

Aplicação da simulação de eventos discretos como ferramenta computacional de análise e tomada de decisão em processos de automatização de ensaios químicos em laboratórios de análise mineral**Application of discrete events simulation as a computational tool for analysis and make a decision in chemical test automation processes in mineral analysis laboratories**

DOI:10.34117/bjdv6n11-423

Recebimento dos originais: 03/10/2020

Aceitação para publicação: 19/11/2020

Otávio de Andrade Moraes

Mestre em Engenharia em Gestão de Processos e Sistemas pela Faculdade IETEC - Instituto de Educação Tecnológica

Instituição: Faculdade IETEC - Instituição de Educação Tecnológica

Endereço: Rua Tomé de Souza, 165 - Savassi, Belo Horizonte –MG, Brasil

E-mail: otavio_moraes_2@hotmail.com

Gisele Tessari Santos

Doutora em Engenharia Agrícola pela Universidade Federal de Viçosa, Brasil.

Instituição: Faculdade IETEC - Instituição de Educação Tecnológica

Endereço: Rua Tomé de Souza, 165 - Savassi, Belo Horizonte –MG, Brasil

Instituição: IBMEC – Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais

Endereço: Rua Rio Grande do Norte, 300 - Funcionários, Belo Horizonte –MG, Brasil

E-mail: giseletessari@yahoo.com.br

RESUMO

A queda de 70% do preço das *commodities* de minério de ferro entre os anos de 2011 e 2016 motivou as empresas do ramo a reverem seus processos produtivos, visando reduzir ao máximo o desperdício de capital. Uma das possíveis soluções seria a automatização robótica, porém, tal inovação necessitaria de um alto investimento financeiro. Este artigo tem como objetivo geral demonstrar as análises e propor melhorias para o fluxo de trabalho do laboratório de análise mineral em uma empresa mineradora de grande porte, por meio da simulação de um modelo de eventos discretos como auxílio à tomada de decisões quanto ao *capital expenditure*. O modelo desenvolvido foi simulado no software Arena®, inicialmente com a coleta dos dados históricos, como tempos e fluxos dos processos, quantidades de amostras, taxa de utilização de recursos, dentre outros. Posteriormente, validou-se o modelo desenvolvido simulando um cenário base, que representa a realidade do laboratório sem a automatização. Em seguida, foram simulados outros três cenários que consideraram o fluxo do processo com a implementação da automação diferenciando a disponibilidade de recursos planejados em relação ao projeto inicial. A análise do fluxo foi feita com base em três indicadores de desempenho: quantidade de análises de amostras realizadas, taxa de utilização dos funcionários e tempo médio de análise das amostras. Os resultados das simulações evidenciaram que a automatização do laboratório seria benéfica para a empresa, com melhoria expressiva dos indicadores quando estiver em conformidade com a capacidade produtiva planejada. O modelo de simulação desenvolvido neste artigo serve de referência para análise de processos de qualquer tipo de laboratório, independentemente de ser um laboratório de análise mineral, sendo uma importante ferramenta de auxílio aos gestores na tomada de decisão.

Palavras-chave: Análise Dinâmica, Simulação, Laboratório, Mineração.

ABSTRACT

The 70% drop in the price of iron ore *commodities* between 2011 and 2016 motivated companies in the industry to review their production processes and reduce capital waste as much as possible. One possible solution would be robotic automation; however, such an innovation would require a high financial investment. This article has the general objective of demonstrating the analyzes and proposing improvements to the mineral analysis laboratory workflow in a large mining company through the simulation of a model of discrete events to aid in decision-making regarding capital expenditure. The model developed was simulated in the Arena® software, initially collecting historical data, such as process times and flows, sample quantities, and resource utilization rate, among others. Subsequently, the model developed was validated by simulating a base scenario, representing the reality of the laboratory without automation. Then, three other scenarios were simulated that considered the process flow with automation implementation, differentiating the availability of planned resources concerning the initial project. Flow analysis was based on three performance indicators: the number of sample analyzes performed, the rate of employee utilization, and average sample analysis time. The simulation results showed that the laboratory's automation would benefit the company, with significant improvement of the indicators when it is in accordance with the planned production capacity. The simulation model developed in this article serves as a reference for analyzing any laboratory processes, regardless of whether it is a mineral analysis laboratory; it is an important tool to help managers make decisions.

Keywords: Dynamic Analysis, Simulation, Laboratory, Mining.

1 INTRODUÇÃO

No início dos anos 2000, verificou-se um aumento nos preços das *commodities* em função da acelerada evolução mundial incentivada, principalmente, pelo crescimento vertiginoso da China. Entretanto, entre 2011 e 2016, houve uma queda de até 70% dos preços deste tipo de produto, incluindo o minério de ferro (WORLD BANK, 2016). Conseqüentemente, uma das estratégias utilizadas pelas empresas de mineração para se manterem competitivas é a redução dos custos de suas operações, independentemente de sua administração e estrutura organizacional, foi percebida a necessidade de rever tais planejamentos futuros (RANGEL, 2012).

Atrelada à questão econômica, Cassola e Bartalini (2010) relatam o quanto as empresas mineradoras precisam se preocupar com a questão da sustentabilidade, tornando-se um desafio principalmente para as mineradoras de grande porte, pois utilizam muitos insumos químicos, energia elétrica e recursos naturais em sua produção. De acordo com Cigler, Kubečka e Waldstein (2015), manter a garantia das propriedades do produto é um item básico para as empresas de qualquer setor e o laboratório de análises químicas, neste processo, é o responsável por prover as informações claras e confiáveis.

No âmbito das empresas mineradoras, Luz, Sampaio e França (2010) são enfáticos ao mencionarem a relevância da análise de uma amostra de minério de ferro. De acordo com os autores,

quando a análise é mal conduzida pode causar prejuízos financeiros ou distorções em resultados, que podem comprometer a viabilidade do projeto a longo ou curto prazo, levando a perdas de clientes devido à entrega de produtos divergentes do solicitado. Delbem *et al.* (2015), em seu estudo, também corroboram com a importância da análise do mineral a ser processado, expondo que a mesma é a base para determinar os recursos necessários a produção, para determinar as metodologias de mineração e rotas de beneficiamento.

Para que seja conduzido o processo de análise dos minerais, faz-se necessário retirar amostras de minério durante o processo produtivo, sem interrupção da planta. As amostras são analisadas a fim de permitir tirar conclusão do todo pelo resultado de uma parte.

Kuselman e Pennechi (2016) demonstram que ainda existem falhas humanas nos processos laboratoriais gerando impacto significativo no resultado final do produto. Uma alternativa para redução das falhas humanas é o aumento da tecnologia empregada nas análises diminuindo, assim, interferências do homem no processo. O avanço tecnológico é citado em vários estudos como um fator que contribuiu para a confiabilidade das análises feitas em laboratório (CIGLER; KUBEČKA; WALDSTEIN, 2015, RUSHFORTH; TAIT; SAUL, 2003, ALI; 2014, DELBEM *et al.* 2015).

Portanto o objetivo geral deste artigo é demonstrar a análise de um processo de automatização de ensaios químicos de uma planta de laboratório de análise mineral por meio da técnica de simulação de eventos discretos, a fim de auxiliar os gestores no processo de dimensionamento da parte que está sendo automatizada, na identificação de gargalos do processo e na comprovação do aumento de produtividade.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 PROCESSO DE ANÁLISE LABORATORIAL

O beneficiamento mineral, é uma etapa do processo de mineração em que é aumentado o teor de ferro do minério a fim de proporcionar um produto com maior qualidade para o cliente. Esta fase de beneficiamento ocorre em diversos tipos de minerais, e é crucial para o sucesso da empresa (MESA e PARADA, 2018; ZHANG *et al.*, 2018).

Um setor que auxilia este beneficiamento mineral é o laboratório de análise mineral. O laboratório analisa as características do mineral e envia um relatório para o solicitante tomar a melhor decisão em relação ao processo de beneficiamento do minério. Meer (2017) menciona que existem técnicas de análise que são aceitas não apenas na mineração, mas também na indústria alimentícia e farmacêutica.

Um objetivo comum entre todos os laboratórios, independentemente do tipo de análise, é a entrega do resultado no menor tempo possível com maior precisão quanto à qualidade dos resultados

(DOLCI *et al.*, 2017). Para tanto, cabe à gestão do laboratório evitar ao máximo a possibilidade de falhas no processo, incluindo falhas humanas.

A fim de mitigar as falhas humanas e aumentar a confiabilidade do processo de análise laboratorial, a automação tem sido cada vez mais pesquisada e utilizada neste setor. Diversas pesquisas surgiram, desde a década de 60, na área de automação total do laboratório (TLA – Total Laboratory Automation) sempre com o foco em deslocar a atuação humana do processo de análise para a interpretação dos resultados e tomada de decisão após a obtenção dos resultados (LALONGO *et al.* 2015; DOLCI *et al.*, 2017).

Lalongo *et al.* (2015) afirmam que esta automação total do laboratório demanda um grande esforço da empresa em termos de recursos econômicos, alterações estruturais e processuais, e até mudanças culturais da equipe de funcionários. Entretanto, tem-se constatado ganhos relativos à produtividade, qualidade e custo oriundos da implementação desta tecnologia no processo de análise laboratorial (DOLCI *et al.* 2017; MCMORRAN *et al.*, 2016).

Portanto, um estudo detalhado antes da aquisição e implementação da automação no processo de análise laboratorial é crucial para que a empresa obtenha um saldo positivo com a implementação desta tecnologia.

2.2 SIMULAÇÃO DE EVENTOS DISCRETOS

A modelagem de sistemas complexos tornou-se essencial em várias áreas, tais como engenharia, saúde, administração, telecomunicações e transporte. Ela fornece uma maneira relativamente barata de obter informações para a tomada de decisões. Como o tamanho e a complexidade dos sistemas reais nessas áreas raramente permitem obter informações por meio de soluções analíticas, a simulação de eventos discretos, executada em um computador, tornou-se um método de escolha apropriado (FISHMAN, 2001).

De acordo com Kelton *et al.* (2007), simulação se refere a um amplo conjunto de métodos que visam representar o sistema real utilizando softwares computacionais especializados. Por meio da técnica de simulação é possível desenvolver um modelo do sistema real e conduzi-lo a experimentos com o propósito de analisar o comportamento do sistema e avaliar as melhores estratégias para operá-lo (SHANNON, 1976).

Os modelos de simulação de eventos discretos são aqueles em que as variáveis do sistema mantêm um comportamento ao longo de um intervalo de tempo com mudanças em momentos bem definidos e conhecidos do tempo (FISHMAN, 2001; KELTON *et al.*, 2007).

Dentre os vários softwares disponíveis no mercado para a aplicação de simulação de eventos discretos, pode-se destacar os seguintes: Arena®, Automod®, Extend®, Flexsim®, Promodel® e

Simul8® (BANKS, 2005). Neste trabalho será utilizado o Arena® para a simulação do processo de análise laboratorial mineral.

Segundo Chwif e Medina (2007), uma das vantagens da simulação é poder representar no computador o comportamento real do ambiente estudado se sujeito as mesmas condições, inclusive em sistemas de grandes dificuldades, como o de manufatura, que apresentam condições dinâmicas e aleatórias.

Pesquisas recentes mostram que um fator determinante para o sucesso do trabalho de simulação e que, muitas vezes, é ignorado, é o cliente final. Robinson *et al.* (2013) sugerem que a ideia de simulação realizada apenas no escritório deve ser deixada de lado, e que o cliente final, que está em campo, deve ser mais envolvido. O envolvimento do cliente durante a fase de elaboração do modelo ajuda, além de aumentar a confiança do mesmo no modelo desenvolvido de simulação, a identificar opções de melhorias ou variáveis antes não mapeadas pela equipe de simulação (MONKS, ROBINSON, KOTIADS, 2015). Adicionalmente, com a participação do cliente, é maior a chance do modelo ser implementado na realidade, uma vez que o mesmo participará efetivamente da construção (ROBINSON *et al.* 2013). É válido também a criação de um modelo simplificado para exposição do trabalho realizado ao cliente, a fim de melhorar o entendimento de todos os envolvidos na fase de execução (TSIOPTSIAS, TAKO, ROBINSON, 2018).

O beneficiamento mineral, é uma etapa do processo de mineração em que é aumentado o teor de ferro do minério a fim de proporcionar um produto com maior qualidade para o cliente. Esta fase de beneficiamento ocorre em diversos tipos de minerais, e é crucial para o sucesso da empresa (MESA e PARADA, 2018; ZHANG *et al.*, 2018).

3 METODOLOGIA

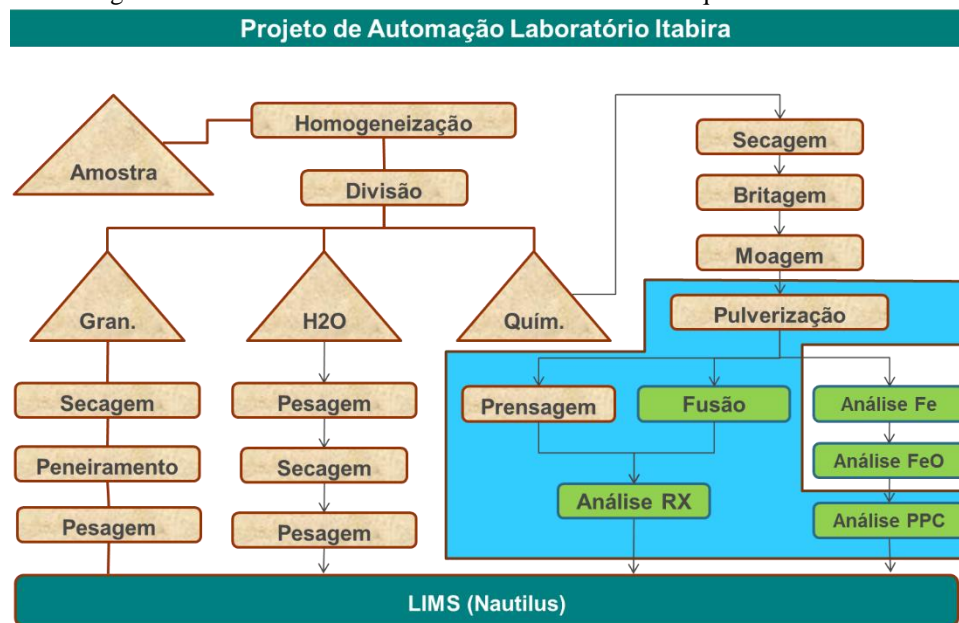
3.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO LABORATÓRIO DE ANÁLISE QUÍMICA MINERAL DESTE ESTUDO

O laboratório de análise química tem um papel fundamental na mineração, em que diversos pontos de amostragem são distribuídos nos principais processos produtivos, para que, partindo destes, sejam coletadas estas amostras, enviadas ao mesmo, analisadas e, por fim, o resultado seja fornecido às áreas responsáveis, que por sua vez tomem as decisões de produção do lote retirado. O tempo de análise da amostra é decisivo no processo produtivo, uma vez que o lote de onde foi retirada a amostra não pode ficar por muito tempo aguardando o resultado. Isto pode causar impactos financeiros significativos à empresa.

O laboratório pode ser dividido em dois grandes fluxos, o físico e o químico, sendo o físico responsável pela análise das propriedades físicas das amostras e o químico responsável por realizar todas as análises das propriedades químicas destas amostras.

Como objeto de estudo deste artigo, escolheu-se o laboratório de análise mineral de uma grande mineradora localizada na cidade de Itabira/MG, considerado o maior e o mais complexo da empresa, com capacidade de avaliação de 192 diferentes tipos de amostras, com tempo de resposta das análises, em alguns casos, com uma hora e trinta minutos. A Figura 1 ilustra o macro fluxo percorrido por uma amostra no laboratório desta mineradora, sendo as etapas verdes responsáveis pela análise química do produto e as demais pelo tratamento físico.

Figura 1 – Macro fluxo do laboratório de análise física e química de Itabira.



Fonte: Elaborado pelos autores, 2018.

Todas as análises físicas e químicas são realizadas manualmente, porém a parte em azul foi modificada recentemente para fazer as análises de forma autônoma, com a implementação do robô de análise. Os registros de cada amostra em cada etapa do processo são realizados no software LIMS (Nautilus), de onde serão extraídas as informações para construção do fluxograma do processo.

3.2 MODELO DE SIMULAÇÃO DO LABORATÓRIO

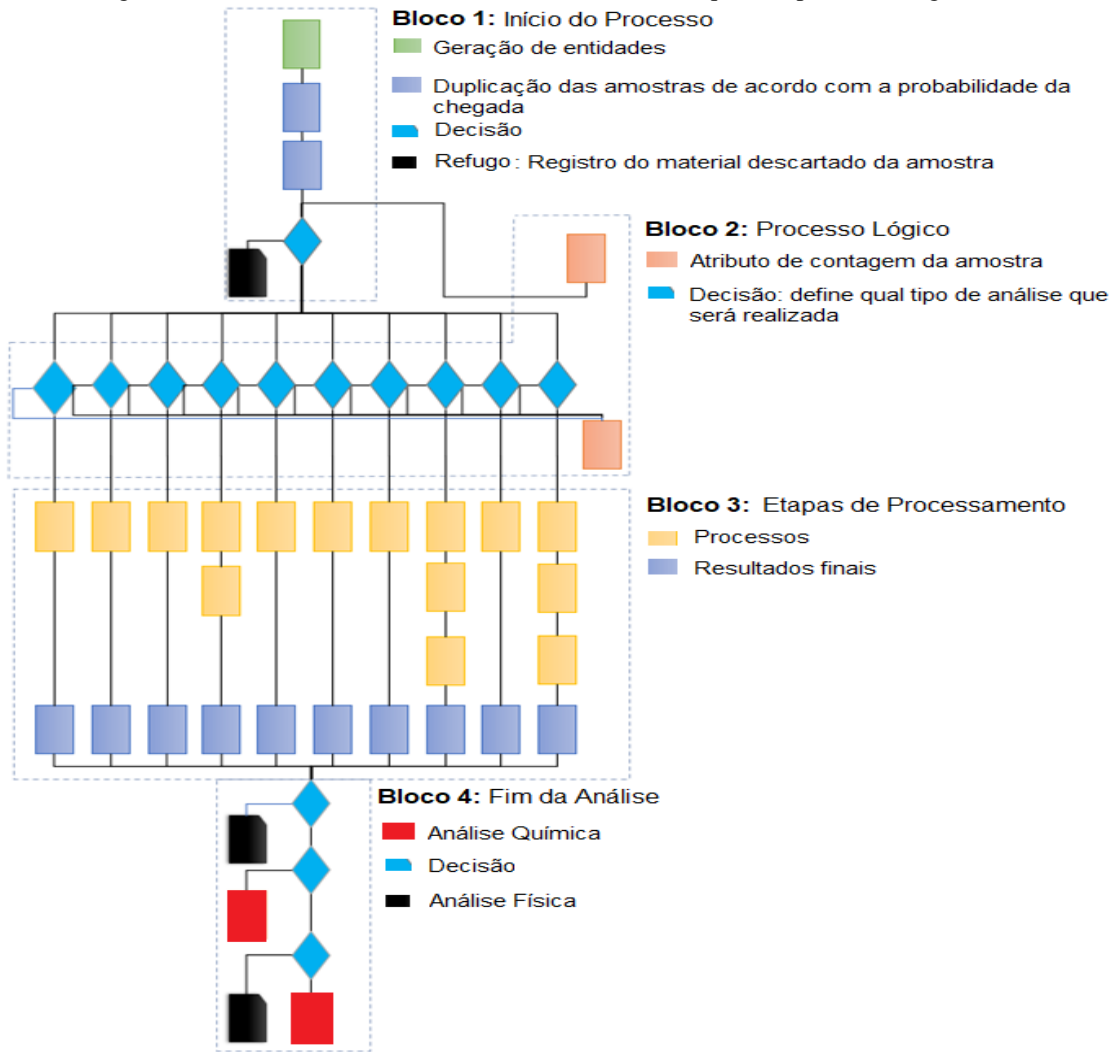
Após a compreensão do fluxo do processo do laboratório de análise mineral, desenvolveu-se um modelo computacional a fim de representar e simular esse processo por meio do software Arena®. A simulação foi realizada tendo como base os dados reais coletados do sistema Nautilus. Assim, para a

simulação foram coletados dados como a quantidade de amostras de cada tipo, intervalo entre chegadas, processos percorridos por cada amostra e momento de início e término da análise.

A primeira etapa para o desenvolvimento do modelo foi a definição das entidades que seriam consideradas no modelo. Como mencionado anteriormente, o laboratório tem capacidade de analisar 192 tipos diferentes de amostras, entretanto, 21 tipos de amostras representam 49,9% de total analisado. Cada uma destas 21 amostras foi considerada no modelo como entidade única e identificada com seu próprio nome. Uma outra entidade foi criada, chamada de “Restante_produção”, em que foram agrupados 94 tipos de amostras com baixa representatividade individual, mas que juntas representam 42,5% do total. As outras amostras, que representam 7,6% do total, não foram consideradas na simulação por não serem amostras de produção e sim de pesquisas geológicas, possuindo processos e tempos únicos.

A fim de representar os fluxos das amostras no laboratório, foi elaborado um fluxograma com as principais etapas de processo, simbolizando o fluxo desenvolvido no modelo de simulação, conforme ilustrado na Figura 2, com divisão em quatro grandes blocos e suas simbologias destacadas nesta ilustração. Tanto o laboratório físico quanto o laboratório químico possuem as etapas de processos semelhantes.

Figura 2 – Macro fluxo do laboratório de análise física e química para modelagem.



Fonte: Elaborado pelos autores, 2018.

O bloco 1 se inicia com a geração das entidades de acordo com uma distribuição de probabilidade ajustada com base nos dados reais que, em seguida, passam por um bloco onde as amostras são duplicadas, de acordo com a probabilidade de se chegarem duas ou mais amostras simultâneas. Apesar de ter processos bem definidos, por se tratar de um mineral, cada amostra apresenta características físicas e químicas diferentes umas das outras. Por este motivo, mesmo as amostras classificadas com a mesma nomenclatura no modelo (mesmo tipo de entidade) podem passar por diferentes tipos de análises ou repetir as mesmas análises mais de uma vez, não havendo assim um fluxo único para cada uma delas.

No bloco 2 a amostra passa por um bloco de decisão, a partir da qual é enviada para um dos 10 caminhos possíveis, com base em um percentual histórico de quais processos são necessários para a análise de cada tipo de amostra. Após a definição do caminho que as amostras de cada uma das 22

entidades percorrerão no laboratório, elas são direcionadas para um dos 10 processos possíveis de análise física conforme ilustrado no bloco 3.

No bloco 4, existem três etapas de decisão, sendo a primeira, a função de separação das amostras com base em seu tipo de entidade a fim de, posteriormente, checar o caminho já percorrido por cada amostra dos 22 tipos de entidades. O segundo bloco de decisão, verifica se a soma de todos os atributos de registro recebidos pela amostra de um determinado tipo de entidade é igual ao atributo de finalização e resultado. Caso negativo, a amostra retorna para o fluxo apresentado no bloco 2 para passar por mais processos. Caso positivo, a amostra chega ao terceiro bloco de decisão, em que se define, com base nos dados reais, o percentual de amostras desta entidade que segue para o laboratório de análise química (bloco vermelho) ou que encerra sua análise passando apenas pela análise física (bloco preto).

3.3 MODELO DE SIMULAÇÃO DO LABORATÓRIO DE AUTOMAÇÃO

O foco da automação é o laboratório químico, por representar os principais processos de análise, onde laboratório físico representa um leve impacto. Esta automação está dividida em três grandes células de processamento e uma quarta célula responsável pelo transporte das amostras por meio de uma esteira de saída. As três células de processamento possuem os equipamentos específicos que realizam as análises químicas das amostras, e estão divididas da seguinte forma:

- Célula 1: Dois moinhos e uma máquina de fusão;
- Célula 2: Três moinhos;
- Célula 3: Três moinhos e uma máquina de fusão.
- Célula 4: Esteira de saída.

Por questões de segurança, caso qualquer uma das máquinas de uma determinada célula precise parar para manutenção, a célula toda é isolada e as demais máquinas também são desativadas enquanto houver alguém realizando a manutenção.

Na Figura 3 pode ser visto o modelo para o fluxo de chegada da amostra dentro do submodelo “Máquinas” na etapa de automação.

Uma das premissas deste novo fluxo imposta pela gestão do laboratório é que se uma amostra iniciou a análise de forma manual, ela deverá terminar de forma manual, e caso tenha iniciado de forma a utilizar a automação, deverá terminar via automação. Outra premissa adotada pela gestão do laboratório é que se duas células estiverem indisponíveis simultaneamente, o fluxo manual deve voltar a funcionar de forma a não parar a produção. Isto significa que, neste caso, a amostra não pode seguir via automação.

Estas duas premissas são verificadas logo no início do fluxo. Foi criado um atributo que verifica no momento de chegada da amostra, tanto no fluxo do laboratório físico quanto no do laboratório químico, quantas células de automação estão indisponíveis naquele momento devido à manutenção preventiva ou corretiva para, então, decidir se a amostra seguirá pelo fluxo manual ou via automação. As outras partes do modelo referentes à criação das entidades e fluxo de controle de quantidade e repetição de processos que as amostras percorrem permanecem inalteradas.

Uma vez que é definido que a amostra percorrerá o fluxo via automação (Figura 4), é avaliado, qual o tipo de entrada para as máquinas a amostra utilizará, via esteira ou divisor. O projeto das máquinas prevê que 75% das amostras chegarão pelos divisores e 25% pelas esteiras. As entradas via divisor têm como particularidade a duplicação de cada amostra, aumentando assim o volume final de amostras analisadas.

Os moinhos podem realizar duas atividades diferentes, moer e prensar as amostras ou apenas moer e enviá-las para a máquina de fusão. Cada uma das atividades possui tempo de processamento diferenciado. As premissas de tempos foram consideradas em cada processo com base em um novo atributo. Este atributo é analisado posteriormente por um bloco de decisão que enviará a amostra para a máquina de fusão ou para a esteira de saída, retornando a amostra para o fluxo apresentado na Figura 4.

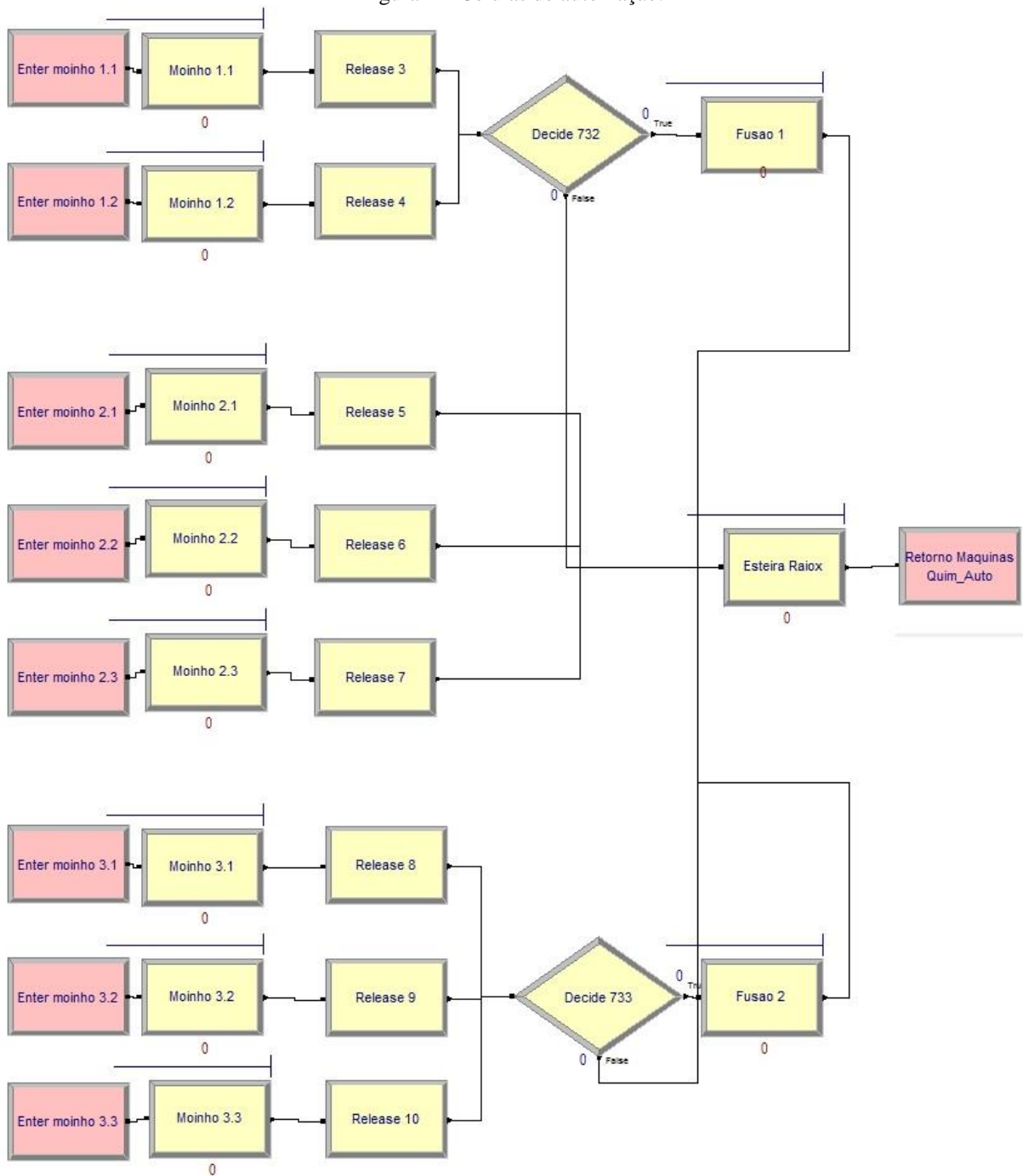
Com base nas alterações do modelo descritas e a inclusão das máquinas da automação (células), foi possível, então, simular o modelo do laboratório completo considerando não apenas as análises manuais assim como considerando as análises via células de automação. Pode-se observar nas Figuras 5 e 6 os processos que foram alterados para considerar o novo cenário. Os demais processos não sofreram alterações.

Figura 3 – Fluxo de chegada das amostras no processo de automação.



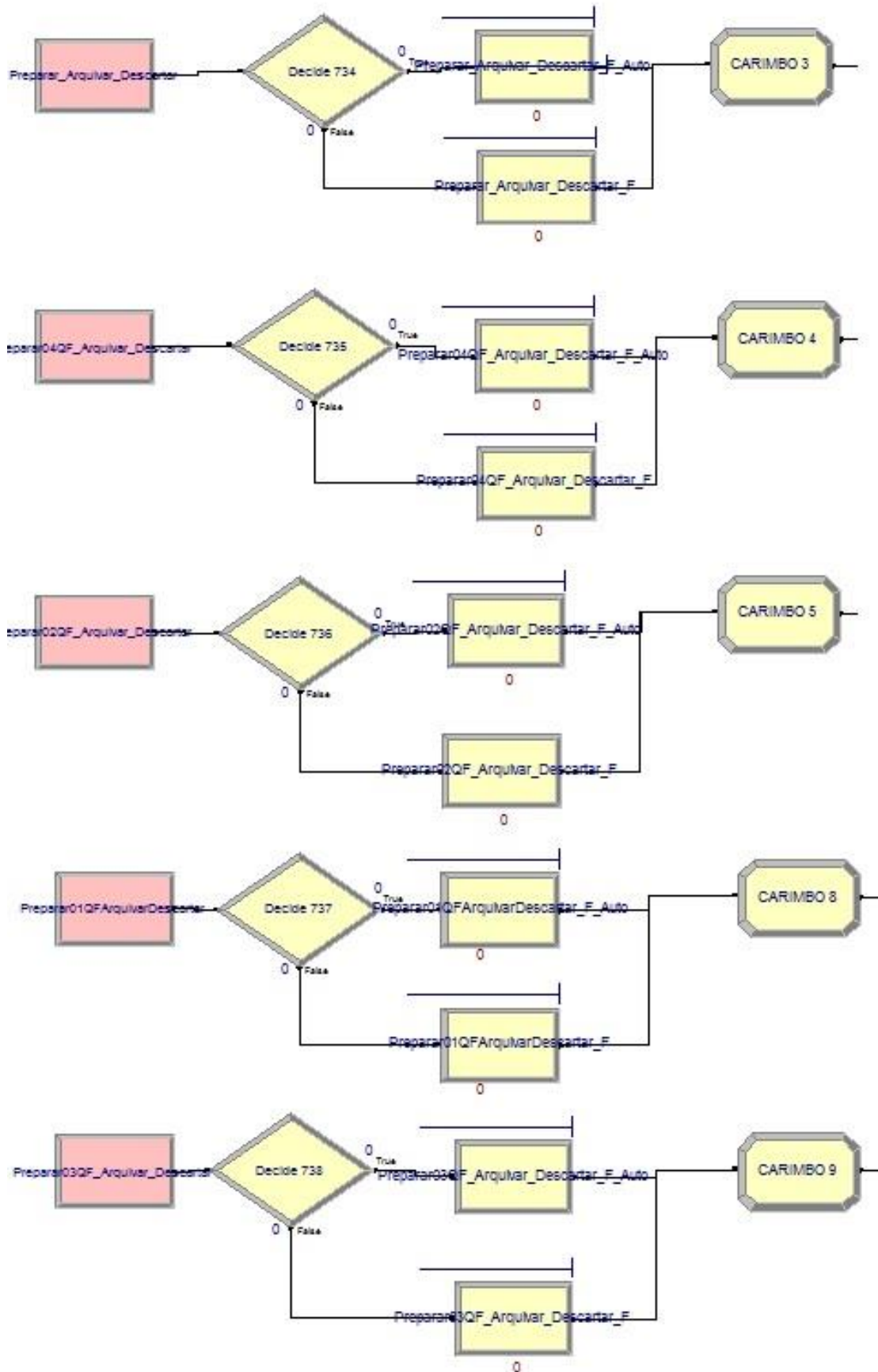
Fonte: Elaborado pelos autores, 2018.

Figura 4 – Células de automação.



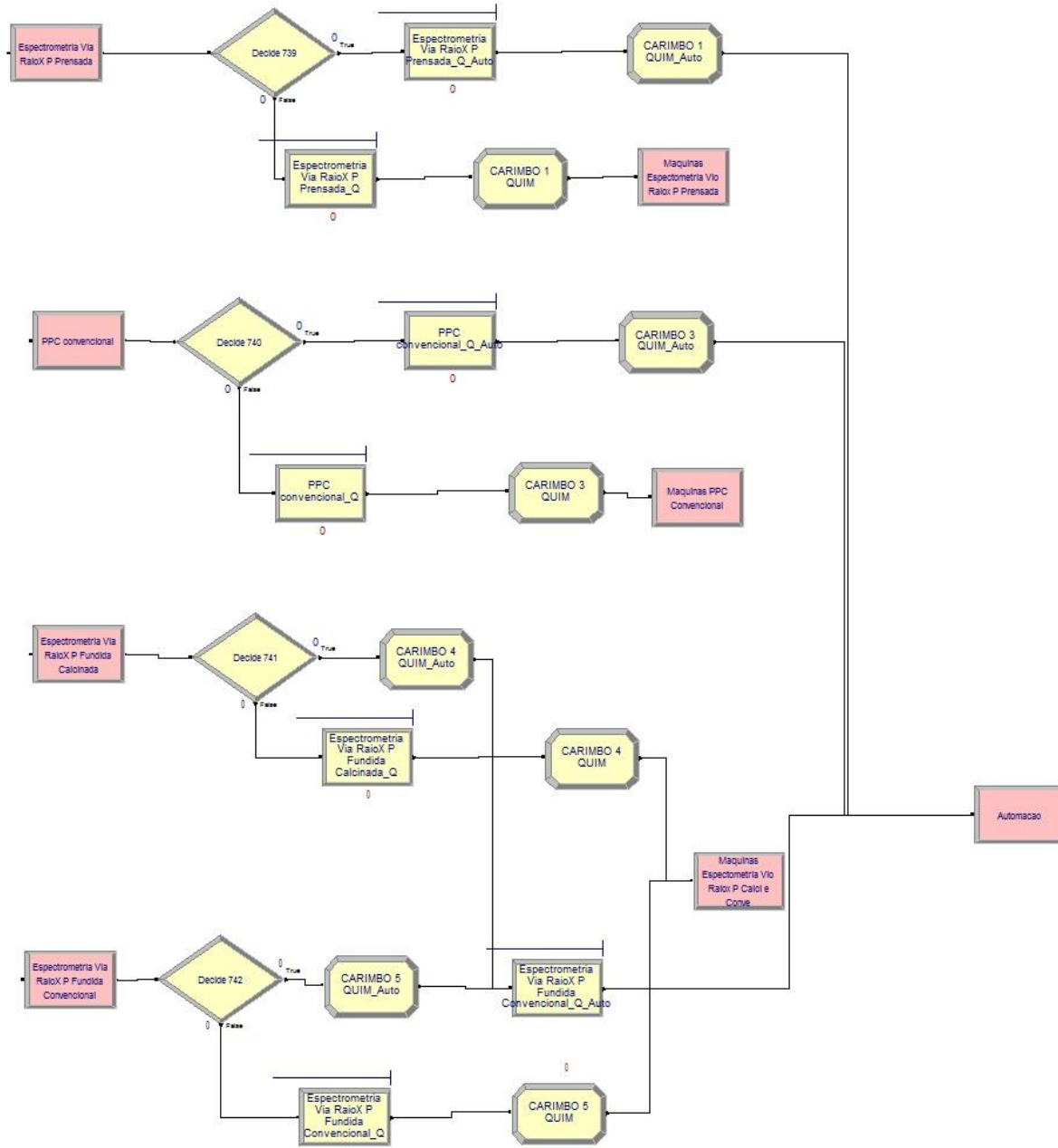
Fonte: Elaborado pelo autores, 2018.

Figura 5 – Processos físicos que foram alterados a fim de considerar as células de automação.



Fonte: Elaborado pelo autores, 2018.

Figura 6 – Processos químicos que foram alterados a fim de considerar as células de automação.



Fonte: Elaborado pelo autores, 2018.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados apresentados a seguir foram obtidos por meio da versão profissional do software Arena®, um software específico de simulação de eventos discretos.

4.1 CENÁRIO BASE: VALIDAÇÃO DO MODELO

O primeiro cenário desenvolvido e simulado, trata-se da validação do modelo. O objetivo é verificar se o modelo desenvolvido representa a realidade do laboratório considerando os dados anteriores à implementação das células de automação. Assim, tem-se uma base consistente para simular

os outros cenários que ainda não possuem dados reais, uma vez que a automação ainda não está funcionando plenamente.

A fim de comparar os resultados desta simulação com os dados reais, tomou-se como base 3 medidas de desempenho do laboratório: quantidade total de amostras analisadas por dia, tempo médio de permanência das amostras no fluxo do laboratório químico e taxa de utilização dos operários.

Ao simular o modelo do cenário base, calculou-se o número de replicações necessárias conforme metodologia proposta por Chwif e Medina (2007), para uma confiança de 95% considerando as três medidas de desempenho pré-determinadas. Para isso, simulou-se, primeiramente, uma amostra piloto com apenas 1 replicação. As variáveis referentes às medidas de desempenho foram analisadas no módulo *Output Analyzer* (ARENA®) com o objetivo de verificar se a precisão dos indicadores analisados era menor que 10% da média amostral. Esta análise foi feita nos 4 cenários simulados neste trabalho.

Ao analisar a amostra piloto no *Output Analyzer*(ARENA®), observou-se que este número de replicações não estava de acordo com a meta estabelecida, ou seja, os resultados não eram confiáveis. Então, calculou-se novamente o número de replicações com base no resultado anterior. O número ideal de replicações obtido foi 12,38. Assim, simulou-se o modelo com 13 replicações. Os resultados obtidos para as medidas de desempenho selecionadas considerando n=13 estão apresentados na tabela 1.

Tabela 1 – Resultado da análise estatística das medidas de desempenho selecionadas para o cenário base.

Indicadores de desempenho	Média	h* desejado	h encontrado	h ≤ 10% da média?
Quantidade total de amostras	57.901	5.790,1	290	Sim
Tempo médio das amostras no laboratório químico (min)	143,52	14,352	9,78	Sim
Taxa de utilização dos operários (%)	76,67	7,667	1,61	Sim

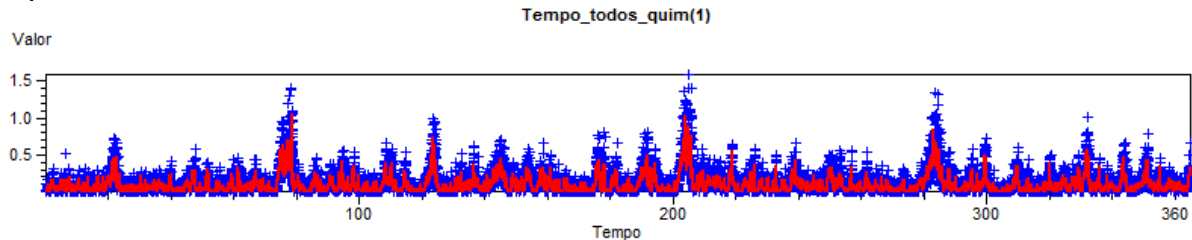
Fonte: Elaborado pelos autores, 2018.

De acordo com os valores apresentados na tabela 1, pode-se concluir que os resultados da simulação são confiáveis já que a precisão (h) obtida é menor que 10% da média amostral para cada um dos indicadores para uma confiança de 95%. Assim, para a análise dos resultados do cenário de validação considerou-se n =13.

Como o sistema simulado é não terminal, após o cálculo do número de replicações, fez-se uma análise do tempo de *warm-up* por meio de um gráfico de média móvel considerando a medida de desempenho tempo médio de permanência das amostras no laboratório químico (Figura 7). O gráfico foi gerado por meio do *Output Analyzer*(ARENA®). Para o cálculo da média móvel, simulou-se o sistema por um período de tempo maior sendo este de 365 dias.

Cabe destacar que, a partir do tempo de *warm-up*, pode-se calcular o tempo de simulação que não é claro no caso do sistema não terminal. De acordo com Chwif e Medina (2007) como regra prática, tem-se que, usualmente, considera-se tempos de simulação superiores a, no mínimo, 10 vezes o tempo de *warm-up*.

Figura 7 – Média móvel do tempo médio de permanência das amostras no laboratório químico para cálculo de tempo de *warm-up*.



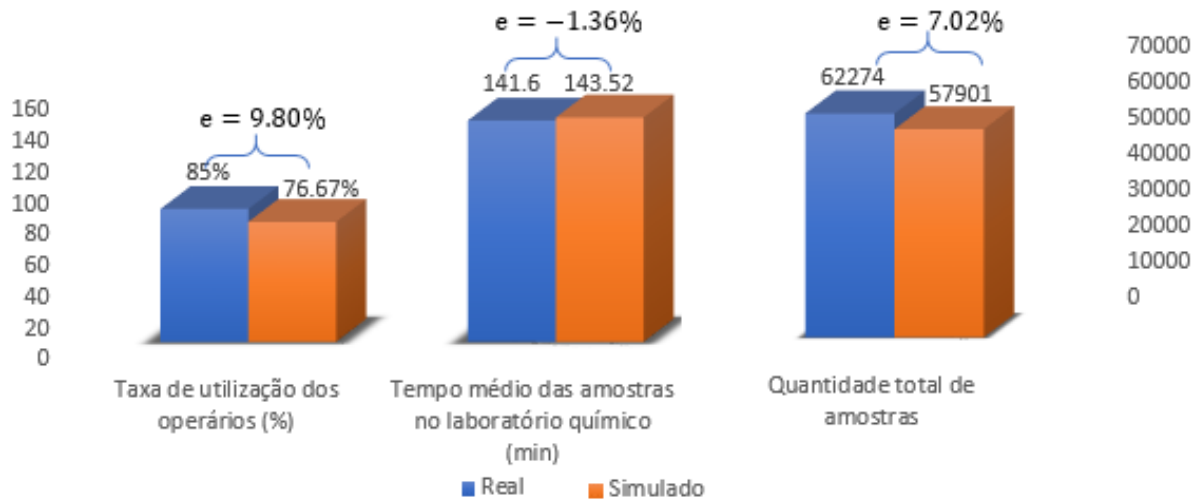
Fonte: Elaborado pelo autores, 2018.

Observa-se na Figura 7 que o tempo médio de permanência das amostras no laboratório químico se altera com o passar do tempo apresentando uma mesma tendência de variação. Nota-se também que os valores reais (pontos em azul) durante todo o período simulado estão próximos dos valores da curva de média móvel (linha vermelha). Portanto, pode-se dizer que a média está representando bem os dados reais. Como a curva de média móvel não tende para um determinado valor, não ficou claro qual o de tempo de *warm-up*. Assim, optou-se por considerar nos dados de saída, todos os valores gerados durante o período de simulação. Já o tempo de simulação foi definido de maneira a coincidir com o tempo de coleta dos dados reais, ou seja, 114 dias.

No gráfico da Figura 8, observa-se o erro relativo em relação aos três principais indicadores de desempenho considerando o número de replicações igual a 13 e o tempo de *warm-up* igual a zero.

De acordo com a figura 8, a taxa de utilização dos operários é o indicador que apresentou maior erro relativo em relação a meta – 9,8%. Essa variação pode ser explicada pelo fato de que valor real de 85% é apenas uma média que a gestão do laboratório toma como referência de taxa de utilização dos operários, porém a mensuração deste indicador não é tão consistente quanto a dos demais indicadores. Além disto, existe o fato de que na simulação foram consideradas amostras de produção apenas, que representam 92,4% de todas as amostras, enquanto o cálculo da taxa de utilização real considera 100% das amostras. Portanto, o valor simulado tende a ser menor que o valor real.

Figura 8 – Erro relativo obtido em relação às medidas de desempenho no cenário base.



Fonte: Elaborado pelo autores, 2018.

Quanto ao indicador quantidade total de amostras analisadas, obteve-se o erro relativo de 7,02%. E, quanto ao indicador de tempo médio de permanência das amostras no fluxo do laboratório químico, observa-se o menor erro relativo, sendo 0,35% maior em relação à realidade.

Considerando que o número de replicações igual a 13 nos garante resultados confiáveis e que os erros relativos percentuais para as três medidas de desempenho selecionadas são menores que 10%, pode-se considerar que o modelo desenvolvido é válido para representar a realidade do laboratório de análise mineral da planta de mineração de Itabira.

De posse de resultados confiáveis e validados, foi possível inserir a parte da automação no modelo e simular o novo modelo para analisar seus resultados. Os resultados desta simulação podem ser vistos nos cenários a seguir.

4.2 CENÁRIO 1: AUTOMAÇÃO PLANEJADA

Após a simulação considerando a automação funcionando em plena capacidade planejada, analisou-se a amostra piloto com uma replicação no *Output Analyzer*(ARENA®). Apesar da precisão (h) dos indicadores de tempo de permanência da amostra no laboratório químico e taxa de utilização dos operários estarem abaixo de 10% da média amostral, a quantidade de replicações não foi suficiente para gerar o h para o indicador quantidade total das amostras. Portanto, simulou-se uma nova amostra piloto com base no número de replicações ideal do cenário base, ou seja, 13 replicações. O resultado pode ser observado na Tabela 2.

Tabela 2 – Resultado da análise estatística das medidas de desempenho selecionadas para o Cenário 1.

Indicadores de desempenho	Média	h* desejado	h encontrado	h ≤ 10% da média?
Quantidade total de amostras	81.611	8.261,1	692	Sim
Tempo médio das amostras no laboratório químico (min)	29,18	2,918	0,7	Sim
Taxa de utilização dos operários (%)	54,22	5,422	0,01	Sim

Fonte: Elaborado pelo autores, 2018.

Com base nos resultados obtidos da precisão dos indicadores selecionados, pode-se concluir que os resultados da simulação considerando o modelo com as implementações da automação são confiáveis com uma confiança de 95%.

Cabe lembrar que como esta simulação se trata de um cenário não existente, não é possível calcular o erro relativo dos indicadores, uma vez que a empresa não possui dados reais para comparação.

Comparando os resultados obtidos por meio da simulação do cenário 1, que seria o laboratório com a automação funcionando como planejada, com os resultados do cenário base, que retrata a realidade do laboratório sem nenhuma automação envolvida, constata-se uma melhora em todos os indicadores de desempenho selecionados que é o objetivo dos gestores do laboratório com a automação. A comparação entre os indicadores de cada cenário pode ser observada na Tabela 3.

Tabela 3 – Comparação entre os indicadores de desempenho do cenário 1 e cenário base obtidos pela simulação.

Indicadores de desempenho	Cenário Base	Cenário 1	Diferença Percentual
Quantidade total de amostras	57.901	81.611	41%
Tempo médio das amostras no laboratório químico (min)	143,52	29,18	-80%
Taxa de utilização dos operários (%)	76,67	54,22	-29%

Fonte: Elaborado pelo autores, 2018.

De acordo com a Tabela 3, constata-se:

- Aumento de 41% na quantidade de amostras analisadas, aumentando assim a produtividade;
- Queda de 80% no tempo médio gasto para analisar uma amostra o que reduziria muito o tempo que as áreas clientes levariam para receber os resultados solicitados;
- Uma queda de 29% na taxa de utilização dos funcionários com a automação do laboratório, o que significa que os funcionários teriam mais tempo livre podendo, portanto, desenvolver outras atividades o que geraria maior ganho de produtividade para a empresa.

4.3 CENÁRIO 2 – AUTOMAÇÃO SEM DIVISOR

A simulação realizada para o cenário 2 leva em consideração um problema enfrentado durante a fase do *ramp-up* do projeto de automação em que a forma de entrada das células via divisor não está funcionando como deveria. Por isso, optou-se em simular o modelo desativando esta forma de entrada.

Uma vez que o divisor esteja desabilitado, analisou-se a amostra piloto com uma replicação no *Output Analyzer*(ARENA®). Assim, como no cenário 1, apesar da precisão (*h*) dos indicadores de tempo de permanência da amostra no laboratório químico e taxa de utilização dos operários estarem abaixo de 10% da média amostral, a quantidade de replicações não foi suficiente para gerar o *h* para o indicador quantidade total das amostras. Portanto, simulou-se uma nova amostra piloto tomando como base o número de replicações ideal do cenário base, ou seja, 13 replicações. O resultado pode ser observado na Tabela 4.

Tabela 4 – Resultado da análise estatística das medidas de desempenho selecionadas para o Cenário 2.

Indicadores de desempenho	Média	h* desejado	h encontrado	h ≤ 10% da média?
Quantidade total de amostras	57.916	5.791,6	281	Sim
Tempo médio das amostras no laboratório químico (min)	17,22	1,722	0,1	Sim
Taxa de utilização dos operários (%)	47,82	4,782	0,01	Sim

Fonte: Elaborado pelo autores, 2018.

De acordo com os resultados obtidos da precisão dos indicadores selecionados (Tabela 4), pode-se concluir que os resultados da simulação do cenário sem o divisor são confiáveis com uma confiança de 95%.

Ao comparar os resultados obtidos por meio da simulação do cenário 1 (laboratório com a automação funcionando como planejada) com os resultados do cenário 2 (divisor da parte de automação desativado), constata-se que a falta do divisor impactou nos valores das três medidas de desempenho o que deve servir como alerta para os gestores do laboratório. A comparação entre os indicadores dos dois cenários pode ser observada na Tabela 5.

Tabela 5 – Comparação entre os indicadores de desempenho do cenário 2 e cenário 1 obtidos pela simulação.

Indicadores de desempenho	Cenário 1	Cenário 2	Diferença Percentual
Quantidade total de amostras	81.611	57.916	-29%
Tempo médio das amostras no laboratório químico (min)	29,18	17,22	-41%
Taxa de utilização dos operários (%)	54,22	47,82	-12%

Fonte: Elaborado pelos autores, 2018.

De acordo com a Tabela 5, constata-se que a ausência do divisor como forma de entrada das células de automação causa o seguinte impacto no laboratório comparado ao cenário 1:

- Redução de 29% na quantidade de amostras analisadas - o motivo desta redução é devido ao divisor que neste cenário está desabilitado e tem como função subdividir uma amostra em duas partes o que, na prática, significa duplicar o número de amostras que passa por lá aumentando, assim, a quantidade total de amostras que entra no sistema. Portanto, sem o divisor, a quantidade de amostra que entra no sistema para ser analisada é menor;
- Redução de 41% no tempo de análise das amostras no laboratório químico - considerando que um volume menor de amostras entra no sistema para serem analisadas, o sistema ficará mais ocioso se comparado ao cenário 1 e, portanto, o tempo de análise dessas amostras é menor;
- Redução de 12% na taxa de utilização dos operários – conforme dito no item acima, um volume menor de amostras entra no sistema, logo o sistema ficará mais ocioso se comparado ao cenário 1 e, portanto, a taxa de utilização dos operários neste cenário é menor.

Apesar de neste cenário haver uma redução em dois indicadores de desempenho, tempo médio de análise das amostras e taxa de utilização dos funcionários, esta redução não é tão favorável, uma vez que a quantidade total de amostras analisadas também é reduzida. Portanto, um indicador importante para o laboratório é penalizado pela falta do divisor.

Destaca-se que o período de simulação em todos os cenários é o mesmo, ou seja, 114 dias.

4.4 CENÁRIO 3 – AUTOMAÇÃO SEM DIVISOR E COM FALHAS

O terceiro cenário simulado retrata o momento atual do laboratório estudado, em que a automação já foi toda implementada, entretanto, não está funcionando como deveria e foi considerado no cenário 1.

De posse das premissas do novo cenário, analisou-se a amostra piloto com uma replicação no *Output Analyzer*(ARENA®). Assim, como no cenário 1 e 2, a quantidade de replicações não foi

suficiente para gerar a precisão (h) para o indicador quantidade total das amostras. Adicionalmente, o h do indicador tempo médio de permanência das amostras no laboratório químico ficou acima de 10% da média amostral. Dessa maneira, calculou-se por meio da equação (2) a nova quantidade de replicações necessárias para esse último indicador. Foi necessário realizar esse procedimento 2 vezes para atingir o número ideal de replicações, que no caso foram 173. O resultado da simulação com $n=173$ pode ser observado na Tabela 6.

Tabela 6 – Resultado da análise estatística das medidas de desempenho selecionadas para o Cenário 3.

Indicadores de desempenho	Média	h^* desejado	h encontrado	$h \leq 10\%$ da média?
Quantidade total de amostras	57.500	5.750,0	127	Sim
Tempo médio das amostras no laboratório químico (min)	2.110	211,0	203	Sim
Taxa de utilização dos operários (%)	59,1	0	0	Sim

Fonte: Elaborado pelo autores, 2018.

Após 173 replicações, pode-se concluir que os resultados da simulação do cenário 3 são confiáveis com uma confiança de 95%.

O cenário 3 que retrata o cenário mais atual do laboratório em que a automação está em fase de *ramp-up* representa o pior cenário simulado neste trabalho.

Comparou-se, então, os resultados do cenário 3 (sem divisor, com falhas e tempo de manutenção diária de 8 horas por célula) com os do cenário 2 (laboratório com a automação sem o divisor) e do cenário base (laboratório sem automação). Os impactos nas três medidas de desempenho podem ser observados na Tabela 7.

De acordo com a Tabela 7, em relação aos resultados do cenário 3 comparados aos do cenário 2, nota-se:

- Redução de 0,72% na quantidade total de amostras analisadas;
- Aumento de 12.153% no tempo médio de análise das amostras no laboratório químico;
- Aumento de 24% na taxa de utilização dos operários.

Tabela 7 – Comparação entre os indicadores de desempenho do cenário 3 com os do cenário 2 e cenário base.

Indicadores de desempenho	Cenário Base	Cenário 2	Cenário 3	Diferença % entre Cenários 2 e 3	Diferença % entre Cenários Base e 3
Quantidade total de amostras	57.901	57.916	57.500	-0,72%	-0,69%
Tempo médio das amostras no laboratório químico (min)	143,52	17,22	2.110	12153%	1370%
Taxa de utilização dos operários (%)	76,67	47,82	59,1	24%	-23%

Fonte: Elaborado pelo autores, 2018.

O motivo para redução na quantidade total de amostras analisadas e um aumento tão expressivo no tempo médio de análise das amostras é a quantidade de falhas ocasionadas durante a fase de *ramp-up*, além das 8 horas diárias de manutenção nas células. Este tempo médio de análise é algo que não pode ser praticado pelo laboratório, uma vez que a produção depende do resultado da análise das amostras e, portanto, não pode ficar aguardando por longos períodos. Para que não ocorra o longo tempo observado no cenário 3, a amostra que fica parada dentro do processo esperando o conserto da célula de automação deve ser transferida para o processo de análise manual o que exige um custo adicional. Tal cenário não foi previsto nas simulações e deve ser considerado como um possível trabalho futuro.

Quanto ao aumento do percentual de utilização dos funcionários, o motivo do aumento é o mesmo relatado acima. Caso duas células estejam inativas simultaneamente (seja por falha ou manutenção), as amostras seguem o fluxo manual, aumentando assim a ocupação dos funcionários. Tal cenário não é favorável, já que alternar a forma de execução dos processos pelos funcionários, que hora executam a análise de forma manual hora de forma automática, aumenta o risco de ocorrência de erro na execução dos processos e gera uma falta de confiabilidade no processo de automação.

A mudança do cenário base para o cenário 3 está ocorrendo, na prática, de forma gradativa. Assim, análise manual continua vigorando parcialmente por não estar funcionando plenamente a automação. Entretanto, as mudanças no processo estão ocorrendo continuamente e forçando a utilização da nova tecnologia para testes. Dessa maneira, quanto aos resultados do cenário 3 comparados aos do cenário base, de acordo com a Tabela 7, constata-se:

- Redução de 0,69% na quantidade total de amostras analisadas;
- Aumento de 1.370% no tempo médio de análise das amostras;
- Redução de 23% na taxa de utilização dos operários.

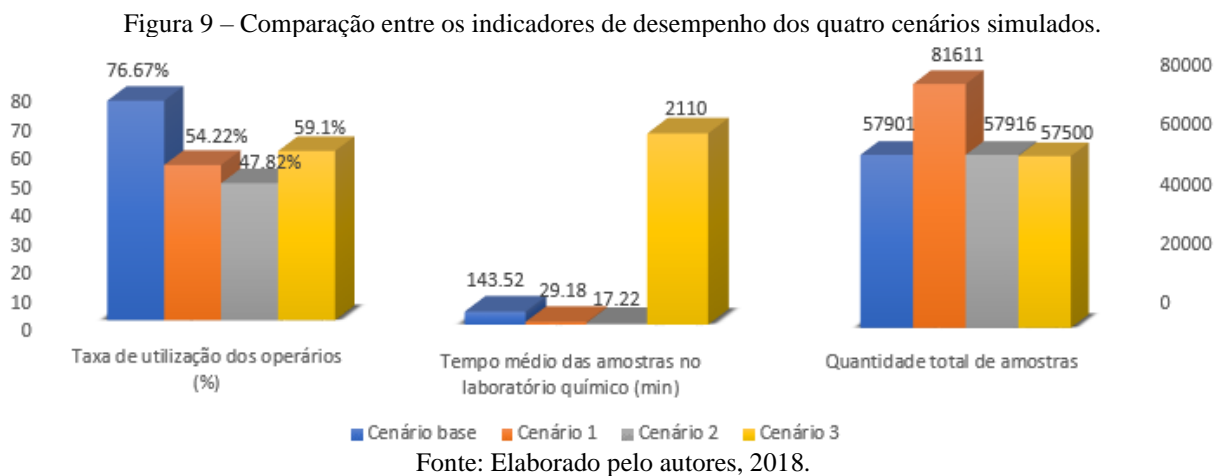
A partir dos testes da automação já se observa uma redução da taxa de utilização dos funcionários, o que era uma meta proposta para o início do projeto. Apesar de os funcionários revezarem entre análises manuais e automáticas, existe um ganho de esforço necessário no montante total.

Em contrapartida, estas mudanças no processo de execução das análises (hora manual, hora automatizado) acabam afetando o tempo médio de permanência de algumas amostras no laboratório químico. As amostras que estão iniciando suas análises nas células de automação no momento que ocorre a falha ou a manutenção ficam paradas dentro do processo por um longo período o que causa o aumento do indicador tempo médio gasto para análise total das amostras.

Como na simulação do cenário 2 e 3 o divisor está desabilitado, não existe muita variação na quantidade total de amostras analisadas entre os cenários base (sem automação) e os cenários 2 e 3 (sem o divisor).

4.5 COMPARAÇÃO ENTRE OS INDICADORES DE DESEMPENHO DOS QUATRO CENÁRIOS SIMULADOS

Na Figura 9 é possível visualizar os indicadores de desempenho selecionados para os quatro cenários simulados.



Com base nos gráficos da Figura 9, pode-se afirmar que o cenário 1 apresentou o melhor desempenho dentre os cenários simulados no balanço geral sendo, assim, a melhor escolha para execução diária dos processos de análise do laboratório. Apesar de no cenário 1 os indicadores taxa de utilização dos operários e tempo médio das amostras serem maiores que do cenário 2, estes indicadores são apenas um reflexo da maior quantidade de amostras analisadas do cenário 1 em relação ao cenário 2.

Em contrapartida, o cenário 3 apresentou os piores indicadores de desempenho comparados aos cenários que consideraram o fluxo automatizado (cenários 1 e 2). Quanto o cenário base que considera o fluxo de análise manual, o cenário 3 também apresenta resultados piores, exceto para o indicador taxa de utilização dos operários que o cenário base apresenta um valor superior como esperado.

A implementação total da automatização, conforme planejada e simulada no cenário 1, trará benefícios para empresa no quesito aumento de produtividade, menor tempo de resposta e diminuição da taxa de ocupação dos recursos. Na prática, estes benefícios resultam em ganhos financeiros para a empresa nas seguintes formas:

- Taxa de utilização: possibilidade de realocar os empregados ociosos para outras atividades ou setores da empresa que estejam sobrecarregados, evitando, assim, novas contratações. Ou ainda, pode-se avaliar a redução no quadro de funcionários efetivos.
- Tempo médio: ganhos de produtividade, uma vez que a agilidade no tempo de resposta evita que lotes de minérios fiquem parados aguardando os resultados das análises e possíveis decisões que necessitam destes resultados como base.
- Quantidade de amostras: ganhos de confiabilidade nos resultados das análises, já que a amostra é duplicada pelo divisor e, portanto, haverá dois resultados para cada amostra, aumentando, assim, a confiabilidade do resultado apresentado. Desta forma, o lote de minério analisado terá melhor tratamento.

Como o laboratório ainda está em fase de *ramp-up* (cenário 3), possíveis melhorias foram identificadas por meio dos resultados das simulações e podem ser implementadas até que a automação esteja funcionando em sua total capacidade. As melhorias identificadas são:

- Como existe ociosidade dos recursos, sugere-se retornar para a análise manual as amostras que já estão dentro do processo de automação quando ocorre uma falha ou manutenção. Com essa alteração no processo, evita-se o acúmulo de amostras paradas quando a automação falha ou entra em manutenção, já que essa foi a maior causa do grande aumento do tempo médio de análise das amostras no laboratório químico.
- Identificou-se que o volume de entrada das amostras e as manutenções das células são maiores na faixa de horário entre 06:00 e 18:00 horas. Portanto, sugere-se realocar recursos do turno entre 18:00 e 06:00 horas para o horário comercial a fim de reduzir o tempo médio das análises e manutenções.
- Como uma análise adicional, constatou-se que as amostras do laboratório químico se concentram nos processos de Espectrometria via Raio X o qual foi, portanto, identificado

como um gargalo do processo de análise do laboratório. Dessa maneira, sugere-se que os gestores acompanhem e controlem esse processo mais de perto propondo melhorias como, por exemplo, disponibilizar mais recursos para esse processo a fim de reduzir o tempo e tamanho das filas e, conseqüentemente, reduzir o tempo médio de análise das amostras.

- Observou-se, ainda, que algumas máquinas utilizadas no processo de análise das amostras apresentaram taxa de utilização próxima de zero. Caso possua mais de uma unidade disponível desses equipamentos, pode-se avaliar a realocação ou venda desses equipamentos e a inclusão de mais maquinário para auxiliar no processo de Espectrometria via Raio X que é o atual gargalo.

5 CONCLUSÃO

A análise da automatização dos processos químicos do laboratório de análise mineral por meio da metodologia de simulação de eventos discretos teve êxito, pois após avaliação dos cenários simulados, pôde-se concluir que o trabalho atendeu aos objetivos de auxiliar os gestores no processo de dimensionamento da parte que está sendo automatizada, com a identificação de recursos ociosos, a identificação de gargalos do processo (Espectrometria via Raio X) e a comprovação de aumento de produtividade, onde se tece maior quantidade de amostras analisadas em um mesmo período de tempo.

Conforme pôde ser visto nos resultados das simulações, a automatização do laboratório trará grandes ganhos ao setor tanto em relação ao aumento de produtividade quanto à diminuição de tempo de análise das amostras e liberação de recursos para atender a outras demandas, além disso, que o modelo de simulação desenvolvido neste artigo serve de referência para análise de processos de qualquer tipo de laboratório, independentemente de ser um laboratório de análise mineral.

A metodologia de simulação de eventos discretos se mostrou adequada e eficaz para o estudo do comportamento do sistema do laboratório de análise mineral sendo uma importante ferramenta para auxiliar os gestores na tomada de decisão. Adicionalmente, conclui-se que a automatização do laboratório será vantajosa para a empresa quando estiver funcionando conforme previsto no seu projeto.

REFERÊNCIAS

- ALI, I. Water Treatment by Adsorption Columns: Evaluation at Ground Level. **Separation & Purification Reviews**, 43:175–205, 2014
- BANKS, Jerry *et al.* **Discrete-event system simulation**. 4th. ed. Upper Saddle River, NJ: Pearson Prentice Hall, 2005.
- Cassola, M.S.; Bartalini, N.M. Comportamento de coletores para o tratamento dos MINÉRIOS de ferro através da flotação reversa. **Tecnologia em Metalurgia, Materiais e Mineração**, São Paulo, v. 6, n. 4, p. 215-219, abr.-jun. 2010
- CHWIF, L.; MEDINA, A. **Modelagem e Simulação de Eventos Discretos: Teoria e Aplicações**. Ed. Dos Autores, São Paulo. 2007.
- Cigler, O; Waldstein, P; Kubečka, K. Inter Laboratory Comparison of Testing Procedure of CIPP Liners According EN ISO 11296-4. **Applied Mechanics and Materials** Vol 763 (2015) pp 140-145, Jan 2015.
- Delbem, I.D, R. Galéry, P.R.G. Brandão, A.E.C. Peres. Semi-automated iron ore characterisation based on optical microscope analysis: Quartz/resin classification. **Minerals Engineering** 82, 2–13, 2015.
- Dolci, A., Giavarina, D., Pasqualetti, S., Szóke, D., & Panteghini, M. **Total laboratory automation: Do stat tests still matter?** *Clinical Biochemistry*, 50(10-11), 605–611, 2017.
- FISHMAN, George S. **Discrete-event simulation: modeling, programming, and analysis**. 1st. ed. New York, NY: Springer, 2001.
- KELTON, W. David; SADOWSKI, Randall P. and STURROCK, David T. **Simulation with Arena**. Boston: McGraw-Hill Higher Education, 2007.
- Kuselman, I.; Pennechi, F. IUPAC/CITAC Guide: Classification, modeling and quantification of human errors in a chemical analytical laboratory. **IUPAC Technical Report**. 88(5): 477–515, 2016.
- Lalongo, C., Porzio, O., Giambini, I., & Bernardini, S. Total Automation for the Core Laboratory. **Journal of Laboratory Automation**, 21(3), 451–458, 2015
- Luz, A. B; Sampaio, J. A.; França, S. C. A. **Tratamento de Minérios – 5ª Edição/Ed.** Rio de Janeiro: CETEM/MCT, 2010.
- McMorran, D., Chung, D. C. K., Li, J., Muradoglu, M., Liew, O. W., & Ng, T. W. Adapting a Low-Cost Selective Compliant Articulated Robotic Arm for Spillage Avoidance. **Journal of Laboratory Automation**, 21(6), 799–805, 2016

Meer, F. van der. Near-infrared laboratory spectroscopy of mineral chemistry: A review. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, 65, 71–78, 2017

Mesa, D., & Brito-Parada, P. R. **Scale-up in froth flotation**: A state-of-the-art review. Separation and Purification Technology, 2018.

Monks, T., Robinson, S., & Kotiadis, K. Can involving clients in simulation studies help them solve their future problems? A transfer of learning experiment. **European Journal of Operational Research**, 249(3), 919–930, 2015.

Omogbai, O.; Salonitis, K.; Manufacturing system lean improvement design using discrete event simulation. **49th CIRP Conference on Manufacturing Systems**. CIRP 57, 195 – 200, 2016.

Rangel, E. P.; **Desenvolvimento de uma análise sistêmica de cenários prospectivos para o setor de pelotas de minério de ferro brasileiro**. 2012. 87 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Metalúrgica e de Minas) – Universidade Federal de Minas Gerais. Belo Horizonte.

Robinson, S., Worthington, C., Burgess, N., & Radnor, Z. J. Facilitated modelling with discrete-event simulation: Reality or myth? **European Journal of Operational Research**, 234(1), 231–240, 2013

Rushforth, P. J.; Tait, S. J.; Saul, A. J. Modeling the Erosion of Mixtures of Organic and Granular In-Sewer Sediments. **Journal of Hydraulic Engineering**, Vol. 129, No. 4, April 1, 2003.

Schriber, T.J.;Brunner, D.T.;Smith,J.S.; Inside discrete-event simulation software: how it works and why it matters, **2015 Winter Simulation Conference (WSC)**, December 1-15, 2015, Huntington Beach, CA, USA

SHANNON, R.E. Systems simulation. The Art and Science.. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. Vol.6, n.10, p.723-724, 1976.

TSIOPTSIAS, N., TAKO, A.A. and ROBINSON, S. Can we learn from wrong simulation models? A preliminary experimental study on user learning. IN: Anagnostou, A., Meskarian, R. and Robertson, D. (eds.) **Proceedings of the Operational Research Society Simulation Workshop 2018 (SW18)**, Stratford, Worcestershire, UK, 19-21st March, pp.219-229, 2018

White, K.P.J.; Ingalls, R.G.; Introduction to simulation. **2015 Winter Simulation Conference (WSC)**, December 1741-1755, 2015, Huntington Beach, CA, USA

World Bank Group. 2016. **Commodity Markets Outlook**, April. World Bank, Washington, DC.

Zhang, Y., Hu, Y., Sun, N., Liu, R., Wang, Z., Wang, L., & Sun, W. **Systematic review of feldspar beneficiation and its comprehensive application**. Minerals Engineering, 128, 141–152, 2018