LVI SBPO SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
DE 04 ATÉ 07 NOVEMBRO 2024
FORTALEZA | CEARÁ

Utilização de técnicas de Pesquisa Operacional e Indústria 4.0 para o desenvolvimento de um sistema real de otimização de processos produtivos complexos

Gabriel Pimenta de Freitas Cardoso
Elogroup Consulting LTDA
Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 20090-080
gabriel.pimenta1999@gmail.com

Giovanni Almeida Argento de Amorim
Elogroup Consulting LTDA
Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 20090-080
giovanni.amorim@elogroup.com.br

Lucas Schmitz
Arcelormittal Brasil S.A
Serra, ES, Brasil, 29160-904
lucas.schmitz@arcelormittal.com.br

Leonardo Barbosa De Oliveira Mello
Arcelormittal Brasil S.A
Serra, ES, Brasil, 29160-904
leonardo.mello@arcelormittal.com.br

RESUMO

A transformação digital de processos industriais complexos é um desafio que deve ser enfrentado a partir da união de tecnologias para a construção de ferramentas e sistemas que permitam entender os problemas profundamente e direcionar esforços para garantir otimização do processo. No contexto de produção de coque na linha produtiva de aço da ArcelorMittal, uma das maiores indústrias siderúrgicas do mundo, este artigo descreve o processo de construção de um sistema inteligente integrado que utiliza técnicas de pesquisa operacional e *Analytics*, além de tecnologias de computação em nuvem e utilização de dados em tempo real. A aplicação desenvolvida permite otimizar a tomada de decisão em diferentes etapas da produção, além de possibilitar a interação humano-máquina para melhoria do processo produtivo. Como resultado, obteve-se uma redução estimada de dezenas de milhões de dólares em custo anual, além do aumento da segurança operacional e da qualidade do coque produzido.

PALAVRAS CHAVE. Indústria 4.0, Pesquisa Operacional, Otimização Linear Inteira Mista

TÓPICOS: POI – PO na Indústria, ADM – Apoio à Decisão Multicritério, AD&GP – PO na Administração e Gestão da Produção, PM – Programação Matemática

ABSTRACT

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193476
https://proceedings.science/p/193476?lang=pt-br

The digital transformation of complex industrial processes is a challenge that must be faced through the union of technologies for the construction of tools and systems that allow a deep understanding of problems and direct efforts to ensure process optimization. In the context of coke production in the steel production line of ArcelorMittal, one of the largest steel industries in the world, this article describes the process of building an integrated intelligent system that uses operational research techniques and Analytics, in addition to cloud computing technologies and the use of real-time data. The developed application allows optimizing decision-making at different stages of production, as well as enabling human-machine interaction for process improvement. As a result, an estimated reduction of tens of millions of dollars in annual cost was achieved, in addition to increasing operational safety and the quality of the coke produced.

KEYWORDS. Industry 4.0, Operational Research, Mixed-Integer Linear Optimization

Paper topics: PO in Industry, Multicriteria Decision Support,PO in Administration and Production Management, Mathematical Programming

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193476
https://proceedings.science/p/193476?lang=pt-br

1. Introdução

A Indústria 4.0, também conhecida como Quarta Revolução Industrial, representa uma transformação significativa na dinâmica produtiva, integrando tecnologias digitais no processo industrial [Duan e Xu, 2021]. O termo foi introduzido para designar o cenário em que sistemas ciber-físicos, Internet das Coisas (IoT), Inteligência Artificial (IA) e outras tecnologias convergem para criar fábricas inteligentes [Duan e Xu, 2021].

Entre as principais novidades esperadas para a Indústria 4.0, destacam-se a integração e digitalização dos sistemas produtivos, a utilização de computação em nuvem para armazenar e processar dados e a aplicação de algoritmos de *Machine Learning* e Pesquisa Operacional (PO) para apoio às decisões tomadas no processo produtivo [Tolettini e Di Maria, 2023].

A digitalização e integração dos sistemas possibilita a conexão e coordenação de diversas etapas de uma cadeia produtiva. Esta integração é realizada através de plataformas digitais que facilitam o tráfego, o processamento e o armazenamento de informações relevantes para o processo produtivo. A capacidade de integrar e sincronizar esses elementos permite que as indústrias otimizem suas operações, reduzam custos e minimizem erros [Vaidya et al., 2018].

Essa integração possibilita a aplicação de técnicas de Inteligência Artificial em ambientes produtivos, que contribuem com modelos estatísticos e matemáticos capazes de melhorar a eficiência operacional, otimizando as rotinas de produção e reduzindo custos. Além disso, a integração entre sistemas permite a implantação de outras ferramentas de *Analytics* para apoio a tomada de decisões baseada em dados, garantindo maior precisão estratégica [Duan e Xu, 2021].

Entre os tipos de indústria cujos potenciais da aplicação das tecnologias da Indústria 4.0 são maiores, estão as grandes companhias de siderurgia [Tolettini e Lehmann, 2020]. Estas empresas possuem um processo produtivo complexo, com várias etapas e que contam com uma cadeia de suprimentos extensa [Stroud et al., 2024].

Entre os principais potenciais e desafios para essa área, estão a redução do impacto ambiental e nas pequenas comunidades e a otimização da utilização dos recursos para melhoria da eficiência produtiva [Tolettini e Di Maria, 2023; Stroud et al., 2024]. Espera-se que parte desses ganhos possam ser obtidos a partir da aplicação dos conceitos citados aliados às novas técnicas relacionados a *Big Data* e *Machine Learning* [Tolettini e Lehmann, 2020].

O estudo [Tolettini e Lehmann, 2020] feito pela Associação Alemã para Indústrias de Aço (*Wirtschaftsvereinigung Stahl*) apontou que entre os principais potenciais da aplicação da transformação digital no setor siderúrgico estão: aumentar o uso de tecnologias inovativas (como as baseadas em dados) e o uso de ferramentas digitais para evitar o desperdício de recursos.

O outro estudo [Richnák, 2022], feito na Eslováquia em 2022 com empresas de siderurgia, indicou que mais de 65% de todas as empresas pesquisadas utilizam técnicas de Indústria 4.0 na área de produção, enquanto 51,7% utilizavam para apoio de logística e apenas 27,6% usavam na área de compras. Além disso, a maioria das empresas, 58,6%, entendem que a maior oportunidade de aplicação da Indústria 4.0 em empresas siderúrgicas é para otimização dos processos de negócio.

Nesse mesmo estudo, as empresas do setor siderúrgico foram perguntadas sobre a equipe para desenvolvimento de tais técnicas, a qual a maioria respondeu que não possuía ou que ainda estava formando uma equipe de especialistas no assunto para isso [Richnák, 2022]. Entre essas empresas, a resposta mais frequente foi a de que elas recorrem ou recorrerão a firmas de consultoria para a implementação dessas novas tecnologias [Richnák, 2022].

Nesse contexto, a ArcelorMittal, uma empresa multinacional, cuja produção de aço é a maior do Brasil e uma das maiores do mundo, contratou a Elogroup, uma empresa de consultoria especializada em transformação digital para ajudar a implementar técnicas relacionadas a Indústria 4.0 para otimização da produção de aço.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193476
https://proceedings.science/p/193476?lang=pt-br

Mais especificamente, foi contratado um projeto para a otimização do processo de produção de coque pela coqueria da empresa, um subproduto gerado a partir de carvão que é utilizado no processo de fabricação do aço [Babich e Senk, 2019]. O escopo do projeto contratado foi desenvolver uma aplicação digital que integrasse os sistemas relacionados aos processos de compra, recebimento, estocagem e consumo do carvão para a produção do coque, já que o custo do carvão utilizado nesta etapa representa quase um terço do custo total da empresa, de forma que uma redução percentual pequena geraria um impacto financeiro relevante para a ArcelorMittal.

Os principais ganhos do projeto serão coletados a partir de modelos de otimização que foram desenvolvidos e disponibilizados para uso por meio da aplicação digital. Os dados utilizados por tais modelos são obtidos a partir da integração dos sistemas utilizados em cada uma das etapas da utilização do carvão para a produção do coque. Dessa forma, parte desses sistemas desenvolvidos tem caráter analítico, enquanto outros são para acompanhamento e organização das etapas do processo produtivo.

A aplicação desenvolvida é composta por seis módulos, cada um com funcionalidades específicas para uma etapa do processo. Metade dos módulos (três) são de gestão do processo, englobando o recebimento, armazenamento e análise de dados. A outra metade são módulos analíticos, modelos de otimização desenvolvidos para auxiliar a tomada de decisão dos especialistas da área. Todos os módulos da aplicação funcionam de maneira integrada, garantindo a corretude dos dados utilizados em cada módulo e possibilitando a execução dos modelos analíticos a partir dos *inputs* gerados e coletados em outros módulos.

Dessa forma, a aplicação desenvolvida permite a otimização de diferentes etapas do processo produtivo por meio da execução dos módulos analíticos, reduzindo custos, maximizando a segurança operacional e a qualidade da produção. Por outro lado, os módulos de gestão possibilitam que os responsáveis tomem decisões direcionada por dados, solucionando problemas mais rapidamente e de forma mais assertiva.

Entre as principais contribuições deste trabalho, está: o desenvolvimento de uma aplicação prática a partir de tecnologias da Indústria 4.0, *Analytics* e Pesquisa Operacional para otimização de processos siderúrgicos; a demonstração de como as ferramentas de PO podem ser aplicadas em aplicações reais e complexas; a exemplificação de como as técnicas da Indústria 4.0 podem ser utilizadas para otimização de diferentes etapas de um processo produtivo, aumentando a eficiência operacional de tais processos de ponta a ponta.

O restante do trabalho está organizado da seguinte forma: a Seção 2 detalha o processo de coqueificação em uma empresa siderúrgica; a Seção 3 expõe a arquitetura do sistema desenvolvido; a Seção 4 explica a modelagem utilizada em cada um dos otimizadores desenvolvidos; a Seção 5 demonstra os resultados obtidos a partir da implementação da aplicação desenvolvida; e a Seção 6 faz conclusão do trabalho.

2. O problema

O processo de produção de coque dentro do contexto de fabricação de aço é um processo do início da cadeia produtiva, que envolve várias etapas, desde a compra de diferentes tipos de carvão mineral, o recebimento desses produtos via transporte marítimo, até a queima controlada para produzir o coque [Babich e Senk, 2019]. A seguir, uma descrição geral de cada etapa do processo:

1. Negociação com fornecedores e seleção de contratos: anualmente, é feita uma análise de mercado que resulta na seleção de contratos de compra de carvão com fornecedores localizados em diferentes portos.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193476
https://proceedings.science/p/193476?lang=pt-br

2. Planejamento trimestral de compra: dois meses antes de cada início de trimestre, é feito um plano de compra de carvão a ser executado no trimestre. Esse planejamento leva em consideração os contratos de compra de carvão disponíveis, as informações mais atuais sobre os pedidos em trânsito, o estoque de carvão, e o planejamento de consumo. Após a definição do plano de compras, é necessário um acompanhamento constante dos pedidos feitos, de forma a identificar possíveis atrasos ou eventos adversos e, assim, permitir a reação adequada.

3. Estocagem de carvão: o local exato no estoque em que cada pedido que chega será colocado deve ser definido de forma a permitir a alocação de novas chegadas nos espaços disponíveis dentro de um pátio de estocagem de carvão. Essa decisão deve ser feita levando em conta diversas restrições físicas, tanto do pátio em si, quanto das máquinas recuperadoras, responsáveis por retirar o carvão do estoque para o consumo.

4. Mistura: a queima de carvão para produção de coque se dá a partir da combinação entre diferentes tipos de carvão, dispostos para consumo cuidadosamente juntos, de forma controlada, para alcançar um coque de alta qualidade. Para isso, frequentemente são definidos planos de mistura que buscam a melhor opção de mistura entre os tipos de carvão disponíveis no pátio de estocagem. Não só leva-se em consideração o alcance do coque de maior qualidade, mas também a segurança operacional do processo.

5. Coqueificação: o leito de carvão é aquecido em um ambiente sem oxigênio para evitar a combustão direta. Esse aquecimento é feito em várias etapas, começando com uma temperatura mais baixa e aumentando gradualmente. Durante o aquecimento, ocorre a liberação de gases voláteis do carvão, o que leva à formação do coque sólido.

Este processo é crítico para a produção de aço de alta qualidade, pois o coque é usado como combustível e reagente na redução do minério de ferro, fornecendo carbono e calor necessários para a produção do aço [Babich e Senk, 2019]. A otimização desse processo pode resultar em melhorias significativas na produção de aço da empresa, além de gerar reduções expressivas dos gastos envolvidos.

Processos industriais como esse, por mais críticos que sejam do ponto de vista operacional, são comumente feitos com base apenas em conhecimento prático, com pouco uso de tecnologias de acompanhamento, de apoio a tomada de decisão e de ações definidas baseadas em análise de dados. Naturalmente, isso pode resultar em *gaps* de optimalidade [Lam e Qian, 2022], isto é, em uma distância entre as decisões tomadas na práticas e as decisões ótimas, que reduzem os custos e otimizam a qualidade do coque. A utilização de ferramentas de *Analytics* utilizando os dados históricos do processo da coqueria da empresa identificou alguns desses *gaps*, o que permitiu a elaboração de hipóteses sobre oportunidades a serem exploradas e o desenvolvimento de soluções possíveis.

Para o planejamento trimestral de compra de carvão, que estava sendo realizado com uso de um software desenvolvido especificamente para o problema há alguns anos, foram encontrados *gaps* relacionados à necessidade de forte alteração humana do *output* por falta de adequação a regras atuais, dificuldade de atualização dos dados de *input*, o que leva comumente ao uso de dados defasados na tomada de decisão, e desconsideração de variáveis relevantes para o processo, como a fila de navios para descarga no porto de destino. Essas lacunas mostraram a existência de oportunidades de ganho financeiro tanto no custo do carvão em si, quanto em custos secundários, como o *demurrage* dos navios cargueiros, por exemplo [Storms et al., 2023].

O processo de mistura demonstrou *gaps* similares, com uso de software sem atualização de regras e premissas, falta de atualização dos dados e decisões finais tomadas com intervenção humana baseada em conhecimento prático. Já para o processo de planejamento de estocagem,

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193476
https://proceedings.science/p/193476?lang=pt-br

realizado de forma totalmente manual pelos operadores de estocagem, foi mapeada a oportunidade de automação do processo, com potencial de levar a decisões mais precisas, resultando em um aumento da capacidade de estocagem.

Finalmente, os dados utilizados nos processos dependiam completamente de preenchimento humana, sem qualquer automação ou interação entre os processos, o que muitas vezes leva à propagação de erros humanos e ineficiência operacional.

3. Aplicação

Baseado em cada etapa do processo apresentado e nos *gaps* de optimalidade encontrados, entendeu-se que era possível gerar uma aplicação com seis módulos, de forma a cobrir as necessidades do negócio, citadas na seção anterior.

O primeiro módulo é o otimizador do plano de compras, responsável por executar uma rodada do otimizador que gera o plano trimestral de compras de carvão. Este módulo utiliza as informações presentes nos bancos de dados e também os parâmetros configurados pelo usuário, roda a otimização e exibe os resultados encontrados. A partir do plano de compras resultante da otimização, são coletados os ganhos de custos no processo de compra de carvão.

O segundo módulo é o gestor dos pedidos de embarques, desenvolvido para acompanhamento dos pedidos dos embarques que abastecem a empresa com o carvão. Este módulo permite que o usuário acompanhe o estado dos navios planejados, bem como preveja o impacto, no estoque, gerado por possíveis atrasos ou adiantamentos dos navios.

O terceiro é o gestor de fila de embarques, feito para acompanhamento da fila de navios para descarga no porto da empresa. Possibilita que o usuário acompanhe o estado da fila de navios em seu porto e as datas esperadas de descarga de seus navios em fila para, assim, realizar ações que evitem prejuízos ao processo.

O quarto módulo é o otimizador do estoque físico, usado para execução de um modelo de otimização que gera um plano de estocagem física de carvão. A partir dos *inputs* recebidos, o módulo executa o otimizador e gera um plano de empilhamento e recuperação do carvão no estoque para maximização do espaço disponível. Além do ganho de capacidade de estocagem, um dos motivos causadores de fila de embarques é a falta de espaço para estocagem, de forma que o otimizador de estoque também contribui com a redução do custo dispendido por *demurrage*.

O quinto módulo é o otimizador do consumo de carvão, responsável por gerar um plano de consumo dos carvões em estoque. A partir das necessidades de consumo preenchidas pelo usuário, o otimizador é executado para a geração de um plano de mistura de carvões a ser seguido, de forma a garantir a qualidade do coque produzido ao longo do tempo.

Por fim, o sexto módulo é o gestor do consumo, desenvolvido para acompanhamento da execução do plano de consumo gerado. A partir deste plano, o usuário acompanha os desvios entre a mistura planejada e executada na prática, bem como se a essa mistura está de fato gerando um coque de boa qualidade. Esse acompanhamento permite que sejam tomadas ações para correção da mistura planejada ou executada.

Os seis módulos foram construídos de forma conjunta em uma aplicação de duas camadas, uma de *front-end* e outra de *back-end*. A ferramenta foi separada conceitualmente em módulos, mas a aplicação funciona de maneira integrada, já que um módulo é dependente de outros. Todos os módulos acessam o mesmo conjunto de bancos de dados, o que garante essa conexão entre eles por meio do armazenamento das informações de entrada e saída que podem ser utilizados pelos demais (por exemplo, um resultado gerado pelo quinto módulo é utilizado pelo sexto módulo para gerar um acompanhamento do plano).

Optou-se por não implementar a modelagem dos problemas de otimização junto com o *backend* dos módulos analíticos. Esta decisão foi tomada por dois motivos principais. O primeiro

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193476
https://proceedings.science/p/193476?lang=pt-br

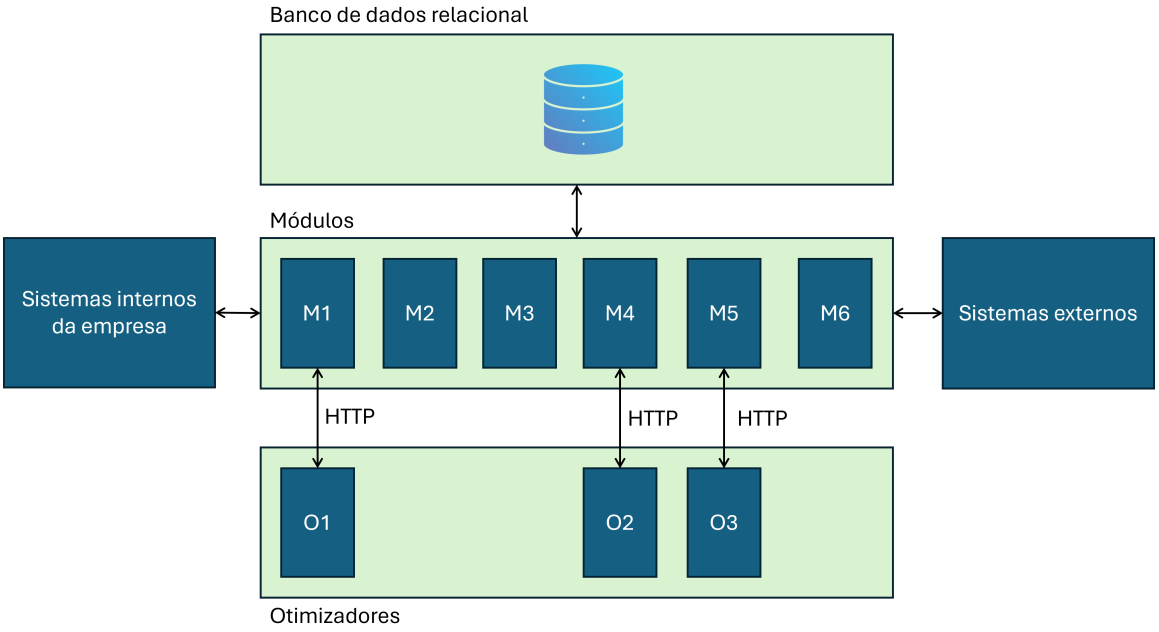

Figura 1: Arquitetura geral da solução ilustrando os módulos, representados pelas caixas rotuladas de M1 a M6, os otimizadores, representados pelas caixas rotuladas de O1 a O3, e os demais componentes envolvidos na aplicação.

foi manter a separabilidade entre a equipe de desenvolvimento do *back-end* e *front-end* e a equipe de cientistas de dados responsáveis por modelar os problemas de otimização. O segundo motivo foi garantir a independência entre os otimizadores e a aplicação, de modo a ser possível testar e utilizar os otimizadores a partir de ambientes distintos.

Dessa forma, os otimizadores foram desenvolvidos em *python* e disponibilizados para serem utilizados por meio do protocolo HHTP utilizando o padrão REST, através de uma API desenvolvida. Ao se utilizar um dos módulos que realiza uma otimização, o sistema coleta os dados adicionados nas telas da ferramenta, organiza esses dados em formato JSON e chama a API do otimizador.

Após o início da rodada de otimização, o sistema faz novas consultas à API, seja para consultar o estágio em que a otimização se encontra, seja para coletar os resultados alcançados. Além disso, os otimizadores também se comunicam com o sistema por meio de mensageria para enviar informações sobre o andamento da otimização para o sistema, que os expõem nas telas do *frontend* em tempo real. O sistema também se comunica, por meio de mensageria, com outros sistemas internos que a empresa já havia implementado para outras finalidades, mas cujos dados são úteis para a ferramenta desenvolvida. Por fim, a empresa também se comunica com sistemas externos para coleta de informações importantes para os módulos. A Figura 1 ilustra a arquitetura base utilizada pela aplicação.

Quando uma rodada de um módulo de otimização é solicitada por meio da API, os dados para execução do problema são recebidos em formato JSON e são tratados pelo que foi denominado de *translator*, um conjunto de códigos responsáveis por transformar os dados recebidos nos parâmetros que de fato serão utilizados na modelagem matemática do problema. Após o tratamento do *translator*, tais parâmetros são enviados para o otimizador para a construção das variáveis, restrições e função objetivo do problema.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193476
https://proceedings.science/p/193476?lang=pt-br

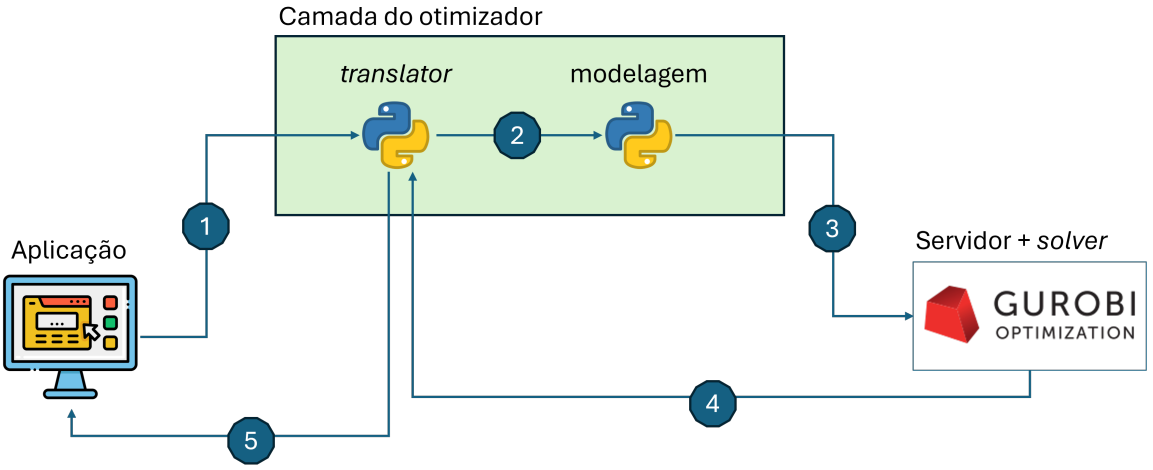

Figura 2: Diagrama ilustrando o fluxo para a execução de um otimizador. As etapas numeradas são: 1) envio dos dados configurados no sistema em formato JSON; 2) transformação dos dados nos parâmetros que serão usados na modelagem; 3) envio da modelagem matemática para o servidor da Gurobi com o *solver* configurado; 4) envio da solução encontrada pelo *solver*; 5) transformação da solução para o formato esperado pela aplicação e envio para o sistema criar as visualizações dos resultados.

Com o problema modelado, as equações são enviadas ao *solver*, responsável por executar os algoritmos de busca de soluções utilizando técnicas de Programação Linear Inteira Mista (*Mixed-Integer Linear Programming* - MILP) [Li et al., 2019]. Neste projeto, utilizou-se o *solver* disponibilizado pelo Gurobi, um dos mais utilizados comercialmente [Huang e Chiang, 2023], que demonstrou um bom desempenho na solução de problemas com muitas variáveis inteiras [Li et al., 2019].

Neste trabalho, juntamente com o *solver*, contratou-se também o recurso computacional em nuvem, disponibilizado em um servidor do Gurobi, dedicado para a execução de rodadas de otimização. Dessa forma, após a modelagem do problema, o problema é enviado para os servidores do Gurobi por meio de uma API disponibilizado por esta e acessada através do *gurobipy*, uma biblioteca para *python*, em que é possível acompanhar o estágio de otimização do problema e por onde são devolvidos os resultados da solução obtida.

Finalizada a execução do *solver*, a solução é recebida e o *translator* transforma esses dados para o formato esperado para a criação das visualizações de resultados programadas no *front-end* da aplicação. A Figura 2 ilustra o processo completo, desde a parametrização da rodada no sistema até o recebimento da solução.

Dessa forma, a estrutura criada permite a execução das rodadas de otimização em nuvem, possibilitando a execução de um otimizador de forma independente do computador utilizado, necessitando apenas dos acessos que garantem as permissões adequadas. Além disso, é possível executar os otimizadores de forma simultânea, garantindo que mais de um operador utilize o sistema para a otimização de uma etapa do processo produtivo.

4. Modelagem dos otimizadores

Como citado anteriormente, alguns dos módulos permitem o acesso a modelos de otimização. Nessa seção, os três modelos serão detalhados em termos de função objetivo, variáveis de decisão e algumas das principais restrições do problema.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193476
https://proceedings.science/p/193476?lang=pt-br

4.1. Planejador de compra trimestral

O primeiro otimizador (O1), utilizado no primeiro módulo (M1) do sistema construído, é responsável por gerar um plano ótimo de compra trimestral de carvão, que detalha quais tipos de carvão serão comprados, quais rotas cada navio percorrerá, quais as datas de saída dos embarques e um plano de mistura de alto nível para especificar como se dará o consumo do carvão durante esse período.

A estratégia de otimização do O1 acontece em duas etapas: na primeira etapa, a função de custo reflete os custos financeiros do processo (custo do combustível e do frete). Além do custo do carvão e do frete, a função objetivo também incorpora um fator relacionado a certas relaxações de restrições do problema. Esta etapa será responsável por definir os carvões e navios a serem pedidos.

A segunda etapa de otimização objetiva minimizar o custo de *demurrage* e é realizada com as principais decisões encontradas na primeira etapa fixadas. Nesta etapa, o otimizador busca minimizar a concentração de chegadas de navios ao longo do horizonte de planejamento, realocando as datas de saída dos pedidos previamente decididos, mas mantendo os carvões e as embarcações já definidas, de modo a não modificar o custo do carvão comprado e do frete. As funções objetivo que se pretende minimizar são detalhadas nas Equações 1 e 2:

$$z_1 = C_{CARV} + C_{FRET} + C_{PENA} \tag{1}$$

$$z_2 = MAXD + \lambda_1 \frac{C_{FRET}}{C^*_{FRET}} + \lambda_2 \frac{C_{PENA}}{C^*_{PENA}} \tag{2}$$

em que C_{CARV} é o custo do combustível comprado, C_{FRET} é o custo total de frete dos navios pedidos e C_{PENA} é o custo associado às penalidades aplicadas em relaxações de restrições, $MAXD$ define um valor real que representa a concentração de chegada dos navios no horizonte de planejamento, os valores presentes nos denominadores na expressão z_2 representam os valores alcançados dos custos na primeira etapa e λ_1 e λ_2 são parâmetros de ajuste da função objetivo.

A partir do entendimento de negócio, estudos feitos em cima de dados históricos e novos dados coletados, diversas restrições foram implementadas no modelo de otimização. Entre as principais, é possível citar: restrições relacionadas aos tipos de embarcação disponíveis; fatores relacionados aos atributos físicos e químicos de cada tipo de carvão e como eles se relacionam para gerar um coque com as propriedades requeridas; necessidade de manter os níveis de estoque acima de um patamar de segurança definido pela empresa.

Além disso, também foram implementadas outras regras para possibilitar a execução do otimizador como; implementação de uma agregação temporal configurável para diminuir o tamanho do problema de otimização e possibilitar rodadas em tempo reduzido; modelagem de variáveis de relaxação para evitar cenários em que é impossível respeitar todas as restrições impostas ao modelo, de forma a possibilitar a execução priorizando algumas restrições em detrimento de outras.

4.2. Otimizador de misturas

O segundo otimizador (O2) tem como objetivo definir uma mistura de combustíveis adequada, que permita a produção de coque de alta qualidade ao longo do tempo. Diferentemente da definição de mistura de alto nível que o O1 gera (a nível de tipo de combustível), a decisão aqui é a nível de pilha de combustível no estoque.

A execução desse modelo se dá em uma frequência de 2 a 7 dias, maior que a do O1, sendo parte do processo de avaliação da mistura atual e definição da próxima. Cada otimização realizada tem um horizonte de planejamento de 1 a 3 meses, de forma a garantir que haja combustível disponível para gerar misturas válidas em um horizonte de curto e médio prazo. Nesse caso, a

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193476
https://proceedings.science/p/193476?lang=pt-br

estratégia de otimização é de rodada única, com a função objetivo que se pretende minimizar detalhada na Equação 3:

$$z = C_{ESDI} + C_{MUDA} + C_{PENA} \tag{3}$$

em que C_{ESDI} representa o custo de manter o estoque de um combustível abaixo do patamar de segurança, C_{MUDA} é um custo que penaliza a mudança frequente de misturas, ou seja, influencia o modelo a não mudar a mistura frequentemente e C_{PENA} é o custo total associado às penalidades aplicadas em relaxações de restrições.

Entre as principais restrições impostas ao O2, é possível citar: todas as misturas propostas possuem tempo mínimo de duração; certos carvões possuem limites mínimo e máximo de utilização na mistura; certos carvões não podem ser utilizados em conjunto; os carvões em estoque devem ser consumidos antes de atingirem a sua data de validade.

4.3. Otimizador do estoque físico

O terceiro otimizador (O3) é responsável por definir o plano de empilhamento e recuperação de pilhas de carvão para liberação de espaço de estocagem para as cargas dos embarques pedidos. Para isso, deve-se definir onde, de forma específica e localizada no pátio de estocagem existente, cada carga de carvão será empilhada, além de definir de quais desses espaços os carvões serão coletados para a realização da mistura planejada.

Este otimizador é executado com uma frequência entre 2 a 5 dias, de maneira similar ao O2, mas com horizonte temporal entre 15 e 21 dias. Para modelar o problema, utiliza-se uma série de variáveis, em sua maioria variáveis binárias, para modelar o pátio físico de estocagem de carvão. A função objetivo que se pretende minimizar está detalhada na Equação 4:

$$z = C_{FLUT} + C_{COOR} \tag{4}$$

em que o primeiro termo C_{FLUT} representa um custo associado ao estoque flutuante, ou seja, a carga trazida em pedidos já chegados ao porto de destino, porém que ainda não puderam ser empilhados por falta de espaço no estoque. Já C_{COOR} representa a soma do espaço ocupado, influenciando o modelo a organizar o espaço da melhor forma possível para estocar futuras cargas.

Entre as principais restrições implementadas neste modelo estão: restrições físicas para fazer com que as variáveis representassem a realidade física do pátio; restrições de adequação às práticas de estocagem da empresa, como a possibilidade de unir ou dividir pilhas; restrições relacionadas às máquinas empilhadoras e recuperadoras e a forma que estas operam; restrições para adequar as práticas de recuperação e empilhamento àquelas que a empresa considera confiáveis.

Além das restrições citadas, é importante notar que a função objetivo é composta por um fator relacionado ao chamado estoque flutuante, cargas que aguardam no porto para desembarque no pátio. Esse mecanismo possibilita o modelo seja executado em cenários em que o pátio está sem capacidade de empilhamento, de forma a sugerir uma estratégia de abertura de espaço que acomode os carvões do estoque flutuante no pátio o mais rápido possível.

5. Resultados

A partir da implementação do sistema, foi percebida uma série de benefícios para o processo, alguns qualitativos e outros quantitativos. Entre os qualitativos, pode-se destacar: facilitação do processo de acompanhamento das etapas do processo, possibilitando um acompanhamento diário de indicadores importantes e dando insumos para a implementação de ações corretivas a tempo; redução de erros manuais por conta da diminuição de preenchimento manual entre sistemas por conta da integração entre eles; economia de tempo dos especialistas da área para elaboração do

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193476
https://proceedings.science/p/193476?lang=pt-br

planos de compras, reduzindo de aproximadamente 40 para 8 horas úteis, e do plano de misturas, passando de aproximadamente 8 para 1 hora útil; e armazenamento estruturado de dados que possibilita a elaboração de iniciativas de *Analytics* futuras.

Apesar dos ganhos qualitativos apontados serem de extrema relevância para o processo produtivo, entende-se que a maior fonte de ganhos do novo sistema vem da utilização dos otimizadores desenvolvidos. Tais ganhos podem ser estimados a partir de comparação com a forma que era feita anteriormente ou com projeções realizadas pela empresa no planejamento orçamentário anual.

5.1. Plano de compras trimestral

Para validação dos resultados obtidos pelo planejador de compras desenvolvido, o otimizador foi executado com os dados utilizados em três trimestres antigos (T1, T2 e T3), cujos planejamentos de compra foram realizados sem o auxílio do novo módulo. Então, comparou-se os resultados de ambos os planejamentos em termos de custos do processo, cujos valores estão expostos na Tabela 1.

Tabela 1: Ganhos, em USD milhões, do novo otimizador comparado a antigos planejamentos.

Ganhos (USD milhões)	**T1**	**T2**	**T3**
Combustível	28.7	2.5	68.3
Demurrage	0.5	-0.05	-0.09
Frete	-0.2	1.3	4.0
Total	29.0	3.8	72.2

A partir dessas comparações feitas, a média do ganho financeiro por trimestre estimada foi de 35 milhões de dólares e, extrapolando esse valor, 140 milhões de dólares anualmente. Além disso, os resultados obtidos pelo novo otimizador manteve o estoque acima do nível considerado seguro pela empresa sem elevar a média da quantidade de carvão em estoque. Além disso, o planejamento de compra otimizado permitiu a elaboração de misturas de carvões para a produção de um coque com características mais adequadas do que as obtidas pelos antigos planejamentos.

Além das comparações feitas para trimestres antigos, utilizou-se o otimizador para a elaboração do planejamento de dois novos trimestres (denotados por T1* e T2*), cujos resultados foram comparados com as projeções orçamentárias de compra de carvão realizadas pela empresa. Notou-se que a variação do preço médio da tonelada do carvão é relevante para essa comparação, já que o plano orçamentário é feito muito tempo antes da compra de carvão de fato, de forma que os preços mudam. Dessa forma, a Tabela 2 reúne os ganhos do otimizador para o custo estimado no orçamento, mas também traz esse valor normalizado pelo preço médio do carvão no momento da compra, para isolar os efeitos relacionados à flutuação do valor do carvão.

Tabela 2: Ganhos, em USD milhões, do custo do combustível obtidos pelo novo otimizador comparado ao plano orçamentário da empresa.

	Ganho direto (USD milhões)	**Ganho normalizado (USD milhões)**
T1*	20.4	13.9
T2*	16.2	31.9

Os resultados obtidos ajudam a confirmar o enorme ganho financeiro gerado pelo otimizador nesta etapa de compra de carvão para a empresa. Em termos percentuais, o ganho médio gerado foi de aproximadamente 9%.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193476
https://proceedings.science/p/193476?lang=pt-br

5.2. Otimizador de misturas

Apesar de os maiores ganhos financeiros diretos estarem associados ao planejador de compras, os demais otimizadores também adicionam ganhos relevantes para o processo. Não é possível calcular os ganhos financeiros diretos da otimização de misturas de carvões, já que esse processo é fundamental para a produção de coque de boa qualidade, mas a otimização não visa redução de custos, já que os insumos já estão comprados quando esse otimizador é executado.

Dessa forma, o ganho deste otimizador é relacionado à segurança operacional e à qualidade da produção. A segurança operacional é traduzida em termos do volume diário de carvão em estoque que minimize a probabilidade de faltar combustível frente às incertezas de consumo e chegada dos navios. Já a qualidade da produção, se refere a geração de coque de boa qualidade para produção de um aço com características otimizadas.

Assim como feito para o planejador de compras, utilizou-se três planejamentos de misturas feitos antes do desenvolvimento do otimizador e comparou-os com os resultados obtidos pelo otimizador utilizando uma parametrização equivalente. Os resultados mostraram que o otimizador foi capaz de garantir maior segurança operacional do estoque, assim como planejar o consumo de misturas que gerassem uma projeção de coque com características melhores do que os obtidos pelos planejamentos antigos.

Com relação à segurança do estoque, o otimizador foi capaz de reduzir em 19% a quantidade média de dias em que o volume em estoque dos carvões violava o nível de segurança definido pela empresa. Além disso, nos dias em que o estoque de carvão foi menor do que o nível considerado seguro, a diferença média entre ambos foi menor para o plano otimizado (10% do nível de segurança) do que para o plano feito sem o uso do otimizador (19% do nível de segurança).

Com relação à qualidade do coque gerado, o otimizador reduziu o número de características da mistura planejada que não estavam dentro dos limites esperados, reduzindo em média 91% o número de ocorrências de violação dos limites desejados para essas características. Além disso, assim como para o estoque de segurança, nos dias em que houve violação, a distância para os limites desejados também foi menor do que a obtida pelo planejamento antigo, passando de 29% para 1.8% do limite estabelecido para a característica em questão.

5.3. Otimizador do estoque físico

Este otimizador é o mais complexo para se estimar ganho, já que, antes do seu desenvolvimento, não era realizado um plano de estocagem física, esse processo era decidido a curto prazo pela equipe operacional que coordenavam as máquinas de recuperação e empilhamento de carvão. Dessa forma, não é possível compará-lo com planejamentos anteriores, de tal maneira que tentou-se estimar possíveis ganhos a partir de cenários projetados.

O principal ganho financeiro esperado para esse otimizador é a redução de *demurrage*, como explicado na Seção 3. A partir de uma análise do histórico de empilhamento e de chegada dos navios, estimou-se que o ganho médio obtido pelo otimizador estaria entre USD 157 mil e USD 785 mil por ano, a depender da capacidade do planejamento otimizado reduzir a superlotação do estoque em comparação ao que era feito anteriormente.

6. Conclusão

O projeto desenvolvido em parceria com a ArcelorMittal tem como resultado um software completo, que abarca as principais etapas do processo de coqueificação, permitindo a captura de ganhos e melhorias nas tomadas de decisão. A implementação da aplicação composta por módulos de acompanhamento e de otimização captou ganhos financeiros diretos estimados em dezenas de milhões de dólares, além dos ganhos indiretos que não puderam ser calculados e dos qualitativos que promovem otimização operacional relevante.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193476
https://proceedings.science/p/193476?lang=pt-br

A solução utiliza-se de análise estatística, otimização linear/inteira, além de técnicas de simulação para gerenciamento de processos com incerteza. Estas técnicas possibilitaram a otimização dos problemas presentes em cada etapa do processo e, consequentemente, a redução significativa de custos e melhoria operacional.

Os benefícios alcançados confirmam o potencial que as soluções tecnológicas da Indústria 4.0 possuem, neste caso em específico, em uma indústria siderúrgica. As técnicas de otimização apresentadas e discutidas neste artigo, além das estruturas de processos e software, podem ser aplicadas e adaptadas para uma variedade de outros contextos industriais, tornando-se uma referência valiosa para futuros projetos em contextos similares

Além disso, este trabalho demonstrou a importância da implementação de melhorias contínuas por meio da análise de dados e otimização de processo, servindo como um exemplo de como a integração de tecnologia, *Analytics* e PO pode otimizar processos industriais complexos.

Referências

Babich, A. e Senk, D. (2019). 13 - coke in the iron and steel industry. In Suárez-Ruiz, I., Diez, M. A., e Rubiera, F., editors, *New Trends in Coal Conversion*, p. 367–404. Woodhead Publishing. ISBN 978-0-08-102201-6.

Duan, L. e Xu, L. (2021). Data analytics in industry 4.0: A survey. *Information Systems Frontiers*, p. 1–17.

Huang, Y.-F. e Chiang, W.-K. (2023). Gurobi optimization for 5gc refactoring. In *2023 International Conference on Consumer Electronics - Taiwan (ICCE-Taiwan)*, p. 115–116.

Lam, H. e Qian, H. (2022). Bounding optimality gap in stochastic optimization via bagging: Statistical efficiency and stability.

Li, L., Wu, W., Zheng, Y., e Zhang, L. (2019). The relationship between the construction and solution of the milp models and applications. Cryptology ePrint Archive, Paper 2019/049. URL `https://eprint.iacr.org/2019/049`.

Richnák, P. (2022). Key challenges and opportunities of industry 4.0 in metallurgical industry in slovakia. *DANUBE*, 13:137–154.

Storms, K., Sys, C., Vanelslander, T., e Deuren, R. V. (2023). Demurrage and detention: from operational challenges towards solutions. *Journal of Shipping and Trade*, 8(1).

Stroud, D., Antonazzo, L., e Weinel, M. (2024). *The Technological and Social Transformation of the European Steel Industry: Towards Decarbonisation and Digitalisation*, p. 17–34. Springer International Publishing, Cham.

Tolettini, L. e Di Maria, E. (2023). The impact of industry 4.0 on the steel sector: Paving the way for a disruptive digital and ecological transformation. *Recycling*, 8(4). ISSN 2313-4321.

Tolettini, L. e Lehmann, C. (2020). *Industry 4.0: New Paradigms of Value Creation for the Steel Sector*, p. 179–206. Springer International Publishing, Cham.

Vaidya, S., Ambad, P., e Bhosle, S. (2018). Industry 4.0 – a glimpse. *Procedia Manufacturing*, 20:233–238. ISSN 2351-9789. 2nd International Conference on Materials, Manufacturing and Design Engineering (iCMMD2017), 11-12 December 2017, MIT Aurangabad, Maharashtra, INDIA.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193476
https://proceedings.science/p/193476?lang=pt-br