



Universidade Federal da Paraíba
Centro de Tecnologia
Graduação em Engenharia de Produção Mecânica

Desenvolvimento de Modelos de Programação Matemática para o Problema de Mistura de Resíduos no Coprocessamento: Estudo de Caso em uma Indústria Cimenteira

Maria Regina Ferreira de Araújo

João Pessoa - PB
2026

Maria Regina Ferreira de Araújo

**Desenvolvimento de Modelos de Programação
Matemática para o Problema de Mistura de
Resíduos no Coprocessamento: Estudo de Caso
em uma Indústria Cimenteira**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Graduação em Engenharia de Produção Mecânica do Centro de Tecnologia da Universidade Federal da Paraíba (UFPB), como requisito para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia de Produção Mecânica.

Orientador: Prof. Dr. Luciano Carlos Azevedo da Costa

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

A663d Araujo, Maria Regina Ferreira de.

Desenvolvimento de Modelos de Programação Matemática
para o Problema de Mistura de Resíduos no
Coprocesso: Estudo de Caso em uma Indústria
Cimenteira / Maria Regina Ferreira de Araujo. - João
Pessoa, 2026.

50 f. : il.

Orientação: Luciano Carlos Azevedo da Costa.
TCC (Graduação) - UFPB/CT.

1. Modelagem Matemática. 2. Controle Estatístico do
Processo. 3. Coprocessamento. I. Costa, Luciano Carlos
Azevedo da. II. Título.

UFPB/CT

CDU 658.5(043.2)

Maria Regina Ferreira de Araújo

Desenvolvimento de Modelos de Programação Matemática para o Problema de Mistura de Resíduos no Coprocessoamento: Estudo de Caso em uma Indústria Cimenteira

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Graduação em Engenharia de Produção Mecânica do Centro de Tecnologia da Universidade Federal da Paraíba (UFPB), como requisito para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia de Produção Mecânica.

João Pessoa - PB, 01 de abril de 2026:



Documento assinado digitalmente
LUCIANO CARLOS AZEVEDO DA COSTA
Data: 10/04/2026 12:19:15-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

**Prof. Dr. Luciano Carlos Azevedo da
Costa**
Orientador



Documento assinado digitalmente
HUGO HARRY FREDERICO RIBEIRO KRAMER
Data: 10/04/2026 10:15:32-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

**Prof. Dr. Hugo Harry Frederico R.
Kramer**
Examinador



Documento assinado digitalmente
LUCIANO COSTA SANTOS
Data: 10/04/2026 09:47:43-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Luciano Costa Santos
Examinador

João Pessoa - PB
2026

Agradecimentos

Aos meus pais, Renata e Albino, que acreditam em mim mais do que eu mesma, que nunca duvidaram nem questionaram os meus sonhos e que, além disso, me fazem querer sonhar cada vez mais alto, sem medo de dar errado, porque sei que sempre terei um lugar seguro para voltar.

Às minhas irmãs, Virgínia e Valentina, por serem parte de mim, por me apoiarem incondicionalmente, por conseguirem aliviar qualquer problema e por estarem sempre ao meu lado. Dizem que a forma mais forte é o triângulo e, por isso, me sinto tão forte e segura perto de vocês. Sem a minha família, nada disso seria possível.

Ao meu orientador, Luciano Costa, por me guiar para achar meu lugar na Engenharia de Produção Mecânica e me fazer aprender mais do que as salas de aula ensinaram, pela paciência e orientação durante todo o desenvolvimento deste trabalho e da graduação, pelo apoio em cada etapa e, principalmente, por acreditar em mim e no meu potencial.

Aos professores do curso, em destaque, aqueles que contribuíram com este trabalho: Luciano Santos e Hugo Kramer, que viram potencial em mim e, em cada ensinamento, aula e trabalho, contribuíram para que eu me tornasse uma pessoa e profissional melhores.

Aos meus amigos e colegas, aos que sempre estiveram comigo ao longo da vida e aos que eu conheci ao longo do curso, em especial os amigos que fiz em projetos extracurriculares e estágios, pelo apoio, pela escuta, pelos conselhos, pela amizade e por tornarem essa caminhada mais leve e prazerosa.

Todos vocês fazem parte de quem eu sou hoje e da realização deste trabalho. Muito obrigada.

Resumo

A elevada demanda energética da indústria cimenteira torna essencial a adoção de alternativas sustentáveis para a redução do consumo de combustíveis fósseis, dentre as quais se destaca o coprocessamento de resíduos em fornos de clínquer. Entretanto, a variabilidade das características químicas e térmicas dos resíduos utilizados impõe desafios significativos à definição da composição adequada da mistura, podendo comprometer a estabilidade do processo e a qualidade do produto final. Nesse contexto, este trabalho desenvolve e aplica modelos de programação matemática para otimizar a composição da mistura de resíduos no setor de coprocessamento de uma indústria cimenteira, considerando restrições operacionais, químicas e de disponibilidade de materiais. A abordagem adotada baseia-se em um estudo de caso, com mapeamento e análise do processo, formulação do modelo de otimização, implementação computacional em planilha eletrônica e monitoramento dos resultados por meio de ferramentas de Controle Estatístico do Processo. Os resultados obtidos indicam redução da variabilidade das principais características da mistura, com maior aderência aos limites de especificação estabelecidos, destacando-se melhorias na estabilidade dos parâmetros de umidade e poder calorífico inferior. As cartas de controle e as análises de capacidade evidenciam aumento do nível de controle e da previsibilidade do processo após a implementação da solução proposta, demonstrando o potencial da aplicação integrada de modelagem matemática e ferramentas estatísticas como apoio à tomada de decisão em ambientes industriais complexos.

Palavras-chave: Modelagem Matemática, Controle Estatístico do Processo, Coprocessamento.

Abstract

The high energy demand of the cement industry makes the adoption of sustainable alternatives essential for reducing the consumption of fossil fuels, among which the co-processing of waste in clinker kilns stands out. However, the variability in the chemical and thermal characteristics of the waste materials poses significant challenges to defining an adequate mixture composition, which may compromise process stability and product quality. In this context, this work develops and applies mathematical programming models to optimize the composition of waste mixtures in the co-processing sector of a cement plant, considering operational, chemical, and material availability constraints. The approach is based on a case study involving process mapping and analysis, formulation of the optimization model, computational implementation in a spreadsheet environment, and monitoring of results through Statistical Process Control tools. The results indicate a reduction in the variability of the main mixture characteristics, with improved compliance with the established specification limits, particularly for moisture content and lower heating value. Control charts and process capability analyses demonstrate increased stability, predictability, and control of the process after the implementation of the proposed solution, highlighting the potential of integrating mathematical modeling and statistical tools to support decision-making in complex industrial environments.

Keywords: Mathematical Modeling, Statistical Process Control, Co-processing.

Lista de Tabelas

Table 1 – Variáveis de decisão por peso	28
Table 2 – Arredondamento da solução encontrada na Tabela 1	28
Table 3 – Variáveis de decisão por número de conchas	29

Lista de Figuras

Figure 1 – Processo de manufatura do cimento	16
Figure 2 – Processo de produção de cimento e integração do coprocessamento . . .	17
Figure 3 – Áreas de aplicação da Pesquisa Operacional	19
Figure 4 – Visão exemplificada do recebimento e estocagem de resíduos	25
Figure 5 – Galpão do coprocessamento	26
Figure 6 – Pá carregadeira retirando resíduo	27
Figure 7 – Interface do Solver utilizada na modelagem do problema.	31
Figure 8 – Macro VBA utilizada na primeira aba	32
Figure 9 – Macro VBA utilizada na segunda aba	34
Figure 10 – Primeira e segunda abas da planilha de simulação	35
Figure 11 – Processo antes da implementação da solução	37
Figure 12 – Processo após a implementação da solução	38
Figure 13 – Carta de Controle - Cinzas	39
Figure 14 – Carta de Controle - Cloro	39
Figure 15 – Carta de Controle - PCI	40
Figure 16 – Carta de Controle - Umidade	40
Figure 17 – Comparação dos histogramas das variáveis cinzas, cloro, PCI e umidade antes e depois da otimização do modelo.	42
Figure 18 – Gráfico comparativo dos índices de capacidade	43
Figure 19 – Distribuição do peso total da mistura com limites fixos.	44
Figure 20 – Evolução do peso total da mistura ao longo dos dias com limites fixos.	44
Figure 21 – Distribuição do peso total da mistura com limites dinâmicos.	45
Figure 22 – Evolução do peso total da mistura ao longo dos dias com limites dinâmicos.	45

Sumário

1	INTRODUÇÃO	11
1.1	Objetivos	12
1.1.1	Objetivo Geral	12
1.1.2	Objetivos Específicos	12
1.2	Justificativa	13
1.3	Estrutura do Trabalho	13
2	REVISÃO DA LITERATURA	15
2.1	Coprocessamento e a Indústria do Cimento	15
2.1.1	O Processo de Produção de Cimento	15
2.1.2	Técnica do Coprocessamento e Otimização	17
2.2	Pesquisa Operacional	18
2.2.1	Aplicações da Pesquisa Operacional na Indústria	19
2.3	Gestão e Controle de Processos	20
2.3.1	Mapeamento do Processo	20
2.3.1.1	Controle Estatístico do Processo (CEP)	21
3	METODOLOGIA	22
3.1	Classificação da Pesquisa	22
3.2	Caracterização da Empresa	22
3.3	Etapas da Pesquisa	23
3.3.1	Coleta de Dados	23
3.4	Definição do Problema	24
3.5	Modelagem do Problema	27
3.5.1	Definição das Variáveis	27
3.5.2	Modelagem Matemática	29
3.5.2.1	Parâmetros e Variáveis	29
3.5.2.2	Formulação Não Linear	29
3.5.2.3	Formulação Linear	30
3.6	Implementação da Solução	31
3.7	Monitoramento de Resultados	35
4	RESULTADOS	37
4.1	Análise do Cenário Operacional	37
4.1.1	Cenário Pré-Implementação	37
4.1.2	Cenário Pós-Implementação	38

4.2	Análise Quantitativa	38
4.2.1	Cartas de Controle (CEP)	39
4.2.2	Capabilidade do Processo	40
4.2.2.1	Antes da Implementação	40
4.2.2.2	Depois da Implementação	41
4.3	Análise de Limitações e Propostas de Melhoria	43
4.3.1	Simulação Computacional dos Cenários	43
4.3.2	Proposta de Melhoria dos Resultados	46
5	CONCLUSÃO	48
	REFERÊNCIAS	49

1 Introdução

No atual cenário industrial, caracterizado por competição crescente, inovações constantes e avanços tecnológicos, as empresas enfrentam grandes desafios para se manterem competitivas e eficientes. O setor cimenteiro não fica de fora dessa situação. Como uma operação contínua e complexa, otimizar os processos é fundamental para alcançar a excelência operacional. Com a retomada da construção civil, observou-se uma expansão significativa da produção. Entre 1995 e 1998, o setor apresentou crescimento acumulado de aproximadamente 58,3% (AYRES; DAEMON; FERNANDES, 2000). Esse comportamento reforça a necessidade de estratégias voltadas à eficiência produtiva e à otimização de processos, especialmente em cenários de expansão da demanda.

A indústria cimenteira é amplamente reconhecida por sua elevada demanda por energia, que se manifesta sob duas formas principais. A primeira refere-se ao consumo de energia elétrica, essencial em diversas etapas do processo produtivo, como a britagem, o transporte de materiais em correias automáticas e a operação de moinhos. A segunda está relacionada ao consumo térmico, utilizado nos fornos rotativos durante a produção de clínquer. Destaca-se que aproximadamente 63% do consumo energético total da indústria cimenteira em geral está diretamente associado à etapa de clínquerização (SANTI; FILHO, 2004).

Ao analisar os custos de energia do setor cimenteiro, sempre surge a questão de como tornar o processo mais sustentável. É nesse contexto que é introduzido o coprocessamento como alternativa ecológica, empregado na queima em fornos de clínquer. Segundo a Associação Brasileira de Cimento Portland (ABCP), o coprocessamento consiste na destruição térmica de resíduos em fornos de cimento, sem geração de novos passivos ambientais, e é amplamente utilizado no Brasil desde a década de 1990. Essa técnica envolve a substituição parcial de combustíveis convencionais, como o coque, por resíduos, permitindo a destinação ambientalmente adequada desses materiais sem comprometer a qualidade do produto final (Associação Brasileira de Cimento Portland, 2023).

Historicamente, o coprocessamento tem origem na crise do petróleo na década de 1980, com o objetivo de reduzir os custos de produção, e atualmente é adotado em diversos países. No Brasil, essa prática é regulamentada pela Resolução CONAMA nº 499/2020 (Brasil, 2020), que estabelece critérios para a utilização de resíduos com potencial energético, como borras oleosas, lodos de estações de tratamento de efluentes, plásticos e papéis contaminados. Por outro lado, a legislação proíbe o uso de materiais específicos, como resíduos domiciliares brutos, radioativos e provenientes de serviços de saúde. Assim, o coprocessamento ajuda a reduzir o uso de recursos não renováveis e a diminuir os impactos ambientais (FERRARI, 2002).

Além dos benefícios ambientais, o coprocessamento também traz vantagens econômicas. Conforme destacado por (ROCHA; LINS; SANTO, 2011), o uso de resíduos industriais como combustível complementar permite que a indústria cimenteira obtenha receitas adicionais. Entretanto, a implementação dessa prática envolve desafios gerenciais e operacionais significativos, especialmente na gestão dos materiais e na formulação do *blend*, que consiste na mistura de resíduos destinados à alimentação do forno.

A diversidade de resíduos disponíveis e a elevada variabilidade de suas composições químicas e térmicas dificultam a definição de uma boa mistura. Essa instabilidade pode comprometer o processo e a qualidade do clínquer produzido. Tais desafios são ainda mais críticos quando a definição da composição do *blend* é realizada manualmente, sem o suporte de sistemas que assegurem o cumprimento dos parâmetros operacionais e químicos exigidos.

Por isso, este trabalho propõe o uso de modelos matemáticos, em conjunto com métodos da Engenharia de Produção, seguindo a metodologias de gestão e controle do processo, com o objetivo de otimizar a formulação do *blend*. Com isso, pretende-se aumentar o aproveitamento de resíduos na composição da mistura e, conseqüentemente, a substituição térmica, simplificar a tomada de decisão operacional e contribuir para o aumento da eficiência produtiva, para a redução de desperdícios e para a melhoria da qualidade do processo.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

Desenvolver um modelo de otimização para apoiar a definição da composição da mistura de resíduos no coprocessamento, assegurando o atendimento aos parâmetros operacionais e a estabilidade do processo produtivo.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Identificar os principais gargalos e variabilidades no processo de definição da composição do *blend*;
- Formular modelos matemáticos para a otimização da mistura de resíduos, considerando as restrições químicas e operacionais;
- Desenvolver e testar a solução proposta por meio de simulações com base em dados reais;
- Avaliar o desempenho da solução quanto aos indicadores de qualidade e produtividade;

- Consolidar acompanhamento para a melhoria contínua do processo de coprocessamento.

1.2 Justificativa

O coprocessamento surge como uma estratégia sustentável para a indústria cimenteira. Porém, a viabilidade e a eficiência esperadas do coprocessamento na indústria cimenteira dependem diretamente da precisão no controle dos parâmetros químicos e térmicos do processo. Embora existam inúmeros modelos matemáticos voltados à otimização de formulação de misturas (YAZICI; ALAKAS; EREN, 2022), observa-se uma lacuna entre a teoria e a aplicação prática no ambiente fabril. No cenário brasileiro, (TOMOTANI; MESQUITA, 2018) apontam que a incerteza na demanda e no fornecimento de matéria-prima constitui uma barreira severa. Esse afastamento ocorre principalmente devido a desafios operacionais, levando frequentemente as empresas a optar por métodos simplificados ou heurísticos. No cenário estudado, destaca-se a elevada variabilidade das características dos resíduos, que nem sempre é considerada em modelos teóricos.

No contexto operacional, a formulação do *blend* de resíduos é uma etapa crítica. A dependência de ferramentas e métodos manuais, baseados na experiência dos operadores, introduz riscos à estabilidade do forno de clínquer e do produto final. Uma mistura mal dimensionada resulta em instabilidades, aumentando o consumo de combustíveis fósseis e, conseqüentemente, elevando os custos de produção e as emissões atmosféricas.

Dessa forma, o estudo busca criar uma ferramenta de apoio à tomada de decisão alinhada à indústria em questão. Do ponto de vista econômico, a otimização da mistura de resíduos permite aumentar a substituição térmica, reduzindo os custos com combustíveis convencionais. Sob a ótica ambiental, a solução proposta aumenta a destinação sustentável dos passivos ambientais. Quando, do ponto de vista técnico, o estudo busca gerar um estudo de caso aplicando as ferramentas de PO e de gestão e controle de processos. Sendo assim, a aplicação de metodologias estatísticas de controle e gestão do processo (MONTGOMERY, 2016), em conjunto com a modelagem matemática, melhora a tomada de decisão, gerando previsibilidade e reduzindo a variabilidade no processo produtivo.

1.3 Estrutura do Trabalho

Este trabalho está dividido em cinco partes, organizadas da seguinte forma: O Capítulo 1 apresenta a contextualização do tema, a delimitação do problema, a justificativa e os objetivos gerais e específicos que orientam o estudo. O Capítulo 2 aborda a revisão da literatura, fundamentando os conceitos de coprocessamento na indústria cimenteira, de modelagem matemática de misturas e das diretrizes da metodologia de gestão e controle do processo aplicadas à redução de variabilidade. O Capítulo 3 detalha o percurso

metodológico adotado, incluindo a classificação da pesquisa, a caracterização da empresa e as etapas de desenvolvimento do projeto de otimização proposto. O Capítulo 4 apresenta a aplicação prática da solução desenvolvida, as análises dos dados e a avaliação de desempenho obtidas. Por fim, o Capítulo 5 resume o que foi descoberto neste estudo, destacando suas contribuições para a engenharia, as limitações identificadas e as sugestões para pesquisas futuras.

2 Revisão da Literatura

Este capítulo apresenta os principais conceitos e estudos relacionados ao coprocessamento, à pesquisa operacional aplicada à realidade industrial e à gestão e ao controle de processos. O objetivo desta revisão é construir uma base conceitual sólida para a análise do problema de otimização da mistura de resíduos no coprocessamento estudado neste trabalho.

2.1 Coprocessamento e a Indústria do Cimento

Segundo (BEGUEDOU et al., 2023), a indústria cimenteira depende quase completamente de combustíveis fósseis, como carvão e coque, que têm alto impacto ambiental. O estudo destaca que os gastos com esse tipo de energia podem representar até 40% do custo total de produção por tonelada de cimento. Uma alternativa que tem sido usada para reduzir tanto o impacto econômico quanto o ambiental e ainda melhorar a imagem das cimenteiras em termos de sustentabilidade é o uso do coprocessamento de resíduos como substituto térmico de combustíveis não renováveis.

2.1.1 O Processo de Produção de Cimento

Para compreender o coprocessamento e seu papel na indústria cimenteira, é importante entender o processo de produção do cimento. Segundo (SILVA, 1994), os materiais de construção, especialmente o cimento, desempenham papel fundamental na economia global e são amplamente utilizados na construção civil. Sua relevância está diretamente associada ao desenvolvimento da sociedade por meio da infraestrutura, da habitação e de sistemas essenciais, como transporte, energia e abastecimento, sendo, portanto, um elemento indispensável ao progresso das sociedades.

Historicamente, o setor cimenteiro brasileiro demonstrou forte correlação com os ciclos econômicos do país. Estudos do Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES) indicam que, entre 1986 e 1994, a produção permaneceu estável. No entanto, a partir de 1995, com a recuperação da construção civil, observou-se uma expansão expressiva. Entre 1995 e 1998, o setor apresentou crescimento acumulado de aproximadamente 58,3%, o que evidenciou claramente a necessidade de otimizar os processos de produção para atender à demanda interna (AYRES; DAEMON; FERNANDES, 2000).

Fabricar cimento Portland é um processo industrial bem complexo que, basicamente, transforma minerais por meio de reações químicas e térmicas em um aglutinante hidráulico.

De acordo com (LIMA, 2011), este processo pode ser subdividido em etapas macro:

1. Extração e Preparação das Matérias-Primas: extração do calcário e de outros minerais (argila, minério de ferro e gesso), seguida de britagem e homogeneização para garantir uma composição uniforme.
2. Moagem e Pré-Homogeneização: as matérias-primas são moídas até obter a "farinha crua", reduzindo as variações químicas.
3. Produção do clínquer: a farinha crua é submetida ao aquecimento em forno rotativo a temperaturas entre 1400°C e 1500°C. Esta fase de clínquerização é o estágio crítico em que ocorrem as reações químicas que conferem a resistência mecânica do material.

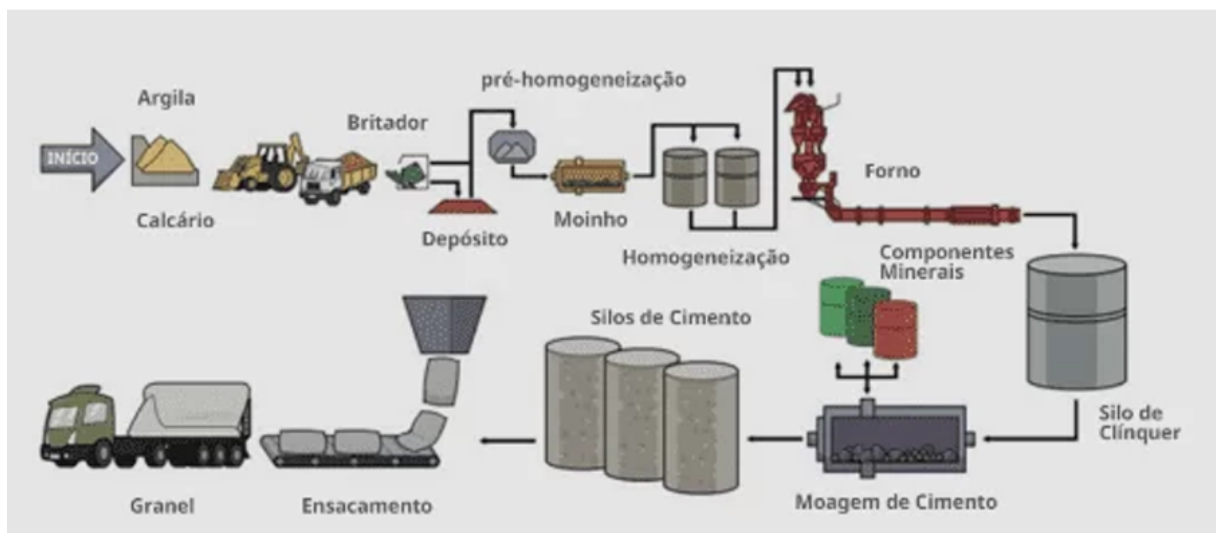


Figure 1 – Processo de manufatura do cimento

Fonte: Núcleo do Conhecimento (2026).

É justamente no ambiente de alta temperatura do forno de clínquer que se viabiliza o coprocessamento.

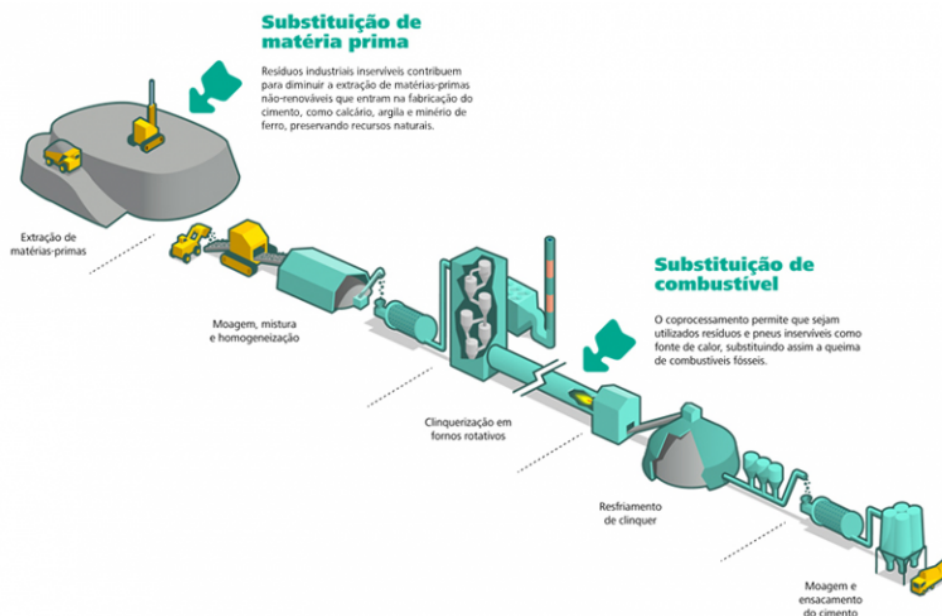


Figure 2 – Processo de produção de cimento e integração do coprocessamento
 Fonte: Trilho Ambiental (2026)

2.1.2 Técnica do Coprocessamento e Otimização

Estima-se que maior parte do consumo energético de uma planta de produção de cimento da indústria cimenteira em geral esteja diretamente associado à produção de clínquer. Historicamente, entre 1995 e 1998, o setor cimenteiro passou por um ciclo de expansão vigoroso no Brasil, com taxas de crescimento anuais de 22,4% em 1996 (AYRES; DAEMON; FERNANDES, 2000), o que impulsionou a busca por alternativas para mitigar custos operacionais e impactos ambientais. Nesse cenário, o coprocessamento surge como uma estratégia sustentável. Resíduos com alto poder calorífico, como borras oleosas, borras de tinta, lodos de Estações de Tratamento de Efluentes (ETE), plásticos e papéis contaminados, são integrados ao processo de queima nos fornos de clínquer (FERRARI, 2002). Conforme aponta (ROCHA; LINS; SANTO, 2011), essa prática altera a dinâmica econômica da indústria, que passa a lucrar com a recepção de resíduos, transformando um passivo ambiental em um ativo energético.

Entretanto, a integração desses resíduos impõe desafios técnicos de controle e de estabilidade do processo. Para enfrentar tais desafios, a aplicação de modelos matemáticos de Pesquisa Operacional torna-se indispensável. Estudos indicam que o uso de Programação Sequencial Quadrática (SQP) apresenta resultados superiores aos de Algoritmos Genéticos (GA) na minimização de custos e de impactos ambientais, demonstrando maior robustez diante da volatilidade dos preços de combustíveis (RENÓ, 2007).

A otimização de misturas é o ponto central da eficiência no coprocessamento. Inspirado por modelos pioneiros, como o de (YAZAKI, 1991), que aplicou a programação matemática ao suprimento de carvão na siderurgia, o setor cimenteiro busca adotar essas

técnicas para determinar a composição ideal das misturas. O objetivo é maximizar a substituição térmica sem comprometer a qualidade do clínquer nem exceder os limites de emissões atmosféricas.

2.2 Pesquisa Operacional

Buscando alternativas de solução para a otimização do processo de coprocessamento, surge, na Pesquisa Operacional (PO), uma alternativa. Ela é uma área que consiste no desenvolvimento e na aplicação de métodos matemáticos e computacionais para apoiar a tomada de decisão em sistemas complexos. Seu principal objetivo é representar problemas reais por meio de modelos formais, permitindo analisar diferentes cenários e encontrar soluções mais eficientes, reduzindo riscos e tornando os resultados mais confiáveis (ARENALLES et al., 2007).

A origem da PO remonta à Segunda Guerra Mundial, quando foi amplamente utilizada em problemas militares e logísticos. Com o avanço tecnológico e a expansão industrial ao longo do século XX, sua aplicação foi estendida a áreas como a manufatura, o transporte, a logística, o planejamento da produção e a gestão de recursos. Atualmente, a PO é considerada uma ferramenta estratégica para aumentar a eficiência produtiva e a competitividade industrial (YAZICI; ALAKAS; EREN, 2022).

Nas últimas décadas, a PO expandiu seu escopo de atuação. Inicialmente focada em aspectos econômicos, passou a incorporar dimensões sociais, ambientais e humanas nos processos decisórios. Essa evolução está alinhada a conceitos contemporâneos, como sustentabilidade, Indústria 4.0 e Indústria 5.0, onde a eficiência produtiva e a responsabilidade socioambiental são tratadas de forma integrada (PRUNET et al., 2022).

Estudos recentes indicam que a aplicação de técnicas de otimização, em substituição a métodos empíricos, gera ganhos significativos de desempenho em sistemas produtivos. Nesse contexto, a PO se consolida como uma ferramenta essencial para apoiar decisões em ambientes industriais complexos e dinâmicos, especialmente aqueles que demandam elevado nível de integração entre variáveis operacionais e restrições técnicas (REMPEL; CAI, 2021).

A Figura 3 ilustra a abrangência da Pesquisa Operacional em diferentes áreas de aplicação.

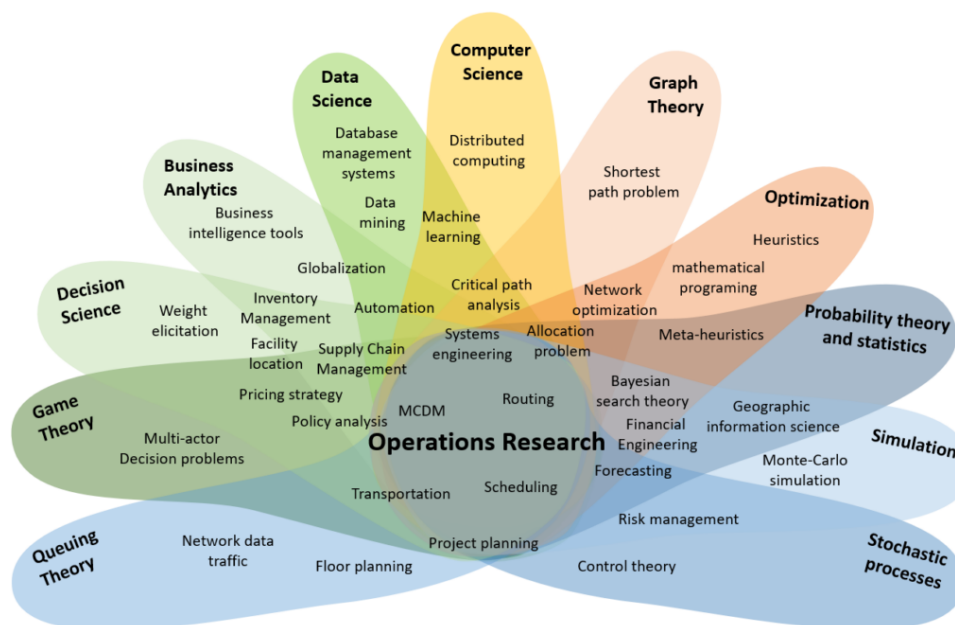


Figure 3 – Áreas de aplicação da Pesquisa Operacional
 Fonte: *Towards Data Science (2026)*

2.2.1 Aplicações da Pesquisa Operacional na Indústria

No ambiente fabril, as técnicas da PO são amplamente empregadas em áreas críticas como o Planejamento e Controle da Produção (PCP), logística, gestão de estoques e programação de operações. A adoção desses modelos possibilita a análise de múltiplos cenários produtivos, conferindo maior assertividade e fundamentação científica às decisões gerenciais (YAZICI; ALAKAS; EREN, 2022).

Entretanto, a transição da teoria para a prática enfrenta desafios significativos. No cenário brasileiro, (TOMOTANI; MESQUITA, 2018) apontam que a incerteza da demanda, a variabilidade nos tempos de *setup* e as limitações no fornecimento de matéria-prima constituem barreiras severas. Tais dificuldades frequentemente levam as empresas a optar por métodos simplificados ou heurísticos, em detrimento de abordagens matemáticas robustas que exigem maior rigor nos dados.

A complexidade computacional e a necessidade de customizar os modelos às especificidades de cada planta constituem obstáculos adicionais. Embora a PO apresente resultados ótimos em ambientes controlados, sua implementação em sistemas reais exige ajustes finos que dependem do setor de atuação e do nível de maturidade tecnológica da organização (YAZICI; ALAKAS; EREN, 2022).

Um aspecto crítico nesse processo é a integração entre os sistemas de informação e os modelos de otimização. A ausência de dados estruturados ou a baixa confiabilidade das informações coletadas em tempo real dificulta a aplicação de modelos sofisticados. Assim, a efetividade da PO está relacionada à capacitação técnica e tecnológica das equipes envolvidas (MEILANITASARI; SHIN, 2021).

Diante desse cenário, nota-se que a Pesquisa Operacional na indústria ainda carece de soluções adaptadas à realidade operacional. Torna-se, portanto, fundamental o desenvolvimento de abordagens que conciliem rigor matemático e viabilidade prática. No caso específico da indústria cimenteira, essa necessidade é acentuada pela complexidade das variáveis envolvidas no coprocessamento, em que a variabilidade química dos resíduos exige modelos de otimização de misturas altamente resilientes.

2.3 Gestão e Controle de Processos

Para o monitoramento e a manutenção do processo de mistura dos resíduos estudados nesse trabalho, é importante ir além da aplicação matemática; é preciso trabalhar com metodologias de gestão e controle de processos, buscando uma solução que vá além da mera criação de uma ferramenta de simulação de mistura. Dessa forma, buscaram-se, no mapeamento de processos e na metodologia de gestão e controle do processo, alternativas de complemento.

2.3.1 Mapeamento do Processo

O mapeamento de processos é uma ferramenta gerencial que permite a visualização sistemática das atividades, fluxos de materiais e informações, entradas, saídas e interações de um processo produtivo. Conforme (PAIM; CAULLIRAUX; CARDOSO, 2015), o mapeamento permite identificar gargalos, desperdícios, redundâncias e pontos críticos que afetam a eficiência e a qualidade do produto final.

Segundo (HARRINGTON, 2000), a técnica de mapeamento de processos pode ser aplicada em diferentes níveis de detalhamento, desde a visão macro até a descrição minuciosa de cada atividade operacional. No contexto industrial, o mapeamento é frequentemente utilizado como ponto de partida para iniciativas de melhoria, como Lean Manufacturing e Six Sigma, pois permite visualizar a realidade atual do processo antes de propor mudanças.

Dentre as principais ferramentas de mapeamento, destacam-se:

- Fluxograma: representação gráfica sequencial das etapas de um processo, utilizando símbolos padronizados para indicar atividades, decisões, armazenamentos e fluxos;
- Mapa de Fluxo de Valor (Value Stream Mapping - VSM): ferramenta do Lean Manufacturing que mapeia o fluxo de materiais e informações, identificando atividades que agregam e não agregam valor ao produto (ROTHER; SHOOK, 2000);
- Modelagem BPMN (Business Process Model and Notation): padrão de notação para modelagem de processos de negócio, amplamente utilizado em sistemas de gestão integrada.

2.3.1.1 Controle Estatístico do Processo (CEP)

O Controle Estatístico do Processo (CEP) é amplamente utilizado para monitorar e controlar a variabilidade dos processos produtivos. Conforme (MONTGOMERY, 2016) e (WERKEMA, 2016), o CEP baseia-se na coleta sistemática de dados e na construção de cartas de controle, que permitem distinguir entre causas comuns de variação e causas especiais.

As cartas de controle estatístico são representações gráficas que exibem a evolução de uma característica de qualidade ao longo do tempo, estabelecendo limites de controle superior (LSC) e inferior (LIC). Quando os pontos amostrais se encontram dentro desses limites e não apresentam padrões não aleatórios, o processo é considerado sob controle estatístico (MONTGOMERY, 2016; PYZDEK; KELLER, 2018).

Além do monitoramento da estabilidade, o CEP também fornece métricas de capacidade do processo, como os índices Cpk, Pp e Ppk, que avaliam a capacidade do processo de atender aos limites de especificação estabelecidos. Conforme (WERKEMA, 2016), um processo com Cpk superior a 1,33 é considerado capaz, enquanto valores inferiores indicam a necessidade de ajustes. O índice Z.Bench, relaciona-se diretamente à capacidade, expressa pelo nível sigma do processo (PYZDEK; KELLER, 2018).

No presente trabalho, as cartas de controle foram implementadas para acompanhar a evolução da qualidade do *blend* antes e após a implementação do modelo de otimização, permitindo a avaliação do ganho de estabilidade e da capacidade do processo.

3 Metodologia

Nesta seção, apresentam-se os procedimentos metodológicos adotados neste trabalho, voltados ao desenvolvimento de modelos matemáticos para a otimização da mistura de resíduos no coprocessamento. Nas subseções que seguem são descritos a classificação da pesquisa, a caracterização do ambiente de estudo e as etapas desenvolvidas. O objetivo é descrever os métodos, técnicas e ferramentas empregados para garantir a compreensão da pesquisa.

3.1 Classificação da Pesquisa

Com base na caracterização proposta por (GIL, 2002), o presente trabalho é classificado, quanto ao objetivo, como uma pesquisa exploratória, uma vez que busca proporcionar maior familiaridade com o problema, além de possibilitar a construção de hipóteses. No que se refere à natureza, trata-se de uma pesquisa aplicada, pois visou à geração de conhecimentos voltados à aplicação prática, com foco na resolução de um problema específico no contexto industrial. Em relação à abordagem, a pesquisa é classificada como quantitativa, uma vez que utilizou dados numéricos, métodos matemáticos e análises estatísticas para avaliar e validar as soluções propostas. Por fim, quanto aos procedimentos técnicos, caracteriza-se como um estudo de caso, nos termos de (YIN, 2015), consistindo em uma investigação aprofundada de um ambiente real, o que permite a compreensão detalhada do fenômeno estudado e de suas particularidades.

3.2 Caracterização da Empresa

O presente estudo foi desenvolvido no setor de coprocessamento de uma indústria cimenteira. Para uma melhor compreensão do contexto analisado, é necessário entender, de forma geral, o processo produtivo do cimento na indústria estudada.

Na empresa em questão, a produção inicia-se com a extração do calcário, principal matéria-prima utilizada na fabricação de cimento. Em seguida, o material é levado à etapa de britagem, na qual ocorrem a redução e a homogeneização de seu tamanho. Posteriormente, o material é combinado com outros componentes, como argila e minério de ferro, formando a chamada farinha crua, que é então encaminhada ao forno de clínquer. Nesse equipamento, a uma temperatura entre 1400 °C e 1500 °C, ocorrem transformações químicas que resultam na formação do clínquer.

Nesse contexto, a técnica de coprocessamento é aplicada nessa etapa produtiva, consistindo na substituição parcial de combustíveis convencionais, como o coque, por

resíduos industriais e urbanos, conforme previsto na Resolução CONAMA nº 499/2020. Para o escopo deste trabalho, os resíduos considerados no desenvolvimento dos modelos foram:

1. Recebimento de resíduos provenientes de diferentes origens industriais e urbanas;
2. Realização de análises laboratoriais para caracterização dos resíduos;
3. Armazenamento temporário em áreas industriais apropriadas;
4. Preparação da mistura (*blend*) conforme padrões de qualidade estabelecidos;
5. Alimentação do *blend* na combustão do forno de clínquer, para substituir combustíveis ou matérias-primas.

3.3 Etapas da Pesquisa

O desenvolvimento deste trabalho foi estruturado nas seguintes etapas de pesquisa:

1. Definição do problema, a partir da análise e mapeamento do processo de coprocessamento e da identificação de oportunidades de melhoria na composição do *blend*;
2. Levantamento e análise de dados, envolvendo a coleta de informações sobre os resíduos disponíveis, suas características químicas e as restrições operacionais do processo;
3. Desenvolvimento dos modelos de otimização, com base em técnicas de Pesquisa Operacional, visando à definição da composição ideal da mistura de resíduos;
4. Implementação dos modelos em ferramenta que permita o uso contínuo, possibilitando a simulação de cenários e a análise de diferentes alternativas;
5. Avaliação dos resultados obtidos, utilizando métricas de capacidade relacionadas à eficiência do processo e ao consumo de resíduos;
6. Monitoramento e proposição de melhorias, com base na análise dos resultados, visando à otimização contínua do processo de coprocessamento.

3.3.1 Coleta de Dados

Os dados utilizados neste estudo baseiam-se em dados reais, coletados diretamente de planilhas de registro de estoque e de resultados de testes de qualidade dos resíduos. A coleta foi realizada diariamente ao longo de três meses, utilizando o Microsoft Excel.

Foram registradas variáveis quantitativas relacionadas ao peso dos resíduos, ao estoque disponível e a parâmetros de qualidade, como umidade, teor de cloro, densidade, teor de cinzas e poder calorífico inferior (PCI). Não foram identificadas inconsistências significativas nos dados que exigissem tratamento adicional, uma vez que todas as informações foram registradas conforme os padrões estabelecidos pela empresa.

3.4 Definição do Problema

Diante do cenário apresentado, o problema deste trabalho consiste em determinar a composição ótima do *blend*, de modo a maximizar o uso de resíduos no processo de coprocessamento, respeitando as restrições operacionais e de qualidade estabelecidas.

Como destacado anteriormente, o calcário misturado é queimado nos fornos de clínquer a temperaturas extremamente elevadas, utilizando coque de petróleo e *blend* de resíduos coprocessados como combustíveis. Esse processo resulta na obtenção do clínquer, principal matéria-prima do cimento. Durante a queima, ocorrem reações químicas entre os combustíveis e a matéria-prima, essenciais para garantir a qualidade desejada do cimento.

O *blend* utilizado para substituir parcialmente o coque na produção de clínquer é gerenciado pelo setor de coprocessamento, que administra os resíduos industriais e/ou urbanos utilizados na sua composição. O desafio consiste na busca pela maximização do uso de resíduos para alimentar o forno de clínquer, sendo o maior desafio para atingir essa meta a variação nos padrões de qualidade dos materiais utilizados na composição do *blend*.

O coque tende a manter suas características de qualidade mais consistentes, apresentando apenas pequenas variações em seus componentes, devido à sua origem e propriedades relativamente estáveis. Por outro lado, os insumos que compõem a mistura alimentada no forno provêm de diferentes fontes e apresentam ampla variabilidade em suas características químicas. Assim, entre os materiais coprocessados na indústria estudada, destacam-se pneus, papéis e plásticos contaminados, óleos usados, sólidos trituráveis, equipamentos de proteção individual (EPIs) usados, borras oleosas, resíduos provenientes de estações de tratamento de efluentes, catalisadores usados, terras e serragens contaminadas.

Essa variabilidade ocorre por diversos fatores, como o custo-benefício na aquisição de determinados insumos e a disponibilidade no mercado. Tal cenário pode ser observado na Figura 4. Os valores do eixo vertical foram omitidos por solicitação da empresa, em função da confidencialidade das informações operacionais.

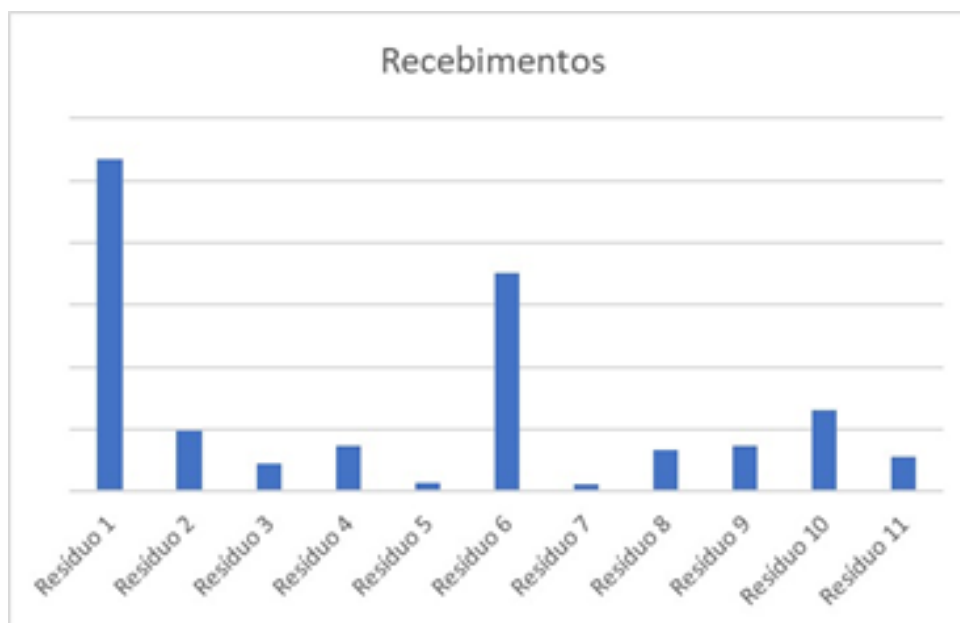


Figure 4 – Visão exemplificada do recebimento e estocagem de resíduos

Nesse contexto, características como umidade, teor de cloro, poder calorífico inferior (PCI), cinzas e densidade devem atender a padrões específicos. Dessa forma, a composição do *blend* deve respeitar os seguintes requisitos:

- **Umidade:** Para otimizar a eficiência da queima, a umidade deve permanecer dentro de uma faixa definida, com limites mínimos e máximos. Valores elevados comprometem a eficiência do processo, o que resulta no aumento do consumo de energia.
- **Cloro:** O teor de cloro é um parâmetro crítico. Altas concentrações na composição resultam em aderência do material às paredes do forno de clínquer, afetando sua eficiência e durabilidade. Portanto, deve respeitar um limite máximo estabelecido.
- **PCI:** Quanto maior o PCI do *blend*, maior será a eficiência energética. Considerando o valor do coque como referência, composições abaixo do ideal resultam em menor desempenho, devendo, portanto, ser mantidas dentro de uma faixa adequada.
- **Cinzas:** Correspondem aos resíduos não consumidos na queima. No coprocessamento, essas cinzas passam a compor o clínquer; entretanto, seu excesso pode comprometer a qualidade do produto final, devendo ser controlado.
- **Densidade:** A densidade do *blend* é determinante para o funcionamento adequado dos equipamentos de transporte e de alimentação. Valores fora da faixa operacional podem comprometer o processo.

Para uma compreensão mais aprofundada do problema, o processo do setor de coprocessamento na cimenteira analisada é composto pelas seguintes etapas: recebimento de insumos, análise química laboratorial, estocagem e preparação da mistura.

Na empresa, o processo é iniciado com o recebimento diário de uma ampla variedade de resíduos, cada um com origem, qualidade e volume distintos e, muitas vezes, imprevisíveis.

Ao receber novos lotes de insumos, amostras são coletadas para análise por meio de testes químicos de qualidade. As características desses materiais devem ser rigorosamente mapeadas, a fim de possibilitar sua combinação em uma única mistura que atenda aos critérios de qualidade requeridos.

Nesse processo, é comum que os resíduos sejam armazenados em pilhas em um galpão específico do setor, organizados com base em suas características químicas e na ordem de recebimento, conforme ilustrado na Figura 5. Apesar de serem registrados no sistema da empresa, o acompanhamento físico dos estoques, de forma individualizada, é uma atividade essencial para monitorar as entradas e as saídas do processo.

A etapa de mistura visa à criação de uma composição única de materiais para alimentação do forno. Esse processo se inicia com a alimentação de uma planilha eletrônica, atualizada diariamente, na qual são registrados os insumos disponíveis, juntamente com suas respectivas características químicas. A partir dessas informações, as quantidades dos materiais são ajustadas manualmente com base em seus pesos, buscando-se a melhor composição possível.



Figure 5 – Galpão do coprocessamento

Diante da falta de padronização dos materiais utilizados no processo de coprocessamento e da natureza manual da tomada de decisão, torna-se necessária a adoção de uma abordagem mais estruturada para a definição da mistura de resíduos.

Nesse sentido, desenvolve-se um modelo matemático com o objetivo de maximizar a quantidade de *blend* produzida por lote, respeitando os requisitos de qualidade e as restrições operacionais. O modelo considera que o peso de cada material utilizado deve ser limitado à disponibilidade de estoque.

Adicionalmente, ferramentas estatísticas, como análise de tendências e gráficos de controle, são utilizadas para monitorar as características do *blend*, permitindo a identificação de desvios em relação aos valores esperados e a adoção de ações corretivas quando necessário.

3.5 Modelagem do Problema

3.5.1 Definição das Variáveis

Embora o caso abordado neste estudo se assemelhe ao clássico problema de mistura, a complexidade do modelo aumenta significativamente devido à necessidade de considerar apenas quantidades inteiras, evitando-se o uso de frações.

Na operação diária do setor de coprocessamento da cimenteira, a mistura é realizada com o auxílio de uma pá carregadeira equipada com balança na concha. A dinâmica dessa operação exige precisão e agilidade, o que acarreta desafios para a manutenção da qualidade da mistura.

Para alinhar o modelo matemático às práticas operacionais, optou-se por definir a quantidade de conchas de cada resíduo como variável de decisão na composição do *blend*, em vez de se basear exclusivamente no peso dos materiais.

Essa decisão justifica-se pelo uso da pá carregadeira, que, embora equipada com balança, não fornece medições de peso com elevada precisão, mas permite o transporte de quantidades discretas por concha.

Dessa forma, a aplicação de um modelo de programação linear, com variáveis contínuas baseadas no peso, não se mostra operacionalmente adequada. A substituição por variáveis inteiras que contabilizam o número de conchas, embora aumente a complexidade do modelo, torna-o mais realista e mais aderente à realidade operacional da cimenteira.



Figure 6 – Pá carregadeira retirando resíduo

Para ilustrar as diferenças entre as abordagens, as Tabelas 1 e 3 apresentam soluções com dados fictícios para 80 toneladas de insumos, considerando 10 toneladas para cada uma das oito classificações de resíduos disponíveis.

Ambas as tabelas estão organizadas da mesma forma. Na primeira coluna, de-

nominada *Resíduo*, são apresentados os materiais utilizados na composição do *blend*. Em seguida, são exibidas as seguintes informações: peso por concha (em toneladas), quantidade de conchas, peso total (resultado da soma das duas colunas anteriores), percentual na mistura, teor de umidade, teor de cloro, poder calorífico inferior (PCI), teor de cinzas e densidade.

A Tabela 1 apresenta a solução, considerando o peso total dos materiais como variável de decisão, enquanto a Tabela 3 utiliza a quantidade de conchas como variável de decisão.

Table 1 – Variáveis de decisão por peso

Resíduo	Peso por Concha (t)	Qnt. de Conchas	Peso Total (t)	Porcent. (%)	Umidade (%)	Cloro (%)	PCI (kcal/kg)	Cinzas (%)	Densidade (t/m ³)
Insumo 1	1,50	6,67	10,00	12,50	20,00	0,40	4.000	10,00	0,43
Insumo 2	2,00	5,00	10,00	12,50	2,00	0,01	3.000	35,00	0,57
Insumo 3	1,60	6,25	10,00	12,50	5,00	0,00	3.500	40,00	0,46
Insumo 4	3,00	3,33	10,00	12,50	15,00	0,20	2.000	15,00	0,86
Insumo 5	3,50	2,86	10,00	12,50	18,00	0,30	1.500	50,00	1,00
Insumo 6	4,00	2,50	10,00	12,50	25,00	0,15	3.000	20,00	1,14
Insumo 7	2,50	4,00	10,00	12,50	20,00	0,05	4.500	5,00	0,71
Insumo 8	1,90	5,26	10,00	12,50	40,00	0,10	1.000	10,00	0,54
Mistura de Resíduos	2,50	35,87	80,00	100,00	18,13	0,15	2.813	23,13	0,71

A solução apresentada na Tabela 1 evidencia a dificuldade operacional mencionada, pois a quantidade de conchas assume valores fracionários.

Como alternativa, considerou-se o arredondamento dessas quantidades para os valores inteiros mais próximos. Entretanto, essa abordagem mostrou-se inviável sob diversos aspectos. Em condições operacionais, tal procedimento exigiria uma etapa adicional manual, o que não é desejável no contexto do projeto.

Além disso, mesmo com a automatização do arredondamento, poderiam ser obtidas soluções inviáveis, que violariam as restrições dos parâmetros químicos e físicos do *blend*, bem como as limitações de disponibilidade de materiais, conforme ilustrado na Tabela 2.

Table 2 – Arredondamento da solução encontrada na Tabela 1

Procedência	Conchas	Peso Total
Insumo 1	7,00	10,50
Insumo 2	5,00	10,00
Insumo 3	6,00	9,60
Insumo 4	3,00	9,00
Insumo 5	3,00	10,50
Insumo 6	3,00	12,00
Insumo 7	4,00	10,00
Insumo 8	5,00	9,50
Total	36,00	81,10

Diante dessas limitações, adotou-se a modelagem com variáveis inteiras, na qual as quantidades de conchas passam a ser as variáveis de decisão.

Dessa forma, a resolução do modelo torna-se independente de ajustes posteriores, sendo diretamente aplicável ao contexto operacional da fábrica. A solução obtida é apresentada na Tabela 3, considerando essa nova abordagem.

O modelo, portanto, dispensa intervenções manuais adicionais e permite obter soluções viáveis e operacionalmente aplicáveis no ambiente produtivo.

Table 3 – Variáveis de decisão por número de conchas

Resíduo	Peso por Concha (t)	Qnt. de Conchas	Peso Total (t)	Porcent. (%)	Umidade (%)	Cloro (%)	PCI (kcal/kg)	Cinzas (%)	Densidade (t/m ³)
Insumo 1	1,50	6,00	9,00	12,48	20,00	0,40	4.000	10,00	0,43
Insumo 2	2,00	5,00	10,00	13,87	2,00	0,01	3.000	35,00	0,57
Insumo 3	1,60	6,00	9,60	13,31	5,00	0,00	3.500	40,00	0,46
Insumo 4	3,00	3,00	9,00	12,48	15,00	0,20	2.000	15,00	0,86
Insumo 5	3,50	2,00	7,00	9,71	18,00	0,30	1.500	50,00	1,00
Insumo 6	4,00	2,00	8,00	11,10	25,00	0,15	3.000	20,00	1,14
Insumo 7	2,50	4,00	10,00	13,87	20,00	0,05	4.500	5,00	0,71
Insumo 8	1,90	5,00	9,50	13,18	40,00	0,10	1.000	10,00	0,54
Mistura de Resíduos	2,50	33,00	72,10	100,00	17,88	0,14	2.865	22,39	0,69

3.5.2 Modelagem Matemática

Com base nos objetivos e restrições previamente mencionados, pode-se propor um modelo de programação linear para encontrar a solução ótima do problema.

3.5.2.1 Parâmetros e Variáveis

O conjunto de resíduos é definido por um conjunto $I = \{1, \dots, n\}$, que representa os n tipos de resíduos. Para cada resíduo $i \in I$, os pesos por concha são representados por p_i , a quantidade de conchas por x_i , e o peso disponível no estoque por Q_i . Os parâmetros do processo têm especificações, incluindo limites mínimos e máximos para características físicas e químicas, como umidade, cloro, PCI, cinzas e densidade de cada resíduo. Assim, para cada resíduo $i \in I$ na composição do *blend*, tem-se: $\text{Perc}x_{\text{Um}id_i}$ para o percentual de umidade; $\text{Perc}x_{\text{Cloro}_i}$ para o percentual de cloro; PCI_i para o Poder Calorífico Inferior; $\text{Perc}x_{\text{Cinzas}_i}$ para o percentual de cinzas; Dens_i para a densidade. Além disso, os limites são definidos como segue: $\text{Um}id_{\min}$ e $\text{Um}id_{\max}$, para umidade; Cloro_{\min} e Cloro_{\max} , para cloro; PCI_{\min} e PCI_{\max} , para o PCI; Cinzas_{\min} e Cinzas_{\max} , para as cinzas; Dens_{\min} e Dens_{\max} , para a densidade.

3.5.2.2 Formulação Não Linear

O modelo de otimização referente ao problema pode ser escrito como segue:

$$(\mathcal{FNL}) \quad \max \quad \sum_{i \in I} p_i x_i \quad (3.1)$$

sujeito a

$$Umid_{\min} \leq \frac{p_i x_i \text{Percx}_{Umid_i}}{\sum_{i \in I} p_i x_i} \leq Umid_{\max} \quad (3.2)$$

$$Cloro_{\min} \leq \frac{p_i x_i \text{Percx}_{Cloro_i}}{\sum_{i \in I} p_i x_i} \leq Cloro_{\max} \quad (3.3)$$

$$Cinzas_{\min} \leq \frac{p_i x_i \text{Percx}_{Cinzas_i}}{\sum_{i \in I} p_i x_i} \leq Cinzas_{\max} \quad (3.4)$$

$$PCI_{\min} \leq \frac{p_i x_i PCI_i}{\sum_{i \in I} p_i x_i} \leq PCI_{\max} \quad (3.5)$$

$$Dens_{\min} \leq \frac{p_i x_i Dens_i}{\sum_{i \in I} p_i x_i} \leq Dens_{\max} \quad (3.6)$$

$$p_i x_i \leq Q_i \quad \forall i \in I \quad (3.7)$$

$$x_i \in \mathbb{Z} \quad \forall i \in I \quad (3.8)$$

A função objetivo (3.1) visa maximizar a quantidade de *blend* produzido, representada pela soma dos produtos das quantidades de conchas x_i pelo peso de cada concha p_i para cada resíduo $i \in I$. As restrições (3.2)–(3.6) garantem que os limites máximos e mínimos dos parâmetros de umidade, cloro, cinzas, PCI e densidade sejam respeitados, considerando o percentual dessas características em cada resíduo $i \in I$. Além disso, as restrições (3.7) limitam as quantidades de insumos i utilizadas na composição do *blend* para que não excedam os estoques disponíveis de resíduos, Q_i . Por fim, as restrições (3.8) definem as variáveis de decisão como inteiras.

3.5.2.3 Formulação Linear

No entanto, ao realizar a tentativa de resolução e aplicação do modelo, observou-se que as restrições (3.2)–(3.6) têm natureza não linear.

Portanto, para tornar viável a implementação de um solver de programação linear, foi necessário reescrever essas restrições, as quais são apresentadas como (3.10)–(3.14):

$$(\mathcal{FL}) \quad \max \sum_{i \in I} p_i x_i \quad (3.9)$$

sujeito a

$$Umid_{\min} \sum_{i \in I} p_i x_i \leq p_i x_i \text{Perc}x_{Umid_i} \leq Umid_{\max} \sum_{i \in I} p_i x_i \quad (3.10)$$

$$Cloro_{\min} \sum_{i \in I} p_i x_i \leq p_i x_i \text{Perc}x_{Cloro_i} \leq Cloro_{\max} \sum_{i \in I} p_i x_i \quad (3.11)$$

$$Cinzas_{\min} \sum_{i \in I} p_i x_i \leq p_i x_i \text{Perc}x_{Cinzas_i} \leq Cinzas_{\max} \sum_{i \in I} p_i x_i \quad (3.12)$$

$$PCI_{\min} \sum_{i \in I} p_i x_i \leq p_i x_i PCI_i \leq PCI_{\max} \sum_{i \in I} p_i x_i \quad (3.13)$$

$$Dens_{\min} \sum_{i \in I} p_i x_i \leq p_i x_i Dens_i \leq Dens_{\max} \sum_{i \in I} p_i x_i \quad (3.14)$$

$$p_i x_i \leq Q_i \quad \forall i \in I \quad (3.15)$$

$$x_i \in \mathbb{Z} \quad \forall i \in I \quad (3.16)$$

3.6 Implementação da Solução

Com o intuito de democratizar o acesso, a solução foi desenvolvida e implementada em uma planilha do Microsoft Excel[®], permitindo que qualquer usuário utilize a ferramenta. O modelo proposto foi resolvido com o auxílio do OpenSolver (<<https://opensolver.org/>>), um suplemento externo ao Excel que utiliza o COIN-OR *Branch-and-Cut* (COIN-OR CBC), assegurando uma abordagem eficiente na busca pela solução ótima.

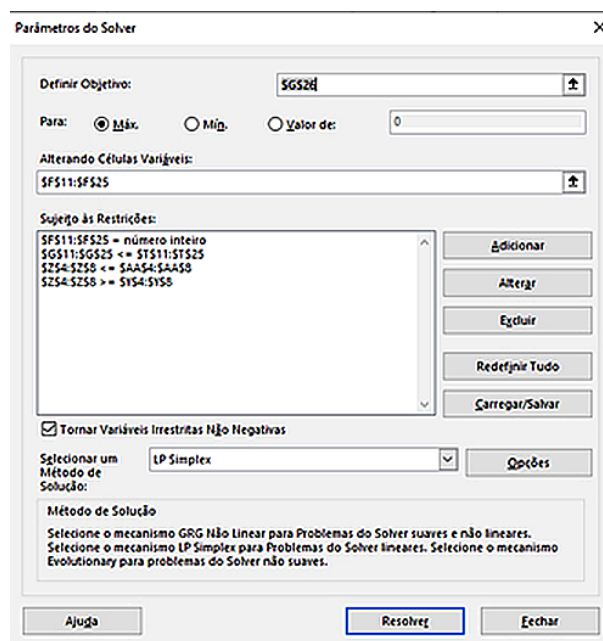


Figure 7 – Interface do Solver utilizada na modelagem do problema.

A planilha foi estruturada em duas abas para melhor gerenciamento dos insumos. Para manipulação automatizada dos dados, foram criadas macros em VBA (*Visual Basic for Applications*) acionadas por botões. Uma macro realiza o cadastro de insumos e a outra filtra apenas aqueles com estoque maior que zero.

A primeira aba organiza o cadastro de insumos com as seguintes colunas:

- Procedências: fonte ou local de origem dos resíduos, conforme nomenclatura da equipe de laboratório.
- Resíduo: tipo de resíduo (*blend*, biomassa ou borracha).
- Peso por Concha: peso médio da concha do resíduo.
- Estoque Físico: quantidade disponível no estoque.

```

Sub TransferirEstoquePositivo()
Dim planilhaInsumos As Worksheet
Dim planilhaLoteBase As Worksheet
Dim ultimaLinha As Long, i As Long, proximaLinhaDestino As Long

Set planilhaInsumos = ThisWorkbook.Sheets("INSUMOS")
Set planilhaLoteBase = ThisWorkbook.Sheets("LOTE BASE 2023")
proximaLinhaDestino = 11

For i = 11 To 22
    planilhaLoteBase.Cells(i, 3).ClearContents
    planilhaLoteBase.Cells(i, 4).ClearContents
    planilhaLoteBase.Cells(i, 5).ClearContents
    planilhaLoteBase.Cells(i, 20).ClearContents
Next i

For i = 9 To 100
    Dim procedencia As String
    Dim residuos As String
    Dim pesoConcha As Double
    Dim estoque As Double

    procedencia = planilhaInsumos.Cells(i, 2).Value
    residuos = planilhaInsumos.Cells(i, 3).Value
    pesoConcha = planilhaInsumos.Cells(i, 4).Value
    estoque = planilhaInsumos.Cells(i, 5).Value

    If estoque > 0 Then
        planilhaLoteBase.Cells(proximaLinhaDestino, 3).Value = procedencia
        planilhaLoteBase.Cells(proximaLinhaDestino, 4).Value = residuos
        planilhaLoteBase.Cells(proximaLinhaDestino, 5).Value = pesoConcha
        planilhaLoteBase.Cells(proximaLinhaDestino, 20).Value = estoque
        proximaLinhaDestino = proximaLinhaDestino + 1
    End If
Next i
End Sub

```

Figure 8 – Macro VBA utilizada na primeira aba

Código 1 – Macro para transferência de estoque positivo

```

1 Sub TransferirEstoquePositivo()
2
3     Dim planilhaInsumos As Worksheet
4     Dim planilhaLoteBase As Worksheet
5     Dim linhaLinhadeDestino As Long
6
7     Set planilhaInsumos = ThisWorkbook.Sheets("INSUMOS")
8     Set planilhaLoteBase = ThisWorkbook.Sheets("LOTE BASE")

```

```
9      proximaLinhadeDestino = 11
10
11     For i = 11 To 22
12         planilhaLoteBase.Cells(i, 4).ClearContents
13         planilhaLoteBase.Cells(i, 5).ClearContents
14         planilhaLoteBase.Cells(i, 20).ClearContents
15     Next i
16
17     For j = 9 To 100
18         Dim procedencia As String
19         Dim residuos As String
20         Dim pesoconcha As Double
21         Dim estoque As Double
22
23         procedencia = planilhaInsumos.Cells(j, 2).Value
24         residuos = planilhaInsumos.Cells(j, 3).Value
25         pesoconcha = planilhaInsumos.Cells(j, 4).Value
26         estoque = planilhaInsumos.Cells(j, 5).Value
27
28         If estoque > 0 Then
29             planilhaLoteBase.Cells(proximaLinhadeDestino, 3).Value =
30                 procedencia
31             planilhaLoteBase.Cells(proximaLinhadeDestino, 4).Value =
32                 residuos
33             planilhaLoteBase.Cells(proximaLinhadeDestino, 5).Value =
34                 pesoconcha
35             planilhaLoteBase.Cells(proximaLinhadeDestino, 20).Value =
36                 estoque
37
38             proximaLinhadeDestino = proximaLinhadeDestino + 1
39         End If
40     Next j
41 End Sub
```

Posteriormente, o botão *Exportar* atualiza a segunda aba com os resíduos de estoque positivos. Esta aba é dedicada à simulação da composição do *blend* de consumo, utilizando o modelo de programação inteira desenvolvido. Ao exportar os resíduos, os dados mais recentes das análises — módulo de sílica (MS), módulo de alumina (MA), óxido de potássio (K₂O), umidade, cloro, PCI e cinzas — são extraídos automaticamente das planilhas de qualidade do laboratório. Após a validação dos dados, clica-se em *Simular* para que o OpenSolver resolva o problema e exiba a solução correspondente.

```

Sub SolverAndHideWithOpenSolver()

    Dim a As Long
    Dim ws As Worksheet
    Dim lastRow As Long
    Dim colNumber As Long
    Dim i As Long

    Set ws = ThisWorkbook.Sheets("LOTE BASE 2023")

    ws.Rows.Hidden = False

    ws.Range("F11:F25").ClearContents

    On Error Resume Next
    Application.Run "OpenSolver.xlam!RunOpenSolver"
    On Error GoTo 0

    If Not Application.AddIns("OpenSolver").Installed Then
        MsgBox "Essa macro requer o OpenSolver, disponível em http://opensolver.org. Por favor, instale e tente novamente.", vbOKOnly, "OpenSolver"
        Exit Sub
    End If

    colNumber = 20
    lastRow = ws.Cells(ws.Rows.Count, colNumber).End(xlUp).Row

    For i = 11 To 25
        If ws.Cells(i, colNumber).Value <= 0 Then
            ws.Rows(i).EntireRow.Hidden = True
        End If
    Next i

End Sub

```

Figure 9 – Macro VBA utilizada na segunda aba

Código 2 – Macro para acionamento do OpenSolver e resolução do modelo

```

1 Sub SolverAndHideWhenOpenSolver()
2
3     Dim ws As Worksheet
4     Dim lastRow As Long
5     Dim columnB As Long
6     Dim i As Long
7
8     Set ws = ThisWorkbook.Sheets("LOTE BASE 2023")
9
10    ws.Rows.Hidden = False
11    ws.Range("F11:F25").ClearContents
12
13    On Error Resume Next
14    Application.Run "OpenSolver.xlam!RunOpenSolver"
15    On Error GoTo 0
16
17    If Not Application.AddIns("OpenSolver").Installed Then
18        MsgBox "Essa macro requer o OpenSolver em http://opensolver.org.
19            Por favor, instale e tente novamente.", _
20            vbOKOnly, "OpenSolver"
21        Exit Sub
22    End If
23
24    columnB = 2
25    lastRow = ws.Cells(ws.Rows.Count, columnB).End(xlUp).Row
26
27    For i = 11 To 25
28        If ws.Cells(i, columnB).Value = 0 Then

```

```

28         ws.Rows(i).EntireRow.Hidden = True
29     End If
30 Next i
31
32 End Sub

```

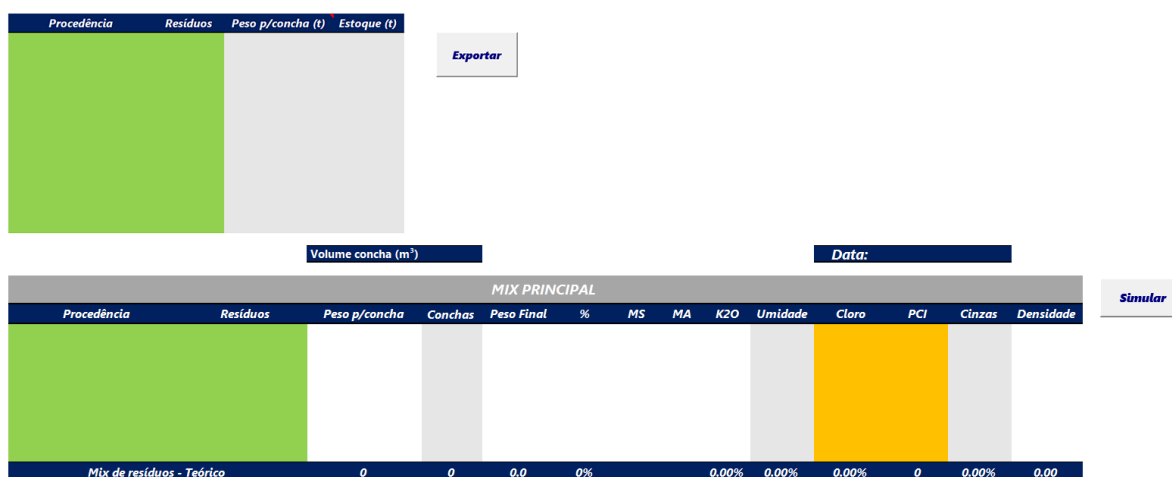


Figure 10 – Primeira e segunda abas da planilha de simulação

3.7 Monitoramento de Resultados

Para monitorar adequadamente os resultados obtidos com a implementação do novo processo de obtenção da mistura a ser utilizada nos fornos de clínquer, foram implementadas ferramentas de Controle Estatístico de Processos (CEP).

Essa abordagem possibilita uma avaliação completa e contínua do desempenho do processo, bem como a identificação de discrepâncias entre as análises. Quando ocorrem desvios significativos, são acionados planos de ação para corrigir dados fora do padrão, com o objetivo de otimizar a composição do *blend* e garantir que o processo atenda consistentemente às metas estabelecidas.

A coleta e verificação dos resultados ocorrem com o uso das sete ferramentas da qualidade (MONTGOMERY, 2016), que garantem o funcionamento adequado e promovem a melhoria contínua tanto do modelo matemático quanto do processo em si.

Para tal, implementaram-se as cartas de controle estatístico da qualidade, cujo objetivo é monitorar os limites superiores e inferiores estabelecidos para a manutenção da qualidade do processo. O uso do gráfico de controle é fundamental para representar a amostragem do processo e identificar variações controladas e não controladas, permitindo a identificação e eliminação das causas raiz e a estabilização do processo ao longo do tempo.

As cartas de controle permitem comparar os dados teóricos de composição gerados pelo modelo com os resultados reais obtidos nas análises do laboratório de qualidade. Essa

comparação assegura que o modelo matemático produza resultados confiáveis e contribui para a melhoria contínua do processo.

A aplicação das cartas CEQ proporciona um monitoramento que possibilita uma abordagem proativa para melhorar o processo, garantindo que desvios sejam identificados precocemente e corrigidos antes de impactarem a qualidade final do *blend*.

4 Resultados

Nesta seção, apresentam-se os principais resultados deste trabalho, voltados ao desenvolvimento de modelos matemáticos para a otimização da mistura de resíduos no coprocessamento. São descritas as análises processuais e quantitativas dos cenários operacionais antes e após a implementação da solução, bem como a avaliação das limitações do estudo e de possíveis melhorias futuras. O objetivo é dar clareza aos resultados do estudo.

4.1 Análise do Cenário Operacional

Nesta seção, apresenta-se uma análise comparativa do cenário operacional do processo de composição do *blend* de resíduos antes e após a implementação da solução proposta. O objetivo é evidenciar as principais diferenças em termos de organização do processo, estabilidade operacional e qualidade dos resultados.

Para isso, apresenta-se o cenário pré-implementação, destacando suas limitações e os desafios operacionais. Em seguida, é descrito o cenário pós-implementação, evidenciando os ganhos obtidos com a aplicação da solução desenvolvida.

4.1.1 Cenário Pré-Implementação

O projeto em questão teve como principal objetivo a otimização do processo de composição da mistura de resíduos no coprocessamento destinado ao consumo no forno de clínquer, visando melhorar a eficiência de consumo e garantir a estabilidade qualitativa do produto. Anteriormente, esse processo era executado manualmente e de forma imprecisa, o que resultava em instabilidade e incerteza operacionais, conforme demonstrado no mapeamento da Figura 11.

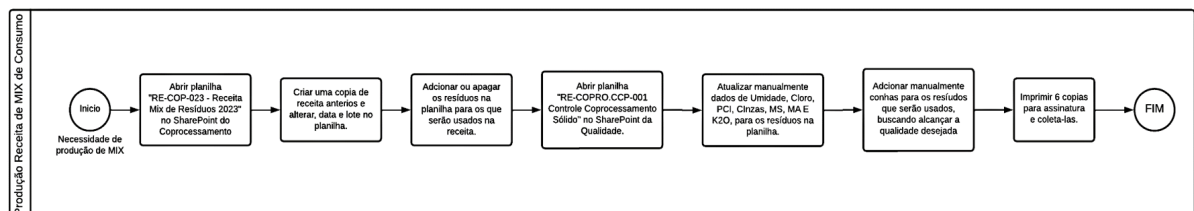


Figure 11 – Processo antes da implementação da solução

A qualidade do blend de consumo apresentava considerável instabilidade devido à composição aleatória. Isso levava, em alguns casos, a uma capacidade (C_{pk}) negativa em relação às características mais críticas. Ao analisar os dados obtidos durante a época em

que a abordagem manual era adotada para a composição do blend (Figura 11), observou-se um baixo índice sigma, ou seja, um baixo nível de qualidade do processo de produção, indicando alta ineficiência e geração significativa de defeitos.

4.1.2 Cenário Pós-Implementação

Após a adoção da abordagem baseada em programação matemática, a operação manual foi eliminada, sendo substituída por automação no preenchimento de planilhas e na tomada de decisões. O modelo matemático desenvolvido permitiu a definição de um padrão de qualidade para os materiais consumidos pelo forno, além de proporcionar uma melhor visualização dos dados teóricos e reais por meio de cartas de controle. Conforme demonstrado no mapeamento da Figura 12, o maior benefício observado foi a notável e contínua melhoria na estabilidade e na capacidade do processo.

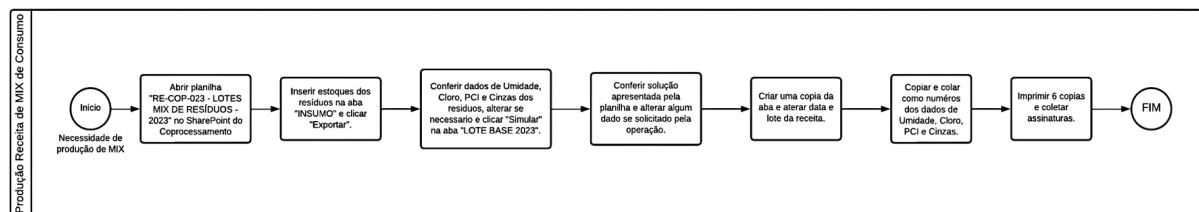


Figure 12 – Processo após a implementação da solução

O modelo matemático utilizado para a tomada de decisões na composição do blend de consumo assegurou o controle da estabilidade teórica. Quanto às cartas de controle, elas permitiram identificar possíveis discrepâncias entre os dados teóricos e os reais, conforme ilustrado nas seções seguintes. Este fator evidencia a melhoria da capacidade e do nível sigma do processo em apenas um mês após a implementação do projeto.

A otimização do processo de composição de resíduos no forno de clínquer representou uma mudança fundamental para a eficiência e sustentabilidade da empresa. O projeto trouxe estabilidade e controle ao processo, substituindo a abordagem manual por automação e por modelos matemáticos. Isso resultou em um padrão consistente de qualidade nos materiais consumidos, como evidenciado pelas cartas de controle. Além disso, o aumento da taxa de substituição térmica contribuiu para a sustentabilidade ambiental e econômica da empresa.

4.2 Análise Quantitativa

Com a aplicação do modelo, verifica-se uma tendência de maior uniformidade nas características da mistura, o que reflete uma melhora na consistência dos resultados ao longo do tempo. Essa mudança indica um avanço no nível de controle do processo,

reduzindo a influência de variações não controladas e contribuindo para uma operação mais estável.

A partir dessa análise inicial, na aplicação das ferramentas de Controle Estatístico de Processo (CEP) e nas análises de capacidade do processo, foi possível avaliar quantitativamente a estabilidade e a capacidade do processo, conforme apresentado a seguir.

4.2.1 Cartas de Controle (CEP)

As cartas de controle das Figuras 13, 14, 15 e 16 apresentam a previsão dos resultados obtidos pela receita do *blend* (linhas em verde) e a aferição da qualidade do *blend* pela equipe química laboratorial (linhas em vermelho). Em atendimento à solicitação da empresa parceira, os valores numéricos dos eixos foram omitidos por razões de confidencialidade. As tendências e o comportamento do processo são, no entanto, preservados nas representações gráficas e discutidos a seguir.

No cenário pré-implementação, o aspecto mais evidente nas cartas é a ocorrência frequente de pontos fora dos limites de controle em todas as variáveis analisadas. Esse comportamento indica que o processo operava de forma instável, com a composição real do *blend* extrapolando repetidamente as faixas aceitáveis de operação. A distância entre a linha da receita teórica (verde) e os resultados reais do laboratório (vermelho) era expressiva, evidenciando que a definição manual da mistura não era capaz de garantir aderência ao padrão desejado. Esse padrão é consistente com os índices de capacidade negativos identificados para umidade e PCI nesse período, apresentados na seção seguinte.

Após a implementação do modelo de otimização, a principal mudança observada nas cartas é a aproximação entre as linhas verde e vermelha, ou seja, entre o valor teórico previsto pela receita e o resultado real medido pelo laboratório. Essa convergência indica que o modelo passou a gerar composições mais representativas do comportamento real do processo, reduzindo a lacuna entre o planejado e o executado. Como consequência, o processo passou a operar de forma mais previsível e controlada, o que se reflete diretamente na melhoria dos índices de capacidade discutidos a seguir.

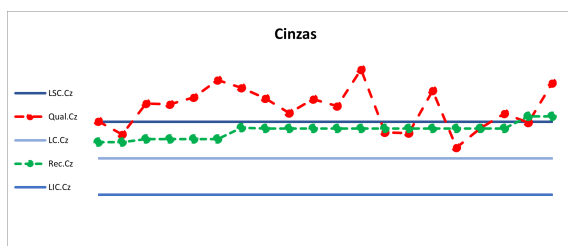


Figure 13 – Carta de Controle - Cinzas

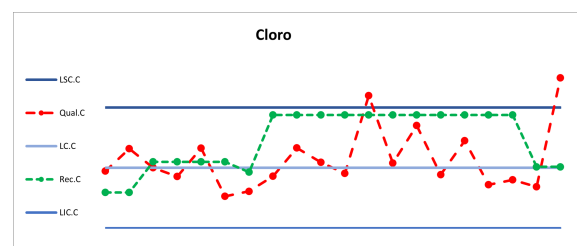


Figure 14 – Carta de Controle - Cloro

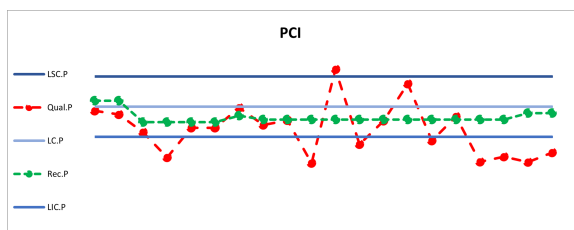


Figure 15 – Carta de Controle - PCI

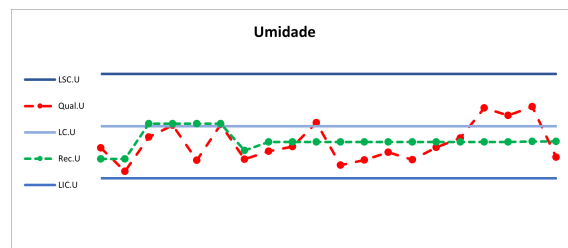


Figure 16 – Carta de Controle - Umidade

Observou-se que, após a implementação do modelo, as médias das variáveis monitoradas passaram a se manter dentro dos limites de especificação estabelecidos, com redução significativa da dispersão em relação aos limites inferior (LSL) e superior (USL), especialmente para as variáveis umidade e PCI, que apresentavam maior criticidade no cenário pré-implementação.

4.2.2 Capabilidade do Processo

Além da melhoria operacional e da tomada de decisão do processo, mostrou-se importante analisar a efetiva melhoria quantitativa no desempenho e na qualidade do processo. Essa melhoria no processo de composição da mistura de resíduos gera impactos diretos na substituição térmica na indústria estudada, bem como nos aspectos econômicos e na imagem da empresa.

Por esse motivo, foram realizadas análises de capacidade do processo, com o objetivo de obter e comparar resultados antes e após a aplicação da solução desenvolvida.

4.2.2.1 Antes da Implementação

Ao analisar os dados obtidos durante a época em que a abordagem manual era adotada para composição do *blend*, notava-se um baixo índice sigma, ou seja, um baixo nível de qualidade do processo de produção.

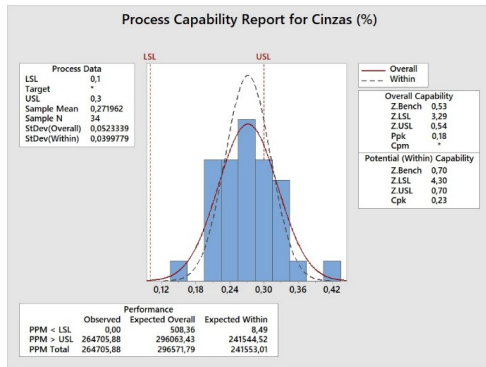
Conforme demonstrado nos histogramas das Figuras 17 (a-d), observa-se, na análise, que os resultados da composição ocorriam majoritariamente fora dos limites inferiores (LSL) e/ou superiores (USL). Dessa maneira, em casos como o PCI e a Umidade, a capacidade (Cpk) mostrou-se negativa, indicando que a média está fora dos limites desejados.

O caso mais crítico é o da Umidade, pois seus resultados estavam majoritariamente fora dos limites desejados, com tendência de piora do índice sigma (Z.Bench), de -1,68 para -2,10. Já os parâmetros de cinzas, cloro e PCI apresentaram maior estabilidade, com tendência a se estabelecerem dentro dos limites, embora ainda com nível de sigma baixo.

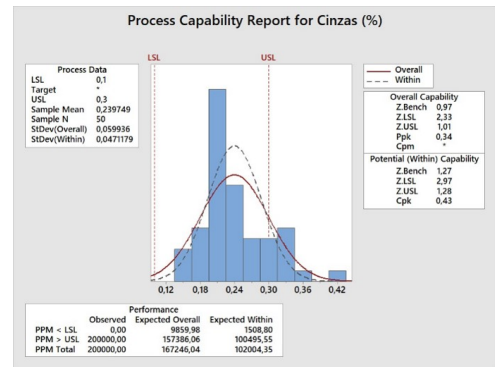
4.2.2.2 Depois da Implementação

Após a adoção da abordagem baseada em programação matemática, observou-se uma melhora notável e contínua na estabilidade e na capacidade do processo. O modelo assegurou o controle da estabilidade teórica da composição, e as cartas de controle permitiram identificar as discrepâncias entre os dados teóricos e os dados reais.

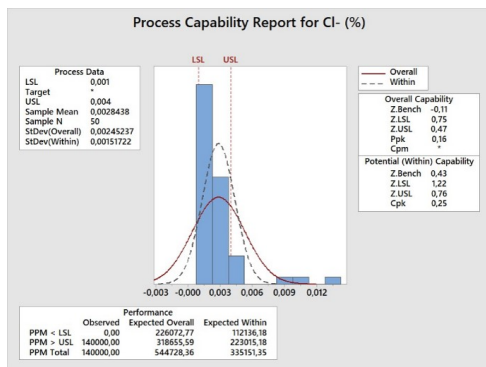
Este fator evidencia através de análises estatísticas realizadas no software Minitab, o aprimoramento da capacidade e do nível sigma do processo em apenas um mês após a implementação do projeto, conforme ilustrado nos histogramas das Figuras 17 (e-h). O caso de maior destaque volta a ser a Umidade, que não apenas ficou dentro dos limites desejados, como também obteve o maior índice sigma (1,10) e o índice potencial (1,62), o que aponta para oportunidades de melhoria e de melhor controle dos parâmetros.



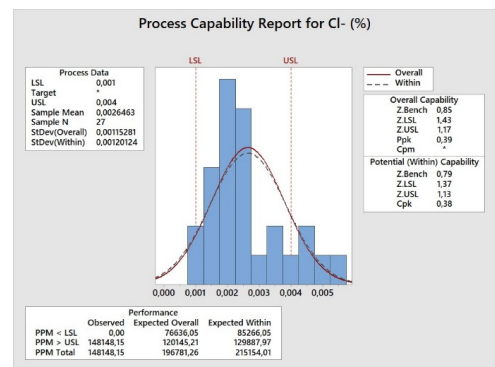
(a) Cinzas antes da otimização



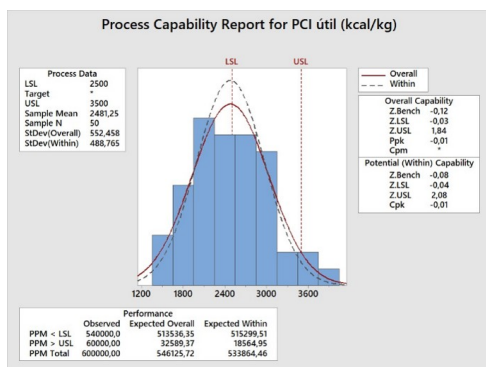
(b) Cinzas depois da otimização



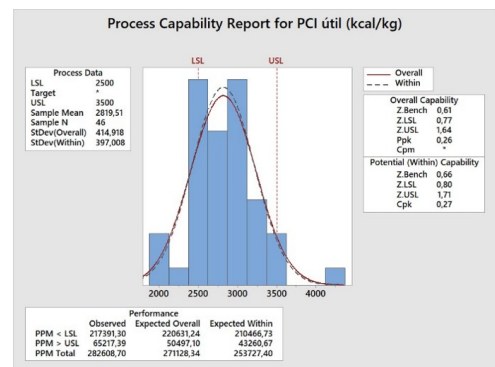
(c) Cloro antes da otimização



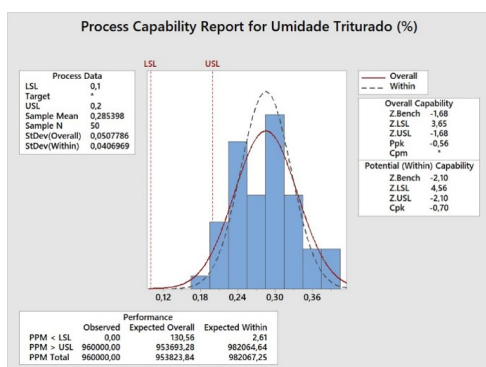
(d) Cloro depois da otimização



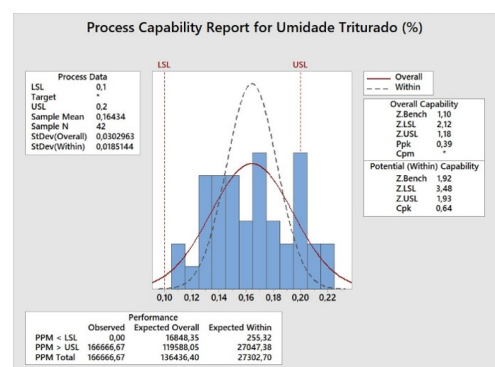
(e) PCI antes da otimização



(f) PCI depois da otimização



(g) Umidade antes da otimização



(h) Umidade depois da otimização

Figure 17 – Comparação dos histogramas das variáveis cinzas, cloro, PCI e umidade antes e depois da otimização do modelo.

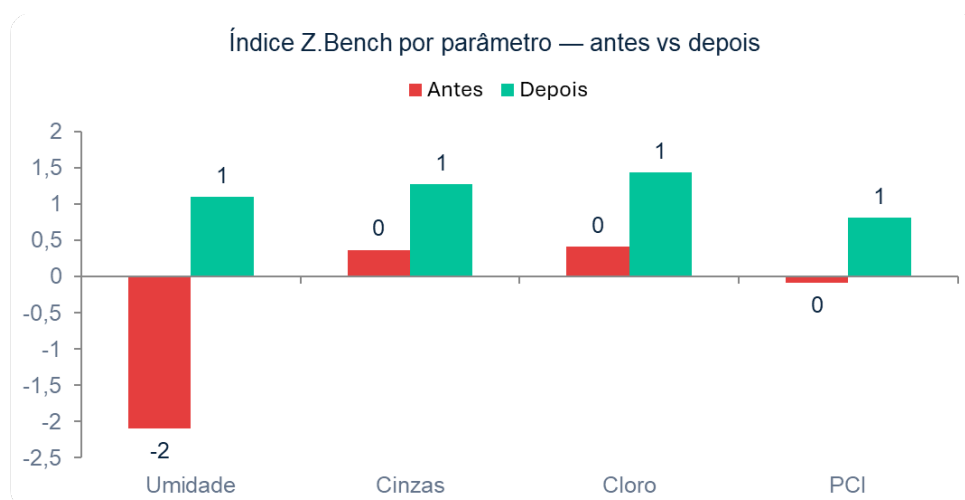


Figure 18 – Gráfico comparativo dos índices de capacidade

O gráfico 18 apresenta, de forma comparativa, as variáveis cinzas, cloro, PCI e umidade antes e após a implementação do modelo de otimização. Os valores do eixo vertical foram omitidos por solicitação da empresa, em função da confidencialidade das informações operacionais. Ainda assim, a representação gráfica permite uma análise visual clara das variações e tendências observadas entre os cenários, facilitando a comparação dos resultados obtidos.

4.3 Análise de Limitações e Propostas de Melhoria

Após a implementação da solução criada, foi realizado um período de análises e diálogos acerca de possíveis melhorias no processo, de modo a torná-lo mais robusto e as tomadas de decisão mais assertivas. Apesar da melhoria observada na estabilidade e na capacidade do processo, verificou-se que os limites de qualidade fixos poderiam estar restringindo a obtenção de melhores resultados. Dessa forma, foi proposto o estudo da implementação de limites mais flexíveis e dinâmicos, ajustados com base em resultados anteriores e continuamente adaptados ao comportamento observado.

4.3.1 Simulação Computacional dos Cenários

Dessa forma, após a validação do modelo determinístico com limites fixos, ele foi implementado em Python, utilizando bibliotecas como matplotlib, pandas e numpy. Foram gerados 300 cenários estocásticos, distribuídos em 10 versões independentes, cada uma composta por 30 dias. A geração dos dados considerou a média e o desvio padrão observados nos dados históricos da base original, permitindo reproduzir variações plausíveis nas características dos resíduos, como o estoque disponível, a umidade, o teor de cloro, o poder calorífico inferior (PCI) e o teor de cinzas. O objetivo foi avaliar a estabilidade das soluções diante da variabilidade natural dos parâmetros de entrada.

Inicialmente, todos os cenários foram resolvidos mantendo limites fixos às propriedades da mistura, preservando a estrutura do modelo base. A Figura 19 apresenta a distribuição do peso total da mistura obtida nas diferentes versões simuladas sob essa configuração.

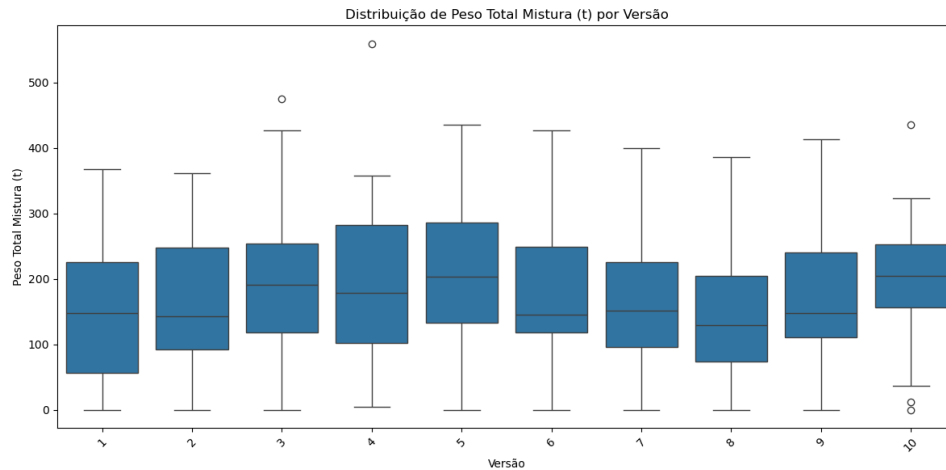


Figure 19 – Distribuição do peso total da mistura com limites fixos.

Observa-se maior dispersão entre as versões, bem como oscilações mais acentuadas ao longo do horizonte analisado, indicando maior sensibilidade às variações dos dados de entrada. A evolução diária do peso total é apresentada na Figura 20.

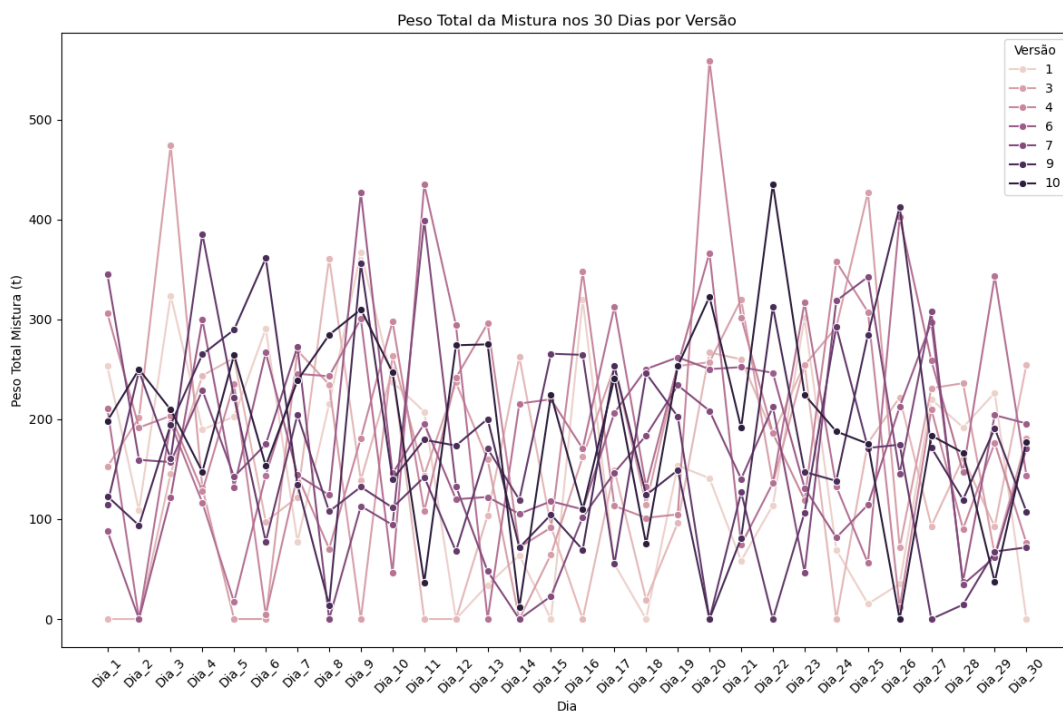


Figure 20 – Evolução do peso total da mistura ao longo dos dias com limites fixos.

Embora as propriedades finais permaneçam dentro dos intervalos estabelecidos,

nota-se maior variabilidade nos resultados, refletida na amplitude das curvas e na dispersão entre os cenários simulados.

Na sequência, adotaram-se limites dinâmicos ajustados conforme o comportamento médio dos resíduos disponíveis em cada dia, mantendo-se inalterada a formulação matemática do modelo. A Figura 21 apresenta a distribuição do peso total da mistura nessa nova configuração.

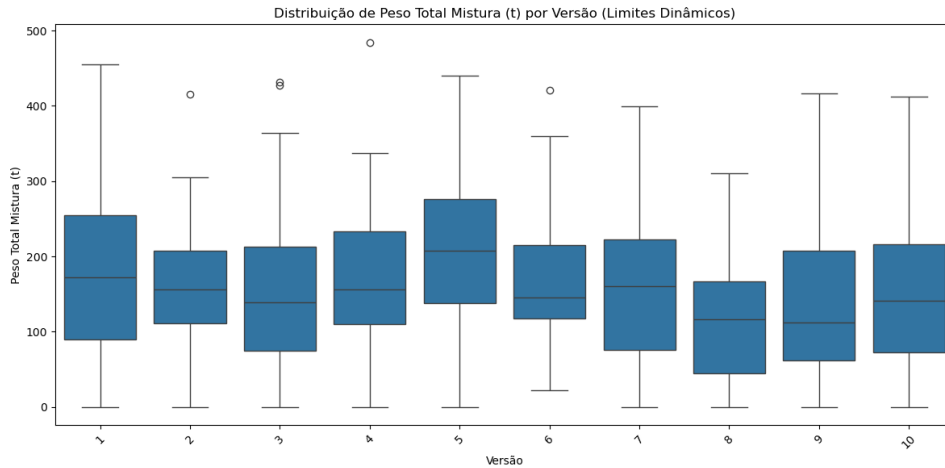


Figure 21 – Distribuição do peso total da mistura com limites dinâmicos.

Comparativamente, observa-se uma redução da variabilidade entre as versões, com maior concentração dos resultados e menor dispersão dos valores obtidos. A evolução diária do peso total com limites dinâmicos é apresentada na Figura 22.

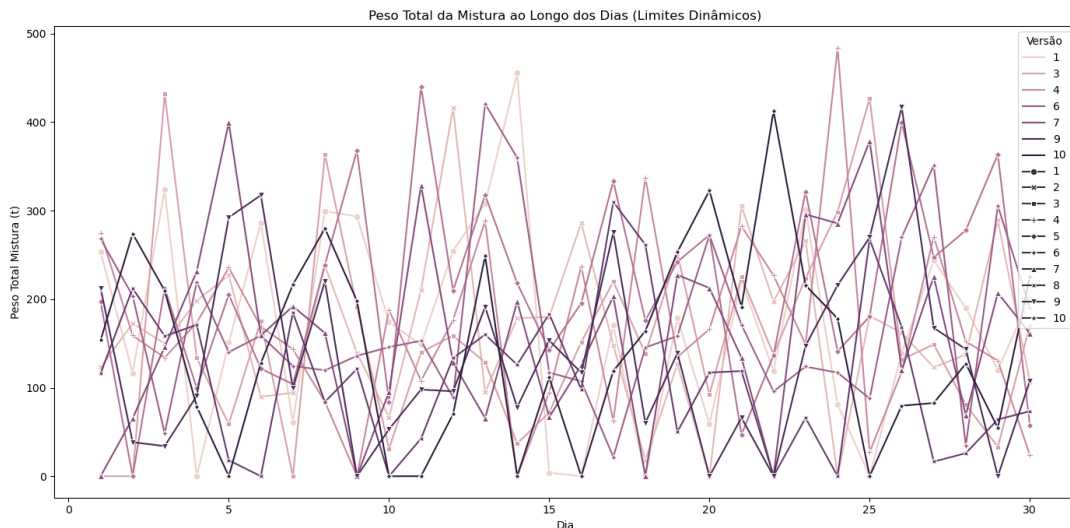


Figure 22 – Evolução do peso total da mistura ao longo dos dias com limites dinâmicos.

De forma geral, os resultados indicam que o modelo com limites fixos apresenta maior dispersão e maior sensibilidade às variações estocásticas dos dados de entrada. Por outro lado, a adoção de limites dinâmicos, embora não altere a estrutura do problema,

contribui para reduzir a variabilidade das soluções e promove maior estabilidade operacional ao longo do horizonte simulado, evidenciando o potencial da abordagem como ferramenta de apoio à tomada de decisão em ambientes sujeitos à variabilidade.

4.3.2 Proposta de Melhoria dos Resultados

Com base nos resultados obtidos por meio da simulação estocástica, observa-se que a adoção de limites dinâmicos representa uma evolução em relação ao modelo original com limites fixos, uma vez que contribui para a redução da variabilidade das soluções e para o aumento da estabilidade operacional. Nesse contexto, como proposta de melhoria, sugere-se a incorporação de um módulo de atualização periódica dos limites de qualidade, fundamentado no comportamento histórico dos resíduos disponíveis. Tal abordagem permitiria ajustes mais finos das restrições do modelo, reduzindo a necessidade de intervenções manuais e aumentando a adaptabilidade do sistema às variações operacionais.

Adicionalmente, recomenda-se a integração do modelo de otimização ao sistema de gestão de estoques da empresa, como um sistema ERP (*Enterprise Resource Planning*). Essa integração possibilitaria a atualização automática das disponibilidades de resíduos e de suas características, aumentando a confiabilidade das informações utilizadas na otimização e reduzindo potenciais inconsistências decorrentes de inserções manuais de dados.

Apesar dos ganhos observados, é importante destacar que a base de dados utilizada na simulação apresenta limitações associadas à consistência e à confiabilidade das informações, além da presença de variáveis sujeitas a elevada variabilidade. Dessa forma, a implementação de limites dinâmicos em ambiente real mostra-se promissora, porém depende diretamente do aprimoramento da qualidade dos dados, da padronização dos procedimentos de amostragem e da validação do modelo em condições operacionais reais.

Como desdobramentos para trabalhos futuros, destacam-se as seguintes possibilidades:

- Integração completa do modelo de otimização com sistemas corporativos de gestão (ERP), permitindo a automatização do fluxo de dados entre estoque, laboratório e planejamento operacional;
- Aplicação dos limites dinâmicos em ambiente industrial real, com acompanhamento contínuo do desempenho do modelo e dos impactos na estabilidade do processo;
- Desenvolvimento de modelos robustos ou estocásticos de otimização, capazes de lidar explicitamente com incertezas associadas às características dos resíduos e à disponibilidade de insumos;
- Inclusão de indicadores ambientais, como emissões de CO₂, de forma a ampliar a análise para uma abordagem multicritério que contemple aspectos econômicos,

operacionais e ambientais;

- Avaliação da aplicabilidade da solução proposta em outros setores industriais que utilizam processos de mistura e coprocessamento, como indústrias siderúrgicas, cerâmicas, de geração de energia e de tratamento de resíduos.

5 Conclusão

O desenvolvimento deste trabalho permitiu a implementação de um modelo de programação inteira voltado à otimização da mistura de resíduos no processo de coprocessamento em uma indústria cimenteira. A substituição da abordagem manual por um sistema automatizado, baseado em modelos matemáticos, proporcionou uma melhoria na eficiência operacional e na sustentabilidade do processo. Por meio da ferramenta *OpenSolver* no Excel, foi possível estabelecer um controle mais rigoroso sobre parâmetros críticos, como os teores de cinzas, cloro, umidade e o Poder Calorífico Inferior (PCI). Essa melhoria refletiu-se em um avanço no padrão de qualidade, evidenciado pela maior estabilidade das cartas de controle e pelo aumento da capacidade do processo no curto prazo.

Antes da intervenção, o cenário operacional caracterizava-se pela elevada variabilidade dos resíduos e pela dependência excessiva de decisões manuais, o que frequentemente acarretava inconsistências no *blend* final e na gestão dos estoques. Com a introdução do modelo matemático, a indústria, além de reduzir erros operacionais, passou a obter benefícios econômicos e ambientais. A otimização permitiu aumentar a taxa de substituição térmica, reduzindo o consumo de combustíveis fósseis. Consequentemente, houve redução dos custos operacionais e da pegada de carbono da organização. Adicionalmente, a facilidade de adoção do modelo, em função de sua implementação no ambiente do Excel, contribuiu para maior aderência da equipe, promovendo uma transição mais eficiente para as novas práticas de controle de qualidade.

Contudo, a análise da segunda abordagem proposta, que explorou a simulação de múltiplos cenários com base em limites estatísticos, revelou pontos que ainda demandam atenção. Embora o modelo tenha demonstrado consistência do ponto de vista matemático, observou-se que, na prática, a estabilidade do processo é sensível à qualidade dos dados de entrada. A análise dos cenários simulados indicou que, apesar de melhorias pontuais, o processo ainda apresenta variabilidade considerável, refletida em um desvio padrão elevado, comprometendo a previsibilidade dos resultados. Identificou-se, portanto, que a robustez da solução está diretamente relacionada à precisão das coletas e à confiabilidade das análises laboratoriais. Para trabalhos futuros, recomenda-se investir em métodos de amostragem mais rigorosos, bem como na aplicação de técnicas estatísticas de tratamento de dados, visando reduzir o ruído e maximizar a eficiência do modelo de programação em cenários de alta variabilidade.

Por fim, conclui-se que a integração entre modelagem matemática, ferramentas da qualidade e conhecimento do processo industrial constitui uma abordagem eficaz para a otimização do coprocessamento na indústria cimenteira, contribuindo simultaneamente para ganhos operacionais, econômicos e ambientais.

Referências

- ARENALES, M. et al. *Pesquisa Operacional: Para Cursos de Engenharia*. Rio de Janeiro: Elsevier, 2007.
- Associação Brasileira de Cimento Portland. *Coprocessamento: Saiba mais sobre essa solução*. 2023. Acesso em: 11 dez. 2023. Disponível em: <<https://abcp.org.br/coprocessamento-saiba-mais-sobre-essa-solucao/>>.
- AYRES, M. L. A.; DAEMON, I. G.; FERNANDES, P. C. S. A indústria de cimento. *Revista do BNDES*, Rio de Janeiro, 2000.
- BEGUEDOU, E. et al. Alternative fuels substitution in cement industries for improved energy efficiency and sustainability. *Energies*, MDPI, 2023.
- Brasil. *Resolução CONAMA nº 499, de 6 de outubro de 2020*. 2020. Acesso em: 15 maio 2024. Disponível em: <https://www.in.gov.br/web/dou/-/resolucao-conama/mma-n-499-de-6-de-outubro-de-2020-*-282075827>.
- FERRARI, R. *Co-processamento de resíduos industriais em fornos de clínquer*. 2002. Companhia de Cimento Itambé, Balsa Nova.
- GIL, A. C. *Como Elaborar Projetos de Pesquisa*. [S.l.]: Atlas, 2002.
- HARRINGTON, H. J. *Melhorando os Processos Empresariais*. [S.l.]: Makron Books, 2000.
- LIMA, A. B. d. *O Processo Produtivo do Cimento Portland*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Minas Gerais, Minas Gerais, 2011.
- MEILANITASARI, P.; SHIN, S.-J. A review of prediction and optimization for sequence-driven scheduling in job shop flexible manufacturing systems. *Processes*, 2021.
- MONTGOMERY, D. C. *Introdução ao Controle Estatístico da Qualidade*. 7. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2016.
- Núcleo do Conhecimento. *Tipos de cimento*. 2026. Acesso em: 23 mar. 2026. Disponível em: <<https://www.nucleodoconhecimento.com.br/engenharia-civil/tipos-de-cimento>>.
- PAIM, R.; CAULLIRAUX, H.; CARDOSO, R. *Gestão de Processos: Pensar, Agir e Aprender*. [S.l.]: Bookman, 2015.
- PRUNET, T. et al. Optimization of human-aware logistics and manufacturing systems. *EURO Journal on Transportation and Logistics*, 2022.
- PYZDEK, T.; KELLER, P. A. *The Six Sigma Handbook*. 5. ed. [S.l.]: McGraw-Hill, 2018.
- REMPEL, M.; CAI, J. A review of approximate dynamic programming applications within military operations research. *Operations Research Perspectives*, 2021.
- RENÓ, M. L. G. *Uso de Técnicas de Otimização Robusta Multi-Objetivos na Produção de Cimento*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Itajubá, Minas Gerais, 2007.

ROCHA, S. D. F.; LINS, V. d. F. C.; SANTO, B. C. d. E. Aspectos do coprocessamento de resíduos em fornos de clínquer. *Engenharia Sanitária e Ambiental*, 2011.

ROTHER, M.; SHOOK, J. *Learning to See: Value Stream Mapping to Add Value and Eliminate Muda*. [S.l.]: Lean Enterprise Institute, 2000.

SANTI, A. M. M.; FILHO, A. O. S. Combustíveis e riscos ambientais na fabricação de cimento. In: *II Encontro Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Ambiente e Sociedade*. Campinas: [s.n.], 2004.

SILVA, R. J. d. *Análise Energética de Plantas de Produção de Cimento Portland*. Tese (Doutorado) — Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP), Campinas, 1994.

TOMOTANI, J. V.; MESQUITA, M. A. Lot sizing and scheduling: A survey of practices in brazilian companies. *Production Planning & Control*, 2018.

Towards Data Science. *Why Operations Research is Awesome: An Introduction*. 2026. Acesso em: 23 mar. 2026. Disponível em: <<https://towardsdatascience.com/why-operations-research-is-awesome-an-introduction-7a0b9e62b405/>>.

Trilho Ambiental. *Coprocessamento de resíduos sólidos industriais*. 2026. Acesso em: 23 mar. 2026. Disponível em: <<https://www.trilhoambiental.org/post/coprocessamento-de-residuos-solidos-industriais>>.

WERKEMA, M. C. *Lean Six Sigma na Prática: Ferramentas e Técnicas para a Excelência nos Processos*. [S.l.]: Elsevier, 2016.

YAZAKI, S. *Programação Matemática Aplicada ao Planejamento de Suprimento de Carvão Mineral para a Indústria Siderúrgica*. São Paulo: Editora GHI, 1991.

YAZICI, E.; ALAKAS, H. M.; EREN, T. Analysis of operations research methods for decision problems. *Environmental Science and Pollution Research*, 2022.

YIN, R. K. *Estudo de Caso: Planejamento e Métodos*. Porto Alegre: Bookman, 2015.