de um lote sob efeito do processo de aprendizagem do trabalhador é de difícil estimativa.

Anzanello e Fogliatto (2010) propuseram uma sistemática para estimar tempos de execução de operações através da modelagem de curvas de aprendizado, integrando os resultados a heurísticas de programação de tarefas. Curvas de aprendizado permitem analisar,

quantificar e controlar operações de produção (YANG *et al.*, 2009), alocar trabalhadores a tarefas de acordo com suas habilidades e experiência (UZUMERI e NEMBHARD, 1998; ANZANELLO e FOGLIATTO, 2007a), bem como reduzir custos de produção (GONG e WANG, 2010). Os trabalhos acima, no entanto, não endereçaram aspectos ergonômicos que potencialmente afetam o processo de adaptação do trabalhador a uma nova tarefa e, por consequência, reduzem seus níveis de produtividade. Devido à variedade de modelos de itens produzidos na customização em massa, o trabalhador é constantemente submetido a tarefas com diferentes níveis de dificuldade, repetitividade e características físicas do produto em manufatura. Neste contexto, a programação inadequada de lotes de produção pode impactar diretamente no desempenho do trabalhador, podendo gerar fadiga, estresse e riscos associados a lesões (CARNAHAN *et al.*, 2000). Assim, é de fundamental importância a utilização de ferramentas que assegurem a eficiência produtiva sem prejudicar a execução das tarefas em termos ergonômicos.

Este artigo propõe um método que integra curvas de aprendizado, heurísticas de programação de tarefas e índices de penosidade dos trabalhadores com vistas à programação de tarefas em linhas de montagem. A heurística objetiva minimizar, simultaneamente, o atraso e adiantamento do conjunto de tarefas em relação a uma data comum de entrega, além de reduzir a repetição de procedimentos idênticos ou semelhantes, os quais usualmente induzem a lesões por esforço repetitivo e aumento no tempo de execução das tarefas. A sistemática proposta é operacionalizada em três etapas: (i) utilização das curvas de aprendizado para estimar o tempo de processamento de lotes de produção com diferentes tamanhos e níveis de complexidade; (ii) alocação das tarefas às diferentes equipes de trabalhadores (linhas de montagem), tendo por cuidado a manutenção do equilíbrio no volume de trabalho e níveis de complexidade das tarefas alocadas a cada equipe, e (iii) ordenamento das tarefas alocadas a cada equipe com vistas à minimização do atraso e adiantamento de conclusão dos lotes sujeitos a uma data comum de entrega.

A principal contribuição deste artigo está na inserção de aspectos ergonômicos em procedimentos de programação de tarefas. Embora a literatura ofereça ampla disponibilidade de sistemáticas de programação de tarefas (ex: *Simulated Annealing*, Algoritmos Genéticos e Busca Tabu), em variados arranjos produtivos (ex: máquina única, *Flow Shop* e *Job Shop*), não foram identificadas heurísticas que integrem sequenciamento a aspectos ergonômicos. A

literatura somente reporta sistemáticas de rotação de postos de trabalho, as quais, por sua vez, usualmente negligenciam indicadores produtivos. A abordagem aqui proposta modifica a heurística de minimização simultânea do atraso e adiantamento de tarefas proposta por Pinedo (2008) através da inserção de um fator de penosidade, fazendo com que o trabalhador alterne entre tarefas de níveis de complexidade distintos. A heurística resultante pode permitir a distribuição dos lotes de forma equilibrada entre as equipes de trabalhadores candidatas a executá-las, além de minimizar penalizações por atraso na entrega das tarefas e custos decorrentes de estoques por conta da conclusão adiantada das tarefas. Outra contribuição está na possibilidade de evitar a alocação de lotes de elevada complexidade no início e final do processamento, fazendo com que o nível de complexidade seja atingido de forma gradual; de tal forma, contribui-se para um aumento progressivo da carga de trabalho, o que pode auxiliar na diminuição de Distúrbios Osteomusculares Relacionados com o Trabalho (DORT), com menos monotonia, estresse e fadiga do trabalhador.

2.2 Fundamentação teórica

Esta seção apresenta os fundamentos de curvas de aprendizado, programação de tarefas e a influência dos fatores humanos na programação.

2.2.1 *Curvas de aprendizado*

Curvas de aprendizado permitem monitorar o desempenho de trabalhadores submetidos a tarefas repetitivas, onde o tempo demandado para executá-las diminui à medida que repetições são efetuadas (CHATZIMICHALI e TOURASSIS, 2008; ANZANELLO e FOGLIATTO, 2011; JABER e SAADANY, 2011). A aplicação de curvas de aprendizado no monitoramento e avaliação do desempenho de trabalhadores levou ao desenvolvimento de modelos distintos de curvas, dentre os quais se destacam os modelos potenciais (Stanford-B, Plateau, Stanford, DeJong e Wight), exponenciais e hiperbólicos (ANZANELLO e FOGLIATTO, 2007b).

Para Uzumeri e Nembhard (1998), a equação hiperbólica de três parâmetros apresenta vantagens sobre os modelos tradicionais no mapeamento de características de trabalhadores, sendo apresentada na equação (1):

$$y = k \frac{(x + p)}{(x + p + r)} \quad (1)$$

onde y representa o desempenho do trabalhador em termos de unidades produzidas após x unidades de tempo de operação, k (unidades/min) é o patamar máximo de desempenho a ser atingido, r (min) indica a taxa de aprendizado, definida como o tempo de operação necessário para que o trabalhador atinja a metade do patamar máximo de desempenho ($k/2$), e p (min) quantifica a experiência prévia do trabalhador na execução da tarefa (NEMBARD e UZUMERI, 2000).

Anzanello e Fogliatto (2005) utilizaram curvas de aprendizado como balizadoras da alocação de famílias de produtos a equipes de trabalhadores. Para tanto, os modelos hiperbólico de três parâmetros, exponencial de três parâmetros e tempo constante foram utilizados. Nas modelagens realizadas, o modelo hiperbólico apresentou resultados de desempenho superiores aos modelos exponencial e de tempo constante, oferecendo uma melhor caracterização do perfil de aprendizado dos trabalhadores avaliados.

2.2.2 Programação de tarefas

Maccarthy e Liu (1993) classificam os principais modelos de programação de tarefas em categorias, de acordo com o padrão do fluxo das tarefas nas máquinas (máquinas paralelas, máquina única, *job shop* e *flow shop*, entre outros). Entre as subcategorias de máquinas paralelas, destacam-se as máquinas paralelas não-relacionadas, consideradas por Yu *et al.* (2002) como um dos problemas de mais difícil solução em cenários de programação. Máquinas paralelas não-relacionadas não apresentam associação entre tempos de operação demandados pelas máquinas, ou seja, o tempo de processamento de uma tarefa depende exclusivamente da máquina na qual a mesma é processada (PINEDO, 2008; VALLADA e RUIZ, 2011). Tal arranjo representa de forma satisfatória um grupo de trabalhadores aptos a realizarem a mesma tarefa, onde cada trabalhador (ou linha de montagem) é visto como uma máquina cuja velocidade de execução não está associada ao ritmo de outro trabalhador (outra máquina) (ANZANELLO e FOGLIATTO, 2010).

A literatura enumera várias heurísticas e algoritmos para resolver problemas de programação de tarefas em máquinas paralelas não-relacionadas. Kim *et al.* (2002) abordaram a minimização do atraso total em processamento de lotes de tarefas utilizando o método *Simulated Annealing*, onde os tempos de *setup* independiam da máquina, mas unicamente da sequência de processamento das tarefas. Lin *et al.* (2011) compararam várias heurísticas para minimizar o *makespan* (tempo necessário até a conclusão da última tarefa), o tempo de conclusão total ponderado e o tempo atraso total ponderado. Na identificação da heurística que apresentou o melhor desempenho, os autores utilizaram o teste da diferença mínima significativa. Vallada e Ruiz (2011) abordaram o problema de minimização do tempo total de programação ou *makespan* por meio de Algoritmos Genéticos (AG). Similarmente, Haddad *et al.* (2011) propuseram dois AGs para resolver o problema de minimização do tempo total de programação em máquinas paralelas não-relacionadas; o primeiro é baseado na representação de uma solução por vetores de listas (AGVL), e o segundo apoia-se na representação de uma solução por chaves randômicas (AGCR), o qual apresentou melhores resultados.

A minimização da função objetivo de atraso e adiantamento de um conjunto de tarefas foi apresentada por Pinedo (2008) para problemas de máquina única. Em seu método, métricas quantificam atrasos e adiantamentos das tarefas de acordo com uma data de entrega pré-definida. Adamopoulos e Pappis (1998) aplicaram sistemática semelhante para arranjos de máquinas paralelas não-relacionadas utilizando uma heurística que atribui tarefas às máquinas de forma determinística; posteriormente, tais autores utilizaram a heurística para solucionar problemas de sequenciamento em máquina única. Zhu e Heady (2000) apresentaram uma formulação de programação inteira mista para minimizar o adiantamento e o atraso das tarefas em máquinas paralelas não-relacionadas. Recentemente, estudos considerando a otimização de um ou mais critérios de avaliação foram abordados em Kim *et al.* (2009), Fanjul-Peyro e Ruiz (2010), Cheng *et al.* (2011) e Hsu *et al.* (2011). Nenhum dos estudos citados, no entanto, abordou os impactos dos fatores humanos na programação de tarefas.

2.2.3 Procedimento de programação de tarefas e fatores humanos

De acordo com Lodree *et al.* (2009), fatores humanos são aqueles que, ocorrendo individualmente ou em combinação, podem ter efeitos adversos sobre o desempenho dos trabalhadores na execução de tarefas, como fadiga, autonomia, diminuição da motivação,

monotonia, carga de trabalho e dificuldades de aprendizagem, entre outros. Kim e Jung (2003) realizaram uma revisão dos fatores que influenciam no desempenho do trabalhador. Entre as características apontadas pelos autores encontram-se fatores inerentes à tarefa, como complexidade, tempo de processamento, repetitividade e o nível de detalhes do produto.

Nembhard e Osothsilp (2002) analisaram os efeitos da complexidade da tarefa sobre a distribuição dos parâmetros individuais de aprendizagem e esquecimento. Tais autores observaram que a complexidade da tarefa afeta significativamente a variância de taxas individuais de aprendizagem e esquecimento, onde a variabilidade destes parâmetros geralmente cresce à medida que aumenta a complexidade da tarefa. A duração das tarefas e seu nível de detalhes podem impactar diretamente na fadiga, sendo entendida como uma sensação de cansaço e desconforto corporal associado com atividades prolongadas (ENOKA, 1995; DAWSON *et al.*, 2011). A fadiga pode ainda acarretar diminuição da capacidade produtiva, além da perda de motivação dos trabalhadores na realização das tarefas (GRANDJEAN, 1998). Para Li e Buckle (1998), a repetitividade está diretamente relacionada aos Distúrbios Osteomusculares Relacionados ao Trabalho (DORT), sendo considerada um dos principais fatores de risco. A avaliação quanto à exposição dos trabalhadores à repetitividade indica presença ou ausência desse fator de risco e o classifica, do ponto de vista da severidade, como baixa ou alta (LATKO *et al.*, 1999). Além disso, tarefas altamente repetitivas podem ocasionar o agravamento do aborrecimento e estresse do trabalhador (SILVA e COIMBRA, 1980; BATIZ *et al.*, 2009; AYOUGH *et al.*, 2012), levando à redução do desempenho, insatisfação e acidentes no ambiente de trabalho (AZIZI *et al.*, 2010).

Os fatores supracitados devem ser considerados no sequenciamento das tarefas, visando estabelecer um equilíbrio entre a demanda produtiva do sistema e as exigências impostas ao trabalhador. Para Carnahan *et al.* (2000), a sequência de execução das tarefas pode influenciar diretamente nas atividades do trabalhador, apresentando um impacto positivo no desempenho individual e organizacional, reduzindo a fadiga, estresse físico e mental, bem como os riscos associados a lesões. A interface entre a metodologia de sequenciamento e fatores humanos pode ser observada nos métodos de rotação de trabalho, definidos como o constante reposicionamento de trabalhadores em diferentes postos de operação, os quais exigem diversas habilidades e responsabilidades (THARMMAPHORNPHILAS e NORMAN, 2004; AZIZI *et al.*, 2010). As rotações auxiliam na redução da incidência de lesões

decorrentes de tarefas repetitivas, além de reduzir erros, aumentar a satisfação do trabalhador (THARMMAPHORNPHILAS e NORMAN, 2004) e elevar o nível de conhecimento e aptidão dos trabalhadores (ERIKSSON e ORTEGA, 2006). No entanto, o estudo de rotação de trabalho vem sendo focado em fatores físicos e de segurança, pouco abordando fatores humanos, os quais são influenciados pelas decisões de sequenciamento (LODREE *et al.*, 2009).

Estudos de programação da produção que incorporam análises de fatores humanos nos métodos de sequenciamento são bastante incipientes. Para Lodree *et al.* (2009), a inclusão de fatores associados às características físicas e cognitivas dos trabalhadores envolvidos na execução de tarefas mostra-se promissora em sistemáticas de programação de tarefas, embora a grande maioria das sistemáticas priorize os aspectos produtivos frente aos ergonômicos. Os autores apontaram três principais áreas da literatura de sequenciamento que abordam elementos identificados como fatores humanos: tempo de processamento dependente do sequenciamento, efeitos de aprendizagem e taxa de modificação das características das atividades.

Cenários com tempos de processamento dependentes do número de tarefas executadas e conteúdo da tarefa foram estudados por Allidaee e Ahmadian (1996). Similarmente, a variação do tempo de processamento de uma tarefa como função do número de tarefas completas foi avaliada por Gawiejnowicz (1996). De acordo com Lodree *et al.* (2009), instâncias no tempo de processamento indicam variações nas condições do trabalhador, onde flutuações nos níveis de produtividade estão diretamente relacionadas a variações de fadiga, motivação e aprendizagem, entre outros.

O efeito da aprendizagem em problemas de sequenciamento vem sendo recentemente abordado na literatura. Biskup (1999) foi o primeiro a investigar o efeito de aprendizagem em problemas de programação de tarefas, propondo uma heurística para um sistema composto por uma única máquina. O estudo de Biskup tinha como objetivo minimizar o *makespan* e a soma ponderada de conclusão de um conjunto de tarefas, considerando uma data de entrega comum a todas as tarefas. Com propósitos semelhantes, Lai e Lee (2011) propuseram um modelo de efeito de aprendizagem para uma única máquina, no qual o tempo de processamento da tarefa atual é função do tempo de processamento normal das tarefas já processadas e de suas posições de sequenciamento. Este modelo tem a vantagem de utilizar

diferentes curvas de aprendizado, como a função de *Plateau*. Por sua vez, Mosheiov e Sidney (2003) analisaram o efeito do aprendizado na programação de tarefas através de formulações de programação inteira para várias funções-objetivo clássicas, incluindo a minimização do *makespan* e tempo de atravessamento em uma única máquina, bem como a minimização do tempo de atravessamento em máquinas paralelas não-relacionadas. Mais recentemente, Anzanello e Fogliatto (2010) combinaram heurísticas de sequenciamento a curvas de aprendizado a fim de minimizar o atraso e adiantamento total ponderado do processamento de um conjunto de tarefas. Com a utilização das curvas de aprendizado foi possível estimar o tempo de processamento que grupos de trabalhadores demandam para processar tarefas de diferentes tamanhos e complexidades. Por fim, Biskup (2008) realizou uma extensa revisão da literatura das diferentes análises de programação de tarefas envolvendo efeitos de aprendizagem.

Lee e Leon (2001) introduziram a taxa de modificação das características das atividades (*rate-modifying activities* - RMA), a qual permite avaliar o impacto de diversas naturezas de atividade sobre a velocidade em que a tarefa é executada (por exemplo, atividades de manutenção). Tal abordagem vem sendo considerada na otimização de funções-objetivo de sequenciamento, como a minimização do tempo total para completar um conjunto de tarefas (LEE e LEON, 2001; ZHAO *et al.*, 2009; HSU *et al.*, 2011), atraso e adiantamento de tarefas (YANG *et al.*, 2012; YIN *et al.*, 2012) e *makespan* (LEE e LEON, 2001; MOSHEIOV e SIDNEY, 2004; RUSTOGI e STRUSEVICH, 2012).

2.3 Método proposto

O método proposto integra curvas de aprendizado, heurísticas de programação de tarefas e índices de penosidade dos trabalhadores com vistas à distribuição e programação das tarefas alocadas a cada equipe. O método é executado em três etapas, conforme Figura 1: na primeira etapa, curvas de aprendizado são utilizadas para estimar o tempo de processamento de lotes de produção com diferentes tamanhos e níveis de complexidade. Na segunda etapa, alocam-se as tarefas a equipes de trabalhadores; o processo de alocação visa assegurar balanço no nível de complexidade, penosidade e carga de trabalho das tarefas designadas a cada equipe. A terceira etapa sequencia as tarefas alocadas a cada equipe com vistas à

minimização da soma do atraso e adiantamento do processamento dos lotes de produção, reduzindo ainda a alocação sucessiva de lotes com mesma complexidade dentro de uma equipe. Tais etapas são detalhadas na sequência.

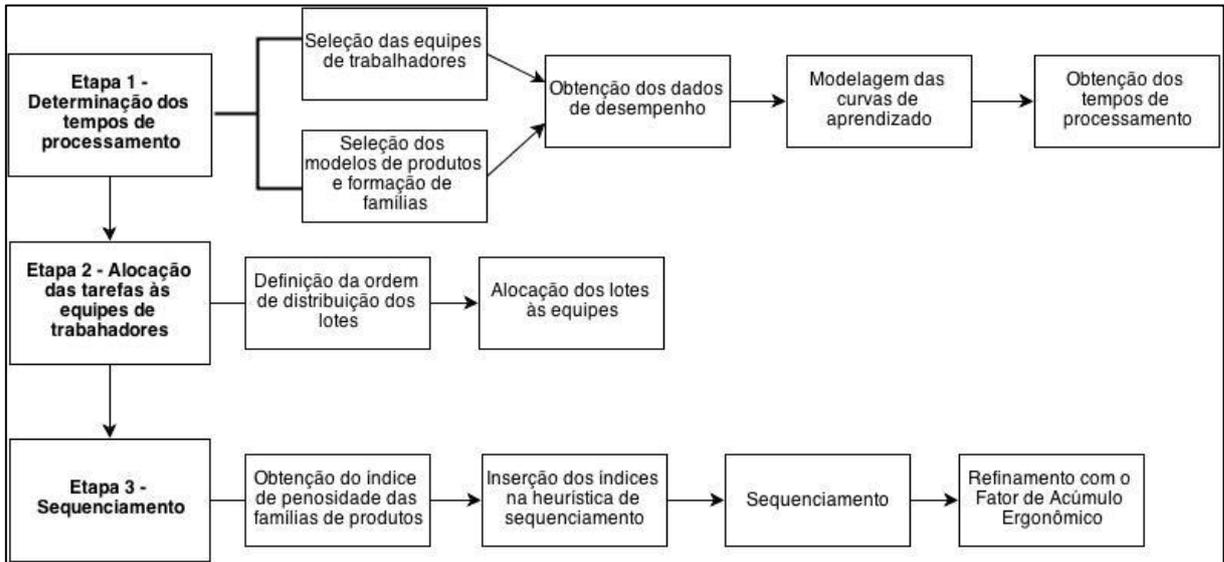


Figura 1 - Etapas do método de programação de tarefas na minimização do atraso e adiantamento de um conjunto de tarefas.

2.3.1 Etapa 1: Determinação dos tempos de processamento através de curvas de aprendizado

Nesta etapa, é realizada a seleção das equipes de trabalhadores, bem como os modelos de produtos a serem analisados para que a coleta de dados de desempenho na execução das tarefas seja realizada. Os trabalhadores que compõem as equipes a serem avaliadas devem estar familiarizados com os procedimentos de execução das tarefas e apresentar baixa rotatividade externa. Assim, evita-se que o perfil de desempenho da equipe durante a análise seja modificado. A representação das equipes será dada por $i = 1, \dots, I$.

Na seleção dos modelos de produtos, são considerados aqueles que possuem uma elevada demanda por customização, sendo descritos em termos de suas características. Tais características possibilitam a formação de famílias de produtos similares, reduzindo a quantidade de dados a serem coletados. Para tal, técnicas de clusterização, aplicadas através de *softwares* estatísticos, são utilizadas considerando as características dos modelos de produtos como variáveis. Clusterização constitui-se em uma ferramenta estatística que

permite agrupar observações com características semelhantes (HAIR *et al.*, 1995). As famílias formadas são identificadas pelo índice $f = 1, \dots, F$.

Os dados de desempenho são coletados através do cruzamento das F famílias de produtos formados com as I equipes de trabalhadores selecionadas. A coleta deve ser realizada em postos de trabalho que exigem um maior esforço do trabalhador em termos de tempo de aprendizado e destreza. A coleta de dados de desempenho é realizada através da contagem do número de unidades produzidas em cada intervalo de tempo, iniciando nos primeiros ciclos de fabricação do produto e encerrando no momento em que não sejam percebidas maiores alterações no padrão de desempenho.

Na sequência, modelam-se os dados de desempenho através da curva de aprendizado hiperbólica [equação (1)]. Utiliza-se este modelo por conta de sua destacada capacidade de monitoramento do processo de aprendizado, conforme Anzanello e Fogliatto (2005). A modelagem dos dados de desempenho gera, para cada família f e equipe i , parâmetros k_{if} , p_{if} e r_{if} . Estes parâmetros podem ser obtidos por intermédio de rotinas de regressão não-linear disponíveis em aplicativos de análise estatística. Através das mensurações repetidas de desempenho de uma mesma família e equipe, obtêm-se os parâmetros médios de \bar{k}_{if} , \bar{p}_{if} e \bar{r}_{if} , a partir dos quais é possível modelar os F conjuntos de curvas, contendo I curvas em cada conjunto.

As curvas representam o perfil de desempenho de cada equipe ao processar produtos de determinada família e são utilizadas para estimar o tempo de processamento p_{ij} demandado pela equipe i para completar a tarefa j , ou seja, o tempo para executar a totalidade de unidades no lote. A área sob cada curva quantifica o número de unidades produzidas em um dado intervalo de tempo, enquanto que o tempo de processamento p demandado para concluir um lote de produção é obtido pela integração da curva.

2.3.2 Etapa 2: Alocação das tarefas às equipes de trabalhadores

Essa etapa é dividida em dois estágios: (i) definição de uma ordem inicial para distribuição dos lotes; e (ii) alocação das tarefas às diferentes equipes de trabalhadores com base no nível de complexidade e penosidade.

2.3.2.1 Estágio 1 – Definição da ordem de distribuição dos lotes

Nessa etapa, os N lotes devem ser ordenados de acordo com uma regra de priorização. Anzanello e Fogliatto (2010) testaram duas regras para definir a ordem distribuição dos lotes: regra da Diferença Decrescente no Tempo de Processamento dos Lotes e regra da Diferença Crescente no Tempo de Processamento dos Lotes; a primeira regra, proposta por Adamopoulos e Pappis (1998), obteve melhores resultados, sendo adotada no presente trabalho. Para cada lote j , são definidas as duas equipes com o menor tempo de processamento, definido na etapa 1. Assim, calcula-se a diferença absoluta entre esses tempos, conforme a equação (2), sendo as tarefas ordenadas em ordem decrescente de D_j e alocadas às equipes.

$$D_j = |p_{Aj} - p_{Bj}| \quad (2)$$

2.3.2.2 Estágio 2 – Alocação dos lotes às equipes de trabalhadores de acordo com o nível de complexidade e carga de trabalho alocada a cada equipe

Nessa etapa, os lotes são distribuídos às equipes. Tal alocação deve equilibrar não somente o número de tarefas de determinada complexidade nas equipes, mas também a carga de trabalho (medida em unidades de tempo) destinada a cada equipe (evitando-se assim sobrecarga de algumas equipes e ociosidade em outras). A ferramenta proposta é uma adaptação da regra do Tempo de Processamento sugerida por Adamopoulos e Pappis (1998), a qual é sistematizada em duas fases: alocação primária e alocação secundária.

Na alocação primária, dois fatores limitantes irão orientar o processo de alocação dos lotes: (i) $H = \lfloor N/I \rfloor$, o qual representa o limite superior no número de lotes a serem alocados a cada equipe, e (ii) $C = \lfloor C_v/I \rfloor$, referente ao limite superior do número de lotes de mesma complexidade a serem alocados a cada equipe. Neste caso, N refere-se ao número total de lotes a serem alocados, I o número de equipes analisadas e C_v o número total de lotes de complexidade v . A alocação é iniciada destinando-se o primeiro lote à equipe com o menor p_{ij} , sendo o procedimento repetido para todos os lotes e monitorado pelos limites superiores H e C . Se o número de lotes alocados à equipe i exceder H ou C , esse lote é temporariamente alocado a uma equipe fictícia.

Na alocação secundária, são tratados os lotes destinados à equipe fictícia, os quais devem ser alocados às equipes reais com base no tempo acumulado de processo. O tempo de processamento p_{ij} do primeiro lote remanescente é somado aos tempos acumulados de todas as equipes candidatas, e destinado à equipe com o menor tempo acumulado de processo, sendo esse procedimento repetido até que todos os lotes da equipe fictícia sejam alocados. A complexidade dos lotes continua sendo monitorada, evitando-se a alocação sucessiva de lotes de mesmo nível de complexidade a uma equipe.

2.3.3 Etapa 3: Programação dos lotes alocados a cada equipe

A programação das tarefas alocadas a cada equipe objetiva a minimização simultânea do atraso e adiantamento das tarefas, bem como a redução do acúmulo de tarefas de mesma dificuldade em curto intervalo de tempo. Para tanto, esse artigo propõe uma adaptação da heurística de minimização da soma do atraso e adiantamento proposta por Pinedo (2008), incorporando índices de penosidade associados às famílias de produtos.

Para cada tarefa j é atribuído um Índice de Penosidade Global (E_j), composto por 3 subíndices que quantificam o impacto das características das tarefas no desempenho do trabalhador: complexidade (E_j^c), repetitividade (E_j^r) e características físicas do produto (E_j^d). O índice de complexidade da tarefa (E_j^c) pode ser obtido através da avaliação por especialistas de processo, utilizando a escala numérica de 1 a 3 (mais elevado, maior a complexidade). Na obtenção do índice de repetitividade (E_j^r), é considerada altamente repetitiva a tarefa que possuir um tempo de ciclo básico igual ou inferior a 30 segundos, após o trabalhador ter atingido seu patamar de aprendizagem ou quando mais do que 50% do ciclo de trabalho envolve um mesmo padrão de movimentos (SILVERSTEIN *et al.*, 1987; KEYSERLING *et al.*, 1991). As tarefas com um ciclo entre 30 segundos e 1 minuto são ditas intermediárias, enquanto que tarefas com um ciclo acima de 1 minuto são consideradas de baixa repetitividade (KEYSERLING *et al.*, 1991). Por fim, o índice associado às características físicas do produto (E_j^d) é obtido através da análise das características físicas do produto, as quais incluem número de componentes, robustez das partes, presença de partes móveis, entre outros. Nesse estudo, os subíndices possuem mesmo peso de importância na obtenção do índice de penosidade global da tarefa, porém essa ponderação pode variar de acordo com as

características das tarefas do processo em análise e seu impacto ergonômico. O índice de penosidade global da tarefa j é então representado por:

$$E_j = \frac{\Sigma E_j^c + E_j^d + E_j^r}{3} \quad j=1, \dots, J \quad (3)$$

Definido o índice de penosidade global de cada tarefa, parte-se para o cálculo dos índices de penosidade das famílias de produtos (EF_f). Estes são determinados através da média dos índices de penosidade global dos produtos que compõem cada família (onde n é o número de tarefas contidas em cada família):

$$EF_f = \frac{\Sigma_{j=1}^n E_j}{n} \quad f=1, \dots, F \quad (4)$$

Na sequência, passa-se à heurística para minimização simultânea do atraso e adiantamento com base no índice de penosidade acima proposto, a qual inicialmente ordena as tarefas em ordem decrescente de tempo de processamento e as distribui de acordo com métricas baseadas em uma data comum de entrega, d (PINEDO, 2008). Na abordagem aqui proposta, a data de entrega d é ajustada pelo índice de penosidade das famílias EF_f , e o tempo de processamento da tarefa j passa a ser representado por $t_j = \frac{p_j}{EF_f}$, onde p_j é o tempo de processamento original da tarefa j . De tal forma, a data de entrega ajustada dos lotes, dd , passa a ser:

$$dd = \frac{d \times F}{\Sigma_{f=1}^F EF_f} \quad (5)$$

Esse ajuste é necessário para recalibrar a data de entrega (originalmente medida em unidade de tempo) com base nos índices de penosidade, visto que os tempos de processamento p_j foram ajustados para contemplarem aspectos de penosidade, dando origem aos t_j 's.

Em seguida, parte-se para a definição das métricas τ_1 e τ_2 , as quais irão orientar o processo de sequenciamento. Assim, $\tau_1 = dd$ e $\tau_2 = \Sigma_{j=1}^n t_j - dd$ (ver Pinedo, 2008). Considere o primeiro lote a ser processado; se $\tau_1 > \tau_2$, o lote é atribuído à primeira posição da sequência e o tempo de processamento é subtraído de τ_1 . Se $\tau_1 < \tau_2$, o lote é alocado à última posição na sequência e o tempo de processamento é subtraído de τ_2 . Como exemplo numérico, considere 5 tarefas a serem alocadas, com data de entrega $d = 290$ min.

tarefas	1	2	3	4	5
pj	140	135	110	100	104

Aplicando a heurística, encontramos os seguintes resultados:

τ_1	τ_2	Atribuição	Ordem
290	299	última posição	*, *, *, *, 1
290	159	primeira posição	2, *, *, *, 1
155	159	última posição	2, *, *, 3, 1
155	49	primeira posição	2, 4, *, 3, 1
55	49	primeira posição	2, 4, 5, 3, 1

Tal procedimento, integrado a índices de penosidade, aloca tarefas mais longas e menos penosas nas extremidades, atenuando assim impactos no início da produção e esgotamento de fadiga no final da produção. Já as tarefas com tempos de processamento intermediários e maiores penosidades são alocadas em sua maioria na fase intermediária do processamento, onde os trabalhadores estão mais familiarizados com os procedimentos. Tal alocação é entendida como adequada pelos especialistas da empresa. Este procedimento é realizado até todos os lotes serem alocados.

O sequenciamento gerado pode ser refinado através da aplicação do fator de acúmulo ergonômico R , o qual impede que várias tarefas de mesmo nível de complexidade sejam alocadas sucessivamente, atenuando fatores como fadiga e monotonia. O fator de acúmulo ergonômico pode variar no intervalo $[1, RR]$, sendo determinado de acordo com as características do cenário estudado e com auxílio de especialistas. Por exemplo, se $R = 2$, no máximo duas tarefas de mesma complexidade podem ser alocadas consecutivamente; caso a próxima tarefa pertença à mesma classe, tal tarefa é colocada em “espera”, podendo voltar ao sequenciamento depois que, pelo menos, uma tarefa de complexidade distinta tenha sido alocada.

2.4 Resultados

A metodologia proposta é aplicada na programação de produção de uma empresa calçadista. Este segmento industrial tem se caracterizado pela redução do tamanho dos lotes de produção e grande variedade de modelos de produtos (SILVA e FERNANDES, 2008).

Os dados de desempenho foram coletados através do monitoramento de três equipes, sendo cada uma formada por aproximadamente 40 trabalhadores organizados em uma linha

de produção. A coleta de dados foi executada na operação que define o ritmo de produção da linha (essa operação normalmente pertence ao setor de costura). Dados de 20 modelos de produtos com elevada demanda por customização foram coletados e então agrupados em famílias de acordo com suas características de complexidade. Para a formação dos grupos, foram consideradas três variáveis de complexidade: geral, das partes (nível de detalhes) e tipo de calçado (sapatos e sandálias). Estas variáveis foram analisadas por especialistas do setor de costura, os quais utilizaram uma escala numérica de 1 a 3, onde 3 indica alta complexidade do calçado referente à característica analisada. Através de rotinas de clusterização implementadas no *software SPSS v. 8.0.*, foram geradas três famílias de modelos de acordo com as características de complexidade, rotuladas como *Fácil, Média e Difícil*.

Os modelos de produtos pertencentes às três famílias foram cruzados com as três equipes de trabalhadores seguindo a programação da empresa. Coletaram-se dados de desempenho na forma de número de itens produzidos em intervalos de 10 minutos, os quais foram ajustados à curva de aprendizado hiperbólica através do aplicativo estatístico *Curve Expert*. Essa modelagem gerou os parâmetros k , p e r para cada modelo de produto. A partir de coletas repetidas de dados de uma mesma família, foi possível obter os parâmetros médios \bar{k}_{if} , \bar{p}_{if} e \bar{r}_{if} (ver Tabela 1), utilizados na construção das curvas de aprendizado para posterior integração. Para cada família de produtos, foram gerados três gráficos, sendo cada um composto por três curvas referentes às três equipes analisadas. A partir das áreas sob as curvas, foi possível estimar o tempo de processamento de cada equipe na execução de um lote (composto por determinado número de produtos) pertencente à determinada família de complexidade. Tais tempos são utilizados na heurística de sequenciamento proposta.

Tabela 1 - Parâmetros médios da curva de aprendizado hiperbólica

Família	Equipe	\bar{k} (unidades/min)	\bar{p} (min)	\bar{r} (min)
Fácil	1	1,19	80,3	145,9
	2	1,3	62,9	122,5
	3	1,26	51,5	66,6
Média	1	1,62	15,9	46,9
	2	1,34	14,4	69,8
	3	2,66	16,1	38
Difícil	1	0,94	77,9	68,7
	2	1,11	21,1	50,9
	3	1,57	34,1	97,3

Fonte: Autores

A heurística de sequenciamento descrita na Etapa 3 é aplicada em 100 lotes de produtos e três equipes de trabalhadores. A Tabela 2 apresenta o tamanho e família dos lotes

de produtos analisados, de acordo com a ordem de distribuição dos lotes às equipes, definida no estágio 1 da etapa 2 deste método. A heurística sugerida considera que: (i) todos os lotes estão disponíveis para processamento no instante de tempo zero; (ii) equipes de trabalhadores não processam dois ou mais lotes simultaneamente; e (iii) a divisão dos lotes não é permitida.

Tabela 2 - Tamanho e complexidade dos lotes de calçados analisados

Lote	Família	Unidades	Lote	Família	Unidades	Lote	Família	Unidades
69	2	820	90	3	578	30	1	772
70	2	812	39	2	361	29	1	753
64	2	774	95	3	654	11	1	385
67	2	765	91	3	542	31	1	732
65	2	736	43	2	329	32	1	725
66	2	721	42	2	319	28	1	702
68	2	711	89	3	512	25	1	697
63	2	705	36	2	306	26	1	652
62	2	689	87	3	500	27	1	634
60	2	643	38	2	290	24	1	623
59	2	624	82	3	483	23	1	610
61	2	612	88	3	475	76	3	261
58	2	603	84	3	473	19	1	598
53	2	587	37	2	274	17	1	567
55	2	585	92	3	460	22	1	548
56	2	576	44	2	265	21	1	532
52	2	569	80	3	453	18	1	525
57	2	532	41	2	248	16	1	509
99	3	743	86	3	432	20	1	487
51	2	510	81	3	421	15	1	457
54	2	498	79	3	400	10	1	453
100	3	721	73	3	398	14	1	424
47	2	490	78	3	386	12	1	416
50	2	489	83	3	382	13	1	413
98	3	713	85	3	370	5	1	380
97	3	700	72	3	356	4	1	352
45	2	454	77	3	354	8	1	336
48	2	427	71	3	314	7	1	322
49	2	419	75	3	281	1	1	305
93	3	600	34	1	840	3	1	289
94	3	599	35	1	820	2	1	273
46	2	382	74	3	277	9	1	254
40	2	380	33	1	790	6	1	247
96	3	670						

Fonte: Autores

Definiu-se a data de entrega dos produtos a serem processados para um mês, considerando nesse período 22 dias úteis, com 8 horas de trabalho diárias, totalizando 176 horas. O índice de penosidade apoia-se em fatores referentes à repetitividade da tarefa, complexidade e características físicas do produto. Para o índice de repetitividade (E_j^r), as tarefas foram classificadas de acordo com o tempo de ciclo básico, visto que o perfil das tarefas apresenta um padrão de movimentos diversificado. O índice de características físicas

do produto (E_j^d) é determinado com base nas seguintes características: costura, enfeite, forro, material, número de peças, e tipo de calçado (sapatos e sandálias). Os valores atribuídos a este índice, bem como ao índice de complexidade (E_j^c), foram determinados por análise de especialistas da indústria de calçados com base em sua experiência prévia e conhecimento do processo. Obteve-se um índice de penosidade de 1,83 para a família *Fácil*, 2,14 para a família *Média* e 2,67 para a família *Difícil*.

A alocação dos lotes às equipes de trabalhadores, no segundo estágio da etapa 2, foi balizada tanto pelo tempo de processamento acumulado como pelo número de tarefas de determinada complexidade alocadas a cada equipe. Dessa forma, contribuiu-se para um adequado sequenciamento, minimizando o tempo de processamento e equilibrando o tempo de ocupação das equipes, ao mesmo tempo em que se distribuiu, de maneira uniforme, a dificuldade das tarefas entre as equipes, sem sobrecarregar aquela que apresentou o melhor desempenho.

Foram analisados três níveis de fator de acúmulo ergonômico: $R=2$, $R=3$ e $R=4$. As Tabelas 3, 4 e 5 apresentam a sequência recomendada para manufatura dos lotes, bem como a complexidade das tarefas alocadas às equipes 1, 2 e 3, respectivamente.

Tabela 3 - Sequenciamento obtido para as tarefas alocadas à equipe 1

EQUIPE 1																	
R=2																	
Lote	23	19	89	8	82	92	22	1	58	55	15	2	79	78	13	47	48
Complexidade	1	1	3	1	3	3	1	1	2	2	1	1	3	3	1	2	2
Lote	5	74	42	37	41	38	39	46	71	50	85	6	51	14	52	86	16
Complexidade	1	3	2	2	2	2	2	2	3	2	3	1	2	1	2	3	1
R=3																	
Lote	23	19	22	89	8	82	92	1	58	55	86	15	78	6	47	50	48
Complexidade	1	1	1	3	1	3	3	1	2	2	3	1	3	1	2	2	2
Lote	13	39	42	38	41	37	5	74	46	71	14	85	51	79	2	52	16
Complexidade	1	2	2	2	2	2	1	3	2	3	1	3	2	3	1	2	1
R=4																	
Lote	23	19	22	16	89	8	82	92	1	58	86	2	78	6	85	47	48
Complexidade	1	1	1	1	3	1	3	3	1	2	3	1	3	1	3	2	2
Lote	46	13	42	38	41	37	5	39	74	71	50	14	51	79	52	55	15
Complexidade	2	1	2	2	2	2	1	2	3	3	2	1	2	3	2	2	1

Fonte: Autores

Tabela 4 - Sequenciamento obtido para as tarefas alocadas à equipe 2

EQUIPE 2																	
R=2																	
Lote	24	17	53	56	21	12	57	11	54	4	45	87	20	84	80	3	81
Complexidade	1	1	2	2	1	1	2	1	2	1	2	3	1	3	3	1	3
Lote	73	36	72	44	76	83	75	77	43	9	40	10	88	49	7	18	
Complexidade	3	2	3	2	3	3	3	3	2	1	2	1	3	2	1	1	
R=3																	
Lote	24	17	21	53	56	12	57	11	54	4	45	87	49	20	3	40	81
Complexidade	1	1	1	2	2	1	2	1	2	1	2	3	2	1	1	2	3
Lote	73	83	44	75	77	76	72	36	43	9	10	80	84	88	7	18	
Complexidade	3	3	2	3	3	3	3	2	2	1	1	3	3	3	1	1	
R=4																	
Lote	24	17	21	18	53	56	12	57	11	54	4	87	49	84	3	81	73
Complexidade	1	1	1	1	2	2	1	2	1	2	1	3	2	3	1	3	3
Lote	83	72	10	76	75	44	77	36	43	9	40	80	88	7	45	20	
Complexidade	3	3	1	3	3	2	3	2	2	1	2	3	3	1	2	1	

Fonte: Autores

Tabela 5 - Sequenciamento obtido para as tarefas alocadas à equipe 3

EQUIPE 3																	
R=2																	
Lote	34	35	99	100	33	98	96	29	93	90	32	69	64	25	65	68	27
Complexidade	1	1	3	3	1	3	3	1	3	3	1	2	2	1	2	2	1
Lote	59	61	60	62	63	66	26	67	70	28	91	94	31	95	97	30	
Complexidade	2	2	2	2	2	2	1	2	2	1	3	3	1	3	3	1	
R=3																	
Lote	34	35	33	99	100	98	29	93	94	90	32	64	67	65	25	62	60
Complexidade	1	1	1	3	3	3	1	3	3	3	1	2	2	2	1	2	2
Lote	59	27	61	26	63	68	66	28	70	69	91	31	95	96	97	30	
Complexidade	2	1	2	1	2	2	2	1	2	2	3	1	3	3	3	1	
R=4																	
Lote	34	35	33	30	99	98	96	93	31	90	69	64	67	28	68	62	60
Complexidade	1	1	1	1	3	3	3	3	1	3	2	2	2	1	2	2	2
Lote	26	27	61	59	63	25	66	65	70	91	32	94	95	97	100	29	
Complexidade	1	1	2	2	2	1	2	2	2	3	1	3	3	3	3	1	

Fonte: Autores

Com base nos sequenciamentos obtidos, o percentual de tempo de ocupação das equipes, a função objetivo [soma do atraso e adiantamento, $\sum(T+E)$], e o Percentual de Saturação da complexidade dos lotes foram analisados (devendo apresentar valores baixos

para a melhor distribuição das tarefas do ponto de vista ergonômico), conforme Tabela 6. A Saturação corresponde ao percentual de ocorrências em que tarefas de mesma complexidade são alocadas consecutivamente. Por exemplo, se a próxima tarefa a ser alocada possui mesma complexidade da tarefa anterior, um ponto de saturação é atribuído, caso contrário, a saturação permanece a mesma. O Percentual de Saturação final é obtido com o somatório total das pontuações atribuídas e dividido pelo total de possibilidades de alocação.

O Percentual de Saturação limita-se à contagem da alocação sucessiva das tarefas, desconsiderando a ordem com que as mesmas são alocadas. Por exemplo, tomando como base duas situações com quatro tarefas, na primeira três tarefas de mesma complexidade são alocadas sucessivamente (1,1,1,2) e na segunda a alocação reúne duas de cada complexidade (1,1,2,2). Nesse caso, o Percentual de Saturação é o mesmo (67%) nas duas situações. Outra limitação do Percentual de Saturação é a desconsideração de fatores que possivelmente teriam influência sobre o processo em decorrência da rotação das tarefas com distintas complexidades, como tempo de *setup*.

Tabela 6 – Função Objetivo, incidência de saturação e tempo de ocupação das equipes 1, 2 e 3 para os três níveis de R

Equipe	R	Função Objetivo		Percentual de Saturação		Tempo de Ocupação
		Pinedo	Pinedo + Ergonômico	Pinedo	Pinedo + Ergonômico	
1	2	98694	101569	44,12%	35,29%	88,36%
	3		85553	44,12%	29,41%	
	4		93222	44,12%	32,35%	
2	2	101937	99795	21,21%	27,27%	86,53%
	3		97383	21,21%	42,42%	
	4		96391	21,21%	30,30%	
3	2	96574	96844	84,85%	42,42%	100%
	3		82921	84,85%	45,45%	
	4		84220	84,85%	54,55%	

Fonte: Autores

O somatório dos tempos de atraso e adiantamento que compõem a Função Objetivo foi multiplicado pela média dos índices de penosidade das famílias de produtos, possibilitando sua comparação com a regra de Pinedo (2008). A regra adaptada a aspectos ergonômicos manteve sua eficiência sob o ponto de vista produtivo, com redução na Função Objetivo em 78% dos casos analisados. Esta apresentou melhores resultados em $R=3$ para as equipes 1 e 3,

e em $R=4$ para a equipe 2. Sob o ponto de vista ergonômico obteve redução no Percentual de Saturação em 67% dos casos, sendo que para a equipe 3, a redução chegou a 50% para $R=2$. As equipes 2 e 3 apresentaram melhores resultados de Saturação para $R=2$, e para a equipe 1 em $R=3$. Observa-se que, em $R=3$, os resultados foram satisfatórios tanto do ponto de vista produtivo quanto ergonômico, sendo o mais adequado para o sequenciamento dos lotes avaliados. O tempo de ocupação representa o percentual de tempo em que cada equipe permaneceu ocupada, variando de 87% a 100%, sendo considerado adequado pelos especialistas da empresa. A equipe 3 permaneceu integralmente ocupada por conta do seu maior desempenho final (expresso pelo parâmetro k) e maior taxa de aprendizado (expresso pelo parâmetro r).

2.5 Conclusões

Embora a customização em massa venha sendo adotada em diversos setores produtivos, a programação de produção é dificultada pelas incertezas na estimação dos tempos demandados para conclusão de tarefas sujeitas ao aprendizado dos trabalhadores. Do ponto de vista ergonômico, a customização em massa submete o trabalhador a tarefas complexas, evidenciando a relevância da programação das tarefas com vistas à redução de fadiga e monotonia.

Este artigo apresentou uma proposta de integração de curvas de aprendizado, ferramentas de programação de tarefas e índices de fadiga e penosidade dos trabalhadores para distribuição e programação das tarefas às equipes de trabalhadores. A metodologia foi aplicada em uma empresa calçadista onde, a partir da utilização das curvas de aprendizado, estimou-se o tempo de processamento de lotes de produção com diferentes tamanhos e complexidades. Em seguida, partiu-se para a alocação das tarefas às diferentes equipes de trabalhadores e sequenciamento das tarefas alocadas a cada equipe. Testaram-se três níveis de fator de acúmulo ergonômico R , com resultados satisfatórios em $R=3$, tanto do ponto de vista produtivo (minimização da função objetivo) quanto ergonômico (minimização do índice de saturação), sendo o recomendado para o problema em questão.

A utilização da heurística de minimização de atraso e adiantamento, combinada com a regra de sequenciamento do índice de penosidade, permite encontrar um ponto de equilíbrio

na distribuição das tarefas. Tarefas longas e menos penosas são alocadas nas extremidades, evitando assim picos de fadiga do trabalhador no início e final da produção (entendidos como problemáticos pelos especialistas da empresa), bem como distribuir uniformemente as tarefas de diferentes penosidades ao longo do sequenciamento.

Como trabalho futuro, sugere-se agregar outros fatores ao índice de penosidade, a fim de tornar a metodologia mais abrangente do ponto de vista ergonômico. A utilização de outras funções-objetivo na etapa de sequenciamento também é considerada.

2.6 Referências Bibliográficas

Adamopoulos, G.; Pappis, C. Scheduling under a common due-date on parallel unrelated machines. **European Journal of Operational Research**, v. 105, p. 494–501, 1998.

Alidaee, B., Ahmadian, A. Scheduling on a single processor with variable speed. **Information Processing Letter**, v. 60, p. 189–193, 1996.

Anzanello, M. J.; Fogliatto, F. S. Scheduling learning dependent jobs in customized assembly lines. **International Journal of Production Research**. v. 48, n. 22, 2010.

Anzanello, M. J.; Fogliatto, F. S. Alocação de modelos de produtos a equipes de trabalhadores baseada em modelos de curvas de aprendizagem. **Revista Produção**, v. 15, n. 2, p. 221-234, 2005.

Anzanello, M. J.; Fogliatto, F. S. Curvas de aprendizado: estado da arte e perspectivas de pesquisa. **Gestão e Produção**. v. 14, n. 1, p. 109 – 123, 2007b.

Anzanello, M. J.; Fogliatto, F. S. Learning curve models and applications: Literature review and research directions. **International Journal of Industrial Ergonomics**. v. 41, p. 573 – 583, 2011.

Anzanello, M.; Fogliatto, F. Learning curve modeling of work assignment in mass customized assembly lines. **International Journal of Production Research**. v. 45, n. 13, p. 2919–2938, 2007a.

Ayough, A.; M. Zandieh, M.; Farsijani, H. GA and ICA approaches to job rotation scheduling problem: considering employee's boredom. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 60, p. 651–666, 2012.

Azizi, N.; Zolfaghari, S.; Liang, M. Modeling job rotation in manufacturing system: The study of employee's boredom and skill variations. **International Journal of Production Economics**. n. 123, p. 69-85, 2010.

Batiz, E. C.; Santos, A. F.; Licea, O. E. A. A postura no trabalho dos operadores de checkout de supermercados: uma necessidade constante de análises. **Revista Produção**, v. 19, n. 1, p. 190-201, jan./abr. 2009.

Biskup, D. A state-of-the-art review on scheduling with learning effects. **European Journal of Operational Research**, v. 188, p. 315–329, 2008.

Biskup, D. Single-machine scheduling with learning considerations. **European Journal of Operational Research**, v. 115, p. 173–178, 1999.

Carnahan, B.J., Redfern, M.S., Norman, B. Designing safe job rotation schedules using optimization and heuristic search. **Ergonomics**, v. 43, n. 4, p. 543–560, 2000.

Chatzimichali, A. P, Tourassis V. D. Towards a Learning Curve Theory for Batch Production. **International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management**, p. 354 – 358, 2008.

Cheng, T. C. E., Hsu, C., Yang D. Unrelated parallel-machine scheduling with deteriorating maintenance activities. **Computers and Industrial Engineering**, v. 60, p. 602–605, 2011.

Da Silveira, G., Borenstein, D., Fogliatto, F.S. Mass customi-zation: literature review and research directions. **International Journal of Production Economics**, v.72, n. 1, p. 1–13, 2001.

Dawson, D., Y. Noy, Y. I., Härmä, M., Åkerstedt, T., Belenky, G. Modelling fatigue and the use of fatigue models in work settings. **Accident Analysis and Prevention**, v. 43, p. 549–564, 2011.

Enoka, R. M. Mechanisms of muscle fatigue: Central factors anf task dependency. **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 5, n. 3, p. 141-149, 1995.

Eriksson, T.; Ortega, J. The adoption of job rotation: testing the theories. **Industrial and labor relations review**. v. 59, p. 653 – 665, 2006.

Fanjul-Peyro L., Ruiz, R. Iterated greedy local search methods for unrelated parallel machine scheduling. **European Journal of Operational Research**, v. 207, p. 55–69, 2010.

Gawiejnowicz, S. A note on scheduling on a single processor with speed dependent on a number of executed tasks. **Information Processing Letters**, p. 297–300, 1996.

Gong, H; Wang, M. Learning curve: Principle, application and limitation. ICEE, pp.1840-1843. **International Conference on E-Business and E-Government**, 2010.

Grandjean. **Manual de ergonomia: adaptando o trabalho ao homem**. 4. ed. Porto Alegre: Artes Médicas, 1998.

Haddad, M. N., Souza, M. J. F. S., Santos, H. G. Algoritmos genéticos para o problema de sequenciamento em máquinas paralelas não-relacionadas com tempos de preparação dependentes da sequência. **XLIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional**, Ubatuba – SP, 2011.

Hair, J. F.; Anderson, R. E.; Tatham, R. L.; Black, W. C. **Multivariate Data Analysis with Readings**. Prentice-Hall Inc: New Jersey, 1995.

Hsu, C., Cheng, T. C. E., Yang D. Unrelated parallel-machine scheduling with rate-modifying activities to minimize the total completion time. **Information Sciences**, v. 181, p. 4799–4803, 2011.

Jaber, M. Y., Saadany, A. M. A. An economic production and remanufacturing model with learning effects. **International Journal of Production Economics**, v. 131, p. 115 – 127, 2011.

Keyserling, W.M.; Armstrong, T.J.; Punnett, L. Ergonomic job analysis: a structured approach for identifying risk factors associated with overextension injuries and disorders. **Applied Occupational and Environmental Hygiene**. v.6, n. 5, p. 353-363, 1991.

Kim, D. W.; Kim, K. H.; Jang, W.; Chen, F.F. Unrelated parallel machine scheduling with setup times using simulated annealing. **Robotics and Computer Integrated Manufacturing**, v. 18, n. 3, p. 223-231, 2002.

Kim, E.; Sung, C.; Lee, I. Scheduling of parallel machines to minimize total completion time subject to s-precedence constraints. **Computers and Operations Research**, v. 36, p. 698-710, 2009.

Kim, J. W., Jung, W. A taxonomy of performance influencing factors for human reliability analysis of emergency tasks. **Journal of Loss Prevention in the Process Industries**, v. 16, p. 479–495 , 2003.

Lai, P., Lee, W. Single- machine scheduling with general sum-of-processing-time-based and position-based learning effects. **Omega**, v. 39, p. 467 –471, 2011.

Latko, W.A.; Armstrong, T.J.; Franzblau, A.; Ulin, S.S.; Werner, R.A.; Albers, J.W. Cross sectional study of the relationship between repetitive work and the prevalence of upper limb musculoskeletal disorders. **American Journal of Industrial Medicine**, v. 36, p.248-259, 1999.

Lee, C.Y., Leon, V. J. Machine scheduling with rate-modifying activity. **European Journal of Operational Research**, v. 128, p. 119–128, 2001.

Li, G.; Buckle, P. A practical method for the assessment of work-related musculoskeletal risks: quick exposure check (QEC). **Human Factors and Ergonomics Society: annual meeting**, v. 42, n. 2, 1998.

Lin, Y.K.; Pfund M.E.; J.W. Fowler. Heuristics for minimizing regular performance measures in unrelated parallel machine scheduling problems. **Computers and Operations Research**, v. 38, p. 901 –916, 2011.

Lodree, E. J., Geiger, C. D., Jiang, X. Taxonomy for integrating scheduling theory and human factors: Review and research opportunities. **International Journal of Industrial Ergonomics**, v. 39, p. 39–51, 2009.

MacCarthy, B., Brabazon, P.G., Bramham, J. Fundamental modes of operation for mass customization. **International Journal of Production Economics**, v. 85, n. 3, p. 289–304, 2003.

Maccarthy, B.L.; Liu, J. Addressing the gap in scheduling research: a review of optimization and heuristic methods in production scheduling. **International Journal of Production Research**, London, v.31, n.1, p.59-79, 1993.

Mosheiov, G., Sidney, J.B. New results on sequencing with rate modification. **INFOR**, v. 41, p. 155–163, 2004.

Mosheiov, G.; Sidney, J. Scheduling with general job-dependent learning curves. **European Journal of Operational Research**, v. 147, p. 665-670, 2003.

Nembhard, D. A.; Osothsilp, N. Task complexity effects on between-individual learning/forgetting variability. **International Journal of Industrial Ergonomics**. v. 29, p. 297–306, 2002.

Nembhard, D., Uzumeri, M. An individual-based description of learning within an organization. **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 47, n. 3, p. 370–378, 2000.

Oprime, P. C.; Monsanto, R., Donadone, J. C. Análise da complexidade, estratégias e aprendizagem em projetos de melhoria contínua: estudos de casos em empresas brasileiras. **Gestão e Produção**, v. 17, n. 4, p. 669 – 682, 2010.

Pinedo, M. **Scheduling, Theory, Algorithms and Systems**. Springer: New York, 2008.

Rustogi, K.; Strusevich, V. A. Single machine scheduling with general positional deterioration and rate-modifying maintenance. **Omega**, v. 40, p. 791–804, 2012.

Silva, A. V.; Coimbra, R. R. C. **Manual de Tempos e Métodos: Princípios e técnicas do estudo de tempos**. Editora Hemus, 1980.

Silva, F. M.; Fernandes, F. C. F. Proposta de um sistema de controle da produção para fabricantes de calçados que operam sob encomenda. **Gestão e Produção**, v. 15, n. 3, p. 523-538, Set.-Dez. 2008.

Silverstein, B.A.; Fine, L.J.; Armstrong, T.J. Occupational Factors and Carpal Tunnel Syndrome. **American Journal of Industrial Medicine**, v.11, p.343-358, 1987.

Tharmmaphornphilas, W; Norman, B. A. A quantitative method for determining proper job rotation intervals. **Annals of Operations Research**. v. 128, p. 251–266, 2004.

Uzumeri, M., Nembhard, D. A population of learners: a new way to measure organizational learning. **Journal of Operations Management**, v. 16, n. 5, p. 515–528, 1998.

Vallada, E.; Ruiz, R. A genetic algorithm for the unrelated parallel machine scheduling problem with sequence dependent setup times. **European Journal of Operational Research**, v. 211, n. 3, p. 612-622, 2011.

Yang, D.-L., Lee, H.-T., Yang, S.-J. Unrelated parallel-machine scheduling simultaneously with rate-modifying activities and earliness and tardiness penalties. **Journal of the Chinese Institute of Industrial Engineers**, v. 29, n. 4, p. 282-2891, 2012.

Yang, L.; Wang, Y.; Pai, S. On-line SPC with consideration of learning curve. **Computers and Industrial Engineering**. v. 57, p. 1089 – 1095, 2009.

Yin, Y., Cheng T. C. E., Xu D., Wu, C.-C. Common due date assignment and scheduling with a rate-modifying activity to minimize the due date, earliness, tardiness, holding, and batch delivery cost. **Computers and Industrial Engineering**, p. 223–234, 2012.

Yu, L; Shih, H.; Pfund, M.; Carlyle, W.; Fowler, J. Scheduling of unrelated parallel machines: an application to PWB manufacturing. **IIE Transactions**, v. 34, p. 921-931, 2002.

Zhao C.L., Tang H.Y., Cheng C.D. Two-parallel machines scheduling with rate modifying activities to minimize total completion time. **European Journal of Operational Research**, v. 198, p. 354–357, 2009.

Zhu, Z.; Heady, R. B. Minimizing the sum of the earliness/tardiness in multi-machine scheduling: a mixed integer programming approach. **Computers and Industrial Engineering**, v. 38, p. 297-305, 2000.

3 Segundo Artigo: Heurística para minimização do atraso total de tarefas baseada em curvas de aprendizado e aspectos ergonômicos

Luana Serafini dos Santos

Michel Jose Anzanello

Artigo enviado para publicação na revista Produção (ABEPRO)

Resumo

Ambientes produtivos apoiados em Customização em Massa são caracterizados por elevada variedade de modelos de produtos e tamanhos reduzidos de lotes, exigindo rápida adequação dos recursos aos novos modelos em produção. Tais características dificultam a programação de tarefas que demandam procedimentos manuais com distintos níveis de complexidade e repetitividade. Este artigo propõe uma abordagem que integra curvas de aprendizado, ferramentas de programação de tarefas e aspectos ergonômicos com vistas ao sequenciamento de tarefas em equipes de trabalhadores. Para tanto, propõe-se a regra ATCE (*Apparent Tardiness Cost with Ergonomics Factors*), a qual busca simultaneamente reduzir o atraso total ponderado e a alocação sucessiva de tarefas com complexidades idênticas a uma mesma equipe (medido através do percentual de saturação). A aplicação da ATCE em duas linhas produtivas da indústria calçadista apresentou desempenho satisfatório do ponto de vista ergonômico, reduzindo o percentual de saturação de 66% para 1% na equipe 1 e de 62% para 0% na equipe 2, quando comparado ao resultado gerado pela regra original ATC (*Apparent Tardiness Cost*). Em termos produtivos, a função objetivo aumentou apenas 3,53% para a equipe 1 e 2,18% para a equipe 2.

Palavras-chave: Programação de tarefas, Trabalhadores paralelos não relacionados, Fatores humanos, Atraso total ponderado.

Heuristic for total tardiness minimization based on learning curves and ergonomic aspects

Abstract

Industrial environments that rely on Mass Customization are characterized by a high variety of product models and reduced lot sizes, demanding prompt adaptation of resources to a new product model. These scenarios make it hard to schedule tasks that require manual procedures with different levels of complexity and repetitiveness. This article integrates learning curves, scheduling heuristics and tasks ergonomic aspects aimed at sequencing tasks in teams of workers. For that matter, we propose the ATCE rule (Apparent Tardiness Cost with Ergonomics Factors), which simultaneously reduces the total weighted tardiness and the allocation of tasks with similar complexities to the same team (measured by percentage of saturation). When applied to two assembly lines in the footwear industry, the ATCE presented satisfactory performance in ergonomics terms by reducing the percentage of saturation from 66% to 1% in Team 1, and from 62% to 0% in Team 2, compared to the results yielded by the ATC rule (Apparent Tardiness Cost). In addition, the objective function increased only 3.53% in Team 1, and 2.18% in Team 2.

Keywords: Scheduling, Unrelated parallel workers, Human factors, Total weight tardiness.

3.1 Introdução

A Customização em Massa (CM), estratégia recentemente adotada por diversos setores industriais, caracteriza-se pela produção de itens personalizados, com lotes de tamanhos e custos reduzidos (DA SILVEIRA *et al.*, 2001; WATCHARAPANYAWONG *et al.*, 2011; FOGLIATTO *et al.*, 2012). Tais características produtivas acabam por dificultar a programação de lotes de produção (sequenciamento), visto que a CM exige uma rápida adequação de máquinas e tarefas aos trabalhadores, sujeitando-os a tarefas (lotes) com distintos níveis de complexidade, repetitividade e características físicas. Ainda, a adaptação dos trabalhadores às tarefas pode ocorrer de forma lenta e com geração de não-conformes, dificultando a estimativa do tempo demandado para a conclusão de um lote sob efeito do aprendizado do trabalhador. Desse modo, é de fundamental importância definir uma

sequência adequada para o processamento dos distintos modelos, de maneira a atenuar fatores como fadiga, estresse e monotonia, os quais impactam diretamente no desempenho do trabalhador (CARNAHAN *et al.*, 2000). Nesse contexto, a combinação de curvas de aprendizado, heurísticas de programação de tarefas e índices associados a aspectos ergonômicos representa uma alternativa promissora para minimizar atrasos produtivos e reduzir impactos ergonômicos em sistemas que continuamente submetem trabalhadores a novos procedimentos (ANZANELLO e FOGLIATTO, 2011b).

Curvas de aprendizado são modelagens matemáticas capazes de monitorar o processo de adaptação de um trabalhador a tarefas repetitivas, permitindo a análise e programação de tarefas de produção (ANZANELLO e FOGLIATTO, 2007a, 2010, 2011a; JABER e SAADANY, 2011). Propiciam alocar trabalhadores a tarefas de acordo com suas habilidades e experiências (UZUMERI e NEMBHARD, 1998; ANZANELLO e FOGLIATTO, 2007a), bem como reduzir custos de produção (GONG e WANG, 2010). Tal ferramenta considera que o tempo demandado para a execução de uma tarefa diminui à medida que repetições são realizadas. Entre os modelos de curvas de aprendizado, destacam-se os modelos potenciais, exponenciais e hiperbólicos (ANZANELLO e FOGLIATTO, 2007b). Os modelos de curvas de aprendizado hiperbólico de três parâmetros, exponencial de três parâmetros e tempo constante foram comparados por Anzanello e Fogliatto (2005) na alocação de famílias de produtos a equipes de trabalhadores. A partir dos critérios analisados, tais autores demonstraram que o modelo hiperbólico apresenta desempenho superior aos outros modelos, com uma melhor caracterização do perfil de aprendizado. Similarmente, Nembhard e Uzumeri (2000) realizaram comparações entre 11 modelos de curvas de aprendizado, avaliando critérios de eficiência, estabilidade e número de parâmetros e esquecimento dos modelos; a curva hiperbólica de três parâmetros apresentou os melhores resultados.

A programação de tarefas, por sua vez, visa definir uma ordem de execução das mesmas de maneira a minimizar uma função objetivo, normalmente associada a tempo ou custo de produção (PINEDO, 2008). Embora exista ampla disponibilidade de sistemáticas de programação de tarefas na literatura, pesquisas integrando-as a aspectos ergonômicos e de aprendizado são ainda incipientes. Biskup (1999) foi o pioneiro na análise da influência do efeito do aprendizado na programação das tarefas, buscando minimizar o tempo ponderado para conclusão de um conjunto de tarefas em uma única máquina, enquanto que Anzanello e

Fogliatto (2010) integraram curvas de aprendizado a heurísticas de sequenciamento. Tal lacuna torna oportuno o desenvolvimento de heurísticas que comportem a inserção de fatores ergonômicos e contemplem aspectos de aprendizado dos trabalhadores.

Este artigo propõe um método que visa reduzir simultaneamente o atraso total ponderado para conclusão de um conjunto de tarefas e a saturação de tarefas de mesmo nível de complexidade designadas às equipes de trabalhadores em ambientes de CM. Para tanto, fundamenta-se na integração de curvas de aprendizado com heurísticas de programação de tarefas e aspectos ergonômicos. A sistemática proposta é composta por três etapas: (i) utilização de curvas de aprendizado para estimar o tempo de processamento de lotes de produção com diferentes tamanhos e níveis de complexidade; (ii) alocação das tarefas às diferentes equipes de trabalhadores, primando pelo equilíbrio no tempo de operação acumulado e complexidade das tarefas alocadas a cada equipe, e (iii) ordenamento das tarefas alocadas a cada equipe com vistas à minimização do atraso do processamento de lotes com diferentes datas de entrega por meio da regra ATCE (*Apparent Tardiness Cost with Ergonomics Factors*) aqui proposta. Tal ordenamento, operacionalizado através de adaptação na regra ATC (*Apparent Tardiness Cost*) de Rachamadugu e Morton (1982), visa ainda reduzir o acúmulo de tarefas de mesmo nível de complexidade em curtos intervalos de produção, buscando alternar as complexidades das tarefas na sequência sugerida. Nas proposições deste artigo, as equipes são vistas como máquinas paralelas não-relacionadas em linhas de produção, visto que os tempos demandados para execução em uma equipe não são influenciados por outra.

A heurística é aplicada em um processo de fabricação de calçados composto por 2 equipes de trabalhadores e 198 lotes de tamanhos e complexidades distintas. A eficiência do método ATCE é avaliada por meio da comparação de seus resultados com a regra ATC em duas frentes: valor da função objetivo de minimização do atraso ponderado ($\sum w_j T_j$), e do percentual de saturação (ocorrência de tarefas de mesma complexidade alocadas consecutivamente). Valores reduzidos para a função objetivo e percentual de saturação são desejados.

A principal contribuição deste artigo está na proposição de uma sistemática de programação de tarefas que introduz aspectos ergonômicos em ambientes de CM, a ATCE; tal abordagem reduz níveis de repetibilidade de procedimentos idênticos ou semelhantes, os

quais podem induzir a lesões por esforço repetitivo e morosidade na execução da tarefa. Outra contribuição está na sistemática de distribuição dos lotes às equipes, a qual é balizada pelo monitoramento do tempo acumulado de trabalho e nível de complexidade das tarefas alocadas a cada equipe. Espera-se, de tal forma, paridade na carga de trabalho das equipes e redução nas penalizações por atraso na entrega das tarefas.

3.2 Fundamentação teórica

Esta seção apresenta os fundamentos de programação de tarefas e a influência dos fatores humanos na programação.

3.2.1 Programação da produção em máquinas paralelas não-relacionadas

A programação de tarefas em máquinas paralelas não-relacionadas (ou equipes distintas de trabalhadores, neste estudo) é considerada um dos problemas de mais complexa solução em sequenciamento (YU *et al.*, 2002; ZHANG *et al.*, 2012). Nesse tipo de arranjo não existe associação entre as máquinas, sendo o tempo de processamento de uma tarefa dependente exclusivamente da máquina na qual a mesma é processada (PINEDO, 2008; VALLADA e RUIZ, 2011). Tal condição representa de forma satisfatória atividades executadas por trabalhadores; nesse caso, cada trabalhador é visto como uma máquina e a velocidade de execução das tarefas de um trabalhador não está associada ao ritmo do outro (ANZANELLO e FOGLIATTO, 2010).

Problemas de sequenciamento em máquinas paralelas não-relacionadas são abordados com o objetivo de alocar tarefas, otimizando uma função de mérito. As abordagens propostas pela literatura usualmente buscam minimizar uma ou mais funções objetivo como *makespan* (tempo total da programação de tarefas) (GAIRIG *et al.*, 2007; FANJUL-PEYRO e RUIZ, 2011, 2012), tempo total de conclusão (HSU *et al.*, 2011), tempo de atraso e adiantamento total (VALLADA e RUIZ, 2012; LEE *et al.*, 2012) e tempo de atraso total ponderado (ZHOU *et al.*, 2007; MÖNCH, 2008; LIN *et al.*, 2011), entre outros. A minimização do atraso total ponderado, função objetivo deste artigo, foi abordada por Liaw *et al.* (2003), propondo um algoritmo *Branch-and-bound* na obtenção de uma solução ótima em máquinas paralelas não-relacionadas. Kim *et al.* (2003) compararam quatro heurísticas para o problema em cenários

afetados por *setup*. Similarmente, Logendran *et al.* (2007) abordaram o problema desenvolvendo seis algoritmos distintos com base na busca *Tabu* para a identificação do melhor sequenciamento.

Regras de despacho, por sua vez, constituem-se em importante recurso na solução de problemas de sequenciamento devido à facilidade de aplicação em funções-objetivo complexas (CHEN, 2012). Rachamadugu e Morton (1982) propuseram a regra de despacho conhecida por Custo Aparente do Atraso (ATC), originalmente desenvolvida para arranjos de máquina única. A regra ATC combina as regras de despacho WSPT - *Weighted Shortest Processing Time first* (priorização dos trabalhos com menores tempos de processamento ponderados) e MS - *Minimum Slack first* (priorização dos trabalhos com menores folgas). Sua operacionalização é baseada no cálculo do índice de prioridade para cada tarefa ainda não processada, dada pela equação (1):

$$I_j(t) = \frac{w_j}{p_j} \times \exp\left(-\frac{\max(d_j - p_j - t, 0)}{k\bar{p}}\right) \quad (1)$$

onde p_j , d_j e t representam, respectivamente, o tempo de processamento da tarefa j , a data de entrega da tarefa j e o instante de tempo de término do processamento da última tarefa processada. A penalidade por unidade de tempo de atraso da tarefa j é representada por w_j , sendo k um parâmetro de escala obtido de forma empírica de acordo com o cenário em análise e \bar{p} a média dos tempos de processamento das tarefas ainda não processadas (PINEDO, 2008).

Desdobramentos da regra ATC têm sido propostos para sequenciamento em máquinas paralelas, podendo facilmente ser modificada para problemas de máquinas paralelas não-relacionadas (LAMOTHE *et al.*, 2012; KAPLAN *et al.* 2012). Lin *et al.* (2011) compararam duas heurísticas em problemas de atraso ponderado: HEU-II (modificação da heurística HEU proposta por Liaw *et al.*, 2000) e ATC-I (adaptada para máquinas paralelas não-relacionadas); em todas as situações, a regra ATC-I superou a regra HEU. Kaplan e Rabadi (2012) avaliaram as heurísticas ATC Modificada (MATC) e *Simulated Annealing* (SA) na minimização do tempo de atraso total ponderado em problemas de sequenciamento de reabastecimento aéreo. Os resultados mostram que MATC tem maior probabilidade de superar SA, principalmente quando o tamanho do problema aumenta, embora apresente menor desempenho em termos de desvio da solução ótima para problemas menores. Por fim, Lamothe *et al.* (2012) propuseram

duas extensões da ATC para trabalhar com sequenciamento de máquinas paralelas em um laboratório de controle da indústria farmacêutica.

Tendo em vista a necessidade de considerar tempos de preparação na programação de tarefas, Lee e Pinedo (1997) apresentaram uma modificação da regra ATC, conhecida como Custo Aparente do Atraso com *Setups* (ATCS). A regra foi desenvolvida para sistemas de máquina única, e seu índice de priorização é representado pela equação (2).

$$I_j(t) = \frac{w_j}{p_j} \times \exp\left(-\frac{\max(d_j - p_j - t, 0)}{k_1 \bar{p}}\right) \times \exp\left(-\frac{s_{lj}}{k_2 \bar{s}}\right) \quad (2)$$

Os parâmetros p_j , d_j e \bar{p} são os mesmos utilizados pela regra ATC; s_{lj} representa o tempo de preparação ao passar-se da tarefa l para a tarefa j , e k_1 e k_2 são parâmetros determinados de forma empírica. A regra ATCS é uma das mais utilizadas regras de despacho compostas na literatura, sendo aceita como padrão em diversas aplicações práticas de sequenciamento (CHEN, 2012).

3.2.2 Fatores humanos em procedimentos de programação de tarefas

A produção em linhas de montagem manuais visa atender aos elevados níveis de produtividade demandados, mantendo-se as exigências de trabalho dentro da capacidade física humana. Quando esse limite é ultrapassado, percebem-se consequências sobre o desempenho dos trabalhadores na execução de tarefas, como fadiga, reduzida autonomia, falta de motivação e monotonia, entre outros (LODREE *et al.*, 2009). A variabilidade dos fatores humanos pode ser controlada pela análise e monitoramento dos fatores ergonômicos de risco, os quais dependem do espaço físico, disposição dos equipamentos e das condições do ambiente de trabalho. Além disso, tal variabilidade depende também da complexidade dos procedimentos, nível de detalhes de um produto, repetitividade e duração das tarefas, principalmente quando se exige dos trabalhadores postura específica ou aplicação de força (KIM e JUNG, 2003; OTTO e SCHOLL, 2011).

A complexidade da tarefa influi no desempenho do trabalhador em vários aspectos, como capacidade mental, aquisição de habilidades, erros de trabalho e fadiga (HAM *et al.*, 2012). Nembhard e Osothsilp (2002) estudaram o efeito da complexidade da tarefa a partir da observação dos parâmetros individuais de aprendizagem e esquecimento. Concluíram que o

aumento da complexidade incrementa a variabilidade das taxas individuais de aprendizagem e esquecimento, consequentemente impactando no desempenho dos trabalhadores ao executar tarefas com diferentes níveis de complexidade.

Os Distúrbios Osteomusculares Relacionados ao Trabalho (DORT), considerados um dos problemas mais graves relacionados à saúde do trabalhador, resultam em redução da produtividade e aumento dos índices de absenteísmo. Possuem como causa as variações de fatores físicos, como intensidade, repetitividade e duração da tarefa (WINKEL e MATHIASSEN, 1994; BERNARD, 1997; LI e BUCKLE, 1998; MICHALOS *et al.*, 2010). A duração das tarefas e seu nível de detalhes também impactam diretamente na fadiga, sendo entendida como a diminuição da capacidade funcional de um ou mais órgãos, ocasionando uma sensação de cansaço e desconforto corporal associado a atividades prolongadas (FINKELMAN, 1994; ENOKA, 1995). Além disso, atividades prolongadas levam à diminuição da capacidade de produção e perda de motivação dos trabalhadores para realização das tarefas (GRANDJEAN, 1998). A repetitividade, considerada como um dos principais causadores dos DORT, pode ser avaliada quanto à sua presença ou ausência através da medida da exposição dos trabalhadores a esse fator, sendo classificada como severidade baixa ou alta (LATKO *et al.*, 1999). Além disso, tarefas altamente repetitivas ocasionam o agravamento da monotonia e estresse do trabalhador, podendo resultar na redução do desempenho, insatisfação e acidentes de trabalho (SILVA e COIMBRA, 1980; BATIZ *et al.*, 2009; AZIZI *et al.*, 2010).

A sequência em que as tarefas são executadas influencia diretamente no desempenho do trabalhador, impactando no desempenho individual e organizacional, permitindo a redução da fadiga, estresse e riscos associados a lesões (CARNAHAN *et al.* 2000). Lodree *et al.* (2009) apontaram estudos na literatura que mostram-se promissores na busca pela integração de sequenciamento com fatores humanos, classificando-os em três principais áreas: tempo de processamento dependente do sequenciamento, efeitos de aprendizagem e taxa de modificação das características das atividades. As sistemáticas sugerem alternativas de sequenciamento de tarefas que consideram o bem estar do trabalhador, embora priorizem os aspectos produtivos aos ergonômicos em sua grande maioria.

Aravindkrishna *et al.* (2009) incorporaram a avaliação da fadiga ao sequenciamento de tarefas em uma linha de produção do tipo *flowshop*. Tal método inseriu fatores humanos em

modelos de programação de tarefas clássicos, a partir dos quais desenvolveram uma heurística com base em Algoritmos Genéticos. Schomburg (2011) abordou a programação de tarefas considerando características humanas na redução de DORT em arranjos de máquina única. Para tanto, tal autor utilizou um método ergonômico de avaliação corporal para quantificar o nível de atividade osteomuscular do trabalhador durante o processamento de tarefas, onde a pontuação obtida era utilizada para definir o sequenciamento das tarefas. O método proposto supõe que a data de entrega seja considerada infinita para todas as tarefas a serem processadas, o que limita sua aplicação em diversos cenários produtivos. No Artigo 1 dessa dissertação, foi proposta uma sistemática integrando curvas de aprendizado, heurísticas de programação de tarefas e índices de penosidade dos trabalhadores para sequenciamento na indústria calçadista. Tal método, adaptado de Pinedo (2008), objetiva minimizar simultaneamente o atraso e adiantamento do conjunto de tarefas em relação a uma data comum de entrega, integrando a heurística a fatores ergonômicos.

O restante das abordagens foca-se nos métodos de rotação de trabalho, entendidos como a rotação de trabalhadores em diferentes postos de operação, os quais exigem diversas habilidades e responsabilidades (THARMMAPHORNPHILAS e NORMAN, 2004; AZIZI *et al.*, 2010). A técnica auxilia na formação de trabalhadores com elevado nível de conhecimento (ERIKSSON E ORTEGA, 2006), além de contribuir com a diminuição da monotonia (MICHALOS *et al.*, 2010) e aumento da satisfação do trabalhador (NEWMANN *et al.*, 2006). No entanto, os métodos de rotação de trabalho usualmente negligenciam indicadores produtivos. Ademais, possuem como foco principal fatores físicos e de segurança, pouco abordando fatores humanos, os quais são influenciados pelas decisões de sequenciamento (LODREE *et al.*, 2009).

3.3 Método proposto

O método proposto integra curvas de aprendizado a ferramentas de sequenciamento e indicadores ergonômicos, distribuindo e sequenciando tarefas em arranjos de trabalhadores paralelos não relacionados. A operacionalização é dividida em três etapas, ilustradas na Figura 2, onde (i) curvas de aprendizado são utilizadas na determinação de tempos de processamento dos lotes de produção com tamanhos e complexidades distintas; (ii) tarefas são

alocadas às equipes de trabalhadores, balanceando o nível de complexidade e carga de trabalho das tarefas designadas a cada equipe; e (iii) sequenciamento das tarefas alocadas às equipes, através da heurística ATCE, com vistas à minimização do atraso total ponderado dos lotes de produção, bem como à atenuação da ocorrência sucessiva de lotes de mesma complexidade dentro de uma equipe. O método pressupõe que todos os lotes estão disponíveis para processamento no instante de tempo zero, a divisão dos lotes não é permitida, e dois ou mais lotes não são processados simultaneamente pela mesma equipe. Os passos são detalhados na sequência.

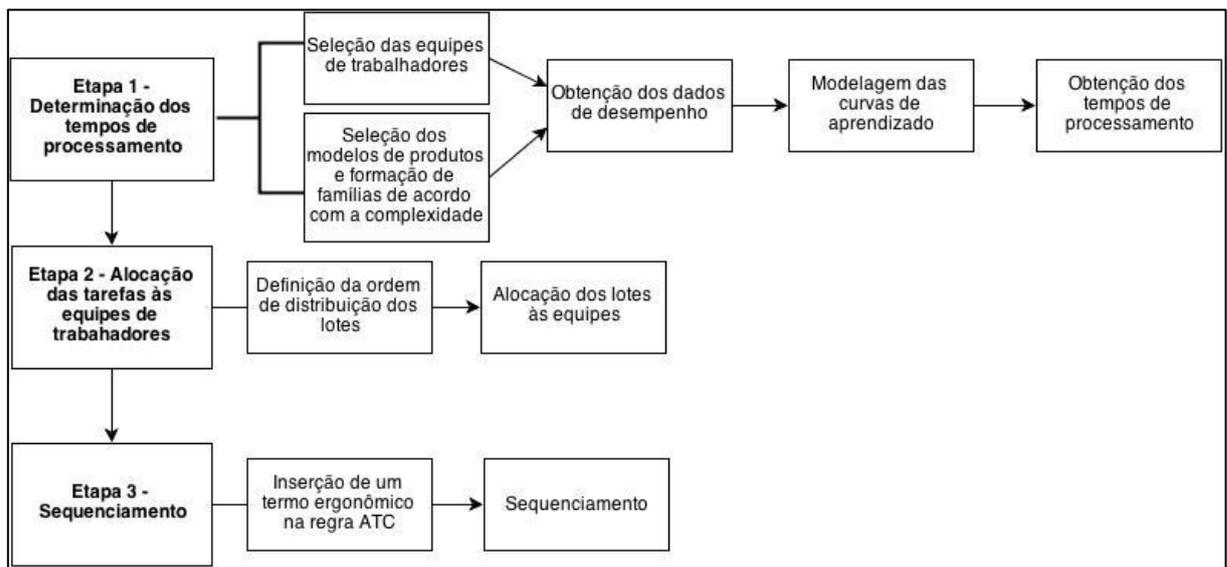


Figura 2 - Etapas do método de programação de tarefas na minimização do atraso Total Ponderado no processamento de um conjunto de tarefas.

3.3.1 *Etapa 1 - Determinação dos tempos de processamento de tarefas através de curvas de aprendizado*

Essa etapa inicia com a seleção de equipes de trabalhadores e modelos de produtos para coleta de dados de desempenho e modelagem dos mesmos através das curvas de aprendizado. Os modelos de produtos analisados devem apresentar elevada demanda por customização, e suas características devem permitir a formação de famílias de produtos. Três indicadores, considerados relevantes em termos ergonômicos, são avaliados quanto ao seu impacto no desempenho do trabalhador: (i) complexidade da tarefa, que pode ser obtida através da avaliação por especialistas de processo; (ii) repetitividade, a qual classifica tarefas com um ciclo entre 30 segundos e 1 minuto como intermediárias, enquanto que tarefas com

um ciclo acima de 1 minuto são consideradas de baixa repetitividade (SILVERSTEIN *et al.*, 1987; KEYSERLING *et al.*, 1991; LATKO *et al.*, 1999); e (iii) características físicas do produto, que incluem número de componentes, robustez das partes, presença de partes móveis, entre outros. Os indicadores são quantificados de acordo com seu grau de dificuldade utilizando a escala numérica de 1 a 3 (mais elevado, maior a complexidade). Por meio de técnicas de clusterização aplicadas através de *software* estatístico, agrupam-se produtos com características similares em famílias, reduzindo a quantidade de dados a serem coletados. As famílias formadas são representadas por $f = 1, \dots, F$.

As equipes devem ser formadas por trabalhadores familiarizados com os procedimentos de execução das tarefas e com baixa rotatividade externa, evitando dessa maneira modificações no perfil de desempenho da equipe durante a análise. A representação das equipes é dada por $i = 1, \dots, I$.

Na sequência, os dados de desempenho são coletados por meio do cruzamento das F famílias de produtos com as I equipes de trabalhadores. Monitora-se a execução de operações com maior dificuldade através da contagem do número de unidades produzidas em cada intervalo de tempo. A coleta é iniciada nos primeiros ciclos de fabricação do produto e encerrada quando variações no padrão de desempenho não são mais detectadas, atingindo o estado estacionário de produtividade.

Os dados de desempenho são ajustados à curva de aprendizado hiperbólica através de rotinas de regressão não-linear disponíveis em aplicativos de análise estatística. O modelo hiperbólico, proposto por Mazur e Hastie (1978), é utilizado por apresentar alta capacidade de monitoramento do processo de aprendizado, conforme Anzanello e Fogliatto (2005), e representado na equação (3)

$$y = k \frac{(x+p)}{(x+p+r)} \quad (3)$$

onde y representa o desempenho do trabalhador em termos de unidades produzidas após x unidades de tempo de prática acumulada, o parâmetro k (unidades/min) consiste no patamar máximo de desempenho a ser atingido, r (min) indica a taxa de aprendizado (tempo de operação necessário para que o trabalhador atinja a metade do patamar de desempenho), e p (min) quantifica o efeito da experiência prévia do trabalhador na execução da tarefa (NEMBHARD e UZUMERI, 2000).

Sendo assim, têm-se, para cada família f e equipe i , parâmetros k_{if} , p_{if} e r_{if} . Através das mensurações repetidas de desempenho de uma mesma família e equipe, obtêm-se os parâmetros médios, \bar{k}_{if} , \bar{p}_{if} e \bar{r}_{if} , a partir dos quais é possível gerar F conjuntos de curvas, contendo I curvas em cada conjunto. As curvas representam o perfil de desempenho de cada equipe ao processar produtos de determinada família e são utilizadas para estimar o tempo de processamento p_{ij} demandado pela equipe i para completar a tarefa j , ou seja, o tempo para processar a totalidade de unidades no lote. Tal tempo é estimado através da integração da área sob a curva de aprendizado.

3.3.2 *Etapa 2: Alocação das tarefas às equipes de trabalhadores*

A alocação das tarefas (lotes) às equipes de trabalhadores é realizada em dois estágios: (i) definição de uma ordem inicial dos lotes para distribuição, e (ii) alocação das tarefas às diferentes equipes de trabalhadores com base no nível complexidade das mesmas.

Essa etapa inicia com o agrupamento de tarefas com datas comuns de entrega, gerando blocos de datas de entrega. Os blocos são formados para que os estágios 1 e 2, descritos na sequência, sejam aplicados dentro de cada bloco (ao invés de aplicá-los no conjunto total de tarefas em etapa única). Dessa forma, as tarefas são distribuídas de maneira equilibrada entre as equipes, evitando a alocação de tarefas com uma mesma data de entrega a apenas uma equipe; isso faz com que se minimize a ocorrência de multas por atrasos de entrega. Os blocos são então ordenados em ordem crescente de datas de entrega.

3.3.2.1 *Estágio 1 – Definição da ordem de distribuição dos lotes*

A ordem de distribuição dos lotes é realizada com base na regra de priorização da Diferença Decrescente no Tempo de Processamento dos Lotes, proposta por Adamopoulos e Pappis (1998). Para cada lote j , são definidas as duas equipes com o menor tempo de processamento e calculada a diferença absoluta entre esses tempos. As tarefas são então ordenadas em ordem decrescente de D_j , conforme equação (4).

$$D_j = |p_{Aj} - p_{Bj}| \quad (4)$$

3.3.2.2 Estágio 2 – Alocação dos lotes às equipes de trabalhadores de acordo com a complexidade e carga de trabalho alocada a cada equipe

A alocação dos lotes às equipes deve equilibrar o número de tarefas de distintas penosidades, bem como a carga de trabalho atribuída (medida em unidades de tempo). Para tanto, modifica-se a regra do Tempo de Processamento proposta por Adamopoulos e Pappis (1998), inserindo um parâmetro que monitora o número de tarefas de determinada complexidade já alocadas a uma equipe. A regra sugerida apoia-se em uma alocação primária e uma alocação secundária.

A alocação primária é orientada com base em dois parâmetros limites, $H = \lceil N/I \rceil$ e $C = \lceil C_v/I \rceil$, onde N refere-se ao número total de lotes a serem alocados, I ao número de equipes analisadas e C_v ao número total de lotes de complexidade v . O primeiro, H , correspondente ao limite superior do número de lotes a serem alocados a cada equipe, e visa evitar sobrecarga de algumas equipes e ociosidade em outras. O segundo, C , refere-se ao limite superior do número de lotes de uma mesma complexidade alocados a uma mesma equipe, equilibrando os níveis de dificuldade de tarefas alocadas e impactos ergonômicos por conta da elevada repetição de tarefas de uma mesma natureza.

O primeiro lote a ser alocado é destinado à equipe com o menor p_{ij} , sendo o procedimento repetido para todos os lotes e monitorado pelos limites H e C . Se H ou C forem excedidos, o lote é temporariamente alocado a uma equipe fictícia. Na alocação secundária, os lotes destinados à equipe fictícia são alocados às equipes reais com base no tempo acumulado de processo e monitorado por C , evitando-se a alocação sucessiva de lotes de uma mesma complexidade a apenas uma equipe. O tempo de processamento p_{ij} do primeiro lote remanescente é somado aos tempos acumulados de todas as equipes candidatas, e destinado à equipe com o menor tempo acumulado de processo, sendo esse procedimento repetido até que todos os lotes da equipe fictícia sejam alocados.

3.3.3 Etapa 3: Programação dos lotes alocados a cada equipe

A programação das tarefas alocadas às equipes visa minimizar o atraso total ponderado, bem como assegurar o balanço no nível de complexidade e carga de trabalho das tarefas designadas a cada equipe. Desse modo, realiza-se uma adaptação da heurística ATC,

proposta por Rachamadugu e Morton (1982), com a atribuição de um termo ergonômico associado às famílias de produtos. A regra proposta, denominada ATCE (*Apparent Tardiness Cost with Ergonomics Factors*), é apresentada na equação (5):

$$I_j(t) = \frac{w_j}{p_j} \times \exp \left[-\frac{\max(d_j - p_j - t, 0)}{k\bar{p}} \right] \times \exp \left[-\frac{t \times N_f}{\bar{p}_f \times \bar{N}} \right] \quad (5)$$

onde w_j , p_j e d_j representam, respectivamente, a penalidade (multa) por unidade de tempo de atraso, o tempo de processamento e a data de entrega da tarefa j . O instante de término do processamento da última tarefa processada é indicado por t e \bar{p} constitui a média dos tempos de processamento das tarefas ainda não processadas. O parâmetro k é obtido de forma empírica, de acordo com as características do processo. A primeira parcela do termo exponencial na equação prioriza a escolha das tarefas mais próximas de suas datas de entrega. O último termo exponencial da equação representa o fator ergonômico, onde N_f indica o somatório do número de tarefas já processadas pela família f , \bar{p}_f representa a média dos tempos de processamento das tarefas da família f ainda não processadas e \bar{N} consiste na média de N_f . A operacionalização do termo ergonômico baseia-se no somatório dos tempos das tarefas de famílias com distintas complexidades, forçando a alternância à medida que as tarefas são alocadas. Com isto, é possível reduzir o acúmulo sucessivo de tarefas com mesmo nível de complexidade em uma mesma equipe, evitando o agravamento dos fatores ergonômicos de risco.

O processo de sequenciamento em cada equipe é iniciado com o cálculo dos índices de prioridade $I_j(t)$ para todas as tarefas. A tarefa com o maior índice é a primeira a ser processada. Em seguida, é necessário atualizar o contador de tempo t , o valor médio dos tempos de processamento \bar{p} , o conjunto de tarefas disponíveis para processamento e os parâmetros que compõem o termo ergonômico. Na sequência, os índices $I_j(t)$ são recalculados para todas as tarefas até esgotarem-se os lotes.

3.4 Aplicação do método na indústria calçadista

O método proposto é aplicado na programação da produção de uma empresa calçadista localizada no sul do país. A coleta dos dados ocorreu no setor de costura por meio do

monitoramento de duas equipes, sendo cada equipe composta por aproximadamente 40 trabalhadores.

Treze modelos de produtos foram avaliados, caracterizados por elevada demanda por customização, e agrupados em famílias de acordo com suas características ergonômicas de risco. Tais características são medidas através de escalas e endereçam fatores associados à repetitividade da tarefa, complexidade e características físicas do produto. Utilizou-se escala numérica de 1 a 3, onde 3 indica nível de complexidade elevado referente à característica analisada. A repetitividade das tarefas é classificada de acordo com o tempo de ciclo básico, sendo altamente repetitiva a tarefa que possuir um tempo de ciclo básico igual ou inferior a 30 segundos após o trabalhador ter atingido seu patamar estacionário de desempenho, ou quando mais do que 50% do ciclo de trabalho envolve um mesmo padrão de movimentos (SILVERSTEIN *et al.*, 1987; KEYSERLING *et al.*, 1991; LATKO *et al.*, 1999). Os valores atribuídos à complexidade e às características físicas do produto foram determinados por análise de especialistas da indústria de calçados. As características físicas do produto são avaliadas em termos de complexidade da costura, enfeite, forro, material, número de peças, e tipo de calçado (sapatos e sandálias). Através de rotinas de clusterização implementadas no *software SPSS v. 8.0.*, foram geradas três famílias de modelos de acordo com as características avaliadas, rotuladas com nível de complexidade *Fácil* (1), *Média* (2) ou *Difícil* (3).

Modelos pertencentes às três famílias foram distribuídos às equipes seguindo a programação da empresa e dados de desempenho foram coletados, sendo ajustados à curva de aprendizado hiperbólica através de aplicativo estatístico. A modelagem gerou os parâmetros k , p e r para cada modelo de produto e, por meio de coletas repetidas de dados de uma mesma família, foi possível obter os parâmetros médios \bar{k}_{if} , \bar{p}_{if} e \bar{r}_{if} apresentados na Tabela 7. Os parâmetros foram utilizados na construção das curvas de aprendizado, sendo gerados três gráficos referentes às famílias; cada gráfico é composto por duas curvas referentes às equipes analisadas. Os tempos de processamento dos lotes passam a ser estimados com a utilização dos gráficos gerados, com base nas áreas sob as curvas, e utilizados na heurística de sequenciamento proposta.

Tabela 7 - Parâmetros médios da curva de aprendizado hiperbólica

Família	Equipe	\bar{k} (unidades/min)	\bar{p} (min)	\bar{r} (min)
Fácil	1	1,19	80,25	146,00
	2	1,01	79,75	161,50
Média	1	1,67	21,25	49,05
	2	1,93	18,70	62,00
Difícil	1	1,25	41,50	55,65
	2	0,97	20,83	53,77

Fonte: Autores

A heurística ATCE foi aplicada em 198 lotes de produtos e 2 equipes de trabalhadores. As informações de tamanho, família e datas de entrega dos lotes de produtos são apresentados na Tabela 11, ordenados de acordo com a regra proposta no estágio 1 da etapa 2 desta metodologia. Foram atribuídas 6 datas de entrega distintas aos lotes, sendo o processamento realizado com base em 44 horas semanais de trabalho.

A eficiência da heurística proposta foi avaliada através da comparação de seus resultados com o sequenciamento da regra ATC com $w_j = 1$ e $k = 1$ para ambas as heurísticas. A sequência recomendada para manufatura dos lotes, bem como a complexidade das tarefas alocadas às equipes, são apresentadas nas Tabelas 8 e 9.

Os resultados obtidos foram analisados com base no percentual de tempo de ocupação das equipes, Função Objetivo [soma do atraso total ponderado, $\sum w_j T_j$] e o Percentual de Saturação da complexidade dos lotes, conforme a Tabela 10. O Percentual de Saturação indica cenários em que tarefas de mesma família são alocadas consecutivamente, sendo aconselhável a obtenção de valores baixos para a melhor distribuição das tarefas do ponto de vista ergonômico.

Tabela 8 - Sequenciamento obtido para as tarefas alocadas à equipe 1

EQUIPE 1											
ATC						ATCE					
Lote	Família	Lote	Família	Lote	Família	Lote	Família	Lote	Família	Lote	Família
70	2	173	3	14	1	70	2	9	1	57	1
114	2	167	3	148	3	55	1	175	3	100	2
95	2	171	3	57	1	169	3	105	2	148	3
107	2	102	2	134	2	33	1	4	1	49	1
108	2	87	2	132	2	140	3	198	3	134	2
116	2	117	2	72	2	114	2	102	2	155	3
55	1	97	2	74	2	37	1	24	1	67	1
33	1	78	2	128	2	187	3	179	3	132	2
169	3	84	2	155	3	95	2	87	2	137	3
37	1	198	3	137	3	16	1	13	1	62	1
16	1	179	3	176	3	186	3	153	3	72	2
59	1	41	1	185	3	107	2	117	2	176	3
140	3	153	3	49	1	59	1	41	1	74	2
20	1	163	3	174	3	192	3	97	2	43	1
187	3	58	1	67	1	108	2	163	3	185	3
186	3	182	3	62	1	20	1	58	1	128	2
192	3	47	1	43	1	160	3	78	2	56	1
160	3	135	3	56	1	116	2	182	3	174	3
80	2	13	1	133	2	53	1	47	1	133	2
130	2	24	1	76	2	171	3	84	2	164	3
129	2	4	1	94	2	80	2	135	3	10	1
122	2	131	2	124	2	50	1	25	1	76	2
104	2	125	2	93	2	173	3	131	2	156	3
105	2	98	2	164	3	130	2	141	3	6	1
53	1	126	2	156	3	36	1	15	1	94	2
50	1	100	2	150	3	167	3	125	2	124	2
36	1	141	3	166	3	129	2	138	3	38	1
64	1	138	3	177	3	64	1	12	1	150	3
3	1	158	3	26	1	147	3	98	2	93	2
9	1	15	1	10	1	122	2	158	3	26	1
147	3	25	1	30	1	3	1	14	1	166	3
172	3	12	1	6	1	172	3	126	2	30	1
175	3	183	3	38	1	104	2	183	3	177	3

Fonte: Autores

Tabela 9 - Sequenciamento obtido para as tarefas alocadas à equipe 2

EQUIPE 2											
ATC						ATCE					
Lote	Família	Lote	Família	Lote	Família	Lote	Família	Lote	Família	Lote	Família
82	2	178	3	52	1	90	2	86	2	113	2
90	2	157	3	39	1	22	1	48	1	195	3
69	2	165	3	40	1	189	3	165	3	40	1
96	2	101	2	81	2	82	2	101	2	121	2
115	2	85	2	121	2	1	1	32	1	199	3
127	2	91	2	110	2	194	3	190	3	21	1
22	1	77	2	83	2	69	2	85	2	81	2
1	1	71	2	68	2	11	1	63	1	136	3
11	1	111	2	21	1	193	3	139	3	29	1
189	3	32	1	29	1	96	2	91	2	110	2
54	1	190	3	199	3	54	1	17	1	159	3
194	3	63	1	18	1	184	3	154	3	18	1
66	1	139	3	136	3	115	2	77	2	152	3
34	1	154	3	5	1	66	1	7	1	83	2
193	3	17	1	159	3	170	3	151	3	5	1
143	3	168	3	46	1	127	2	71	2	197	3
170	3	151	3	152	3	34	1	44	1	68	2
184	3	7	1	197	3	143	3	168	3	46	1
75	2	180	3	162	3	75	2	111	2	79	2
89	2	44	1	196	3	27	1	51	1	162	3
109	2	51	1	79	2	149	3	180	3	65	1
120	2	92	2	88	2	89	2	92	2	88	2
106	2	99	2	112	2	28	1	45	1	196	3
86	2	73	2	118	2	181	3	188	3	35	1
27	1	103	2	123	2	109	2	99	2	112	2
28	1	113	2	65	1	31	1	61	1	161	3
31	1	188	3	161	3	146	3	191	3	8	1
2	1	191	3	23	1	120	2	73	2	118	2
60	1	200	3	42	1	2	1	200	3	144	3
48	1	145	3	8	1	178	3	52	1	42	1
149	3	195	3	144	3	106	2	103	2	123	2
146	3	45	1	142	3	60	1	145	3	142	3
181	3	61	1	35	1	157	3	39	1	23	1

Fonte: Autores

Tabela 10 – Função Objetivo, Percentual de Saturação e tempo de ocupação das equipes 1e 2 para as regras ATC e ATCE

Equipe	Regra	$\sum w_j T_j$	Incidência de Saturação	Tempo de ocupação das equipes
1	ATC	20026	66%	98,9%
	ATCE	20758,7	1%	
2	ATC	29667,9	62%	100,0%
	ATCE	30330,4	0%	

Fonte: Autores

A função objetivo de minimização do atraso total ponderado apresentou resultados de eficiência produtiva similares para as regras ATC e ATCE: a heurística proposta ocasionou um aumento de 3,53% na função objetivo para a equipe 1 e de 2,18% para a equipe 2. Em termos de Percentual de saturação, a ATCE superou a regra ATC significativamente, sendo tal indicador reduzido de 66% para 1% na equipe 1 e de 62% para 0% na equipe 2. O tempo de ocupação, equivalente ao percentual de tempo em que cada equipe permaneceu ocupada, mostrou que a equipe 2 permaneceu integralmente ocupada por conta do seu maior desempenho final (expresso pelo parâmetro k) e maior taxa de aprendizado (expresso pelo parâmetro r). Tais resultados evidenciam que o método proposto atende as necessidades ergonômicas sem acarretar perdas significativas em termos de desempenho produtivo.

Com base no tempo de ocupação e na incidência de ocupação das equipes, observa-se que o método utilizado no estágio 2 da etapa 2 (alocação dos lotes às equipes) contribuiu para um adequado sequenciamento, minimizando o tempo de processamento e equilibrando o tempo de ocupação das equipes, ao mesmo tempo em que distribui de maneira uniforme o nível de complexidade das tarefas entre as equipes, sem sobrecarregar aquela que apresenta o melhor desempenho.

3.5 Conclusões

Este artigo apresentou um método para sequenciamento de tarefas baseado na utilização de curvas de aprendizado e na incorporação de fatores ergonômicos em cenários de elevada customização em massa. Tais cenários caracterizam-se por tarefas com diferentes níveis de complexidades, repetitividade e características físicas do produto em manufatura, impactando diretamente no desempenho do trabalhador. A proposta aplicada em arranjos de trabalhadores paralelos não-relacionados buscou atender a demanda produtiva e reduzir os riscos ergonômicos de trabalho gerados por repetição de tarefas com mesma complexidade.

O método foi aplicado em uma empresa calçadista. As curvas de aprendizado permitiram estimar o tempo de processamento de lotes de produção com diferentes tamanhos e complexidades. A programação dos lotes de produção foi realizada em três etapas: a primeira ordenou os lotes de entrada, a segunda alocou os lotes às equipes, e a terceira sequenciou as tarefas com base no monitoramento de fatores ergonômicos e atendimento das

datas de entrega. A heurística proposta, ATCE, foi comparada com a regra original ATC através da análise do desempenho produtivo (minimização da função objetivo) e ergonômico (minimização do índice de saturação). Os resultados apresentaram desempenho satisfatório do ponto de vista produtivo, com aumento da Função Objetivo de 3,53% para a equipe 1 e de 2,18% para a equipe 2, e significativamente melhores sob o ponto de vista ergonômico, onde a incidência de saturação foi reduzida de 66% para 1% na equipe 1, e de 62% para 0% na equipe 2. De tal forma, percebeu-se que o método proposto cumpriu sua proposição de evitar o acúmulo sucessivo de tarefas de mesma complexidade a uma mesma equipe, sem no entanto acarretar atrasos na entrega das tarefas.

Desdobramentos futuros incluem a realização de simulações com vistas à avaliação da robustez do método proposto. A incorporação de outras características que afetem o desempenho do trabalhador na regra ATCE também é considerada.

3.6 Referências Bibliográficas

Adamopoulos, G.; Pappis, C. Scheduling under a common due-date on parallel unrelated machines. **European Journal of Operational Research**, v. 105, p. 494–501, 1998.

Anzanello, M. J.; Fogliatto, F. S. Alocação de modelos de produtos a equipes de trabalhadores baseada em modelos de curvas de aprendizagem. **Revista Produção**, v. 15, n. 2, p. 221-234, 2005.

Anzanello, M. J.; Fogliatto, F. S. Curvas de aprendizado: estado da arte e perspectivas de pesquisa. **Gestão e Produção**. v. 14, n. 1, p. 109 – 123, 2007b.

Anzanello, M. J.; Fogliatto, F. S. Learning curve models and applications: Literature review and research directions. **International Journal of Industrial Ergonomics**. v. 41, p. 573 – 583, 2011a.

Anzanello, M. J.; Fogliatto, F. S. Programação de tarefas baseada em curvas de aprendizado para linhas de produção customizadas. **Revista Produção Online**, v.11, p. 851-870, 2011b.

Anzanello, M. J.; Fogliatto, F. S. Scheduling learning dependent jobs in customized assembly lines. **International Journal of Production Research**. v. 48, n. 22, 2010.

Anzanello, M.; Fogliatto, F. Learning curve modeling of work assignment in mass customized assembly lines. **International Journal of Production Research**. v. 45, n. 13, p. 2919–2938, 2007a.

Aravindkrishna, T.; Balasubramanian V.; Narendran, T. T. Ergonomic risk incorporated schedules (ERIS) – scheduling using genetic algorithm to reduce operator fatigue in flow-shop based cells. **International Journal of Enterprise Network Management**, v. 3, p. 184 – 200, 2009.

Azizi, N.; Zolfaghari, S.; Liang, M. Modeling job rotation in manufacturing system: The study of employee's boredom and skill variations. **International Journal of Production Economics**. n. 123, p. 69-85, 2010.

Batiz, E. C.; Santos, A. F.; Licea, O. E. A. A postura no trabalho dos operadores de *checkout* de supermercados: uma necessidade constante de análises. **Revista Produção**, v. 19, n. 1, p. 190-201, 2009.

Bernard B. Musculoskeletal Disorders and Workplace Factors: A critical review of epidemiologic evidence for work-related musculoskeletal disorders of the neck, upper extremity, and low back. Cincinnati: **National Institute for Occupational Safety and Health**, Publications Dissemination, p. 97-141, 1997.

Biskup, D. Single-machine scheduling with learning considerations. **European Journal of Operational Research**, v. 115, p. 173–178, 1999.

Carnahan, B.J.; Redfern, M.S.; Norman, B. Designing safe job rotation schedules using optimization and heuristic search. **Ergonomics**, v. 43, n. 4, p. 543–560, 2000.

Chen, Y. Impact assessment of job machine factors on scaling parameters. **Advanced materials Research**, v. 340, p. 23 – 29, 2012.

Da Silveira, G., Borenstein, D., Fogliatto, F.S. Mass customization: literature review and research directions. **International Journal of Production Economics**, v.72, n. 1, p. 1–13, 2001.

Enoka, R. M. Mechanisms of muscle fatigue: Central factors and task dependency. **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 5, n. 3, p. 141-149, 1995.

Eriksson, T.; Ortega, J. The adoption of job rotation: testing the theories. **Industrial and labor relations review**, v. 59, p. 653 – 665, 2006.

Fanjul-Peyro, L.; Ruiz, R. Scheduling unrelated parallel machines with optional machines and jobs selection. **Computers and Operations Research**, v. 39, p. 1745–1753, 2012.

Fanjul-Peyro, L.; Ruiz, R. Size-reduction heuristics for the unrelated parallel machines scheduling problem. **Computers and Operations Research**, n. 38, p. 301–309, 2011.

Finkelman, J.M. A large database study of the factors associated with work-induced fatigue. **Human Factors**, v. 36, n. 2, p. 232–243, 1994.

Fogliatto, F. S., da Silveira, G. J. C., Borenstein, D. The mass customization decade: An updated review of the literature. **International Journal of Production Economics**, v. 138, p. 14–25, 2012.

Gairig, M.; Monien, B.; Woelaw, A. A faster combinatorial approximation algorithm for scheduling unrelated parallel machines. **Theoretical Computer Science**, n. 380, p. 87–99, 2007.

Gong, H; Wang, M. Learning curve: Principle, application and limitation. **International Conference on E-Business and E-Government**, p.1840-1843, 2010.

Grandjean. **Manual de ergonomia: adaptando o trabalho ao homem**. 4. ed. Porto Alegre: Artes Médicas, 1998.

Ham, D.; Park, J., Jung, W. Model-based identification and use of task complexity factors of human integrated systems. **Reliability Engineering and System Safety**, v. 100, p. 33–47, 2012.

Hsu, C.; Cheng, T.C.E.; Yang, D. Unrelated parallel machine scheduling with rate-modifying activities to minimize the total completion time. **Information Sciences**, v. 181, p. 4799–4803, 2011.

Jaber, M. Y.; Saadany, A. M. A. An economic production and remanufacturing model with learning effects. **International Journal of Production Economics**, v. 131, p. 115 – 127, 2011.

Kaplan S.; Rabadi G. Exact and heuristic algorithms for the aerial refueling parallel machine scheduling problem with due date-to-deadline window and ready times. **Computers and Industrial Engineering**, n. 62, p. 276–285, 2012.

Keyserling, W.M.; Armstrong, T.J.; Punnett, L. Ergonomic job analysis: a structured approach for identifying risk factors associated with overextension injuries and disorders. **Applied Occupational and Environmental Hygiene**. v.6, n. 5, p. 353-363, 1991.

Kim, J. W.; Jung, W. A taxonomy of performance influencing factors for human reliability analysis of emergency tasks. **Journal of Loss Prevention in the Process Industries**, v. 16, p. 479–495 , 2003.

Lamothe, J.; Marmier, F.; Dupuy, M.; Gaborit, P.; Dupont, L. Scheduling rules to minimize total tardiness in a parallel machine problem with setup and calendar constraints. **Computers and Operations Research**, n. 39, p. 1236–1244, 2012.

Latko, W.A.; Armstrong, T.J.; Franzblau, A.; Ulin, S.S.; Werner, R.A.; Albers, J.W. Cross sectional study of the relationship between repetitive work and the prevalence of upper limb musculoskeletal disorders. **American Journal of Industrial Medicine**, v. 36, p.248-259, 1999.

Lee Y. H.; Pinedo M. Scheduling jobs on parallel machines with sequence-dependent setup times. **European Journal of Operational Research**, n. 100, p. 464–74, 1997.

Lee, H.; Yang, D.; Yang, S. Multi-machine scheduling with deterioration effects and maintenance activities for minimizing the total earliness and tardiness costs. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**. DOI: 10.1007/s00170-012-4348-0, 2012

Li, G.; Buckle, P. A practical method for the assessment of work-related musculoskeletal risks: quick exposure check (QEC). **Human Factors and Ergonomics Society: annual meeting**, v. 42, n. 2, 1998.

Liaw, C. F.; Lin, Y. K.; Chen, M. C. Scheduling unrelated parallel machines to minimize total weighted tardiness. In: **Proceedings of the fifth annual international conference on industrial engineering theory, applications and practice**, p.1–11, 2000.

Liaw, C., Lin, Y., Cheng, C., Chen, M. Scheduling unrelated parallel machines to minimize total weighted tardiness. **Computers and Operations Research**, n. 30, p. 1777–1789, 2003.

Lin, Y. K.; Pfund, M. E.; Fowler, J. W. Heuristics for minimizing regular performance measures in unrelated parallel machine scheduling problems. **Computers and Operations Research**, v. 38, p. 901–916, 2011.

Lodree, E. J., Geiger, C. D., Jiang, X. Taxonomy for integrating scheduling theory and human factors: Review and research opportunities. **International Journal of Industrial Ergonomics**, v. 39, p. 39–51, 2009.

Logendran, R.; McDonell, B.; Smucker, B. Scheduling unrelated parallel machines with sequence-dependent setups. **Computers and Operations Research**, n. 34, p. 3420 – 3438, 2007.

Mazur, J. E.; Hastie, R. Learning as Accumulation: a Reexamination of the Learning Curve. **Psychological Bulletin**, v. 85, n. 6, p. 1256-1274, 1978.

Michalos, G.; Makris, S.; Rentzos, L.; Chryssolouris, G. Dynamic job rotation for workload balancing in human based assembly systems. **Journal of Manufacturing Science and Technology**, v. 2, p. 153–160, 2010.

Mönch. Heuristics to minimize total weighted tardiness of jobs on unrelated parallel machines. **IEEE Conference on Automation Science and Engineering**, n. 4626531, p. 572-577, 2008.

Nembhard, D. A.; Osothsilp, N. Task complexity effects on between-individual learning/forgetting variability. **International Journal of Industrial Ergonomics**. v. 29, p. 297–306, 2002.

Nembhard, D., Uzumeri, M. An individual-based description of learning within an organization. **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 47, n. 3, p. 370–378, 2000.

Neumann W.P.; Winkel J.; Medbo L.; Magneberg R.; Mathiassen S. E. Production system design elements influencing productivity and ergonomics. **International Journal of Operations and Production Management**, v. 26, p. 904–923, 2006.

Otto, A.; Scholl, A. Reducing ergonomic risks at mixed-model assembly lines by job rotation scheduling. **Working papers in supply chain management**. 2011.

Pinedo, M. *Scheduling, Theory, Algorithms and Systems*. Springer: New York, 2008.

Rachamadugu, R.V., and Morton, T.E. Myopic heuristics for the single machine weighted tardiness problem. **Working Paper**, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, v. 30, p. 82-83, 1982.

Schomburg, J. T. Sequencing labor-intensive production by ergonomic assessment for reduction of workrelated musculoskeletal disorders. **Theses and Dissertations**, n. 12075, 2011.

Silva, A. V. e Coimbra, R. R. C. **Manual de Tempos e Métodos: Princípios e técnicas do estudo de tempos**. Editora Hemus, 1980.

Silverstein, B.A.; Fine, L.J.; Armstrong, T.J. Occupational Factors and Carpal Tunnel Syndrome. **American Journal of Industrial Medicine**, v.11, p.343-358, 1987.

Tharmmaphornphilas, W; Norman, B. A. A quantitative method for determining proper job rotation intervals. **Annals of Operations Research**. v. 128, p. 251–266, 2004.

Uzumeri, M., Nembhard, D. A population of learners: a new way to measure organizational learning. **Journal of Operations Management**, v. 16, n. 5, p. 515–528, 1998.

Vallada, E.; Ruiz, R. A genetic algorithm for the unrelated parallel machine scheduling problem with sequence dependent setup times. **European Journal of Operational Research**, v. 211, n. 3, p. 612-622, 2011.

Vallada, E.; Ruiz, R.. Scheduling Unrelated Parallel Machines with Sequence Dependent Setup Times and Weighted Earliness–Tardiness Minimization. **Springer Optimization and its Applications**, v. 60, p. 67-90, 2012.

Watcharapanyawong, K.; Sirisoponsilp, S.; Sophatsathit, P. A Model of Mass Customization for Engineering Production System Development in Textile and Apparel Industries in Thailand. **Systems Engineering Procedia**, v. 2, p. 382 – 397, 2011.

Winkel, J., Mathiassen, S. E. Assessment of physical work load in epidemiologic studies: concepts, issues, and operational considerations. **Ergonomics**, v. 37, p. 979-988, 1994.

Yu, L; Shih, H.; Pfund, M.; Carlyle, W.; Fowler, J. Scheduling of unrelated parallel machines: an application to PWB manufacturing. **IIE Transactions**, v. 34, p. 921-931, 2002.

Zhang, Z., Zheng, L., Li, N., Wang, W., Zhong, S., Hu, K. Minimizing mean weighted tardiness in unrelated parallel machine scheduling with reinforcement learning. **Computers and Operations Research**, n. 39, p. 1315–1324, 2012.

Zhou, H., Li, Z. , Wu, X. Scheduling unrelated parallel machine to minimize total weighted tardiness using ant colony optimization. **IEEE International Conference on Automation and Logistics**, ICAL 2007, n. 4338544, p. 132-136, 2007.

Tabela 11 - Apêndice – Tamanho, família f e datas de entrega dj (semanas) dos lotes de calçados analisados

Lote	Família	Unidades	d _i	Lote	Família	Unidades	d _i	Lote	Família	Unidades	d _i
116	média	257	2	9	fácil	264	4	45	fácil	320	8
108	média	254	2	3	fácil	263	4	25	fácil	319	8
107	média	253	2	36	fácil	258	4	15	fácil	319	8
95	média	252	2	64	fácil	258	4	12	fácil	316	8
114	média	242	2	50	fácil	256	4	14	fácil	315	8
70	média	236	2	53	fácil	253	4	57	fácil	311	8
127	média	223	2	84	média	301	6	128	média	345	10
115	média	216	2	78	média	300	6	74	média	344	10
69	média	204	2	97	média	298	6	72	média	342	10
96	média	204	2	117	média	291	6	132	média	340	10
90	média	195	2	87	média	286	6	134	média	337	10
82	média	193	2	102	média	284	6	68	média	337	10
184	difícil	264	2	111	média	284	6	83	média	335	10
170	difícil	262	2	71	média	280	6	110	média	334	10
143	difícil	258	2	77	média	279	6	81	média	330	10
193	difícil	251	2	91	média	277	6	121	média	330	10
194	difícil	242	2	85	média	276	6	197	difícil	345	10
189	difícil	237	2	101	média	275	6	152	difícil	343	10
160	difícil	236	2	180	difícil	305	6	159	difícil	334	10
34	fácil	248	2	151	difícil	303	6	136	difícil	332	10
192	difícil	223	2	168	difícil	303	6	199	difícil	330	10
66	fácil	245	2	139	difícil	299	6	155	difícil	324	10
186	difícil	220	2	154	difícil	299	6	137	difícil	323	10
54	fácil	239	2	190	difícil	298	6	176	difícil	321	10
11	fácil	231	2	198	difícil	298	6	185	difícil	321	10
22	fácil	225	2	179	difícil	295	6	174	difícil	318	10
1	fácil	225	2	153	difícil	293	6	46	fácil	337	10
187	difícil	207	2	163	difícil	293	6	5	fácil	335	10
140	difícil	206	2	182	difícil	289	6	18	fácil	332	10
20	fácil	206	2	135	difícil	287	6	21	fácil	330	10
16	fácil	195	2	51	fácil	309	6	29	fácil	330	10
59	fácil	195	2	44	fácil	306	6	49	fácil	329	10
37	fácil	189	2	7	fácil	305	6	67	fácil	327	10
169	difícil	182	2	17	fácil	301	6	62	fácil	326	10
33	fácil	166	2	63	fácil	299	6	43	fácil	326	10
55	fácil	158	2	32	fácil	295	6	56	fácil	324	10
105	média	275	4	4	fácil	290	6	93	média	394	12
104	média	269	4	24	fácil	288	6	124	média	385	12
129	média	267	4	13	fácil	287	6	94	média	381	12
122	média	267	4	47	fácil	286	6	76	média	365	12
130	média	265	4	58	fácil	283	6	133	média	363	12
80	média	264	4	41	fácil	279	6	118	média	357	12
86	média	264	4	98	média	329	8	123	média	357	12
106	média	263	4	126	média	329	8	112	média	355	12
120	média	262	4	100	média	329	8	88	média	352	12
109	média	260	4	125	média	324	8	79	média	348	12
75	média	258	4	131	média	323	8	162	difícil	415	12
89	média	258	4	113	média	318	8	196	difícil	410	12
165	difícil	283	4	103	média	317	8	161	difícil	369	12
157	difícil	282	4	73	média	315	8	144	difícil	360	12
178	difícil	280	4	99	média	310	8	142	difícil	358	12
146	difícil	278	4	92	média	302	8	164	difícil	354	12
181	difícil	278	4	195	difícil	316	8	156	difícil	353	12

149	difícil	277	4	145	difícil	315	8	150	difícil	352	12
171	difícil	274	4	200	difícil	314	8	166	difícil	347	12
173	difícil	272	4	188	difícil	312	8	177	difícil	347	12
167	difícil	272	4	191	difícil	312	8	65	fácil	379	12
175	difícil	271	4	141	difícil	311	8	35	fácil	361	12
172	difícil	268	4	138	difícil	310	8	8	fácil	359	12
147	difícil	266	4	158	difícil	310	8	42	fácil	355	12
60	fácil	274	4	183	difícil	307	8	23	fácil	350	12
48	fácil	274	4	148	difícil	306	8	10	fácil	348	12
2	fácil	273	4	39	fácil	323	8	6	fácil	346	12
31	fácil	266	4	40	fácil	323	8	38	fácil	346	12
28	fácil	265	4	52	fácil	322	8	30	fácil	345	12
27	fácil	264	4	61	fácil	321	8	26	fácil	342	12

Fonte: autores

4 Terceiro Artigo: Simulação de cenários de produção na análise da robustez do método ATCE - *Apparent Tardiness Cost with Ergonomics Factors*

Luana Serafini dos Santos

Michel Jose Anzanello

Artigo enviado para publicação na revista Gestão e Produção

Resumo

Este artigo consiste em um experimento de simulação do método ATCE (*Apparent Tardiness Cost with Ergonomics Factors*) proposto por Santos e Anzanello (2013), adaptado da regra de despacho composta do Custo Aparente do Atraso - ATC (*Apparent Tardiness Cost*). Com o objetivo de avaliar a robustez da sistemática proposta, cenários de processamento de lotes de produção são definidos em termos da variabilidade das principais características dos produtos customizados da indústria calçadista. A simulação dos cenários é realizada através do *software Matlab*® 2011b e os resultados obtidos são comparados com a regra original em duas frentes: produtividade, por meio da minimização do atraso ponderado ($\sum w_j T_j$); e ergonomicamente, com base no Percentual de Saturação. Os resultados evidenciam a consistência do método ATCE, com satisfatório desempenho produtivo nos 54 cenários simulados.

Palavras-chave: Programação de Tarefas, Custo Aparente do Atraso, Simulação Computacional.

Simulation of the ATCE-Apparent Tardiness Cost Factors with Ergonomics dispatching rule in productive scenarios

Abstract

This article presents a simulation experiment on the method ATCE (Apparent Tardiness Cost with Ergonomics Factors) proposed by Santos and Anzanello (2013), which was adapted from

the ATC rule proposed by Rachamadugu and Morton (1982). Aiming to evaluate the robustness of the ATCE, productive scenarios relying on characteristics from the footwear industry are tested. Experiments are performed through the software Matlab ® 2011b and results are compared with the original ATC rule on two fronts: productivity, aimed at minimizing the total weighted tardiness ($\sum w_j T_j$); and ergonomically, based on the percentage of saturation (PS). The results show the robustness of the ATCE method, which performed satisfactorily in the 54 tested scenarios.

Keywords: Scheduling, Apparent tardiness cost, Computer simulation

4.1 Introdução

O aumento da competição demanda inovações tecnológicas e produtos adequados às necessidades dos clientes, exigindo aprimoramento contínuo dos meios produtivos e adaptações dos métodos de programação da produção. Heurísticas de sequenciamento são utilizadas eficientemente no atendimento dessas necessidades, proporcionando redução de tempo, custos e ociosidade de equipamentos (PINEDO, 2008). Os métodos heurísticos permitem obter soluções satisfatórias sem requerer grandes esforços computacionais, além de possibilitar adaptações para o atendimento de exigências específicas de cada processo.

Nesse contexto, o Artigo 2 dessa dissertação apresentou uma sistemática inovadora de programação de tarefas em ambientes customizados, visando atender as exigências produtivas integradas a aspectos ergonômicos e de aprendizado dos trabalhadores. O sequenciamento parte da estimativa dos tempos de processamento de lotes de produção com diferentes tamanhos e níveis de complexidade valendo-se de curvas de aprendizado. Tais curvas permitem monitorar o desempenho de trabalhadores submetidos a tarefas repetitivas, onde o tempo demandado para executá-las diminui à medida que repetições são efetuadas (ANZANELLO e FOGLIATTO, 2011; JABER e SAADANY, 2011). Na sequência, tarefas são alocadas às diferentes equipes de trabalhadores. A distribuição é monitorada por dois parâmetros limites, que objetivam equilibrar o tempo de operação acumulado das equipes (evitando sobrecarregar a equipe mais eficiente), bem como a complexidade das tarefas alocadas a cada equipe (reduzindo o desgaste pela concentração de tarefas de mesma complexidade a determinada equipe). Finalmente, o ordenamento das tarefas alocadas a cada

equipe é efetuado por meio da regra ATCE (*Apparent Tardiness Cost with Ergonomics Factors*), proposta pelos autores e adaptada da regra ATC (*Apparent Tardiness Cost*) de Rachamadugu e Morton (1982). O método foi aplicado no processamento de 198 lotes de um processo de fabricação de calçados, distribuídos em duas equipes de trabalhadores paralelos não relacionados. Seus resultados evidenciaram eficiência ergonômica, reduzindo o Percentual de Saturação (PS) de 66% para 1% na equipe 1 e de 62% para 0% na equipe 2. Ademais, a regra atendeu às exigências produtivas, com aumento inexpressivo na Função Objetivo (FO) de 3,53% para a equipe 1 e de 2,18% para a equipe 2. A heurística viabilizou a redução do acúmulo de tarefas de mesmo nível de complexidade em curtos intervalos de produção, atenuando fatores humanos impactantes no desempenho do trabalhador sem acarretar perdas significativas em termos de desempenho produtivo.

Com base nos promissores resultados obtidos pela regra proposta, o presente artigo traz um experimento de simulação do método ATCE com vistas à avaliação da robustez do mesmo. As principais características de um processo customizado na indústria calçadista são utilizadas na geração de 54 cenários, diferenciadas em termos de número de lotes analisados, tamanho dos lotes e prazos de datas de entrega. Cada cenário é simulado 200 vezes, com o auxílio do *Software Matlab®* 2011b, e os resultados obtidos são avaliados por meio da FO de minimização do atraso ponderado ($\sum w_j T_j$) e do PS.

O artigo é organizado como segue. A seção 4.2 apresenta uma abordagem de aspectos básicos de regras de sequenciamento, seguida por uma revisão de fatores humanos e seus impactos sobre o desempenho do trabalhador na execução de tarefas. A seção 4.3 descreve o método de programação proposto por Santos e Anzanello (2013), bem como os cenários de simulação utilizados na avaliação da robustez do mesmo. A seção 4.4 traz os resultados obtidos, seguido pelas conclusões na seção 4.5.

4.2 Fundamentação teórica

Esta seção inicia com a abordagem de características básicas de regras de sequenciamento, bem como com a revisão da Regra de despacho ATC (*Apparent Tardiness Cost*) e seus desdobramentos. Na sequência são apresentados os impactos dos fatores

humanos na programação de tarefas, seguida pelo levantamento de estudos integrando-os a técnicas de sequenciamento.

Heurísticas são comumente utilizadas na resolução de problemas de sequenciamento através da alocação de recursos a tarefas. A escolha da heurística a ser utilizada requer o conhecimento da disposição dos recursos produtivos, bem como a FO que se deseja otimizar. No presente artigo, consideram-se arranjos de máquinas paralelas não-relacionadas, caracterizados pela independência entre as máquinas, onde o tempo de processamento da tarefa depende exclusivamente da máquina na qual a mesma é processada (PINEDO, 2008; VALLADA e RUIZ, 2011). Dentre as funções objetivo mais abordadas na literatura, encontram-se o *makespan* (tempo total da programação de tarefas) (GAIRIG *et al.*, 2007; FANJUL-PEYRO e RUIZ, 2011, 2012), tempo total de conclusão (HSU *et al.*, 2011; WANG *et al.*, 2012) e tempo de atraso total ponderado (ZHOU *et al.*, 2007; MÖNCH, 2008; LIN *et al.*, 2011).

Heurísticas baseadas em Regras de Despacho são frequentemente adotadas devido à sua facilidade de implementação e aplicação frente à dificuldade computacional dos problemas de sequenciamento (CHEN, 2012; SUN e NOBLE, 1999). A regra de despacho ATC [equação (1)] foi proposta por Rachamadugu e Morton (1982) por meio da combinação das regras de despacho WSPT - *Weighted Shortest Processing Time first* (priorização dos trabalhos com menores tempos de processamento ponderados) e MS - *Minimum Slack first* (priorização dos trabalhos com menores folgas).

$$I_j(t) = \frac{w_j}{p_j} \times \exp\left(-\frac{\max(d_j - p_j - t, 0)}{k\bar{p}}\right) \quad (1)$$

onde p_j representa o tempo de processamento da tarefa j , d_j as datas de entrega da tarefa j , \bar{p} a média dos tempos de processamento das tarefas ainda não processadas, e t consiste no instante de tempo de término do processamento da última tarefa processada. O parâmetro de escala k é obtido de forma empírica de acordo com os dados do problema, e a penalidade por unidade de tempo de atraso da tarefa j é representada por w_j . Seu funcionamento baseia-se no cálculo do índice de prioridade para cada tarefa ainda não processada.

Vepsalainen e Morton (1987) modificaram a regra ATC para incluir os tempos de preparação no cálculo dos índices de prioridade, propondo a regra MATC (*Modified Apparent Tardiness Cost*). Esta por sua vez, foi aprimorada por Lee e Pinedo (1997), com o

desacoplamento dos tempos de preparação e processamento, através da utilização de duas funções exponenciais, que passou a ser conhecida como ATCS (*Apparent tardiness cost with setups*). A regra ATCS tem sido aceita como padrão em diversas aplicações de sequenciamento devido a seu desempenho superior comparada às demais regras (CHEN, 2012). O método ATC, proposto inicialmente para arranjos de máquina única, permite desdobramentos para atender distintos problemas de sequenciamento, incluindo máquinas paralelas não-relacionadas (LAMOTHE et al., 2012; KAPLAN et al., 2012). Adaptações da regra ATC são realizadas de acordo com as características do processo em estudo e das necessidades a serem atendidas. Outros desdobramentos foram propostos por Morton e Pentico (1993), Mason *et al.* (2002), Lars *et al.* (2006), Pfund *et al.* (2008), Yue e Jang (2011) e Xi e Jang (2012).

Os estudos citados buscam aprimorar fatores produtivos, embora desconsiderem os impactos que fatores humanos podem ocasionar na programação de tarefas. Fatores humanos influenciam no comportamento do trabalhador, podendo influenciar seu desempenho, saúde e segurança (HEALTH AND SAFETY EXECUTIVE, 2007). São desencadeados pela administração inadequada de elementos organizacionais, ambientais, de trabalho e características específicas do produto (como complexidade, tempo de processamento, repetitividade e nível de detalhes) (KIM e JUNG, 2003).

A complexidade da tarefa influencia no desempenho do trabalhador em aspectos como capacidade mental, aquisição de habilidades, erros de trabalho, fadiga (HAM *et al.*, 2012), aprendizagem e esquecimento (NEMBHARD e OSOTHSILP, 2002). O tempo de processamento e seu nível de detalhes são capazes de agravar a fadiga, resultando em diminuição da capacidade produtiva, além da perda de motivação dos trabalhadores na execução de suas atividades (GRANDJEAN, 1998). A repetitividade ocasiona o aumento da monotonia e estresse do trabalhador, incitando na redução do desempenho, insatisfação, acidentes de trabalho (BATIZ *et al.*, 2009; AZIZI *et al.*, 2010), sendo considerada a principal causadora de Distúrbios Osteomusculares Relacionados ao Trabalho (DORT) (LI e BUCKLE, 1998).

Os impactos da programação da produção sobre o desempenho do trabalhador motivaram o avanço das pesquisas sobre técnicas alternativas integrando heurísticas de sequenciamento a fatores humanos. Schomburg (2011) apresentou uma proposta de

sequenciamento buscando reduzir os DORT em arranjos de máquina única. Em seu estudo, níveis de atividade osteomuscular do trabalhador são quantificados pela atribuição de pontuações, sendo posteriormente utilizados na determinação do sequenciamento. No Artigo 1 desse estudo foi proposta uma sistemática integrando curvas de aprendizado, ferramentas de programação de tarefas e índices de penosidade dos trabalhadores. O método buscou minimizar simultaneamente o atraso e adiantamento do conjunto de tarefas em relação a uma data comum de entrega, além de reduzir repetições de procedimentos idênticos ou semelhantes. O Artigo 2 integrou fatores humanos a regras de sequenciamento com a introdução da regra ATCE (*Apparent Tardiness Cost with Ergonomics Factors*). O método contribuiu na redução do acúmulo sucessivo de tarefas de mesma complexidade a uma mesma equipe, reduzindo riscos ergonômicos de trabalho e mantendo satisfatório desempenho produtivo.

4.3 Método

A seção é dividida em duas partes, onde (i) o método proposto por Santos e Anzanello (2013) é descrito detalhadamente e (ii) os cenários a serem simulados são definidos com base na variação das características do produto customizado.

4.3.1 Parte 1 – Programação de Tarefas

A programação proposta por Santos e Anzanello (2013) é subdividida em três etapas, com vistas à obtenção dos tempos de processamento dos lotes de produção através de curvas de aprendizado, alocação das equipes de trabalhadores e sequenciamento das tarefas alocadas através da heurística ATCE.

4.3.1.1 Etapa 1 - Determinação dos tempos de processamento de tarefas através de curvas de aprendizado

Essa etapa inicia com a seleção de equipes e modelos de produtos para coleta dos dados de desempenho. Os trabalhadores constituintes de cada equipe devem estar familiarizados com os procedimentos de execução das tarefas e apresentar baixa rotatividade externa, sendo representadas por $i = 1, \dots, I$. Os modelos de produtos devem ser caracterizados

por elevada demanda por customização, formando famílias de produtos com base em três indicadores considerados relevantes em termos ergonômicos: complexidade da tarefa, repetitividade, e características físicas do produto. A quantificação dos indicadores se baseia no grau de dificuldade, utilizando uma escala numérica de 1 a 3 (mais elevado, maior a complexidade). Os produtos são então agrupados através de técnicas de clusterização, sendo as famílias formadas e representadas por $f = 1, \dots, F$.

Os dados de desempenho são coletados com o cruzamento das F famílias com as I equipes. A coleta é iniciada nos primeiros ciclos de fabricação do produto e encerrada quando o estado estacionário de produtividade é atingido. Os dados de desempenho são ajustados à curva de aprendizado hiperbólica, conforme equação (2):

$$y = k \frac{(x+p)}{(x+p+r)} \quad (2)$$

onde y , k e r representam respectivamente, o desempenho do trabalhador em termos de unidades produzidas após x unidades de tempo de prática acumulada, o patamar máximo de desempenho a ser atingido (unidades/min) e o tempo de operação necessário para que o trabalhador atinja a metade do patamar de desempenho (min). O parâmetro p (min) quantifica o efeito da experiência prévia do trabalhador na execução da tarefa (NEMBARD e UZUMERI, 2000).

Cada família f e equipe i são caracterizadas por um conjunto de parâmetros k_{if} , p_{if} e r_{if} , e mensurações repetidas de desempenho de uma mesma família e equipe geram os parâmetros médios \bar{k}_{if} , \bar{p}_{if} e \bar{r}_{if} . Dessa forma, obtém-se F conjuntos de curvas, contendo I curvas em cada conjunto. As curvas representam o perfil de desempenho de cada equipe ao processar produtos de determinada família e são utilizadas para estimar o tempo de processamento p_{ij} demandado pela equipe i para completar a tarefa j . Tal tempo é estimado através da integração da área sob a curva de aprendizado.

4.3.1.2 Etapa 2 – Alocação das tarefas às equipes de trabalhadores

Antes de partir para a alocação propriamente dita, é necessário realizar o agrupamento de datas comuns de entrega. Blocos de datas de entrega devem ser gerados e ordenados em ordem crescente de datas de entrega. Dessa forma, o método de alocação das tarefas é

aplicado dentro de cada bloco, permitindo uma distribuição equilibrada entre as equipes além de minimizar a ocorrência de multas por atrasos de entrega.

Na sequência, uma ordem inicial dos lotes para distribuição é definida com base na regra de Priorização da Diferença Decrescente no Tempo de Processamento dos Lotes, proposta por Adamopoulos e Pappis (1998). Para cada lote j , são definidas as duas equipes com o menor tempo de processamento e calculada a diferença absoluta entre esses tempos. As tarefas são ordenadas em ordem decrescente de D_j , conforme equação (3).

$$D_j = |p_{Aj} - p_{Bj}| \quad (3)$$

Finalmente, alocam-se as tarefas às diferentes equipes de trabalhadores com base na modificação da regra do Tempo de Processamento proposta por Adamopoulos e Pappis (1998), constituída em alocação primária e alocação secundária. A alocação primária é orientada com base em dois parâmetros limites, $H = [N/I]$ e $C = [C_v/I]$, onde N refere-se ao número total de lotes a serem alocados, I ao número de equipes analisadas e C_v ao número total de lotes de complexidade v . O primeiro lote a ser alocado é destinado à equipe com o menor p_{ij} , sendo o procedimento repetido para todos os lotes e monitorado pelos limites H e C . Se H ou C forem excedidos, o lote é temporariamente alocado a uma equipe fictícia. Na alocação secundária, o tempo de processamento p_{ij} do primeiro lote remanescente é somado aos tempos acumulados de todas as equipes candidatas, e destinado à equipe com o menor tempo acumulado de processo, sendo esse procedimento repetido até que todos os lotes da equipe fictícia sejam alocados e monitorado por C .

4.3.1.3 Etapa 3 – Programação dos lotes alocados a cada equipe

A programação das tarefas alocadas às equipes é realizada com base na regra ATCE (*Apparent Tardiness Cost with Ergonomics Factors*), conforme equação (4):

$$I_j(t) = \frac{w_j}{p_j} \times \exp \left[-\frac{\max(d_j - p_j - t, 0)}{k\bar{p}} \right] \times \exp \left[-\frac{t \times N_f}{\bar{p}_f \times N} \right] \quad (4)$$

onde w_j , p_j e d_j representam respectivamente, a penalidade (multa) por unidade de tempo de atraso, o tempo de processamento e a data de entrega da tarefa j . O instante de término do processamento da última tarefa processada é indicado por t , \bar{p} constitui a média dos tempos de processamento das tarefas ainda não processadas e o parâmetro k é obtido

empiricamente. A primeira parcela do termo exponencial na equação prioriza a escolha das tarefas mais próximas de suas respectivas datas de entrega. O último termo exponencial da equação (4) representa o fator ergonômico, onde N_f indica o somatório do número de tarefas já processadas pela família f , \bar{p}_f representa a média dos tempos de processamento das tarefas da família f ainda não processadas e \bar{N} consiste na média de N_f .

O sequenciamento é baseado no cálculo dos índices de prioridade $I_j(t)$ para todas as tarefas, sendo processada a tarefa que apresentar o maior índice. Na sequência, atualiza-se o contador de tempo t , o valor médio dos tempos de processamento \bar{p} , o conjunto de tarefas disponíveis para processamento e os parâmetros que compõem o termo ergonômico. O procedimento é realizado para todas as tarefas até esgotarem-se os lotes.

4.3.2 Parte 2 – Simulação

A simulação busca avaliar a robustez da regra ATCE através de alterações das principais características das tarefas, reproduzindo a variabilidade verificada em processos industriais. Dessa forma, características de um processo modelo (indústria calçadista) foram selecionadas com base na opinião de especialistas e incorporadas em cenários, simulados por meio do aplicativo *Matlab*® 2011b. A Figura 3 ilustra os fatores e níveis dos cenários construídos, distribuídos em quatro níveis. O primeiro fator de simulação é representado por n , correspondente ao número de lotes a serem processados, caracterizando a quantidade de lotes comumente utilizada em um processamento da indústria calçadista. O segundo fator configura o tamanho de cada lote (quantidade de produtos que compõem cada lote), a qual segue uma distribuição normal com média μ_i e desvio padrão σ_i . Cada média é obtida de forma aleatória utilizando três desvios-padrão, nivelados no terceiro fator. Essa característica é representativa de cenários customizados, caracterizados pela variabilidade constante no tamanho dos lotes. No quarto fator, as datas de entrega d_i representam distintas folgas do prazo de entrega, definidas como apertado, nominal e folgado. As combinações dos diversos níveis dos fatores dão origem a 54 cenários.

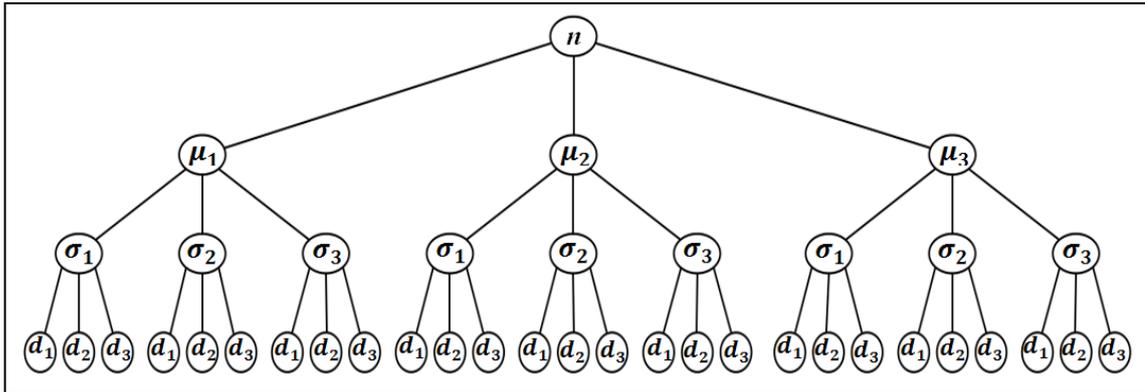


Figura 3 - Características das tarefas constituintes dos cenários simulados

4.4 Resultados

A simulação é realizada com base em um processo da indústria calçadista, constituído por duas equipes paralelas não-relacionadas, cada equipe composta por 40 trabalhadores. A obtenção dos tempos de processamento dos lotes de produção, alocação das tarefas a equipes de trabalhadores e posterior sequenciamento das mesmas é realizado através da heurística ATCE, proposta por Santos e Anzanello (2013). A sistemática considerou treze modelos de produtos agrupados em famílias, de acordo com suas características ergonômicas de risco rotuladas com nível de complexidade *Fácil* (1), *Média* (2) e *Difícil* (3). A programação parte da premissa de que todos os lotes estão disponíveis para processamento no instante de tempo zero, a divisão dos lotes não é permitida, e dois ou mais lotes não são processados simultaneamente pela mesma equipe. Para viabilizar a análise e comparação com a regra ATC, foram fixados os parâmetros $w_j = 1$ e $k = 1$.

Os resultados da simulação comparativa entre ATC e ATCE, gerados com o auxílio do *software Matlab*® 2011b, bem como as características constituintes de cada cenário, são apresentados nas Tabelas 12 e 13 para as equipes 1 e 2, respectivamente. Os níveis dos fatores são obtidos através de consulta a especialistas de processo da indústria calçadista. A definição dos cenários simulados considerou duas quantidades de lotes por processamento (90 e 180 lotes) e três médias de tamanho dos lotes (100, 250 e 500 unidades). Estas por sua vez, são obtidas com base em uma distribuição normal, com três níveis de desvios-padrão, determinados de acordo com a magnitude de cada média. O processamento é realizado com a premissa de atender três datas de entrega, sujeitas a três níveis de prazos de entrega: nominal

(data de entrega considerando a situação normal de processamento), apertado (data nominal subtraída de 20%) e folgado (data nominal acrescida de 20%). Foram simulados 54 cenários distintos, com 200 repetições cada, obtendo-se a média e o desvio padrão para a FO e PS (lembrando que menores valores de FO e PS são desejados).

A Figura 4 ilustra o impacto da variação nos níveis de fatores para a FO e PS, onde o cruzamento dos fatores (número de lotes, desvio padrão e média) são obtidos considerando prazo de entrega apertado (por conta dos maiores valores de FO, permitindo a melhor comparação) e equipe 1 (tendo em vista que as equipes apresentaram comportamento similar nas respectivas análises). A escolha do cruzamento entre os fatores foi realizada com base nos maiores impactos ocasionados com a variação dos níveis de fatores observados. A análise geral indica a equiparação da regra ATCE com a regra ATC em termos de eficiência produtiva, superando-a em alguns casos. As equipes apresentaram comportamentos distintos da FO nos cenários simulados, os quais serão discutidos detalhadamente na sequência. Sob o ponto de vista ergonômico, a regra ATCE superou a ATC significativamente em todas as combinações de níveis, com comportamento similar entre as equipes.

O aumento do número de lotes resulta em crescimento da FO em 93% dos cenários na equipe 1 e em 96% na equipe 2. O PS apresentou baixo impacto a esse fator, com acréscimo no método ATC de 4% a 6% para a equipe 1 e de 2% a 6% para a equipe 2, enquanto que no ATCE, o aumento foi de 1% a 2% em ambas as equipes. Dessa forma, a sistemática proposta mantém sua eficiência ergonômica para o fator número de lotes sem prejudicar a eficiência produtiva, com estabilidade superior frente à regra ATC.

Incrementos na média do tamanho dos lotes evidenciam crescimento na ocorrência de atrasos dos prazos de entrega com comportamento similar entre as equipes 1 e 2 em ambas as regras. O aumento na média da FO para a regra ATCE (equipe 1, 90 lotes e data de entrega apertada) foi de 50% na proporção de 100 para 250, e de 38% de 250 para 500, aumentando em 68% quando a mudança se dá de 100 para 500, com comportamento similar para a regra ATC. A dilatação da FO é natural, visto que o tempo de processamento dos produtos é maior, estando sujeitos à ocorrência de maiores atrasos. O PS da regra ATC apresenta propensão ao decréscimo para esse mesmo indicador, ocorrendo o inverso para a regra ATCE. Embora a regra ATCE sofra aumento no PS, observa-se uma tendência ao comportamento linear, não ocasionando prejuízo ergonômico.

Tabela 12 – Desempenho dos métodos ATCE e ATC para cada nível simulado na equipe 1

EQUIPE 1												
Cenários	Lotes (unid)	Tamanho dos lotes		Datas de Entrega	Função Objetivo				Percentual de Saturação			
					ATC		ATCE		ATC		ATCE	
		μ (unid)	σ (unid)		μ (min)	σ (min)	μ (min)	σ (min)	μ (%)	σ (%)	μ (%)	σ (%)
1	90	100	5	apertado	6770,0	657,0	6774,0	378,0	38,9	1,3	0,6	0,8
2	90	100	5	nominal	0,0	0,0	0,0	0,0	38,9	1,2	0,7	0,9
3	90	100	5	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	38,6	1,4	0,7	1,0
4	90	100	15	apertado	8502,0	1242,0	8631,0	1263,0	35,6	2,5	2,7	1,6
5	90	100	15	nominal	46,0	83,0	46,0	81,0	35,4	2,9	2,6	1,6
6	90	100	15	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	35,7	2,6	2,7	1,5
7	90	100	25	apertado	10409,0	2322,0	10550,0	2250,0	30,8	3,5	6,2	2,6
8	90	100	25	nominal	300,0	322,0	295,0	315,0	30,9	3,4	6,2	2,5
9	90	100	25	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	31,1	3,2	5,8	2,6
10	90	250	25	apertado	12835,0	1575,0	13311,0	1638,0	38,1	1,7	1,5	1,2
11	90	250	25	nominal	0,0	0,0	0,0	0,0	37,7	2,0	1,3	1,3
12	90	250	25	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	37,9	1,8	1,4	1,1
13	90	250	50	apertado	16712,0	3291,0	17240,0	3358,0	32,9	3,1	4,3	2,1
14	90	250	50	nominal	90,0	197,0	89,0	192,0	32,9	3,2	4,3	2,1
15	90	250	50	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	32,9	3,4	4,3	2,1
16	90	250	75	apertado	20398,0	5418,0	21205,0	5794,0	28,8	4,0	7,9	3,0
17	90	250	75	nominal	484,0	661,0	475,0	642,0	28,7	4,3	7,6	2,6
18	90	250	75	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	29,3	3,8	7,8	3,0
19	90	500	75	apertado	23476,0	4053,0	24309,0	4260,0	34,6	2,7	2,7	1,7
20	90	500	75	nominal	2,0	13,0	2,0	13,0	34,7	3,1	2,7	1,7
21	90	500	75	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	34,7	3,0	2,7	1,6
22	90	500	100	apertado	27170,0	5559,0	28154,0	5813,0	32,1	3,3	4,3	2,4
23	90	500	100	nominal	41,0	153,0	40,0	150,0	31,8	3,3	4,6	2,2
24	90	500	100	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	31,7	3,5	4,7	2,3
25	90	500	125	apertado	30530,0	7302,0	31371,0	7527,0	29,9	3,7	6,2	2,6
26	90	500	125	nominal	199,0	456,0	195,0	441,0	30,1	3,7	6,4	2,5
27	90	500	125	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	30,3	3,7	6,2	2,7
28	180	100	5	apertado	20020,0	2133,0	19632,0	945,0	43,5	1,2	0,9	0,5
29	180	100	5	nominal	0,0	0,0	0,0	0,0	43,4	1,1	0,9	0,5
30	180	100	5	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	43,5	1,0	0,9	0,5
31	180	100	15	apertado	25994,0	3298,0	26031,0	3053,0	40,5	1,9	3,3	1,3
32	180	100	15	nominal	4,0	16,0	4,0	16,0	40,3	2,1	3,4	1,2
33	180	100	15	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	40,6	2,0	3,3	1,2
34	180	100	25	apertado	32239,0	5933,0	32562,0	5969,0	35,8	2,9	7,4	2,0
35	180	100	25	nominal	228,0	362,0	222,0	348,0	36,1	2,7	7,3	2,0
36	180	100	25	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	35,6	2,5	7,2	2,2
37	180	250	25	apertado	50475,0	4668,0	51481,0	4155,0	43,2	1,3	1,9	1,0
38	180	250	25	nominal	0,0	0,0	0,0	0,0	43,3	1,1	1,8	0,9
39	180	250	25	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	43,3	1,2	1,9	0,8
40	180	250	50	apertado	64262,0	8812,0	65900,0	8269,0	38,1	2,5	5,5	1,7
41	180	250	50	nominal	137,0	325,0	135,0	315,0	38,2	2,4	5,4	1,8
42	180	250	50	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	38,1	2,5	5,4	1,8
43	180	250	75	apertado	79666,0	14375,0	81086,0	15106,0	33,5	3,1	9,7	2,3
44	180	250	75	nominal	1743,0	2084,0	1721,0	2061,0	33,1	2,8	9,7	2,3
45	180	250	75	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	33,7	2,9	9,7	2,3
46	180	500	75	apertado	115394,0	12955,0	120401,0	14114,0	40,3	2,1	3,4	1,3
47	180	500	75	nominal	114,0	258,0	116,0	272,0	39,9	2,3	3,5	1,3
48	180	500	75	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	40,1	2,3	3,6	1,3
49	180	500	100	apertado	129127,0	17284,0	134187,0	18549,0	36,8	2,7	5,5	1,6
50	180	500	100	nominal	759,0	1122,0	752,0	1118,0	36,8	2,5	5,7	1,6
51	180	500	100	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	36,5	2,6	5,6	1,8
52	180	500	125	apertado	143400,0	23041,0	148696,0	24703,0	34,3	2,9	7,9	2,2
53	180	500	125	nominal	2644,0	2449,0	2640,0	2433,0	34,3	3,0	7,7	2,3
54	180	500	125	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	34,3	3,2	7,9	2,0

Fonte: Autores

Tabela 13 - Desempenho dos métodos ATCE e ATC para cada nível simulado na equipe 2

EQUIPE 2												
Cenários	Lotes (unid)	Tamanho dos lotes		Datas de Entrega	Função Objetivo				Percentual de Saturação			
		μ (unid)	σ (unid)		ATC		ATCE		ATC		ATCE	
					μ (min)	σ (min)	μ (min)	σ (min)	μ (%)	σ (%)	μ (%)	σ (%)
1	90	100	5	apertado	17079,0	674,0	18784,0	697,0	39,9	0,4	0,6	0,8
2	90	100	5	nominal	2177,0	241,0	2237,0	245,0	39,8	0,6	0,6	0,8
3	90	100	5	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	39,8	0,6	0,7	0,8
4	90	100	15	apertado	14006,0	1774,0	14613,0	1652,0	28,9	3,8	3,3	1,7
5	90	100	15	nominal	1043,0	504,0	1035,0	495,0	30,0	3,5	3,3	1,9
6	90	100	15	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	29,8	3,7	3,0	1,6
7	90	100	25	apertado	11199,0	3043,0	10857,0	2712,0	20,9	3,7	6,3	2,5
8	90	100	25	nominal	338,0	415,0	330,0	404,0	20,5	4,4	6,3	2,7
9	90	100	25	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	21,0	3,7	6,0	2,7
10	90	250	25	apertado	24547,0	2254,0	26574,0	2347,0	36,2	2,6	1,7	1,4
11	90	250	25	nominal	796,0	438,0	796,0	437,0	35,9	2,8	2,0	1,3
12	90	250	25	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	35,8	2,7	1,9	1,4
13	90	250	50	apertado	19458,0	4616,0	19646,0	4259,0	25,1	4,1	4,9	2,3
14	90	250	50	nominal	235,0	439,0	229,0	425,0	24,9	3,9	4,7	2,0
15	90	250	50	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	24,4	3,9	5,0	2,2
16	90	250	75	apertado	13002,0	5563,0	12671,0	5282,0	19,4	3,5	7,9	3,0
17	90	250	75	nominal	44,0	139,0	43,0	135,0	19,3	3,5	7,9	2,9
18	90	250	75	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	19,4	3,7	7,8	2,7
19	90	500	75	apertado	32634,0	5847,0	34370,0	6049,0	29,0	4,1	3,5	2,1
20	90	500	75	nominal	118,0	274,0	118,0	273,0	29,2	3,9	3,5	1,7
21	90	500	75	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	28,6	3,6	3,3	1,9
22	90	500	100	apertado	28521,0	7058,0	29270,0	6987,0	23,8	4,1	5,0	2,5
23	90	500	100	nominal	78,0	302,0	78,0	306,0	23,9	4,1	5,1	2,2
24	90	500	100	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	24,8	3,9	5,1	2,2
25	90	500	125	apertado	23348,0	8962,0	22957,0	8375,0	20,8	4,0	7,0	2,8
26	90	500	125	nominal	33,0	136,0	33,0	135,0	20,4	3,7	6,7	2,7
27	90	500	125	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	21,0	3,9	7,0	2,8
28	180	100	5	apertado	56142,0	2013,0	62213,0	1675,0	44,8	0,4	0,9	0,7
29	180	100	5	nominal	4202,0	469,0	4325,0	474,0	44,8	0,4	0,9	0,7
30	180	100	5	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	44,9	0,3	0,9	0,7
31	180	100	15	apertado	44091,0	5327,0	45777,0	4765,0	32,9	2,9	4,5	1,5
32	180	100	15	nominal	1154,0	773,0	1143,0	765,0	33,3	2,7	4,4	1,4
33	180	100	15	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	33,3	3,0	4,5	1,5
34	180	100	25	apertado	33329,0	7530,0	31858,0	6751,0	23,6	2,8	7,7	2,0
35	180	100	25	nominal	180,0	354,0	176,0	348,0	23,8	3,1	7,7	2,2
36	180	100	25	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	23,3	3,0	7,8	2,1
37	180	250	25	apertado	94364,0	6389,0	101938,0	6424,0	41,0	1,9	2,7	1,1
38	180	250	25	nominal	2840,0	1135,0	2827,0	1130,0	41,3	1,8	2,6	1,1
39	180	250	25	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	41,5	1,9	2,7	1,1
40	180	250	50	apertado	70949,0	11852,0	71114,0	11148,0	27,8	2,8	6,6	1,7
41	180	250	50	nominal	262,0	426,0	257,0	410,0	27,2	3,1	6,5	1,8
42	180	250	50	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	27,2	3,1	6,6	1,9
43	180	250	75	apertado	47985,0	16107,0	45626,0	14483,0	21,3	3,1	9,9	2,3
44	180	250	75	nominal	48,0	153,0	47,0	150,0	21,6	2,8	9,6	2,2
45	180	250	75	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	21,2	2,9	9,6	2,2
46	180	500	75	apertado	147924,0	17675,0	157530,0	18483,0	32,6	3,1	4,7	1,4
47	180	500	75	nominal	2100,0	1969,0	2096,0	1974,0	32,9	2,8	4,9	1,5
48	180	500	75	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	32,7	2,6	4,8	1,4
49	180	500	100	apertado	127088,0	21165,0	129575,0	18661,0	27,1	2,6	6,7	1,7
50	180	500	100	nominal	502,0	901,0	502,0	911,0	26,7	3,3	6,8	1,8
51	180	500	100	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	26,8	2,9	6,9	1,8
52	180	500	125	apertado	107498,0	28683,0	104241,0	26745,0	23,3	2,8	8,4	2,2
53	180	500	125	nominal	206,0	502,0	203,0	492,0	23,0	2,9	8,7	2,1
54	180	500	125	folgado	0,0	0,0	0,0	0,0	22,9	2,7	8,6	2,1

Fonte: Autores

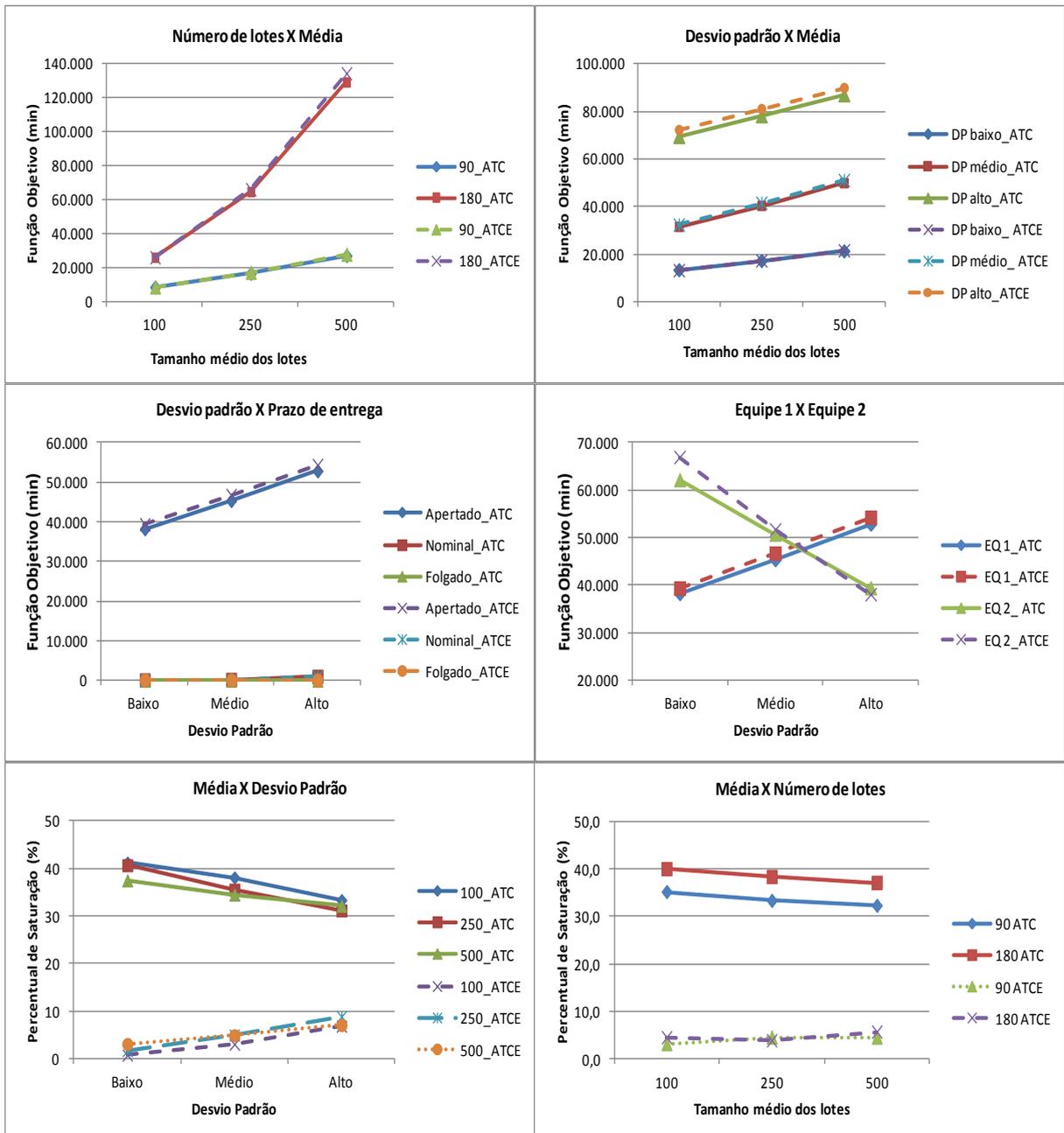


Figura 4 – Impacto da variabilidade nos níveis de fatores na média da FO e PS.

A resposta das sistemáticas frente às variações do desvio padrão na obtenção do tamanho dos lotes é similar para a FO, diferindo entre as equipes. Na equipe 1 a FO acompanha o incremento no desvio padrão, onde para o método ATCE (90 lotes, data de entrega apertado) o impacto entre o menor e maior desvio padrão é de 36% para $\mu=100$, 37% para $\mu=250$ e 23% para $\mu=500$. Já na equipe 2 ocorre a diminuição na FO, com decréscimo de

42% para $\mu=100$, 52% para $\mu=250$, 33% para $\mu=500$, evidenciando-se a maior sensibilidade da equipe 2 para esse indicador.

A divergência de comportamento entre as equipes resulta do perfil de aprendizado das mesmas, sendo explicado pela análise dos parâmetros de curva de aprendizado hiperbólica, gerados na etapa 1 da sistemática proposta. A equipe 1 apresenta melhores valores de \bar{k} e \bar{p} , relacionados a altos patamares de desempenho para corridas longas. Dessa forma, a equipe 1 apresenta melhor desempenho no processamento de lotes uniformes, com baixo desvio-padrão. Por outro lado, quando o desvio no tamanho dos lotes é alto, a equipe 2 apresenta melhor desempenho devido ao parâmetro \bar{r} , correspondente à maior velocidade de adaptação da equipe ao produto (taxa de aprendizado). A Figura 4 apresenta a comparação entre as médias da FO das equipes para a regra ATCE. É evidente o melhor desempenho da equipe 2 em cenários com alto desvio em contrapartida do melhor desempenho da equipe 1 em cenários com baixos desvios.

Incrementos no desvio padrão acarretam atenuação do PS na regra ATC, e propagação para a regra ATCE em ambas as equipes. Tomando como base a equipe 1 (com 90 lotes, $\mu=100$ e data de entrega apertada), a comparação entre o menor e maior desvio indica redução no PS de 38,89% para 30,83% na regra ATC, em contrapartida com o aumento de 0,57% para 6,17% na regra ATCE. Este comportamento é decorrente da operacionalização do termo ergonômico na sistemática, baseado no somatório dos tempos das tarefas de famílias com distintas complexidades, forçando a rotatividade à medida que as tarefas são alocadas. Dessa forma, o aumento do desvio padrão constitui um fator impactante na regra ATCE, embora a mesma continue apresentando desempenho ergonômico superior à regra ATC.

Variabilidades de prazos de datas de entrega relacionam-se diretamente com a FO nos dois métodos de forma semelhante, onde ocorrências de atrasos surgem na medida em que o prazo da data de entrega diminui. Prazos apertados induzem a melhor desempenho para a regra ATC em 94% dos casos para a equipe 1 e em 67% para a equipe 2, no restante dos casos a regra ATCE obteve desempenho superior. Os cenários com prazo nominal resultam em atrasos em 56% dos casos para a equipe 1 e em 67% para a equipe 2. Dentre os cenários com atraso, a regra ATCE obteve eficiência superior em 90% dos casos para a equipe 1 e em 83% dos casos para a equipe 2. Os cenários com prazo folgado não apresentaram atrasos de entrega. Vale ressaltar que os resultados das FOs das regras são muito próximos, com

disparidade em torno de 0,1% a 4%, certificando a eficiência da regra ATCE, mesmo nos casos em que obteve desempenho inferior. Quanto ao PS, não foram identificadas variações significativas sobre nenhum dos métodos referente a incrementos nesse indicador.

Todas as análises realizadas até o momento basearam-se na observação das médias da FO e PS. Tendo em vista que cada cenário foi simulado 200 vezes, obteve-se o desvio-padrão dos mesmos, conforme Figura 5. O desvio padrão apresentou comportamento similar quanto à FO nos dois métodos; na equipe 1, a regra ATC indicou maiores desvios em 53% dos casos com atraso, e em 61% dos casos na equipe 2. Observa-se que o desvio entre as simulações cresce na medida em que o número de lotes e seu tamanho aumentam. Já na análise do ponto de vista ergonômico, observa-se nitidamente um maior desvio padrão pela regra ATC, evidenciando que o método ATCE conduz a um desempenho superior de precisão e menor variabilidade nos sequenciamentos gerados.

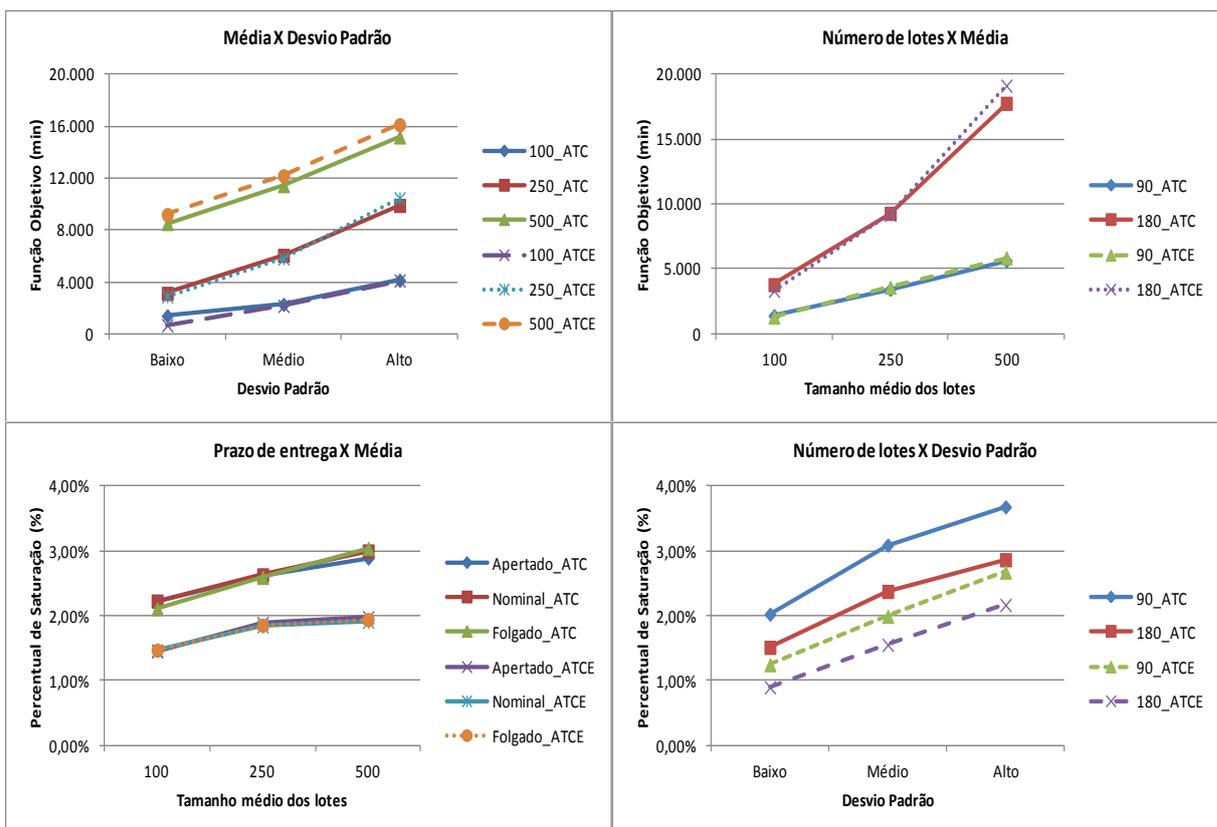


Figura 5 - Desvio padrão da Função Objetiva e Percentual de Saturação.

4.5 Conclusões

Este artigo realizou simulações de cenários de processos customizados da indústria calçadista com o objetivo de avaliar a robustez do método ATCE, proposto por Santos e Anzanello (2013) e adaptado da regra ATC. A simulação foi realizada através do *software Matlab*[®] 2011b, onde os resultados obtidos foram comparados com a regra original ATC por meio da Função Objetivo de minimização do atraso ponderado e do Percentual de Saturação. Foram elaborados 54 cenários com base nas principais características da produção de calçados, capazes de afetar o desempenho da sistemática proposta: tamanho dos lotes, número de lotes (caracterizados por uma média e desvio padrão) e prazos de datas de entrega dos produtos.

A análise geral mostrou que a regra ATCE equipara-se à regra ATC em termos de eficiência produtiva, com pequenas diferenças de médias da FO (superando-a em alguns casos) e destacando-se em sua expressiva superação sobre o ponto de vista ergonômico em todos os casos. Incrementos no número de lotes evidenciaram que a regra ATCE mantém sua eficiência ergonômica sem prejudicar a eficiência produtiva, com estabilidade ergonômica superior comparada com a regra ATC.

Variações no tamanho dos lotes induziram ao aumento similar das ocorrências de atrasos dos prazos de entrega nas equipes 1 e 2 em ambas as regras. A variação do desvio padrão na obtenção dos tamanhos dos lotes apresentou o mesmo comportamento para as regras ATC e ATCE na FO, com comportamento distinto entre as equipes em decorrência dos parâmetros de aprendizado. Incrementos no desvio padrão constituem-se em fator impactante na atuação da regra ATCE sobre o ponto de vista ergonômico, em decorrência da operacionalização da sistemática ser baseada no somatório dos tempos das tarefas de famílias com distintas complexidades, embora a mesma continue apresentando desempenho ergonômico superior à regra ATC, com patamares bem definidos. A diferenciação nos níveis de prazos de datas de entrega apresentou vantagem à regra ATCE, onde prazos apertados apresentaram melhores resultados em 90% dos casos para a equipe 1 e em 83% dos casos para a equipe 2. Por fim, o desvio entre as simulações cresceu na medida em que o número de lotes e seu tamanho aumentaram. Já a análise do ponto de vista ergonômico apresentou nitidamente

um maior desvio padrão pela regra ATC, evidenciando a maior capacidade de predição da regra ATCE.

Como extensão da pesquisa, sugere-se a incorporação de outros fatores de análise considerando aspectos ambientais, organizacionais e custos de produção, bem como a simulação de cenários de distintos processos industriais.

4.6 Referências Bibliográficas

Adamopoulos, G.; Pappis, C. Scheduling under a common due-date on parallel unrelated machines. **European Journal of Operational Research**, v. 105, p. 494–501, 1998.

Anzanello, M. J.; Fogliatto, F. S. Learning curve models and applications: Literature review and research directions. **International Journal of Industrial Ergonomics**. v. 41, p. 573 – 583, 2011.

Azizi, N.; Zolfaghari, S.; Liang, M. Modeling job rotation in manufacturing system: The study of employee's boredom and skill variations. **International Journal of Production Economics**. n. 123, p. 69-85, 2010.

Batiz, E. C.; Santos, A. F.; Licea, O. E. A. A postura no trabalho dos operadores de *checkout* de supermercados: uma necessidade constante de análises. **Revista Produção**, v. 19, n. 1, p. 190-201, 2009.

Carnahan, B.J.; Redfern, M.S.; Norman, B. Designing safe job rotation schedules using optimization and heuristic search. **Ergonomics**, v. 43, n. 4, p. 543–560, 2000.

Chen, Y. Impact assessment of job machine factors on scaling parameters. **Advanced materials Research**, v. 340, p. 23 – 29, 2012.

Fanjul-Peyro, L.; Ruiz, R. Scheduling unrelated parallel machines with optional machines and jobs selection. **Computers and Operations Research**, v. 39, p. 1745–1753, 2012.

Fanjul-Peyro,L.; Ruiz, R. Size-reduction heuristics for the unrelated parallel machines scheduling problem. **Computers and Operations Research**, n. 38, p. 301–309, 2011.

Gairig, M.; Monien, B.; Woelaw, A. A faster combinatorial approximation algorithm for scheduling unrelated parallel machines. **Theoretical Computer Science**, n. 380, p. 87–99, 2007.

Grandjean. **Manual de ergonomia: adaptando o trabalho ao homem**. 4. ed. Porto Alegre: Artes Médicas, 1998.

Ham, D.; Park, J., Jung, W. Model-based identification and use of task complexity factors of human integrated systems. **Reliability Engineering and System Safety**, v. 100, p. 33–47, 2012.

Health and Safety Executive, **Reducing error and influencing behavior**, HSG48, United Kingdom (2007).

Hsu, C.; Cheng, T.C.E.; Yang, D. Unrelated parallel machine scheduling with rate-modifying activities to minimize the total completion time. **Information Sciences**, v. 181, p. 4799–4803, 2011.

Jaber, M. Y.; Saadany, A. M. A. An economic production and remanufacturing model with learning effects. **International Journal of Production Economics**, v. 131, p. 115 – 127, 2011.

Kaplan S.; Rabadi G. Exact and heuristic algorithms for the aerial refueling parallel machine scheduling problem with due date-to-deadline window and ready times. **Computers and Industrial Engineering**, n. 62, p. 276–285, 2012.

Kim, J. W.; Jung, W. A taxonomy of performance influencing factors for human reliability analysis of emergency tasks. **Journal of Loss Prevention in the Process Industries**, v. 16, p. 479–495 , 2003.

Lamothe, J.; Marmier, F.; Dupuy, M.; Gaborit, P.; Dupont, L. Scheduling rules to minimize total tardiness in a parallel machine problem with setup and calendar constraints. **Computers and Operations Research**, n. 39, p. 1236–1244, 2012.

Lars, M., Jens, Z., Peter. Machine leaning techniques for scheduling jobs with incompatible families and unequal ready times on parallel batch machines. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 19, p. 235–245, 2006.

Lee Y. H.; Pinedo M. Scheduling jobs on parallel machines with sequence- dependent setup times. **European Journal of Operational Research**, n. 100, p. 464–74, 1997.

Li, G.; Buckle, P. A practical method for the assessment of work-related musculoskeletal risks: quick exposure check (QEC). **Human Factors and Ergonomics Society: annual meeting**, v. 42, n. 2, 1998.

Lin, Y. K.; Pfund, M. E.; Fowler, J. W. Heuristics for minimizing regular performance measures in unrelated parallel machine scheduling problems. **Computers and Operations Research**, v. 38, p. 901–916, 2011.

Mason, S.J., Fowler, J.W., Carlyle, W.M. A modified shifting bottleneck heuristic for minimizing total weighted tardiness in complex job shops. **Journal of Scheduling**, v. 5, p. 247–262, 2002.

Mönch. Heuristics to minimize total weighted tardiness of jobs on unrelated parallel machines. **IEEE Conference on Automation Science and Engineering**, n. 4626531, p. 572-577, 2008.

Morton, T.E., Pentico, D. Heuristic Scheduling Systems: With Applications to Production Systems and Project Management. **Wiley**, New York. 1993.

Nembhard, D. A.; Osothsilp, N. Task complexity effects on between-individual learning/forgetting variability. **International Journal of Industrial Ergonomics**. v. 29, p. 297–306, 2002.

Nembhard, D., Uzumeri, M. An individual-based description of learning within an organization. **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 47, n. 3, p. 370–378, 2000.

Pfund, M.E., Fowler, J.W., Gadkari, A., Chen, Y. Scheduling jobs on parallel machines with setup times and ready time. **Computers and Industrial Engineering**, v. 54, p. 764–782, 2008.

Pinedo, M. Scheduling, **Theory, Algorithms and Systems**. Springer: New York, 2008.

Rachamadugu, R.V., Morton, T.E. Myopic heuristics for the single machine weighted tardiness problem. **Working Paper**, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, v. 30, p. 82-83, 1982.

Schomburg, J. T. Sequencing labor-intensive production by ergonomic assessment for reduction of workrelated musculoskeletal disorders. **Theses and Dissertations**, n. 12075, 2011.

Sun, X.; Noble, J. S. An approach to Job Shop Scheduling with Sequence Dependent Setups. **Journal of Manufacturing Systems**, 1999.

Vallada, E.; Ruiz, R. A genetic algorithm for the unrelated parallel machine scheduling problem with sequence dependent setup times. **European Journal of Operational Research**, v. 211, n. 3, p. 612-622, 2011.

Vepsalainen, Morton T.E. Priority rules and lead time estimation for job shop scheduling with weighted tardiness costs. **Management Science**, n. 33, p. 1036-47, 1987.

Wang, L; Huang, X., Ji, P.; Feng, E. Unrelated parallel-machine scheduling with deteriorating maintenance activities to minimize the total completion time. **Optimization Letters**, DOI: 10.1007/s11590-012-0472-x, 2012.

Xi, Y., Jang, J. Scheduling jobs on identical parallel machines with unequal future ready time and sequence dependent setup: An experimental study. **International Journal of Production Economics**, v. 137, p. 1 – 10, 2012.

Yue, X., Jang, J.J. Minimizing the total weighted tardiness on a single machine with the sequence dependent setup time and future ready time. **Working Paper**, IME Department, University of Wisconsin-Milwaukee. 2011.

5 Considerações Finais

Este capítulo apresenta as conclusões da dissertação, além de sugestões para trabalhos futuros.

5.1 Conclusões

O presente trabalho teve como principal objetivo propor sistemáticas de sequenciamento integradas a curvas de aprendizado e fatores ergonômicos com fins de programação de tarefas em linhas de montagem.

A revisão da literatura realizada nos três artigos permitiu atingir um dos objetivos específicos desta dissertação, com a apresentação da fundamentação teórica das principais características da programação da produção, curvas de aprendizado e fatores ergonômicos.

O objetivo de identificar áreas da literatura de sequenciamento passíveis de modificação para inclusão de fatores ergonômicos foi contemplado nos artigos 1 e 2. Os artigos também abrangeram os objetivos de propor formas de quantificar características ergonômicas do produto que impactam no desempenho do trabalhador e inserção dos mesmos nas heurísticas, bem como de aplicar os métodos propostos em um processo da indústria calçadista.

O terceiro artigo endereça o último objetivo específico, ao avaliar a robustez do método com melhor desempenho, ATCE, através de simulações de cenários com a variabilidade das principais características do processo da indústria calçadista.

Portanto, infere-se que todos objetivos específicos foram alcançados e o objetivo principal deste trabalho foi obtido.

O primeiro artigo apresentou a fundamentação teórica sobre sequenciamento, curvas de aprendizado e fatores ergonômicos. Foi apresentado um método integrando curvas de aprendizado, heurísticas de programação de tarefas e índices de penosidade dos trabalhadores com vistas à programação de tarefas em linhas de montagem, o qual foi dividido em três etapas. O sequenciamento propriamente dito foi realizado na terceira etapa com uma adaptação da heurística de minimização da soma do atraso e adiantamento proposta por Pinedo (2008), incorporando índices de penosidade associados às famílias de produtos. O segundo artigo surgiu com uma segunda proposta de sequenciamento através da heurística

ATCE (*Apparent Tardiness Cost with Ergonomics Factors*), adaptada da regra ATC (*Apparent Tardiness Cost*) de Rachamadugu e Morton (1982), visando reduzir simultaneamente o atraso total ponderado para conclusão de um conjunto de tarefas e a saturação de tarefas de mesmo nível de complexidade designadas às equipes de trabalhadores. Com base nos resultados satisfatórios do segundo Artigo, o último artigo da dissertação consolida o trabalho através da realização de simulações do método ATCE (*Apparent Tardiness Cost with Ergonomics Factors*) com o objetivo de avaliar a abrangência da sistemática proposta na construção cenários de processamento de lotes de produção, definidos em termos da variabilidade das principais características do processo customizado da indústria calçadista.

Tendo em vista a dificuldade de encontrar estudos similares ao desenvolvido nessa dissertação na literatura de sequenciamento, torna-se evidente a importância do aprimoramento e desenvolvimento de outras técnicas de integração de aspectos ergonômicos na programação de tarefas. O estudo permitiu a inserção de índices de penosidade em heurísticas de sequenciamento, obtendo resultados satisfatórios tanto do ponto de vista produtivo quanto ergonômico nas duas heurísticas propostas.

Os métodos propostos abordaram distintos objetivos produtivos. No primeiro artigo buscou-se minimizar o atraso e adiantamento de um conjunto de tarefas com uma data comum de entrega, enquanto que no segundo artigo objetivou-se minimizar o atraso total ponderado com distintas datas de entrega.

Além disso, diferentes formas de inserção de aspectos ergonômicos foram abordadas. O primeiro artigo ponderou os tempos de processamento baseados em índices de penosidade, enquanto que no segundo artigo, a inserção de aspectos ergonômicos se deu com a inserção de um termo exponencial de correção ergonômico. Os resultados evidenciaram diferentes formas de minimizar os fatores humanos impactantes no desempenho do trabalhador. No primeiro caso, tarefas longas e menos penosas foram alocadas nas extremidades, evitando picos de fadiga do trabalhador no início e final da produção. Já no segundo caso, as tarefas foram rotacionadas com foco na não-alocação sucessiva daquelas com mesma complexidade, desconsiderando o tipo de tarefa a ser alocada nas extremidades. Apesar dos ótimos resultados ergonômicos evidenciados em ambas as técnicas, torna-se necessário a aplicação futura das

mesmas no processamento da indústria calçadista afim de identificar qual proposta apresenta a melhor redução do impacto ergonômico sem prejudicar a eficiência produtiva.

5.2 Sugestões para trabalhos futuros

Pesquisas futuras podem ser desenvolvidas como extensões das proposições aqui descritas. São elas:

- a) Agregar outros fatores ao índice de penosidade (ambientais e organizacionais), a fim de tornar a metodologia mais abrangente do ponto de vista ergonômico;
- b) Utilizar outras funções-objetivo na etapa de sequenciamento, como a minimização do *Makespan* e do Tempo Total de Fluxo;
- c) Aplicar a metodologia em um processo da indústria calçadista, coletando resultados ergonômicos antes e depois da aplicação através de questionários, a fim de analisar a percepção dos trabalhadores e a eficiência dos métodos propostos, bem como avaliar o impacto produtivo, através de indicadores de custo;
- d) Testar as metodologias apresentadas nessa dissertação em outros cenários produtivos.