

INTEGRAÇÃO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL (IA) COM A SIMULAÇÃO BASEADA EM AGENTES (SBA)André Faria de Moraes¹ (IC), Alexandre Ferreira de Pinho (PQ)¹¹Universidade Federal de Itajubá.

Palavras-chave: Algoritmos de produção industrial. eficiência operacional. inteligência artificial. simulação computacional.

Introdução

Empresas do setor manufatureiro e outros tipos de indústria enfrentam desafios relacionados à eficiência operacional, alocação de recursos e cumprimento de prazos. A crescente competitividade exige decisões baseadas em análises preditivas que maximizem a produtividade e reduzam custos. Nesse contexto, a simulação computacional, aliada à inteligência artificial, de acordo com Banks (2010) e também reforçada por Rodrigues (2019), tem se consolidado como uma das principais ferramentas para apoiar a tomada de decisões nas linhas de produção.

A simulação baseada em agentes possibilita a representação realista de ambientes produtivos complexos, permitindo a análise de cenários dinâmicos, como falhas de máquinas ou mudanças na demanda (Lustosa, 2008; Frantzen, 2011). Quando combinada a algoritmos de otimização, essa abordagem permite não apenas prever o comportamento do sistema, mas também propor estratégias de melhoria contínua, acordo com Lou, 2012.

Este trabalho de iniciação científica tem como objetivo modelar uma fábrica de móveis no software AnyLogic, com uma linha de produção composta por dez máquinas, avaliando duas abordagens de escalonamento da produção: o algoritmo NEH (Nawaz, Enscore e Ham), tradicionalmente aplicado a cenários flow shop, e um modelo baseado em aprendizado por reforço, capaz de ajustar a ordem dos jobs em tempo real diante de eventos inesperados e ordens de prioridade. O desempenho das duas estratégias será comparado em termos de makespan e capacidade de adaptação a cenários adversos, a partir de dados simulados representando diferentes tipos de produtos. Além desta introdução, o resumo expandido apresenta a metodologia adotada para o desenvolvimento do modelo, seguida da descrição dos principais resultados

obtidos e sua discussão. Por fim, são destacadas as conclusões alcançadas, bem como os agradecimentos e referências utilizadas.

Metodologia

A pesquisa possui natureza aplicada, com abordagem quantitativa e experimental, utilizando simulação baseada em agentes e simulação de eventos discretos como principais ferramentas para análise de estratégias de escalonamento da produção. O modelo foi desenvolvido no software AnyLogic, representando uma fábrica de móveis com dez máquinas, em processos de corte, pré-montagem, montagem, pintura, embalagem, lixamento e secagem. Foram simulados vinte jobs com tempos de processamento variáveis ($\pm 20\%$), além de eventos dinâmicos como a chegada de pedidos prioritários.

A primeira estratégia de escalonamento aplicada foi a implementação da fila randômica. Após isso, desenvolveu-se o algoritmo heurístico NEH, implementado em Java segundo sua lógica tradicional de ordenação e inserção incremental. Por fim, integrou-se ao modelo um agente de aprendizado por reforço (Reinforcement Learning), treinado para ajustar dinamicamente a ordem dos jobs com base no estado do sistema. Essa combinação dialoga com trabalhos anteriores que mostram o potencial de agentes para re-sequenciamento em tempo real e para lidar com incertezas produtivas (Xiong, 2018; Rodrigues, 2019).

A análise comparativa entre as abordagens foi realizada a partir de 30 execuções repetidas da simulação em cada uma das etapas, considerando a métrica do *makespan*.

Para documentar e estruturar a modelagem, foram adotados dois protocolos já consolidados: ODD e IDEF-SIM. O protocolo ODD (Overview, Design concepts and Details), proposto por Grimm (2006),

“Do conhecimento acadêmico à transformação sustentável: inovação com validação científica”

organiza a descrição de modelos baseados em agentes em três etapas: Visão Geral, apresentando o propósito e os elementos do modelo; Conceitos de Design, detalhando mecanismos como emergência, adaptação, aprendizado e interação entre agentes; e Detalhes, que especificam variáveis, parâmetros, regras e condições iniciais. Essa sistematização garantiu clareza e transparência na descrição do modelo, facilitando sua compreensão e potencial reprodução por outros pesquisadores.

Complementarmente, a metodologia IDEF-SIM (Lee, 2012) foi utilizada na etapa de planejamento. Esse protocolo permite representar logicamente os elementos de um sistema produtivo antes da implementação computacional, organizando entidades, recursos, fluxos de processo e eventos em diagramas hierárquicos. No caso da fábrica de móveis, a aplicação do IDEF-SIM permitiu identificar gargalos, dependências entre processos e relações críticas entre recursos, resultando em um processo conceitual claro e estruturado que serviu de base para a construção de um cenário no AnyLogic.

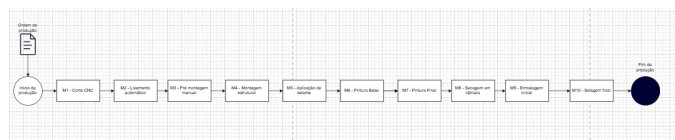


Figura 1 - IDEF-SIM do modelo de fábrica de móveis
Fonte: o Autor

Assim, a combinação de ODD e IDEF-SIM assegurou maior robustez ao processo metodológico, alinhando a representação conceitual do sistema com sua implementação prática no ambiente de simulação.

Resultados e discussão

1. Dados analisados:

Foram utilizadas 90 observações, divididas igualmente entre três estratégias de sequenciamento:

- FILA (FILO): 30 replicações
- NEH: 30 replicações
- Aprendizado por Reforço (RL): 30 replicações

O makespan foi medido em minutos. Considerou-se que as observações correspondem às mesmas instâncias em

cada estratégia, permitindo comparações pareadas.

Além disso, é importante ressaltar que a distribuição equilibrada entre replicações favorece a robustez das análises estatísticas, reduzindo o viés amostral e permitindo uma comparação justa entre os métodos.

2. Estatística Descritiva

Tipo	Média	DesvPad	Mínimo	Máximo
Fila	769,10	39,13	695,86	849,75
NEH	716,50	37,46	655,30	801,32
RL	767,89	39,86	681,64	823,98

Tabela 1 - Medidas de estatística descritiva
Fonte: o Autor

Inferências:

- O NEH apresenta menor média e menor dispersão, indicando consistência no desempenho.
- Em relação à FILA, o NEH reduziu o makespan em média $\approx 6,8\%$.
- O RL não apresentou diferença relevante frente à FILA ($-0,16\%$).
- NEH foi $\approx 7,2\%$ melhor que RL.

3. Comparação Pareada

Em termos de desempenho replicação a replicação, o NEH venceu em 21 das 30 execuções, apresentando o menor makespan na maioria dos casos, enquanto o RL venceu 5 vezes e a FILA apenas 4 vezes.

Vitórias por comparação direta:

- NEH < FILA: 26/30.
- RL < FILA: 13/30.
- RL < NEH: 6/30.

Diferenças médias pareadas (IC95%):

- NEH – FILA: $-52,6$ min ($-70,3$; $-34,9$).
- RL – FILA: $-1,2$ min ($-23,4$; $+20,9$).
- RL – NEH: $+51,4$ min ($+30,8$; $+72,0$).

“Do conhecimento acadêmico à transformação sustentável: inovação com validação científica”

Os resultados pareados deixam claro que o NEH não apenas supera em média, mas também apresenta consistência replicação a replicação. Já o RL mostra desempenho intermediário, sendo competitivo em alguns cenários, mas sem consistência estatística.

4. Teste de Hipótese

No teste entre NEH e FILA, observou-se um valor $t = -6,08$ com $p < 0,001$, indicando diferença altamente significativa. O tamanho de efeito de Cohen ($d \approx -1,11$) foi classificado como grande, e o teste não paramétrico de Wilcoxon também reforçou essa diferença ($p < 0,001$).

Quando comparado o RL com a FILA, os resultados foram distintos: $t = -0,11$ e $p = 0,91$, com um efeito praticamente nulo (Cohen's $d \approx -0,02$). O teste de Wilcoxon confirmou a ausência de diferença ($p = 0,73$), sugerindo que o RL não trouxe ganhos relevantes frente à fila.

Na comparação RL vs NEH, o resultado foi inverso: $t = +5,10$ com $p < 0,001$, apontando clara superioridade do NEH. O tamanho de efeito foi grande ($d \approx 0,93$) e o teste de Wilcoxon igualmente significativo ($p < 0,001$).

Por fim, o teste de Friedman considerando as três estratégias em conjunto apresentou $\chi^2 = 20,07$ com $p < 0,001$, confirmando diferenças globais significativas entre os métodos.

Esses testes confirmam de forma robusta a superioridade do NEH. A ausência de diferença entre RL e FILA pode indicar que o algoritmo de aprendizado por reforço, nesta implementação específica, não foi capaz de explorar adequadamente as características da linha de produção.

Abaixo estão algumas figuras que retratam os resultados das simulações prontas desenvolvidas no Anylogic:

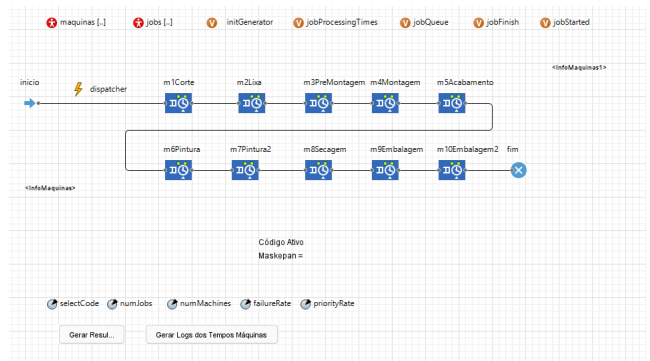


Figura 2 - Simulação híbrida do modelo flow-shop no Anylogic
Fonte: o Autor

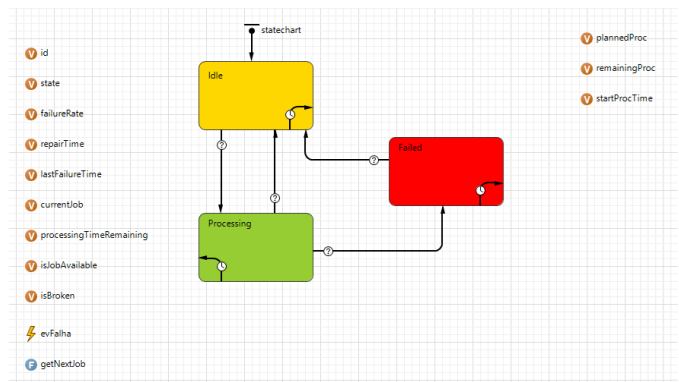


Figura 3 - Representação dos agentes com as variáveis de estado
Fonte: o Autor

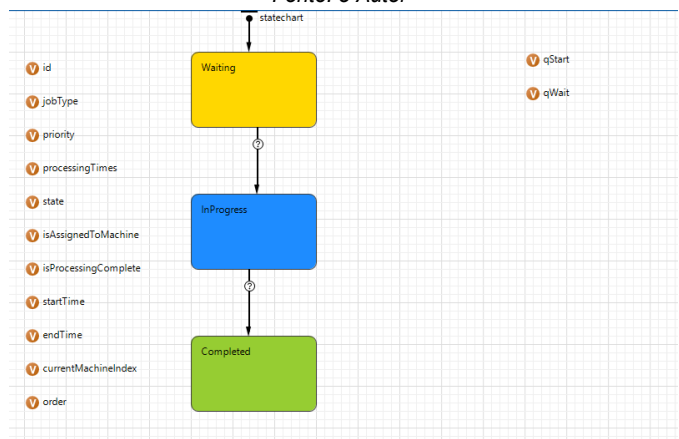


Figura 4 - Representação das variáveis de estado complementares
Fonte: o Autor

Conclusões

Os resultados desta pesquisa evidenciam que a heurística NEH se destacou como a estratégia mais eficiente para o problema de escalonamento flow shop simulado, apresentando redução significativa no

“Do conhecimento acadêmico à transformação sustentável: inovação com validação científica”

makespan em comparação tanto com a fila randômica quanto com o aprendizado por reforço. Além de reduzir em média 6,8% o tempo total em relação à fila, o NEH demonstrou maior consistência replicação a replicação, o que foi confirmado por testes estatísticos robustos, com efeito de grande magnitude.

Em contrapartida, o modelo de aprendizado por reforço, apesar de seu potencial teórico para adaptação em cenários dinâmicos, não apresentou ganhos relevantes em relação à fila na implementação atual. Esse resultado sugere que o treinamento e os parâmetros adotados podem não ter sido suficientes para capturar a complexidade do sistema produtivo modelado.

Dessa forma, a pesquisa contribui para reforçar a aplicabilidade de heurísticas consolidadas como o NEH em contextos industriais simulados, ao mesmo tempo em que aponta para a necessidade de avanços metodológicos na aplicação do aprendizado por reforço nesse tipo de problema. Trabalhos futuros poderão explorar ajustes no design do agente, técnicas híbridas de otimização e cenários mais complexos, visando aumentar a capacidade de adaptação do RL e aproximar sua performance do nível observado para o NEH.

Agradecimentos

Agradeço à Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI) pelo suporte institucional e pela oportunidade de desenvolver um trabalho de caráter acadêmico, ao professor Alexandre Pinho pela orientação e apoio científico, ao doutorando Felipe Feichas pela colaboração durante o desenvolvimento da pesquisa e ao CNPq pelo financiamento da bolsa de Iniciação Científica, que viabilizou a realização de todo o processo necessário.

Referências

BANKS, J. *Handbook of Simulation: Principles, Methodology, Advances, Applications, and Practice*. New York: Wiley, 2010.

FRANTZÉN, M.; HOLM, M.; JOHANSSON, B. Scheduling with agent-based simulation. *International Journal of Production Research*, v. 49, n. 5, p. 1319-1334, 2011.

GRIMM, V. et al. A standard protocol for describing individual-based and agent-based models. *Ecological Modelling*, v. 198, n. 1–2, p. 115–126, 2006.

LEE, Y. H. *IDEF-SIM: A Methodology for Simulation Modeling*. *Simulation Modelling Practice and Theory*, v. 20, p. 1–15, 2012.

LOU, P.; GAO, L.; ZHANG, C. A proactive-reactive scheduling approach for job shop problems with machine breakdowns. *Computers & Operations Research*, v. 39, n. 6, p. 1220–1232, 2012.

LUSTOSA, L. J. et al. *Planejamento e Controle da Produção*. Rio de Janeiro: Elsevier, 2008.

RODRIGUES, R. P. *Aplicação da Simulação Híbrida no Sequenciamento da Produção em Sistemas Job Shop Flexíveis*. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2019.

XIONG, H.; FU, Y. A new immune multi-agent system for the flexible job shop scheduling problem. *Computers & Industrial Engineering*, v. 126, p. 1–15, 2018.