



INSTITUTO TECNOLÓGICO VALE



**Programa de Pós Graduação em Instrumentação, Controle e Automação de
Processos de Mineração - PROFICAM
Universidade Federal de Ouro Preto - Escola de Minas
Associação Instituto Tecnológico Vale - ITV**

Dissertação

**CONTROLE PREDITIVO POR MODELO DE UM CIRCUITO
SIMULADO DE REMOAGEM DE MINÉRIO DE FERRO**

Lucas Andery Reis

**Ouro Preto
Abril de 2018**

Lucas Andery Reis

**CONTROLE PREDITIVO POR MODELO DE UM CIRCUITO
SIMULADO DE REMOAGEM DE MINÉRIO DE FERRO**

Dissertação apresentada ao curso de Mestrado Profissional em Instrumentação, Controle e Automação de Processos de Mineração da Universidade Federal de Ouro Preto e do Instituto Tecnológico Vale, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia de Controle e Automação.

Linha de Pesquisa: Análise e Projeto de Sistemas de Controle Avançado

Orientador: D.Sc. Thiago Antonio Melo Euzébio

Coorientador: D.Sc. Paulo Henrique Vieira Magalhães

Ouro Preto, MG – Brasil
Abril de 2018

R375c

Reis, Lucas Andery.

Controle preditivo por modelo de um circuito simulado de remoagem de Minério de Ferro [manuscrito] / Lucas Andery Reis. - 2018.

xiv, 76f.: il.: color; grafs; tabs.

Orientador: Prof. Dr. Thiago Antonio Melo Euzébio.

Coorientador: Prof. Dr. Paulo Henrique Vieira Magalhães.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Ouro Preto. Escola de Minas. Departamento de Engenharia de Controle e Automação e Técnicas Fundamentais. Programa de Pós Graduação em Instrumentação, Controle e Automação de Processos de Mineração.

Área de Concentração: Engenharia de Controle e Automação de Processos Minerais.

1. Materiais granulados. 2. Moagem (Beneficiamento de minerio). 3. Minas e recursos minerais. I. Euzébio, Thiago Antonio Melo . II. Magalhães, Paulo Henrique Vieira . III. Universidade Federal de Ouro Preto. IV. Título.

CDU: 681.5:622.2

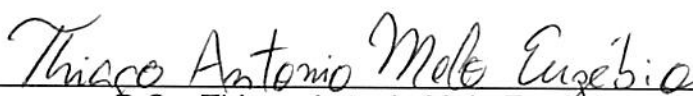
Catálogo: www.sisbin.ufop.br

Mestrado Profissional em Instrumentação, Controle e Automação de Processos
de Mineração - PROFICAM

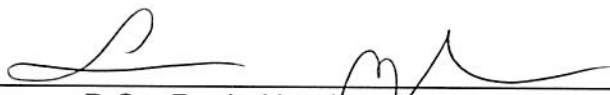
Controle Preditivo por Modelo de um Circuito Simulado de Remoagem de
Minério de Ferro

Lucas Andery Reis

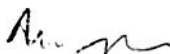
Dissertação defendida e aprovada em 17 de abril de 2018 pela banca
examinadora constituída pelos professores:



D.Sc. Thiago Antonio Melo Euzébio
Orientador – Instituto Tecnológico Vale (ITV)



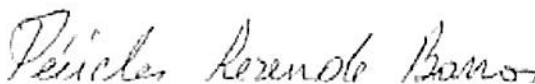
D.Sc. Paulo Henrique Vieira Magalhães
Coorientador - Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP)



D.Sc. Paulo Marcos de Barros Monteiro
Membro interno - Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP)



D.Sc. Ernandes Sávio de Souza
Membro externo – Vale



Ph.D. Péricles Rezende Barros
Membro externo – Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)



Ph.D. Sávio Augusto Lopes da Silva
Membro interno - Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP)

*Aos meus pais Neifi e Taofena.
Ao meu irmão Felipe.
À minha namorada Raiane.*

Agradecimentos

Agradeço a todos que contribuíram para a realização desse trabalho. De modo especial, agradeço:

A Deus, por ser luz e meu guia.

Aos meus pais e irmão, pelo amor, incentivo e apoio incondicional.

À Raiane, pelo amor e companheirismo durante essa trajetória.

Ao professor e orientador Thiago Euzébio que me conduziu durante essa dissertação, por todos os ensinamentos, amizade, apoio e confiança durante o desenvolvimento desse trabalho.

Ao André Barbosa, Arnaldo Almeida, Ênio Lopes e Ricardo Rodrigues, pela amizade e por suas valiosas contribuições para o desenvolvimento dessa pesquisa.

À Universidade Federal de Ouro Preto e Instituto Tecnológico Vale por proporcionar condições que favoreceram o desenvolvimento desse trabalho e meu crescimento profissional.

À Samarco e à Gerência de Processo e Automação, pela confiança e por incentivar o estudo e o desenvolvimento profissional de seus empregados.

Resumo da Dissertação apresentada à Escola de Minas/UFOP e ao ITV como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

CONTROLE PREDITIVO POR MODELO DE UM CIRCUITO SIMULADO DE REMOAGEM DE MINÉRIO DE FERRO

Lucas Andery Reis

Abril/2018

Orientadores: Thiago Antonio Melo Euzébio
Paulo Henrique Vieira Magalhães

Nessa dissertação, é abordada a aplicação de Controle Preditivo por Modelo (MPC) em um circuito de remoagem com o objetivo de melhorar seu controle de granulometria. Para o estudo, uma linha do circuito industrial de remoagem da Samarco é simulada utilizando-se um *software* industrial de simulação de processos. São abordados os principais conceitos do MPC, sendo apresentado o desenvolvimento do Controle por Matriz Dinâmica (DMC), em uma camada supervisória, aplicado ao processo simulado. As variáveis percentual de sólidos no moinho, carga circulante, granulometria do produto final e nível da caixa da descarga do moinho são as variáveis controladas pelo DMC e os *setpoints* remotos dos controladores PID existentes no processo são as variáveis manipuladas pelo DMC. Para o desenvolvimento, foi utilizada uma plataforma de testes *hardware-in-the-loop* que permite integrar o processo simulado com o sistema de controle distribuído (DCS) da usina de beneficiamento mineral para a programação do algoritmo de controle. Para a avaliação do desempenho do processo são aplicados distúrbios, comuns na planta industrial, na alimentação do circuito de remoagem e são apresentados os resultados do processo sendo controlado por apenas controladores PID e por controlador MPC em uma camada supervisória.

Palavras-chave: Controle Preditivo por Modelo, Otimização de Processos, Processo de Remoagem, Processo de Mineração.

Abstract of Dissertation presented to Escola de Minas/UFOP and ITV as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

MODEL PREDICTIVE CONTROL OF A SIMULATED IRON ORE REGRINDING CIRCUIT

Lucas Andery Reis

April/2018

Advisors: Thiago Antonio Melo Euzébio
Paulo Henrique Vieira Magalhães

In this dissertation, the application of Model Predictive Control (MPC) in a regrinding circuit is approached in order to improve its granulometry control. For the study, a line of the industrial regrinding circuit of Samarco is simulated using industrial process simulation software. The main concepts of MPC are discussed, and the development of Dynamic Matrix Control (DMC) in a supervisory layer, applied to the simulated process, is presented. The mill solids concentration, circulating load, particle size of the final product and the level of the mill discharge sump are the controlled variables by the DMC and the remote setpoints of the PID controllers, existing in the process, are the manipulated variables by the DMC. For development, a hardware-in-the-loop testing platform was used to integrate the simulated process with the distributed control system (DCS) of the mineral processing plant for the control algorithm programming. In order to evaluate process performance, disturbances, common to the industrial plant, are applied to the regrinding process feed and the results of the process are presented being controlled by only PID controllers and MPC controller in a supervisory layer.

Keywords: Model Predictive Control, Process Optimization, Regrinding Process, Mining Process.

Lista de Figuras

1.1	Metodologia aplicada ao estudo.	7
2.1	Moinho de bolas.(Fonte: (LUZ <i>et al.</i> ,2010))	11
2.2	Representação esquemática dos ciclones.(Fonte: (FRANÇA e GIULIO,2010))	12
2.3	Curvas de partição típicas de um hidrociclone.(Fonte: (SILVA,2014)) . . .	13
2.4	Fluxograma do concentrador 3.	16
2.5	Fluxograma do processo de remoagem do concentrador 3 da Samarco. . . .	19
2.6	Sistema de controle PID da remoagem.	20
2.7	Circuito de remoagem simulado.	21
2.8	Fluxograma do processo de remoagem com seus fluxos.	21
2.9	Curva de distribuição granulométrica no 09CS009.	23
2.10	Curva de distribuição granulométrica no 09CS010.	24
2.11	Curva de distribuição granulométrica no 09CS011.	24
2.12	Curva de distribuição granulométrica no 09MS003.	26
3.1	Estratégia MPC.(Fonte: MATLAB)	31
3.2	Arquitetura básica do MPC.	32
3.3	Modelo de convolução.(Fonte: (EUZÉBIO,2010))	33
4.1	Etapas do desenvolvimento.	40
4.2	Arquitetura de comunicação OPC.	41
4.3	Configuração da comunicação OPC no simulador.	42
4.4	Sistema de controle PID.	42
4.5	Sistema de controle PID da remoagem com melhorias.	44
4.6	Algoritmo de um controlador PID no ambiente do DeltaV.	44
4.7	Identificação do sistema - PID SIC-004.	45
4.8	Identificação do sistema - PID FIC-013.	46
4.9	Identificação do sistema - PID LIC-001_1.	46
4.10	Identificação do sistema - PID LIC-001_2.	47
4.11	Identificação do sistema - PID SIC-001.	47
4.12	Diagrama esquemático do MPC aplicado ao circuito de remoagem.	49
4.13	Algoritmo do controlador MPC no ambiente do DeltaV.	50

4.14	Resposta do percentual de sólidos ao degrau aplicado nas variáveis manipuladas.	51
4.15	Resposta da carga circulante ao degrau aplicado nas variáveis manipuladas.	52
4.16	Resposta da granulometria ao degrau aplicado nas variáveis manipuladas. .	52
4.17	Resposta do nível ao degrau aplicado nas variáveis manipuladas.	53
4.18	Etapas das simulações.	55
4.19	Respostas das variáveis controladas à perturbação imposta no experimento I.	56
4.20	Ações das variáveis manipuladas à perturbação imposta no experimento I.	57
4.21	Respostas das variáveis controladas à perturbação imposta no experimento II.	58
4.22	Ações das variáveis manipuladas à perturbação imposta no experimento II.	59
4.23	Respostas das variáveis controladas à perturbação imposta no experimento III.	60
4.24	Ações das variáveis manipuladas à perturbação imposta no experimento III.	61
4.25	Respostas das variáveis controladas à perturbação imposta no experimento IV.	62
4.26	Ações das variáveis manipuladas ao fechamento de uma válvula de ciclone imposta no experimento IV.	63
4.27	Ações das variáveis manipuladas à abertura de uma válvula de ciclone imposta no experimento IV.	63
4.28	Respostas das variáveis controladas à perturbação imposta no experimento V.	64
4.29	Ações das variáveis manipuladas à perturbação imposta no experimento V.	65
4.30	Consumo específico de energia (kWh/t).	66
4.31	Consumo específico de energia (kWh/t) no Experimento II.	66
4.32	Vazão de Alimentação do Moinho (t/h) - apenas sólidos.	67

Lista de Tabelas

2.1	Características dos moinhos do concentrador 3	18
2.2	Controladores PID do processo de remoagem	19
2.3	Parâmetros de engenharia das baterias de ciclones	22
2.4	Parâmetros de calibração dos equipamentos de classificação	23
2.5	Parâmetros de engenharia do moinho	25
2.6	Parâmetros de calibração do moinho	26
2.7	Comparação entre os dados simulados e os dados do balanço de massas . .	27
4.1	Controladores PID do processo de remoagem	43
4.2	Parâmetros de sintonia PID	48
4.3	Parâmetros dos modelos do processo	53
4.4	Restrições das variáveis controladas e manipuladas	54

Lista de Abreviaturas e Siglas

A_{80}	abertura em malha quadrada que deixa passar 80% da alimentação
ARX	modelo auto-regressivo com entradas externas
Blaine	área de superfície específica das partículas (cm^2/g), determinada em um permeâmetro de Blaine
DCS	sistema de controle distribuído
DMC	controle por matriz dinâmica
FIR	modelo de resposta ao impulso finito
HIL	<i>hardware-in-the-loop</i> (plataforma de testes)
MIMO	múltiplas entradas e múltiplas saídas
MPC	controle preditivo por modelo
OLE	<i>object linking and embedding</i>
OPC	<i>OLE for process control</i>
P_{80}	abertura em malha quadrada que deixa passar 80% do produto
PID	controlador proporcional-integral-derivativo
PPC	perda por calcinação
ROM	<i>run of mine</i> (minério bruto)
SE	superfície específica
SISO	entrada única e saída única

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Contexto	1
1.2	Motivação	3
1.3	Revisão Bibliográfica	4
1.3.1	MPC Aplicado a Processos de Moagem	4
1.3.2	HIL em Processos de Mineração	5
1.4	Objetivos	6
1.4.1	Objetivo Geral	6
1.4.2	Objetivos Específicos	6
1.5	Perguntas dessa Pesquisa	6
1.6	Materiais e Métodos	7
1.7	Organização do Texto	9
2	O Processo de Moagem	10
2.1	Introdução	10
2.2	Principais Equipamentos e Variáveis da Moagem	10
2.2.1	Moinhos de Bola	10
2.2.2	Classificação por Ciclones	12
2.2.3	Equipamentos Auxiliares	14
2.3	O Circuito de Remoagem da Samarco	14
2.3.1	Histórico do Processo Produtivo da Samarco	14
2.3.2	Descrição do Processo de Moagem do Concentrador 3 da Samarco .	16
2.3.3	Descrição do Sistema de Controle da Remoagem	18
2.4	Simulação do Processo de Remoagem	20
2.4.1	Obtenção do Balanço de Massas	21
2.4.2	Configuração e Calibração dos Modelos Matemáticos	22
2.5	Conclusão	27
3	Controle Preditivo por Modelo	28
3.1	Introdução	28
3.2	Revisão Bibliográfica	28

3.2.1	Nível de Automação e Controle na Indústria de Mineração	28
3.2.2	Controle Preditivo por Modelo - MPC	29
3.3	O Controle Preditivo	30
3.4	Controle por Matriz Dinâmica Sem Restrições – DMC	32
3.4.1	Modelo de Convolução	32
3.4.2	Predição	34
3.4.3	Algoritmo de Controle	35
3.4.4	Parâmetros de Sintonia de Controladores DMC	36
3.5	Controle por Matriz Dinâmica com Restrições	37
3.6	Identificação do Processo no Sistema DeltaV	38
3.7	Conclusão	39
4	Aplicação do MPC ao Circuito de Remoagem	40
4.1	Introdução	40
4.2	Comunicação OPC	41
4.3	Projeto dos Controladores da Camada Regulatória	42
4.4	Projeto do MPC para o Circuito de Remoagem	48
4.4.1	Identificação do Processo	50
4.4.2	Configuração do Controlador MPC	54
4.5	Simulações e Resultados	55
4.5.1	Experimento I	56
4.5.2	Experimento II	58
4.5.3	Experimento III	59
4.5.4	Experimento IV	62
4.5.5	Experimento V	64
4.5.6	Considerações sobre o Consumo Específico de Energia	65
4.5.7	Considerações sobre a Alimentação do Moinho	67
4.6	Conclusão	68
5	Conclusão e Trabalhos Futuros	70
5.1	Conclusão	70
5.2	Trabalhos Futuros	72
	Referências Bibliográficas	73

Capítulo 1

Introdução

1.1 Contexto

No processamento mineral, a moagem está inserida no processo de cominuição e é responsável pela redução das partículas por meio da combinação de impacto, compressão e abrasão, a um tamanho adequado à liberação do mineral a ser concentrado nos processos subsequentes.

Os circuitos de moagem são etapas de alto custo e alto consumo de energia (DONDA,2003) e, portanto, o estudo de sistemas de controle para este processo é muito importante. O controle ineficiente desse circuito contribui para a moagem em excesso do material, o que também provoca o aumento desnecessário do consumo energético. Na Samarco, segundo VIEIRA (2011), as etapas de moagem representam aproximadamente 80% do consumo de energia, sendo que desse total, a remoagem do concentrado é responsável por 60%.

O material mais fino do que o especificado gerado na moagem dificulta a recuperação das partículas no processo de concentração. Esse material também prejudica a operação de filtragem do processo de pelotização devido a entupimentos.

O desafio no projeto de controle para este processo está em sua dinâmica complexa. Além de ser um circuito tradicionalmente de múltiplas entradas e múltiplas saídas (MIMO, *multiple input, multiple output*), é comum haver um grande tempo de atraso, parâmetros variáveis no tempo e características não lineares em mudanças de pontos de operação, por exemplo, que podem provocar comportamentos indesejados no processo (CHEN et al., 2007). Adiciona-se ainda a existência de perturbações externas como a variabilidade no tamanho de partículas do minério e na taxa de alimentação. Também é comum que a variável granulometria do produto final, entre outras variáveis de processo, não sejam consideradas no sistema de controle automático da planta.

Grande parte dos circuitos de moagem no Brasil são controlados por controladores de entrada única e saída única (SISO, *single input, single output*) PI descentralizados. A vantagem da aplicação SISO está em sua simplicidade de implementação. No entanto,

essa abordagem não consegue lidar com os diversos acoplamentos de malhas existentes no circuito. Restrições nas ações de controle e nas variáveis de processo também não são inseridas quando o sistema é controlado apenas por controladores PI. O controle em um nível acima do regulatório permite que novas variáveis sejam controladas em conjunto e não isoladamente, tais como densidade, percentual de sólidos, granulometria, etc.

Quando não há uma camada supervisória acima da camada regulatória, mudanças de pontos de operação feitas por operadores na sala de controle são essenciais ao longo do tempo. Durante a operação do concentrador 3 da unidade de Germano da Samarco, o operador acompanha diversas variáveis de processo e, quando necessário, são realizados ajustes manuais nos *setpoints* dos controladores PI como, por exemplo, ajustes da velocidade das bombas de alimentação e descarga do moinho, bem como o controle de vazão de água na alimentação do moinho. Uma das principais entradas para a tomada de decisão do operador é a redução brusca na alimentação do concentrador ou mudanças na característica do minério bruto (ROM, *run of mine*). Algumas variáveis importantes para o processo não pertencem ao sistema de controle automático da planta, como a granulometria do produto final, que é uma das principais variáveis no processo de moagem. Sua leitura é realizada por meio de análise em laboratório. Dessa forma, essa dependência da ação dos operadores torna recorrente a sobremoagem do concentrado.

Com o objetivo de melhorar o controle do processo de moagem, alguns estudos recentes apresentam aplicações de estratégias de controle avançado. CHEN *et al.* (2009) aplicou um controle adaptativo baseado em matriz dinâmica (ADMC) para identificar a dureza atual do minério e, em seguida, selecionar um modelo apropriado para o ADMC. Essa variável de dureza não é comum ser utilizada em sistemas de controle de moagem. RUEL (2013) utilizou os dados de potência do moinho e pressão no desenvolvimento de um controlador *fuzzy* para melhorar o desempenho de um moinho semi-autógeno e reduzir o seu consumo específico de energia. Já RAMASAMY *et al.* (2005) aplica um controle preditivo por modelo (MPC) para substituir controladores PI utilizando variáveis que não fazem parte de sistemas de controle formados por apenas controladores PI, como a granulometria.

O controle preditivo por modelo (MPC, *model predictive control*), tratado nesse trabalho, surgiu no final dos anos setenta e tem evoluído consideravelmente desde então. O termo controle preditivo designa uma gama muito ampla de métodos de controle que fazem o uso de um modelo do processo para prever sua saída em instantes de tempo futuros e obter o sinal de controle para minimizar uma função objetivo (CAMACHO e ALBA, 2013).

No desenvolvimento do MPC, o processo deve ser submetido a experimentos intensivos até que o desempenho do controle atenda aos requisitos técnicos da planta. Para reduzir o risco de acidentes em vários estágios do desenvolvimento de uma aplicação de controle, como projeto, implementação, teste, operação e manutenção, são utilizadas ferramentas

de simulação de processo, como a técnica *Hardware-in-the-Loop* (HIL). Ela permite testar o processo em um ambiente virtual, antes do controlador MPC ser efetivamente aplicado ao processo real. Isso possibilita validar o controlador em diversos pontos de operação da planta, além de simular possíveis perturbações nas variáveis controladas. O que não seria possível de se fazer no processo real, pois comprometeria a produção da planta e aumentaria a possibilidade de acidentes operacionais.

O trabalho aqui apresentado é fundamentado na aplicação de um controlador MPC industrial em uma camada supervisória em um circuito de moagem secundária, também conhecido como circuito de remoagem, da usina de beneficiamento de minério de ferro da Samarco, localizada em Mariana, Brasil. Essa aplicação é desenvolvida em uma plataforma de testes, onde o processo de remoagem é modelado e simulado por meio de um *software* industrial. Já o MPC é implementado no sistema de controle distribuído (DCS, *Distributed Control System*) da planta.

1.2 Motivação

Na etapa da moagem secundária do concentrador 3 da Samarco é feito o controle de superfície específica (SE, dado em cm^2/g) do minério. A SE dá informações sobre a porção de finos e também sobre a rugosidade e porosidade da superfície das partículas. Dentre outras variáveis, a superfície específica é importante para o processo de formação de pelotas de minério de ferro. O material para ser pelletizado deve apresentar alta superfície específica (baixa granulometria). Porém, caso o índice de SE extrapole seu limite, o processo de pelletização é prejudicado, como exemplo, por entupimentos dos filtros na etapa de desaguamento.

Uma das variáveis que ajuda no controle da superfície específica é a granulometria do minério, por meio do controle da porcentagem passante em 325 *mesh* (abertura da peneira em $44\mu m$). A granulometria é medida por meio de análise laboratorial do produto final da moagem secundária. Em momentos de redução brusca na alimentação do concentrador 3 ou mudanças na característica do ROM torna-se recorrente uma alta variabilidade da taxa de alimentação da moagem secundária que provoca uma sobremoagem do concentrado, que reduz a granulometria do minério e consequentemente faz com que a superfície específica extrapole seu limite. Perdas no processo de flotação em colunas também pode ser acrescentada nesse contexto.

Como o controle da granulometria é feito de forma manual, pela percepção do operador, é necessário propor um sistema de controle que seja capaz de controlar adequadamente a granulometria do produto final dessa etapa e, por consequência, ajudar na manutenção da superfície específica dentro de seu limite operacional.

A padronização do trabalho dos operadores da planta também é de grande importância. Em empresas que possuem regime de turno, é comum que cada equipe trabalhe de uma

forma particular. Isso pode levar a perdas operacionais e a perda da qualidade do produto.

A revisão não mostrou estudos de aplicação de controlador preditivo por modelo em um circuito de remoagem. O que normalmente pode diferenciar as duas etapas de moagem é que a moagem secundária da Samarco é feita em um circuito fechado com dupla classificação por hidrociclones e a alimentação do circuito já é em via úmida. Além disso, a adequação da superfície específica é realizada na moagem secundária para o transporte e alimentação do processo de pelletização e por isso é considerada uma etapa importante para o processo de beneficiamento do minério de ferro. Outro diferencial é que por se tratar de um processo que lida com partículas menores, o moinho é mais exigido, o que contribui para um maior consumo energético se comparado com as etapas de moagem primária.

1.3 Revisão Bibliográfica

1.3.1 MPC Aplicado a Processos de Moagem

Alguns trabalhos com aplicação de MPC em circuitos de moagem, no processo de tratamento de minérios, começaram a aparecer nos últimos anos e tem evoluído gradativamente. CHEN *et al.* (2007) e CHEN *et al.* (2008) aplicaram os conceitos de controle preditivo para lidar com sistemas multivariáveis, comuns em circuitos de moagem. Eles desenvolveram um MPC de quatro entradas e quatro saídas, e um MPC de três entradas e três saídas, respectivamente, para manter as principais variáveis de processo em torno dos *setpoints*, sendo que as principais variáveis controladas foram: o tamanho de partícula do produto, a concentração de sólidos no moinho, o nível da caixa de descarga do moinho e a carga circulante.

Outra técnica foi apresentada por CHEN *et al.* (2009), que desenvolveram um Controle por Matriz Dinâmica Adaptativa (ADMC) aplicado à moagem. A novidade da estratégia reside no desenvolvimento de um sistema inteligente para identificar a dureza do minério e selecionar um modelo adequado para o ADMC. Foram construídos três modelos a partir de três níveis de dureza do minério e os resultados correntes do esquema de ADMC demonstraram desempenho melhorado se comparado com o DMC para este caso específico. Além disso, demonstra ser um método prático para controlar circuitos de moagem de moinho de bolas, identifica de forma confiável as condições do processo e não introduz complexidade computacional adicional.

Com a evolução do controle preditivo, métodos inovadores surgiram. Um exemplo é o MPSP (*Model Predictive Static Programming*) que combina as filosofias do MPC não-linear e da programação dinâmica aproximada. Seu algoritmo foi aplicado em um circuito fechado de moinho por LE ROUX *et al.* (2014) e seu desempenho foi comparado com uma técnica padrão MPC aplicada na mesma planta e com as mesmas condições. Ao final,

foi concluído que o MPSP mantém bom desempenho mesmo na presença de distúrbios e ruídos de medição e pode ser considerada uma técnica potencial para aplicações *on-line* do MPC em circuitos de moagem.

Já LE ROUX *et al.* (2016) propõem uma arquitetura de controle preditivo por modelo não-linear para controlar um circuito de moagem e seus resultados de simulação mostram que os objetivos de controle podem ser alcançados pelo controlador apesar da presença de ruído de medição e distúrbios. Neste trabalho, fez-se a integração de um controlador não-linear e um estimador de estado para um circuito de moagem que pode regular independentemente a qualidade do produto, rejeitar distúrbios do processo e reduzir as despesas computacionais que em alguns casos dificultam a aplicação industrial do controle preditivo.

1.3.2 HIL em Processos de Mineração

Estudos de controle de processos de mineração em plataformas de simulação são cada vez mais explorados devidos aos seus benefícios em relação a segurança do processo e ao desempenho de processamento elevado. A plataforma HIL, por exemplo, combina parte de um sistema simulado com *hardware* físico, incluindo sensores, atuadores e controladores, para reduzir o risco de acidentes em vários estágios de desenvolvimento: projeto, implementação, teste, operação e manutenção.

Na mineração existem diversos exemplos bem sucedidos com a implementação da plataforma HIL. KARELOVIC *et al.* (2016) com o objetivo de evitar perdas de homem hora e produção, por meio de modelos híbridos, fizeram a modelagem e validação dos principais componentes das etapas de moagem e flotação em um *software* de simulação de processos e comprovaram que o desempenho do simulador é qualitativamente semelhante ao de uma planta real e pode ser efetivamente usado como ferramenta para o projeto de sistema de controle. Já SALAZAR *et al.* (2009) apresentaram os fundamentos conceituais de um simulador dinâmico e analisaram o desempenho de circuito com moinho SAG e concluíram que o simulador pode ser usado para o projeto e avaliação de controle avançado e esquemas de otimização em tempo real para circuitos de moagem.

Para garantir a segurança operacional do processo de moagem, DAI *et al.* (2016) desenvolveu uma plataforma de testes HIL com o objetivo de validar um sistema especialista aplicado ao circuito de moagem. Integrou um sistema de controle real com um sistema de sensores e atuadores virtual. Utilizou variáveis de processo da camada supervisória e com a implementação de controladores *fuzzy* verificou uma melhora significativa do processo. As variáveis utilizadas foram a granulometria, a vazão de água no moinho, a densidade da polpa entre outras variáveis do controle regulatório. Já MUNOZ e CIPRIANO (1999) desenvolveram uma plataforma de testes para estudar a aplicação de controlador MPC em circuitos de moagem e flotação para controlar variáveis da camada supervisória. A

proposta apresentada ajudou a aumentar o nível de controle da planta.

Na revisão não se viu estudos de aplicação de controlador preditivo por modelo em um circuito de remoagem. O diferencial do circuito de moagem secundária é lidar com partículas menores o que dificulta o trabalho do moinho se comparado com as etapas de moagem primária.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo Geral

Melhorar o controle da granulometria no processo de remoagem da Samarco a partir do estudo da implementação de um controlador MPC (Controle Preditivo por Modelo) no circuito industrial simulado.

1.4.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos são:

- Modelar o circuito de remoagem do concentrador 3 da Samarco em um *software* industrial de simulação de processos.
- Validar o circuito de remoagem simulado.
- Construir uma plataforma de testes *Hardware-in-the-Loop*, interligando o circuito de remoagem simulado ao sistema de controle distribuído da planta.
- Aplicar o controle PID industrial no circuito simulado e realizar as sintonias dos controladores.
- Projetar um controlador MPC industrial, em uma camada supervisória, para o circuito de remoagem do concentrador 3 da Samarco.
- Analisar os resultados obtidos da implementação do MPC no processo simulado em diversos cenários comuns na planta real.

1.5 Perguntas dessa Pesquisa

A principal pergunta dessa pesquisa é a seguinte.

Como utilizar o controlador preditivo por modelo em uma camada supervisória para melhorar o controle da granulometria do produto final do processo de remoagem?

Com base na principal pergunta e nos objetivos dessa pesquisa, as próximas perguntas foram formuladas durante o seu desenvolvimento.

1 - Quais as variáveis da camada supervisória que podem ser utilizadas no sistema de controle proposto?

2 - Qual é o desempenho do processo de remoagem sendo controlado por MPC em uma camada supervisória?

3 - Com a aplicação do MPC, é possível reduzir o consumo de energia específica do processo de remoagem?

1.6 Materiais e Métodos

O circuito de remoagem, objeto desse estudo, pertence ao concentrador 3 da Samarco Mineração, localizada em Mariana, Minas Gerais e sua descrição está detalhada no Capítulo 2. O estudo da aplicação do controlador MPC no circuito de remoagem foi conduzido conforme a metodologia apresentada na Figura 1.1.

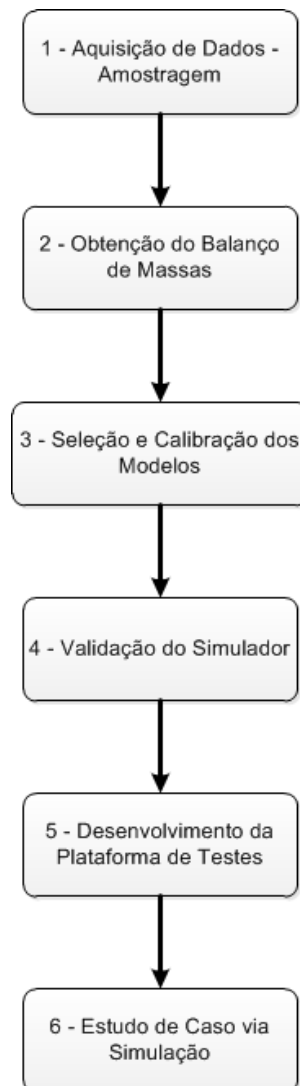


Figura 1.1: Metodologia aplicada ao estudo.

Utilizou-se o *software* industrial de simulação de processos *IDEAS*, *build number 6.0.0.995*, desenvolvido pela ANDRITZ Inc., para o desenvolvimento da simulação do circuito industrial de remoagem. O desenvolvimento do controlador MPC (Controle Preditivo por Modelo) foi realizado no DCS (Sistema de Controle Distribuído) da planta, DeltaV, desenvolvido pela Emerson Co, sendo que o servidor de comunicação OPC utilizado também pertence ao DeltaV.

A seguir é realizado o descritivo de cada etapa da metodologia apresentada na Figura 1.1.

- 1 - Aquisição de Dados - Amostragem: os dados do circuito industrial, utilizados nesse estudo, foram amostrados na planta, o que resultou na obtenção da distribuição granulométrica, percentual de sólidos, densidade da polpa e vazão mássica dos principais fluxos do processo de remoagem. Vale ressaltar que esses dados foram amostrados e consolidados em outros projetos da empresa, anteriormente a esse estudo.
- 2 - Obtenção do Balanço de Massas: o balanço de massas utilizado nesse estudo é proveniente do projeto de expansão da planta e foi validado nessa oportunidade.
- 3 - Seleção e Calibração dos Modelos: para a simulação do processo de remoagem, se faz necessário selecionar os modelos que melhor representam os equipamentos do circuito industrial. Já no desenvolvimento e na calibração dos modelos, são utilizados os dados de engenharia dos equipamentos e as propriedades do material processado. Ao final da calibração, os modelos são validados com a utilização do balanço de massas.
- 4 - Validação do Simulador: ao final da calibração individual dos modelos matemáticos, todos os equipamentos são interligados no *software* de simulação. Para a validação do simulador, é utilizado o balanço de massas para comparar os dados do processo com os dados dos principais fluxos do circuito simulado.
- 5 - Desenvolvimento da Plataforma de Testes: com a simulação do circuito de remoagem finalizada, a próxima etapa é desenvolver uma plataforma *hardware-in-the-loop* para interligar o *software* de simulação com o sistema de controle distribuído da planta. Para isso, é utilizada a comunicação OPC para a troca de dados entre os sistemas.
- 6 - Estudo de Caso via Simulação: projeto de um controlador MPC, em uma camada supervisória, com o objetivo de melhorar o controle da granulometria do produto final do circuito de remoagem. Esse desenvolvimento utiliza os blocos de controle pertencentes ao sistema de controle distribuído da planta.

1.7 Organização do Texto

No capítulo 1 é feita uma introdução ao tema dessa pesquisa, definindo-se seus objetivos. No capítulo 2 são apresentadas as características do processo de moagem estudado. A partir do conhecimento do processo e dos dados de engenharia, é realizada sua simulação em um *software* industrial. No capítulo 3 é apresentada a fundamentação teórica necessária para o entendimento básico do Controle Preditivo por Modelo. É apresentada uma revisão bibliográfica e a construção do algoritmo Controle por Matriz Dinâmica (DMC). No capítulo 4 é apresentado o desenvolvimento da aplicação MPC em uma camada supervisória do circuito de remoagem no sistema DCS da planta. São realizadas simulações para avaliação do desempenho da planta sendo controlada por um controlador MPC. Também são apresentados os resultados obtidos. Por fim, no capítulo 5 são tratadas as conclusões e sugestões de trabalhos futuros.

Capítulo 2

O Processo de Moagem

2.1 Introdução

Neste capítulo apresenta-se uma discussão sobre o processo de moagem. Inicialmente, são apresentadas as principais características do processo. Na segunda parte é apresentado um histórico do processo de beneficiamento de minério de ferro da Samarco, uma descrição das etapas de moagem do concentrador 3 e a situação atual do sistema de controle do circuito de remoagem estudado. Por fim, é apresentado o desenvolvimento da modelagem do processo em um *software* industrial, bem como sua validação.

2.2 Principais Equipamentos e Variáveis da Moagem

2.2.1 Moinhos de Bola

A moagem pertence ao processo de cominuição no tratamento de minérios. Para o bom desempenho de uma usina de beneficiamento, a moagem tem um papel fundamental e, por isso, deve ser bem estudada na etapa de construção da planta e bem controlada na etapa de operação da usina.

Os moinhos de bola são construídos com uma carcaça cilíndrica de ferro com revestimento interno com placas de borracha ou de aço, gira sobre mancais e contém bolas em seu interior (Figura 2.1). Com o movimento da carcaça, os corpos moedores são elevados até um ponto de onde caem em uma trajetória parabólica sobre outros corpos moedores que estão na parte inferior do cilindro e sobre o minério (LUZ *et al.*,2010).

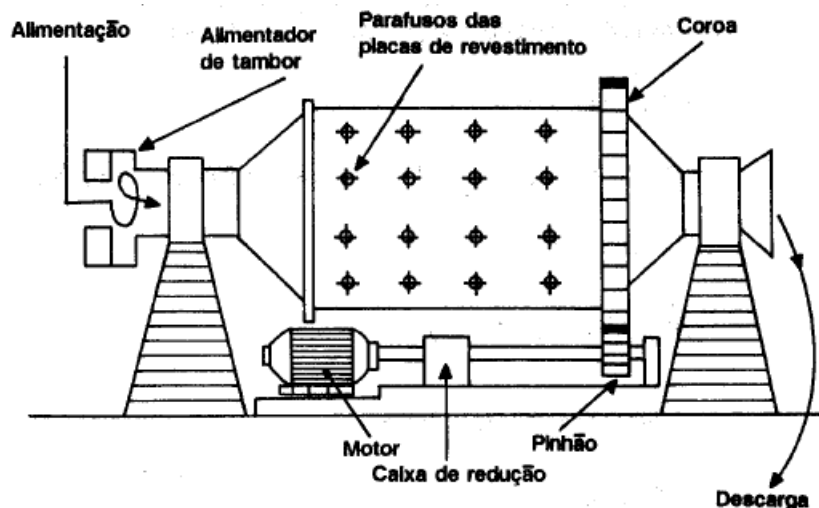


Figura 2.1: Moinho de bolas.(Fonte: (LUZ *et al.*,2010))

Como vantagens pode-se dizer que os moinhos de bola são as máquinas que melhor combinam com outras máquinas de cominuição e etapas subsequentes dos processos de concentração. A combinação moinho/ciclone é a que menor área exige para processar uma dada vazão de minério e impõe uma restrição mínima ao fluxo, sendo que a chave do sucesso das usinas modernas é exatamente garantir o máximo fluxo.

O processo de moagem pode ser classificado em moagem via seca e moagem via úmida. A moagem via seca é aplicada quando os processos subsequentes são a seco e o produto final deve ser fornecido via seco. Já a moagem via úmida, que é uma das características do circuito de moagem estudado, o material é misturado com água suficiente para formar uma polpa na entrada do moinho. Nesse tipo de configuração, o moinho requer menos potência se comparado com o processo via seca, porém, o consumo de corpos moedores e revestimento é 5 a 7 vezes maior.

Das variáveis de processo importantes desse equipamento, pode-se destacar a potência do motor e o percentual de sólidos da polpa que alimenta o moinho. O percentual de sólidos é controlado com a adição de água na alimentação, que depende da granulometria do material da alimentação e do tipo do moinho. Uma polpa muito diluída prejudica a eficiência do equipamento, pois as partículas sólidas ficam dispersas na polpa, o que reduz o choque entre a bola e as partículas. Quando se eleva o percentual de sólidos há um aumento na eficiência do moinho, o que também ajuda na redução do consumo de bolas, porém, essa eficiência tem um limite, onde a partir de um certo ponto a eficiência começa a cair (LUZ *et al.*,2010). Por isso, o controle do percentual de sólidos no moinho se torna importante para a manutenção da operação ótima do circuito. Já o controle da potência do moinho é comumente realizado a partir da adição de bolas para regular a potência ideal de operação sempre que a potência ficar abaixo de um limite estabelecido.

Em um circuito fechado, que é outra característica do circuito de moagem estudado, a

porcentagem de sólidos também é função da distribuição granulométrica da carga circulante. Dessa forma, é importante considerar a operação da moagem e da classificação em conjunto para otimizar a eficiência desse processo (LUZ *et al.*,2010). Portanto, deve-se avaliar o percentual de sólidos da carga circulante somada à alimentação nova para definir o volume de água necessário que deve ser acrescentado no moinho. Essa operação é realizada muitas das vezes por válvulas de controle.

2.2.2 Classificação por Ciclones

Segundo KRAIPECH *et al.* (2005), a principal aplicação dos hidrociclones, ou apenas ciclones, é sua utilização para separação sólido-líquido e separação de partículas pela diferença de tamanho. O ciclone tem como primeiro registro de patente em 1891 e são largamente utilizados em processos de beneficiamento de minério. Segundo SAMPAIO *et al.* (2007), a deslamagem e a moagem com a configuração de circuito fechado são as etapas do tratamento de minério que mais utilizam o ciclone como principal equipamento de classificação.

O ciclone utiliza a força centrífuga como agente para realizar a classificação das partículas, por meio da qual, as partículas em suspensão são submetidas a uma sedimentação centrífuga que provoca a separação do fluído (SVAROVSKY,2000). É constituído por uma parte cilíndrica acoplada a um cone invertido e possui três orifícios: um orifício de entrada tangencial da polpa (*inlet*), um orifício de saída superior na parte central (*vortex*) com as partículas mais finas (*overflow*) e um orifício de saída inferior (*apex*) com as partículas mais grossas (*underflow*), como apresentado na Figura 2.2.

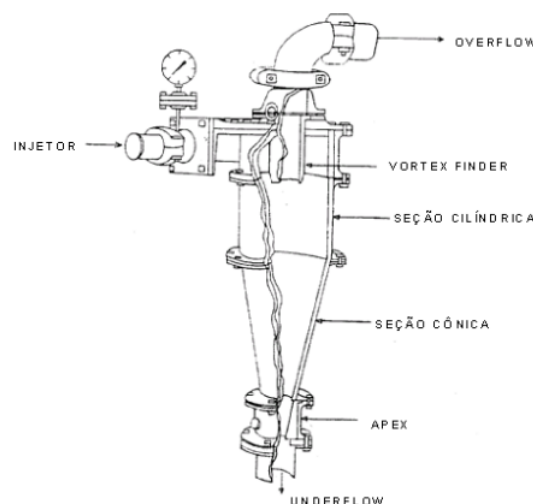


Figura 2.2: Representação esquemática dos ciclones.(Fonte: (FRANÇA e GIULIO,2010))

BERALDO (1987) cita como principais vantagens dos ciclones sua capacidade de processamento elevada em relação ao seu volume, a área ocupada e seu controle operacional

simples. Já como desvantagem cita que para obter um controle efetivo no processo, geralmente são necessárias instalações sofisticadas e se o minério for abrasivo, o custo de manutenção dos equipamentos, como bombas e hidrociclones, poderá ser elevado.

Segundo BERALDO (1987) e LUCKIE e KLIMPEL (1986), as propriedades geométricas do ciclone, as propriedades físicas dos materiais que compõem a polpa e as condições operacionais são fatores que influenciam no desempenho do equipamento. Dentre outras grandezas, a pressão é uma variável importante a ser controlada nos ciclones, pois sua variação pode alterar o diâmetro de corte do equipamento, ou seja, aumentando a pressão diminui o diâmetro de corte. Além disso, aumentando o percentual de sólidos da polpa, o diâmetro de corte aumenta até um determinado limite e depois, diminui.

De acordo com KING (2001), para a avaliação da eficiência de classificação dos ciclones é utilizada uma curva de partição, onde no eixo das abcissas tem-se o tamanho das partículas e no eixo das ordenadas, o percentual de material da alimentação que sai no *underflow*, como apresentado na Figura 2.3.

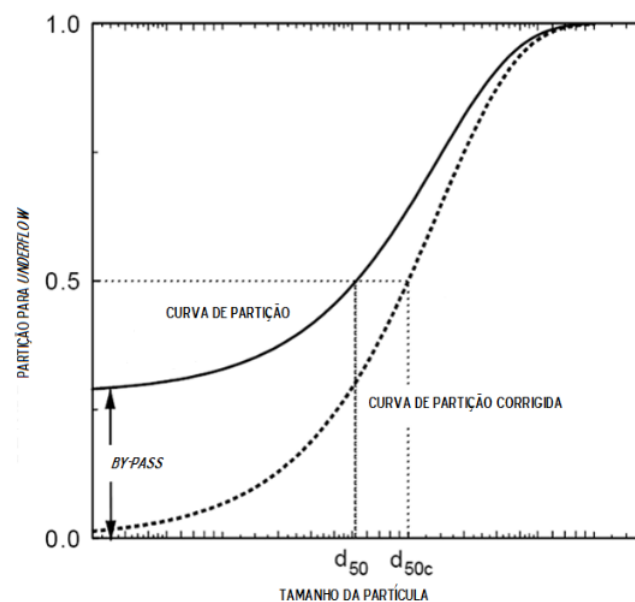


Figura 2.3: Curvas de partição típicas de um hidrociclone.(Fonte: (SILVA,2014))

Um parâmetro importante é o d_{50} que representa o diâmetro da partícula onde a ordenada da curva corresponde a 50%. Como a separação das partículas não é perfeita, sendo que parte delas é arrastada pela água para o *underflow*, existem práticas de correção da curva para que se obtenha uma curva ideal de separação do ciclone, surgindo assim o parâmetro d_{50c} que representa o diâmetro da partícula onde a ordenada da curva corrigida corresponde a 50%. Segundo KING (2001), nenhum classificador opera com 100% de eficiência, não dividindo o material em duas frações ideais de tamanhos bem definidos. Além disso, todos os classificadores possuem uma função de distribuição que representa a eficiência de separação.

As variáveis operacionais dos ciclones que podem ser controladas para seu melhor desempenho na classificação são o percentual de sólidos e a pressão da alimentação. O percentual de sólidos influencia significativamente o diâmetro de corte e a pressão. Essa por sua vez pode ser controlada a partir da abertura ou fechamento de ciclones.

A operação de abertura e fechamento de ciclones é feita a partir de válvulas destinadas a cada ciclone, sendo que essa operação pode ser manual ou automática via supervisor da sala de controle a partir da análise do operador. Quanto maior o número de ciclones em operação, menor é a pressão na alimentação.

Para o controle do percentual de sólidos na alimentação, a partir da medição de densidade da polpa no recalque da bomba, pode-se avaliar um volume de água necessário a ser acrescentado na caixa de polpa. Porém, muitos dos circuitos não dispõem de toda a instrumentação necessária para os diversos controles necessários do processo de moagem, o que dificulta consideravelmente o controle ideal da planta.

2.2.3 Equipamentos Auxiliares

Os equipamentos auxiliares presentes no processo de moagem são as bombas centrífugas que podem aparecer na alimentação e descarga do moinho, acoplada em uma caixa de polpa. É comum que a polpa proveniente do recalque das bombas alimente os equipamentos de classificação, que em grande maioria são as baterias de ciclones.

A principal variável para o controle desses equipamentos são a vazão no recalque e a sua velocidade. Nas plantas de beneficiamento mais modernas, essas bombas possuem inversores de frequência que possibilitam a variação de sua velocidade. Assim, o sistema de controle das bombas centrífugas tem o objetivo de manter uma vazão de polpa estável por meio da variação de sua velocidade.

2.3 O Circuito de Remoagem da Samarco

2.3.1 Histórico do Processo Produtivo da Samarco

Conforme descrito por VIEIRA (2008), a Samarco iniciou suas operações de processamento de minério de ferro em 1977 com o minério da Mina de Germano, sendo dividida em duas unidades industriais, Germano e Ponta Ubu. A unidade de Germano, localizada nos municípios de Ouro Preto e Mariana, no Estado de Minas Gerais, Brasil, exerce suas atividades de extração e beneficiamento de minério de ferro, atualmente, com três concentradores. A unidade de Ponta Ubu, localizada no município de Anchieta, no Estado do Espírito Santo, Brasil, opera com quatro usinas de pelotização e faz a exportação do produto final. Estas unidades industriais são interligadas por três minerodutos com comprimento de aproximadamente 400km.

No processo de beneficiamento do minério de ferro, já em sua primeira usina de concentração, o circuito era muito simples, com o ROM alimentando diretamente quatro moinhos primários de bolas. Devido sua granulometria fina, o minério não requeria a etapa de britagem. Após a moagem, era feita uma deslamagem em dois estágios. O minério deslamado era submetido à flotação, em quatro linhas de flotação mecânica, sendo o concentrado remoído, em quatro moinhos de bolas, e enviado para dois espessadores de concentrado, para adequação da concentração de sólidos ao transporte de polpa por mineroduto.

Em 1986 foi introduzido o quinto moinho de bolas secundário e em 1992, com a exaustão do minério da Mina de Germano, foi iniciada a alimentação do concentrador com os minérios de Alegria 3, 4 e 5. Para processamento deste minério, foi necessária a instalação de uma unidade de britagem e de um circuito de flotação em colunas *cleaner*. O circuito se tornou mais complexo e a área ocupada, maior.

Com algumas melhorias no processo, como a instalação de uma planta de recuperação de finos, em 1996 foi atingida a produção de 9,6 Mtmisc/ano. Já em 1997, em um projeto de expansão, dentre outras melhorias no processo de concentração, foram instalados dois pré-moinhos e o sexto moinho secundário, o que possibilitou em 2003 que a produção atingisse 15,5 Mtmisc/ano. Em Ubu foi instalada a segunda unidade de pelotização.

O concentrador 1 apresenta uma alta eficiência operacional e mantém sua característica básica: facilidade de fluxo, apesar do circuito e arranjo terem se tornado mais complexos por requerimentos dos minérios.

No concentrador 2, cuja operação foi iniciada em 2008, a característica de fácil fluxo foi aprimorada. A disposição correta dos equipamentos de grande porte e por ser caracterizado por uma única linha de deslamagem e flotação mecânica tornam o concentrador 2 simples e compacto. Também nesse ano, foi instalada a terceira unidade de pelotização de Ubu.

Os aprendizados de processo para beneficiamento de minérios com teor de ferro mais baixo e maior conteúdo de lama (percentual de PPC mais elevado) e o sucesso do projeto do concentrador 2 fortaleceu os conceitos e os aprendizados no processo de beneficiamento de minério de ferro, o que o levou a ser base para o desenvolvimento do concentrador 3, cuja operação foi iniciada em 2014, ano que foi instalada a quarta unidade de pelotização em Ubu.

O concentrado das usinas de beneficiamento destina-se à produção de pelotas, que também comercializa o minério na forma de *pellet feed*. Seus produtos são destinados ao mercado siderúrgico.

2.3.2 Descrição do Processo de Moagem do Concentrador 3 da Samarco

O concentrador 3 da Samarco foi projetado para uma capacidade de produção de 10,5 milhões de toneladas de concentrado de minério de ferro por ano e tem como especificação operar com minério de teor de ferro na alimentação próximo de 43%. A disposição correta dos equipamentos de grande porte e por ser caracterizado por uma única linha de deslamagem e flotação mecânica tornam o concentrador 3 simples e compacto, como apresentada pela Figura 2.4.

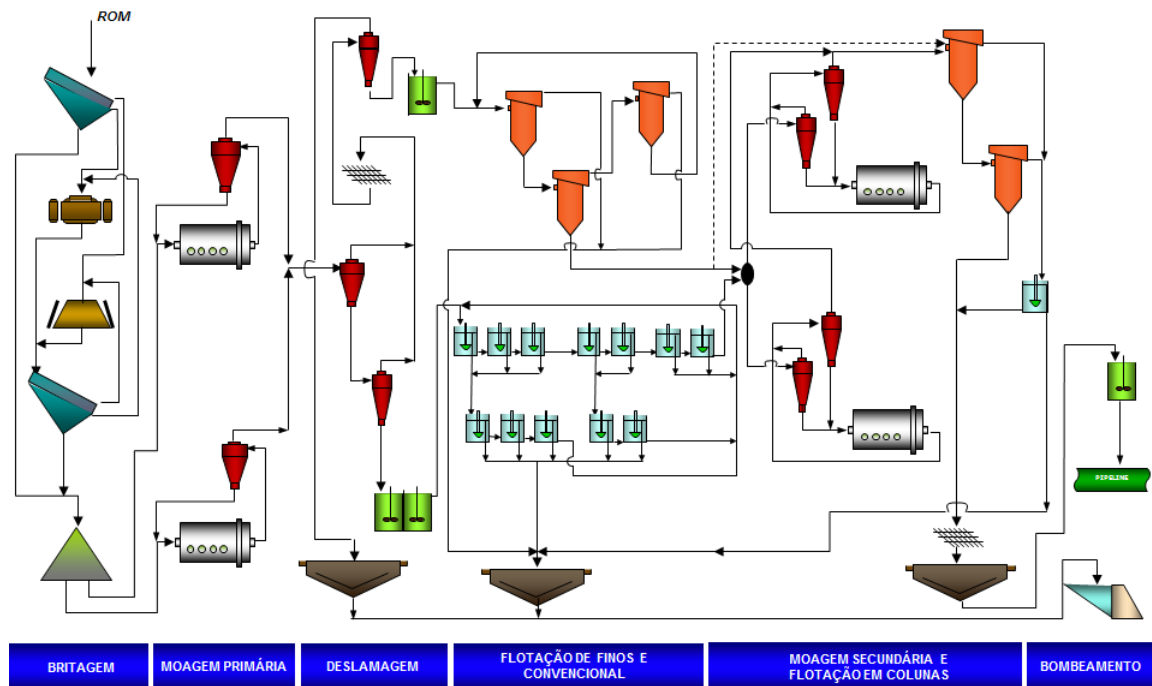


Figura 2.4: Fluxograma do concentrador 3.

Na base da figura está a denominação de cada etapa do processamento. O estágio da moagem primária consiste de dois moinhos de bolas, operando em paralelo, em circuito fechado direto com ciclones de 0,66m (26") de diâmetro. Sua alimentação é proveniente do produto final da etapa de britagem. Por meio de correias transportadoras, o minério é transferido para o moinho, aonde é acrescentada água para se iniciar o processo de moagem. O material da descarga do moinho alimenta uma caixa pulmão, de onde é transferido para a bateria com 13 ciclones. O produto dessa classificação é separado em dois fluxos: *overflow* dos ciclones que alimenta uma única linha de processamento para as etapas de deslamagem e flotação mecânica e *underflow* que contém as partículas maiores que retornam para o moinho de bolas.

A moagem secundária (remoagem) é alimentada pelo concentrado do circuito de flotação com uma vazão nominal de 1455 t/h por linha. Os dois moinhos trabalham

em paralelo, em circuito inverso com ciclones de 0,25m (10"). A pré-classificação é feita em circuito aberto por meio de uma bateria com 18 ciclones, onde o número de ciclones em operação depende da pressão na alimentação. Seu produto é separado em dois fluxos: *overflow* que contém as partículas mais finas que alimentam a caixa de descarga do moinho e *underflow* que contém as partículas maiores que alimentam o moinho de bolas.

O concentrado da descarga do moinho, somado ao do *overflow* da primeira etapa de classificação, alimentam o segundo estágio de classificação em circuito fechado, no mesmo moinho, por meio de duas baterias com 16 ciclones cada, onde o número de ciclones em operação depende da pressão na alimentação. O produto dessa classificação é separado em dois fluxos: *overflow* dos ciclones que alimenta uma única linha de processamento para a flotação em colunas e *underflow* que contém as partículas maiores que retornam para o moinho de bolas. Nesse processo, existe uma carga circulante de 1850 t/h.

Esse circuito garante a passagem do quartzo pelo interior dos moinhos, além de uma granulometria na alimentação das colunas mais fina, gerando uma maior redução de sílica no circuito de colunas. Segundo VIEIRA (2011), esse tipo de configuração de circuito permite a geração de uma superfície menor quando se alimentam minérios contendo maiores teores de PPC (perda por calcinação), não gerando um excesso de superfície, que impacta diretamente a operação de filtração nas usinas de pelotização, localizadas na unidade de Ponta Ubu.

A característica física da polpa de concentrado de minério de ferro que alimenta a usina de pelotização apresenta uma porcentagem passante em $44\mu m$ de 89% (nominal) e uma superfície específica (Blaine) de $1500cm^2/g$ a $1750cm^2/g$. A Tabela 2.1 apresenta algumas características dos moinhos do concentrador 3.

Tabela 2.1: Características dos moinhos do concentrador 3

Características	Moagem Primária	Moagem Secundária
Número de moinhos	2	2
Fabricante	CITIC HIC	CITIC HIC
Dimensões (m)	6,1 x 12,5 (20' x 41')	6,1 x 12,5 (20' x 41')
Potência nominal (kW)	8.400 por moinho	8.400 por moinho
Número de motores	2	2
Tamanho da alimentação $A_{80}(\mu m)$	4750	120
Tamanho do produto $P_{80}(\mu m)$	125	38
Consumo específico de energia (KWh/t)	5,5	12,0
Percentual de enchimento (%)	35	39
Diâmetro das bolas (mm)	65	25
Tipo de descarga do moinho	Por overflow	Por overflow
Taxa de alimentação média (m^3/h)	2929	1173
Porcentagem de sólidos na alimentação (%)	92	40

2.3.3 Descrição do Sistema de Controle da Remoagem

O processo de remoagem estudado, bem como grande parte dos processos de moagem, é controlado por múltiplos controladores PID SISO (POMERLEAU *et al.*, 2000). O fluxograma de uma linha do circuito de remoagem está representada na Figura 2.5. Nela estão ilustradas as malhas de controle existentes no processo.

A alimentação das etapas de classificação é feita por duas bombas centrífugas que possuem controle de velocidade por meio dos controladores PID SIC-004 e SIC-001 representados na Figura 2.5. Apesar do recalque das bombas possuírem medidor de vazão, esses controladores controlam apenas a velocidade das bombas por meio de sua taxa de variação.

O controle de percentual de sólidos no moinho é feito a partir do controle de vazão de água na alimentação do moinho por meio do controlador PID FIC-013, que controla a abertura da válvula FV-001. Já na caixa da descarga do moinho, também é adicionada água para o controle do seu nível. Esse controle é feito por meio do controlador PID LIC-001, que controla a abertura da válvula FV-004. Um resumo do sistema de controle automático da planta pode ser visto na Tabela 2.2 e na Figura 2.6.

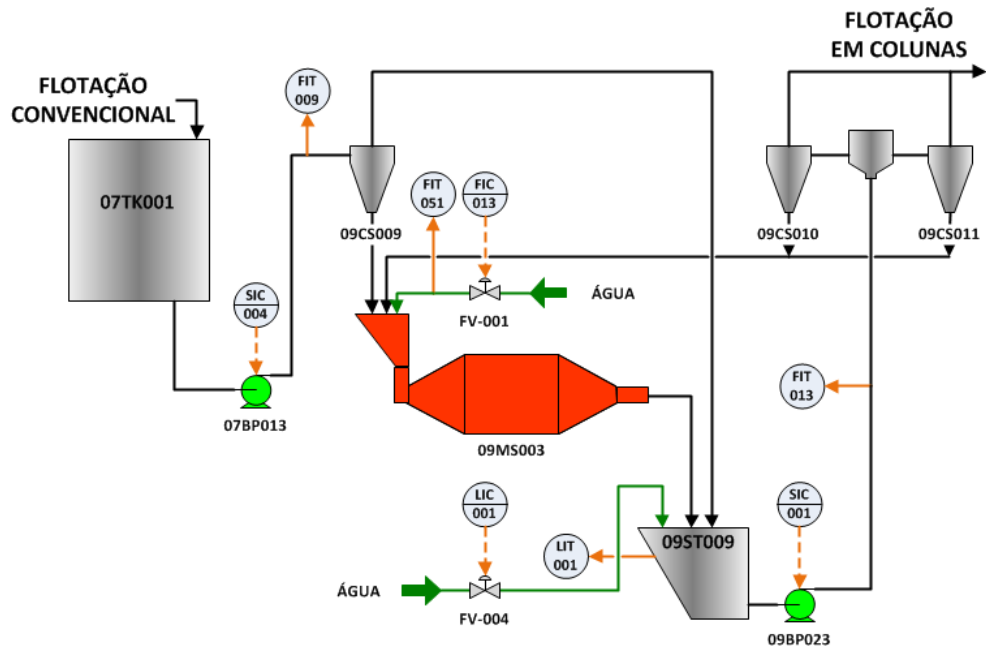


Figura 2.5: Fluxograma do processo de remoagem do concentrador 3 da Samarco.

Tabela 2.2: Controladores PID do processo de remoagem

PID	Descrição	PV	CV
SIC-004	Controle da Velocidade da bomba 07BP013	Velocidade da 07BP013	Taxa de Velocidade 07BP013
FIC-013	Controle de Vazão de Água no moinho 09MS003	Vazão de Água no moinho 09MS003	Abertura da FV-001
SIC-001	Controle da Velocidade da bomba 09BP023	Velocidade da 09BP023	Taxa de Velocidade 09BP023
LIC-001	Controle de Nível da caixa 09ST009	Nível da 09ST009	Abertura da FV-004

O controle da superfície específica, bem como da granulometria é realizado no processo de remoagem. Porém, a variável da granulometria não pertence ao sistema de controle automático da planta. Sua leitura é apenas em análise granulométrica realizada em laboratório. Isso faz com que existam momentos de distúrbios na planta que resulta no não atendimento às especificações do processo de pelletização. Demais variáveis do processo, como percentual de sólidos, carga circulante, densidade também não pertencem ao sistema de controle automático da moagem.

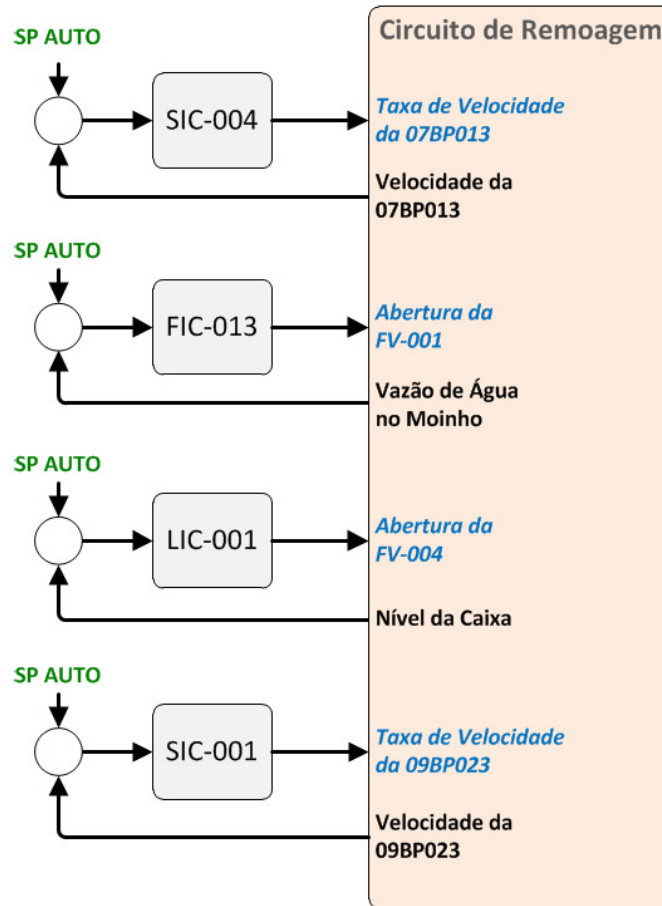


Figura 2.6: Sistema de controle PID da remoagem.

2.4 Simulação do Processo de Remoagem

A técnica de modelagem e simulação de processos baseia-se na descrição matemática do processo. Tem sido amplamente utilizada, principalmente na indústria química, para a validação da integridade de novos processos e sua operabilidade. Na mineração, a técnica de simulação aparece desde a mina, para modelar dados geológicos, até em simulações de processos, com o objetivo de treinamentos operacionais e de estudo de novas técnicas de controle, para validar novas propostas de controle em diferentes condições operacionais.

O *software* de simulação utilizado para a modelagem do circuito de remoagem é o *IDEAS*, *build number 6.0.0.995*, desenvolvido pela ANDRITZ Inc. É um simulador dinâmico orientado a objetos. Nele, modelos são criados por meio de conexões entre objetos pré-programados de forma gráfica.

A vantagem de utilizar um simulador dinâmico é a possibilidade de obter a resposta transitória do processo e inserir os parâmetros construtivos dos equipamentos e características do minério para que o processo fique próximo ao real. Para a modelagem, foram utilizados os equipamentos modelados pela empresa responsável pelo desenvolvimento do *software*. O circuito simulado está representado na Figura 2.7.

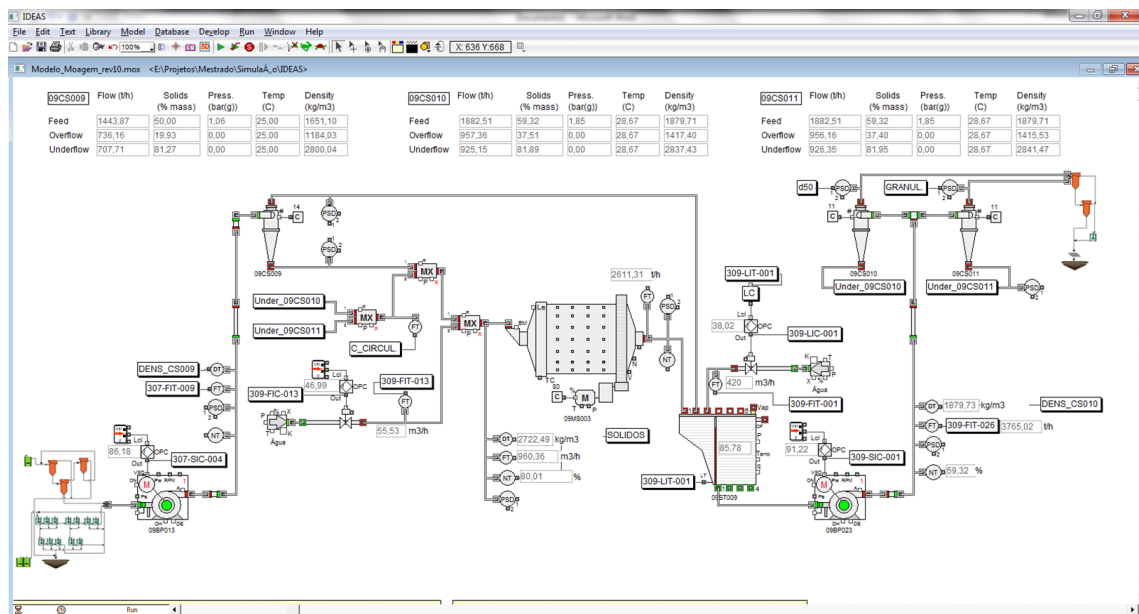


Figura 2.7: Circuito de remoagem simulado.

2.4.1 Obtenção do Balanço de Massas

Para a validação da calibração dos equipamentos simulados e do circuito de remoagem simulado, utilizou-se um balanço de massas existente e validado do concentrador 3 da Samarco. A Figura 2.8 apresenta o fluxograma do processo de remoagem com a numeração dos fluxos.

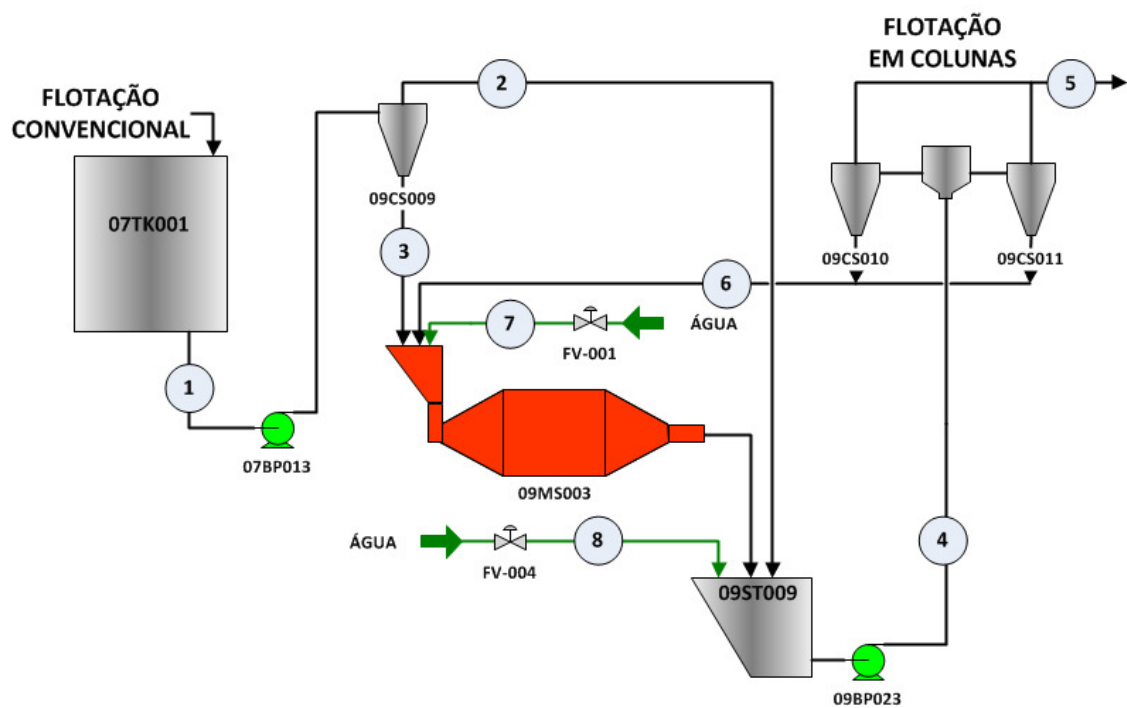


Figura 2.8: Fluxograma do processo de remoagem com seus fluxos.

Para sua determinação, os principais fluxos alimentação da remoagem (1), *overflow* do primeiro estágio de classificação 09CS009 (2), *underflow* do primeiro estágio de classificação 09CS009 (3), descarga da caixa 09ST009 (4), *overflow* do segundo estágio de classificação 09CS010/011 (5) e *underflow* do segundo estágio de classificação 09CS010/011 (6) foram amostrados e determinou-se a vazão mássica, o percentual de sólidos e a curva granulométrica.

2.4.2 Configuração e Calibração dos Modelos Matemáticos

A primeira etapa da modelagem do processo é obter os parâmetros dos equipamentos e do material processado. Para isso, são utilizados os dados de engenharia e os princípios físicos e químicos do processo.

Os parâmetros de engenharia que foram utilizados no modelo das baterias de ciclones são: número de ciclones em operação, diâmetro da seção cilíndrica dos ciclones, diâmetro do *vortex*, diâmetro do *apex*, diâmetro do *inlet* e a altura da seção livre. A Tabela 2.3 apresenta os parâmetros das baterias de ciclones do primeiro e segundo estágio de classificação.

Tabela 2.3: Parâmetros de engenharia das baterias de ciclones

Parâmetros	09CS009	09CS010	09CS011
Número de ciclones em operação	16	12	12
Diâmetro da seção cilíndrica (m)	0,254	0,254	0,254
Diâmetro do <i>vortex</i> (m)	0,076	0,076	0,076
Diâmetro do <i>apex</i> (m)	0,038	0,044	0,044
Diâmetro do <i>inlet</i> (m)	0,102	0,102	0,102
Altura da seção livre (m)	1,044	1,044	1,044

Após a inserção dos parâmetros, é realizada a calibração do modelo matemático de cada equipamento de classificação independente. Para isso, foi levado em consideração o balanço de massas do processo, ou seja, as vazões mássicas de alimentação, do *underflow* e *overflow*, o percentual de sólidos da alimentação e a granulometria a partir do parâmetro d_{50} . Além disso, utilizou-se o modelo de distribuição Rosin-Rammler visto em ROSIN (1933) e os coeficientes de Plitt visto em PLITT (1976).

A função de distribuição Rosin-Rammler tem sido utilizada para descrever a distribuição granulométrica de materiais de vários tipos e tamanhos. A função é particularmente adequada para representar a granulometria de materiais em circuitos de moagem.

Os parâmetros de Plitt ajustados na calibração foram: o tamanho de corte corrigido (Fd_{50c}), nitidez de separação ($FSharpOfSep$), fator de calibração da queda de pressão ($FPress$) e a razão entre as vazões volumétricas da polpa no *underflow* e no *overflow* ($FSplit$). Esses parâmetros foram encontrados de forma automática, ou seja, foi criada

uma rotina que avaliava determinados valores do balanço de massas e a partir disso encontrou-se os parâmetros descritos na Tabela 2.4.

Tabela 2.4: Parâmetros de calibração dos equipamentos de classificação

Parâmetros de Calibração	09CS009	09CS010	09CS011
$F_{SharpOfSep}$	0,9395558	1,7730143	1,7730143
$F_{d_{50c}}$	1,6465703	6,8315994	6,7942269
F_{Press}	1,0000000	1,0000000	1,0000000
F_{Split}	2,0503839	1,5763912	1,5760998

Para a validação da calibração realizada, foram comparadas as curvas de distribuição granulométrica geradas pela simulação com as curvas de distribuição granulométrica do balanço de massas do circuito industrial. Nessa análise foram observadas as curvas de distribuição granulométrica da alimentação, *underflow* e *overflow* da bateria de ciclone 09CS009. Já para as baterias de ciclones 09CS010 e 09CS011, foram observadas as curvas de distribuição granulométrica do *underflow* e *overflow*, pois a curva da alimentação foi considerada a mesma da descarga do moinho.

O resultado pode ser observado nas Figuras 2.9, 2.10 e 2.11 que representam as baterias de ciclones 09CS009, 09CS010 e 09CS011, respectivamente. É possível observar que as curvas simuladas sobrepõem as curvas do balanço de massas da planta industrial.

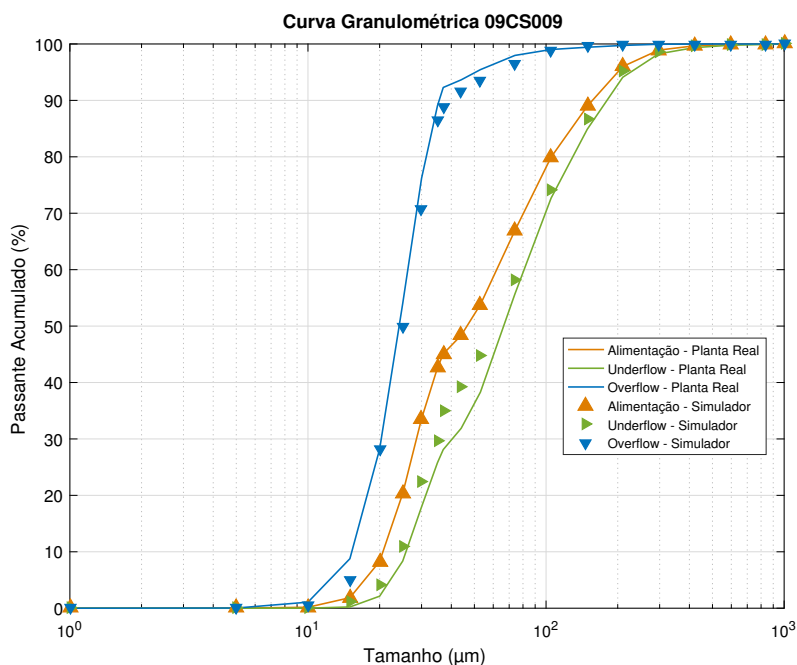


Figura 2.9: Curva de distribuição granulométrica no 09CS009.

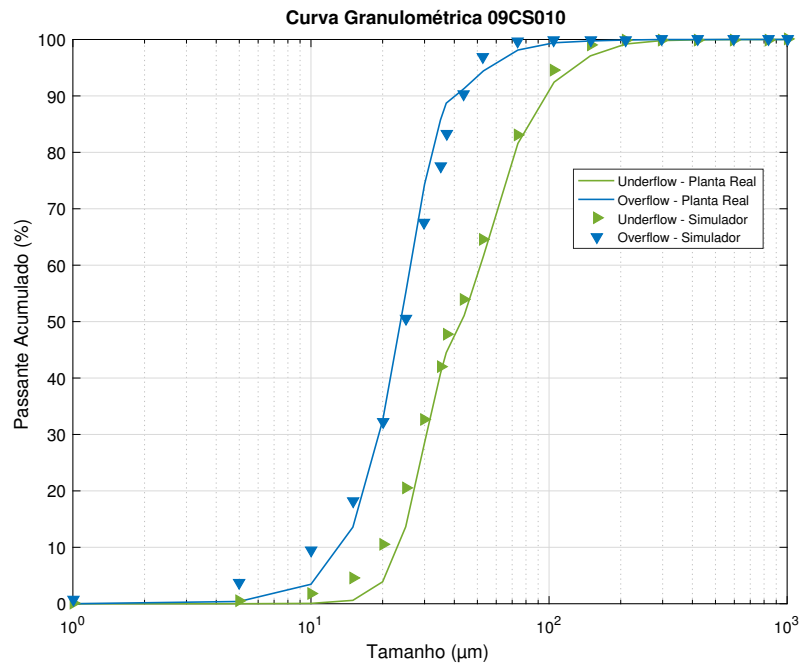


Figura 2.10: Curva de distribuição granulométrica no 09CS010.

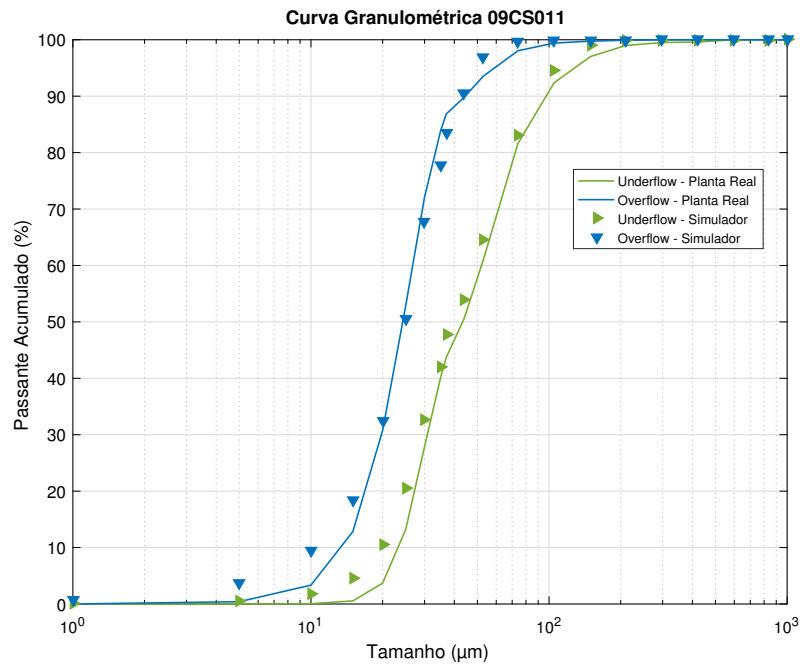


Figura 2.11: Curva de distribuição granulométrica no 09CS011.

Já para a configuração do modelo do moinho, foram utilizados os parâmetros de engenharia: diâmetro do moinho, diâmetro da descarga, comprimento total, comprimento do cilindro, massa inicial de bolas, densidade da bola e diâmetro da bola. A Tabela 2.5 apresenta os parâmetros utilizados para o moinho.

Tabela 2.5: Parâmetros de engenharia do moinho

Parâmetros	09MS003
Diâmetro do moinho (m)	5,93
Diâmetro da descarga (m)	1,86
Comprimento total (m)	13,94
Comprimento do cilindro (m)	12,50
Massa inicial de bolas (t)	595,77
Densidade da bola (kg/m^3)	7500
Diâmetro da bola (m)	0,028

Para definir a quebra das partículas do minério causada pelo impacto das bolas no moinho, são utilizadas duas funções que descrevem esse processo. A primeira função descreve a taxa de quebra, ou seja, descreve a taxa na qual uma partícula de um determinado tamanho será submetida a um impacto das bolas causando a quebra da partícula. Em termos gerais, esta função descreve a probabilidade de uma partícula de um determinado tamanho ser impactada pelas bolas e quebrar em partículas menores.

O objeto moinho usa a abordagem de modelagem descrita em KING (2001), onde a função de taxa de quebra é representada pela fórmula de Austin:

$$k_j[1/mm] = \frac{S * d_j^\alpha}{(1 + d_j/\mu)^\lambda} \quad (2.1)$$

onde:

j é o índice de um determinado tamanho de partícula;

d_j é tamanho médio de partícula, em mm ;

k_j é a taxa específica de quebra de partículas, dado em $1/min$;

S, α, μ, λ são coeficientes de ajuste;

$d_j = \sqrt{d_j * d_{j-1}}$.

A segunda função define a transferência de massa de uma partícula de certo tamanho em tamanhos menores quando a partícula está quebrada. De acordo com KING (2001), a função de quebra pode ser representada pela seguinte fórmula:

$$\begin{aligned} B(x, y) &= K\left(\frac{x}{y}\right)^{n1} + (1 - K)\left(\frac{x}{y}\right)^{n2} \\ K &= K5\left(\frac{y}{5mm}\right)^{-\delta} \end{aligned} \quad (2.2)$$

onde $K5, n1, n2, \delta$ são coeficientes de ajuste.

As duas funções são definidas pelas propriedades do minério e os parâmetros do moinho. Seus coeficientes devem ser determinados ajustando as funções aos dados experimentais. Foram seguidas as sugestões de (KING, 2001) sobre como ajustar os dados experimentais.

Para a calibração do modelo matemático do moinho a partir da sua função de quebra, foi utilizado o balanço de massas do processo, ou seja, a vazão mássica de alimentação, que

é proveniente do material do *underflow* do primeiro e segundo estágio de classificação, o percentual de sólidos da alimentação e a granulometria a partir do parâmetro d_{50} . Assim, foi possível ajustar os parâmetros da função de quebra: S , α , μ , λ , $K5$, $n1$, $n2$, δ . Esses parâmetros foram encontrados de forma automática, ou seja, foi criada uma rotina que avaliava determinados valores do balanço de massas e a partir disso encontrou-se os parâmetros descritos na Tabela 2.6.

Tabela 2.6: Parâmetros de calibração do moinho

Parâmetros de Calibração	09MS003
S	45,07304
α	2,018452
μ	74,41191
λ	33,53998
$K5$	0,1
$n1$	1
$n2$	2
δ	0

Para a validação da calibração realizada, foi comparada a curva de distribuição granulométrica gerada pela simulação com a curva de distribuição granulométrica do balanço de massas do circuito industrial. Nessa análise foi observada a curva granulométrica da descarga do moinho. O resultado pode ser observado na Figura 2.12. É possível observar que a curva simulada sobrepõe a curva do balanço de massas da planta industrial.

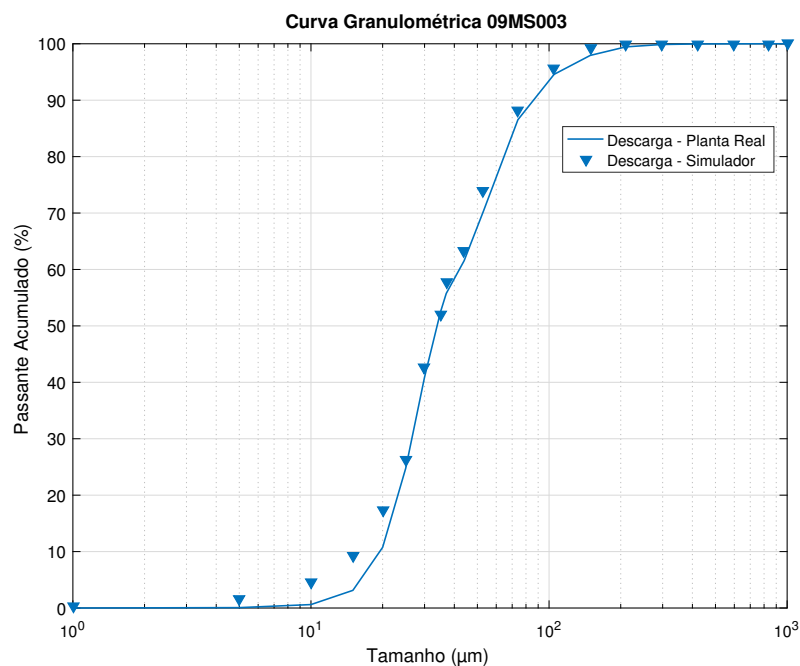


Figura 2.12: Curva de distribuição granulométrica no 09MS003.

Para a configuração do modelo das bombas de polpa, a primeira etapa é a identificação dos coeficientes da curva característica da bomba. Após identificados os coeficientes, a bomba é configurada com os dados do motor e de sua sucção. Para o modelo da caixa da descarga do moinho, foi avaliado o projeto de engenharia para verificar seu volume e altura, que são entradas do modelo.

Com os modelos dos equipamentos do processo de remoagem configurados e calibrados, todos os equipamentos são interligados possibilitando a realização da validação do simulador. Para essa análise, foram comparadas as vazões mássicas, os percentuais de sólidos e as granulometrias dos dados do balanço de massas *versus* os dados obtidos amostrados no processo simulado.

A Tabela 2.7 apresenta a comparação dos principais fluxos do processo. A vazão mássica da descarga do moinho foi considerada a mesma da entrada, que é composta pela soma dos fluxos do *underflow* das três baterias de ciclones. Dessa forma, foi realizada a validação do processo simulado comparando os dados simulados com os dados do balanço de massas. As diferenças encontradas foram mínimas, o que mostra que a qualidade da calibração dos modelos é adequada.

Tabela 2.7: Comparação entre os dados simulados e os dados do balanço de massas

#	Descrição do Fluxo	Vazão Mássica (t/h)		d_{50} (μm)		Percentual de Sólidos (%)	
		Simulado	Real	Simulado	Real	Simulado	Real
1	Alimentação Remoagem	1451,67	1455,50	46,71	46,71	48,00	48,00
2	<i>Overflow</i> 09CS009	736,75	738,94	26,85	24,23	15,99	16,00
3	<i>Underflow</i> 09CS009	714,92	716,55	63,72	67,13	80,99	81,00
4	Descarga 09ST009	3620,02	3537,25	33,97	33,93	59,23	55,50
5	<i>Overflow</i> 09CS010/011	1881,8	1888,21	24,83	24,35	37,09	37,00
6	<i>Underflow</i> 09CS010/011	1738,23	1649,04	38,50	43,40	81,92	81,00

2.5 Conclusão

Com o conhecimento do funcionamento do processo de remoagem e de seus principais parâmetros, o mesmo foi modelado e simulado utilizando-se o *software* industrial de simulação de processos IDEAS, como parte do desenvolvimento da plataforma de testes *hardware-in-the-loop*. Posteriormente, o processo simulado foi calibrado e validado utilizando-se os dados de balanço de massas do processo industrial, o que mostrou que a qualidade da calibração dos modelos foi adequada.

Capítulo 3

Controle Preditivo por Modelo

3.1 Introdução

Inicialmente é realizada uma revisão sobre o nível de automação na indústria de mineração e o histórico do MPC. Na segunda parte, são abordados os conceitos teóricos do Controle por Matriz Dinâmica, que é utilizado na implementação dessa pesquisa. É discutido brevemente a obtenção do modelo, predição e a função de custo.

3.2 Revisão Bibliográfica

3.2.1 Nível de Automação e Controle na Indústria de Mineração

OLIVIER e CRAIG (2017) realizaram uma pesquisa, de abrangência mundial, com o objetivo de avaliar o grau atual de automação nas indústrias de mineração e identificar oportunidades de melhorias de controle no processo industrial. Como resultado, obtiveram a percepção que existe ainda uma lacuna entre o nível atual e ideal de controle, como exemplo, a melhoria na rejeição de distúrbios adequada, reação às mudanças de ponto de operação e controle na presença de falhas.

O entendimento geral é que a automação é parte integrante do processo produtivo da mineração e que existe a tendência de um aumento gradual e natural da aplicação de técnicas de controle. Isso resultará na evolução da atuação dos profissionais de produção e operação, que deixarão a função de monitoramento para serem supervisores da planta, com funções mais sofisticadas. Porém, isso depende da construção de estratégias de controle adequadas.

A maioria dos profissionais da mineração indica que os sistemas de controle são desativados com frequência por operadores, devido a configurações incorretas ou pela natureza difícil do processo ser controlado em consequência de distúrbios externos e deficiência na medição de algumas variáveis importantes para o processo ou falhas nos instrumentos.

O controle PID, conhecido como controle clássico, é a tecnologia mais utilizada como

controle regulatório no processo de beneficiamento mineral. Segundo WEI e CRAIG (2009), o PID também é o mais utilizado em circuitos de moagem. Já como método de controle avançado, o MPC (*Model Predictive Control*) é relatado como sendo o mais utilizado na mineração, o que fica de acordo com BAUER e CRAIG (2008). Porém, quando um modelo adequado do processo não está disponível, o controle especialista é o mais utilizado e ganha do MPC na preferência.

No concentrador 3 da Samarco, o controle regulatório da planta é baseado apenas na utilização de PID, sendo que o controle automático do circuito de remoagem é baseado apenas no monitoramento das variáveis de velocidade das bombas, vazão de água para o moinho e nível da caixa da descarga do moinho. Variáveis importantes como percentual de sólidos, carga circulante e granulometria não são medidas de forma *on-line* e por isso não são controladas automaticamente. Após análise de laboratório, o operador avalia qual ação tomar para adequar o funcionamento do circuito de moagem.

Uma das dificuldades presentes na implementação de otimização no processo é a falta da medição *on-line* de alguma variável que se deseja controlar ou simplesmente pela má qualidade da sua medição. Outra dificuldade presente é a falta de compreensão da dinâmica do processo que prejudica na obtenção de um desempenho adequado da estratégia de controle estabelecida.

Para o melhor entendimento dessa dinâmica do processo, alguns trabalhos foram realizados como o de KING (2012), que é uma visão geral das técnicas de modelagem para o processo de beneficiamento mineral. Já LE ROUX *et al.* (2013) validou um modelo para circuitos de moagem. Outros exemplos de modelagem podem ser vistos em trabalhos que identificam o processo, classificado como caixa preta, para a construção do modelo que é utilizado por controladores preditivos MPC, que pode ser visto nos trabalhos de CHEN *et al.* (2007) e CHEN *et al.* (2008).

Em vista dos argumentos apresentados, para se elevar o nível de automação e controle nas plantas de beneficiamento mineral, primeiramente é importante um engajamento entre todas as áreas a nível gerencial, para que proporcione aos especialistas, oportunidades de aprimoramento dos conhecimentos de processo. A partir disso, é natural que se invista em tecnologia e medições *on-line* de variáveis que são importantes para o controle automático da planta.

3.2.2 Controle Preditivo por Modelo - MPC

O termo controle preditivo designa uma gama muito ampla de métodos de controle que fazem o uso de um modelo do processo para prever sua saída em instantes de tempo futuros e obter o sinal de controle para minimizar uma função objetivo (CAMACHO e ALBA,2013).

Segundo EUZÉBIO (2010), em 1976, Martin-Sanchez registrou a primeira patente

que utiliza o Controle Preditivo, onde usou o modelo interno para obter um controle adaptativo. Esse método foi chamado *Adaptive Predictive Control*. Desde então, vários trabalhos começaram a ser feitos com o interesse de aplicar o MPC na indústria.

Em 1978, com o crescimento da tecnologia de computadores digitais, TESTUD *et al.* (1978) apresentaram o MPHC (*Model Predictive Heuristic Control*), conhecido como MAC (*Model Algorithmic Control*), que utiliza um procedimento heurístico para previsão do efeito das ações de controle futuras na saída. O objetivo foi criar uma metodologia de controle baseada em conceitos intuitivos que substituísse o controlador PID em problemas difíceis.

Em 1979 e 1980, Cutler e Ramaker apresentaram o desenvolvimento geral do algoritmo de Controle por Matriz Dinâmica (DMC) que utiliza técnicas numéricas para prever o efeito das ações de controle futuras na saída, sujeitos a restrições operacionais. A partir daí, começaram a surgir muitos trabalhos relacionados a este tema, como por exemplo, o Controle Preditivo Generalizado (GPC) proposto por CLARKE *et al.* (1987). Esses trabalhos serviram de referência para as demais técnicas que surgiram desde então.

Os conceitos do DMC e GPC se assemelham, porém seus objetivos no desenvolvimento são diferentes. DMC é utilizado para enfrentar problemas de controle multivariável com restrições, a partir da utilização de um modelo no domínio do tempo. Já o GPC foi desenvolvido para oferecer uma nova alternativa ao controle adaptativo que utiliza modelos em função de transferência (EUZÉBIO,2010).

3.3 O Controle Preditivo

A estratégia de funcionamento descrita por CAMACHO e ALBA (2013), representada pela Figura 3.1, é utilizada por toda a família de métodos de controle MPC.

No primeiro instante de tempo (k), o controlador utiliza um modelo do processo e faz a predição da variável controlada em um horizonte de tempo H_p para que o erro entre a referência $r(k)$ e a variável controlada $y(k)$ seja zero. Por otimização, é calculada uma sequência de sinais de controle $u(k)$ em um horizonte de tempo H_u para minimizar a função objetivo. Para isso, o controlador aplica na planta, a primeira entrada da respectiva sequência ótima de ações.

Já no segundo instante de tempo ($k + 1$), o controlador lê o retorno da planta, refaz o cálculo de predição e, por otimização, obtém uma nova sequência de sinais de controle para ser novamente enviada à planta. Os demais sinais de controle são descartados, pois sempre no instante seguinte o controlador irá calcular uma nova sequência de ações de controle. Esse processo é conhecido como estratégia de horizonte móvel, onde o controlador repete o cálculo a cada instante de tempo movendo as referências de tempo um passo à frente.

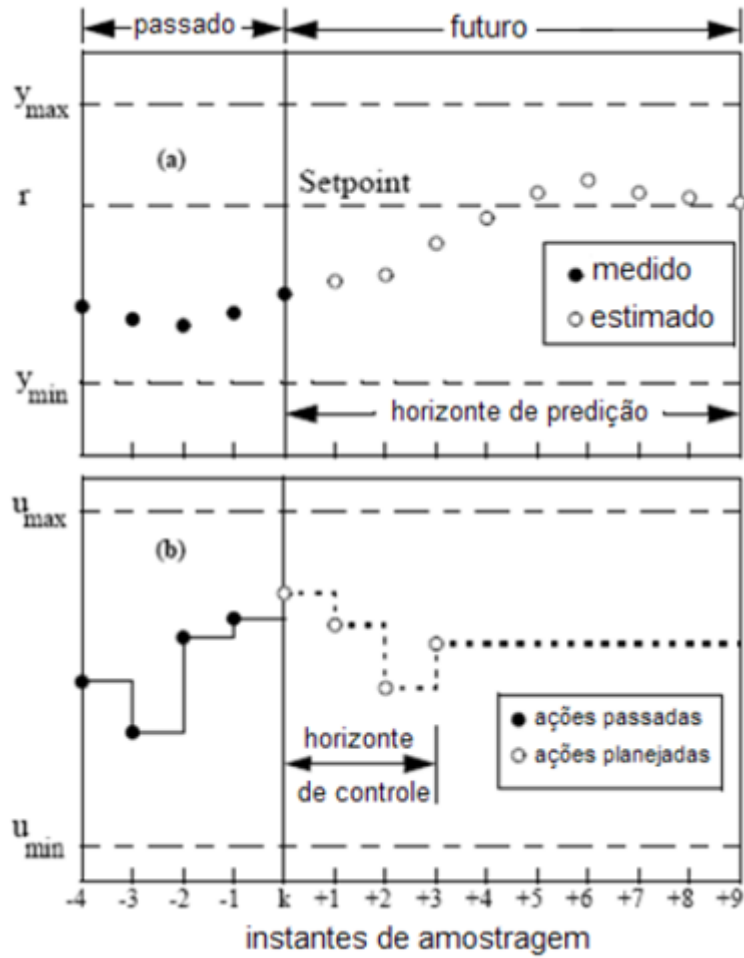


Figura 3.1: Estratégia MPC.(Fonte: MATLAB)

Na Figura 3.1, H_p é o horizonte de predição definido como o período em que o erro entre a variável controlada e sua referência deve ser zero e H_u é o horizonte de controle definido como o período estabelecido para o cálculo do conjunto de sinais de controle.

Uma das principais vantagens do MPC é a inclusão de restrições das variáveis no desenvolvimento do controlador, onde y_{min} e y_{max} representam os limites para a variável controlada e u_{min} e u_{max} representam os limites para a variável manipulada.

Uma representação da estrutura interna básica do controlador preditivo pode ser vista na Figura 3.2. Ele é composto por um modelo interno do processo para a predição da variável controlada em um horizonte de predição H_p . Para a obtenção adequada do modelo interno é necessário utilizar técnicas de identificação e validação adequadas, como podem ser vistas nos trabalhos de SHOOK *et al.* (1992) e HUANG *et al.* (2003).

Segundo EUZÉBIO (2010), os algoritmos MPC aceitam diferentes modelos bem como restrições e funções objetivas com o objetivo de oferecer diferentes alternativas para a operação da planta.

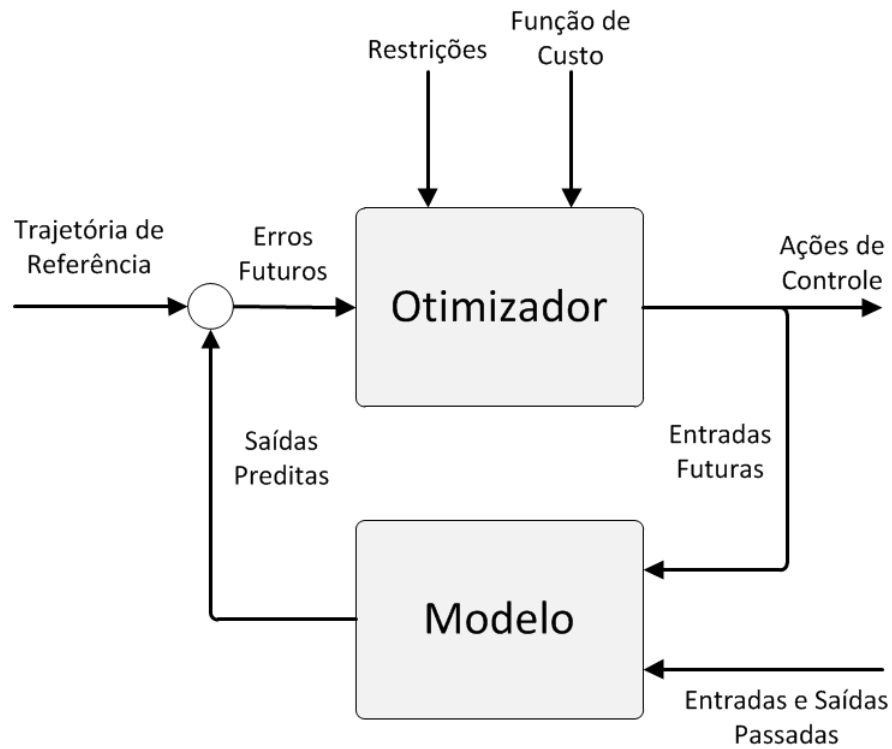


Figura 3.2: Arquitetura básica do MPC.

3.4 Controle por Matriz Dinâmica Sem Restrições – DMC

Em 1979, Cutler e Ramaker apresentaram o desenvolvimento geral do algoritmo de Controle por Matriz Dinâmica (DMC) que utiliza técnicas numéricas para prever o efeito das ações de controle futuras na saída, sujeitos a restrições operacionais e tem sido amplamente aceito na indústria, principalmente pelas indústrias petroquímicas. Nesta seção, é apresentada a obtenção do modelo utilizado pelo controlador DMC, o desenvolvimento do cálculo de predição da variável controlada e do algoritmo de controle. Essa seção é fundamentada em CAMACHO e ALBA (2013).

3.4.1 Modelo de Convolução

O modelo de convolução é um modelo não paramétrico, e seus coeficientes representam a resposta da planta a uma perturbação aplicada na variável manipulada. Essa perturbação pode ser um degrau unitário em uma variável de entrada da planta. Uma representação de sua resposta é apresentada na Figura 3.3.

Os coeficientes g_i são os valores da variável de saída da planta da qual se quer obter um modelo relacionado à variável manipulada que sofreu uma perturbação em degrau unitário. Esses valores são coletados a cada instante de tempo, múltiplo do período de

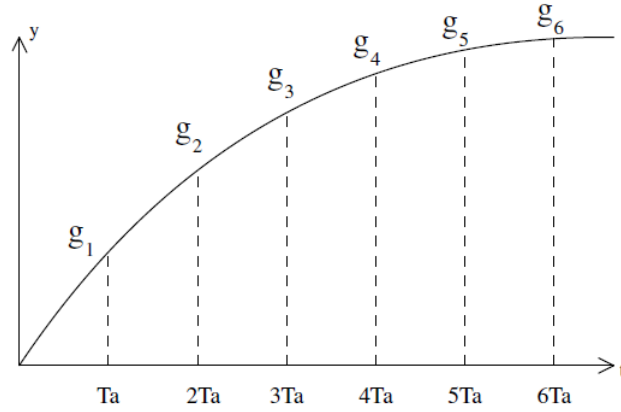


Figura 3.3: Modelo de convolução.(Fonte: (EUZÉBIO,2010))

amostragem T_a . Matematicamente, a resposta do processo para a variável controlada $y(t)$ com uma perturbação de grandeza Δu pode ser representada por:

$$\begin{aligned} y(1) &= y(0) + g_1 \Delta u \\ y(2) &= y(0) + g_2 \Delta u \\ &\vdots \\ y(N) &= y(0) + g_N \Delta u \end{aligned} \quad (3.1)$$

A letra N corresponde ao tempo para a variável controlada atingir um novo estado estacionário após uma dada perturbação. Assim, N é o número de coeficientes do modelo de convolução.

O sistema estando inicialmente em estado estacionário, o valor de $y(0)$ será igual a zero. Para a determinação dos coeficientes g_i introduz-se uma perturbação de grandeza Δu à variável manipulada para, em seguida, dividir o valor de y por Δu .

No caso em que há uma segunda perturbação logo em seguida à que ocorreu em $t = 0$, a equação (3.1) torna-se:

$$\begin{aligned} y(1) &= y(0) + g_1 \Delta u(0) \\ y(2) &= y(0) + g_2 \Delta u(0) + g_1 \Delta u(1) \\ &\vdots \\ y(N) &= y(0) + g_N \Delta u(0) + g_{N-1} \Delta u(1) \end{aligned} \quad (3.2)$$

Generalizando a equação (3.2) para N perturbações consecutivas na variável de entrada u :

$$y(t) = y(0) + \sum_{i=1}^N g_i \Delta u(t - i) \quad (3.3)$$

3.4.2 Predição

O modelo do processo obtido por meio da resposta ao degrau unitário é utilizado para a predição de sua saída conforme passos abaixo:

$$y(t) = \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t-i) \quad (3.4)$$

onde:

$y(t)$ é o valor da saída no instante t ;

$\Delta u(t-i)$ é o acréscimo na entrada u entre os intervalos $t-i-1$ e $t-i$;

g_i são os parâmetros do modelo, cujo valores são obtidos a partir da resposta ao degrau do sistema.

Caso o processo seja assintoticamente estável, os coeficiente g_i da resposta ao degrau tendem a um valor constante depois de N períodos. Dessa forma, pode-se considerar:

$$g_{k+i} - g_i \approx 0 \quad i > N \quad (3.5)$$

De acordo com EUZÉBIO (2010), para a aplicação da equação 3.4, o sistema deve ser estável em malha aberta, pois, caso contrário, teria um número infinito de termos.

Considerando-se $\hat{n}(t)$ como sendo um distúrbio, o valor da saída predita $\hat{y}$ no instante de tempo $(t+k)$ é dado por:

$$\hat{y}(t+k | t) = \sum_{i=1}^N g_i \Delta u(t+k-i) + \hat{n}(t+k | t) \quad (3.6)$$

Separando-se o primeiro termo da equação 3.6 em dois somatórios, onde o primeiro representa o somatório composto por valores de Δu futuros com os índices $i = 1, 2, \dots, k$ e o segundo representa o somatório composto por valores de Δu conhecidos com os índices $i = k+1, k+2, \dots, N$, tem-se:

$$\hat{y}(t+k | t) = \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i) + \sum_{i=k+1}^N g_i \Delta u(t+k-i) + \hat{n}(t+k | t) \quad (3.7)$$

Considerando-se $y_m(t)$ o último valor lido da planta e os distúrbios constantes, tem-se que $\hat{n}(t+k | t) = \hat{n}(t | t) = y_m(t) - \hat{y}(t | t)$. Dessa forma, tem-se:

$$\hat{y}(t+k | t) = \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i) + \sum_{i=k+1}^N g_i \Delta u(t+k-i) + y_m(t) - \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t-i)$$

$$\hat{y}(t+k | t) = \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i) + f(t+k) \quad (3.8)$$

onde $f(t+k)$ é a resposta livre do sistema, ou seja, a parte da resposta que não depende

das ações de controle futuras, dada por:

$$f(t+k) = y_m + \sum_{i=1}^N (g_{k+i} - g_i) \Delta u(t-i) \quad (3.9)$$

Agora as predições podem ser calculadas ao longo do horizonte de predição ($k = 1, 2, \dots, H_p$), considerando-se H_u ações de controle:

$$\hat{y}(t+1 | t) = g_1 \Delta u(t) + f(t+1)$$

$$\hat{y}(t+2 | t) = g_2 \Delta u(t) + g_1 \Delta u(t+1) + f(t+2)$$

$$\hat{y}(t+3 | t) = g_3 \Delta u(t) + g_2 \Delta u(t+1) + g_1 \Delta u(t+2) + f(t+3)$$

$\vdots$

$$\hat{y}(t+H_p | t) = \sum_{i=1}^{H_u} g_i \Delta u(t+H_p-i) + f(t+H_p)$$

Essa generalização da equação de predição pode ser escrita na forma de vetores:

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{G} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{f} \quad (3.10)$$

onde:

$$\hat{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \hat{y}(t+1 | t) \\ \hat{y}(t+2 | t) \\ \vdots \\ \hat{y}(t+H_p | t) \end{bmatrix} \quad \mathbf{u} = \begin{bmatrix} \Delta u(t) \\ \Delta u(t+1) \\ \vdots \\ \Delta u(t+H_p-i) \end{bmatrix} \quad \mathbf{f} = \begin{bmatrix} f(t+1) \\ f(t+2) \\ \vdots \\ f(t+H_p) \end{bmatrix}$$

Por fim tem-se a matriz $\mathbf{G}$ da equação 3.10, conhecida como Matriz Dinâmica, que contém informação sobre a dinâmica do processo ao longo de H_p , onde seu tamanho é $H_p \times H_u$ e seus coeficientes são do modelo da resposta degrau da planta:

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} g_1 & 0 & \cdots & 0 \\ g_2 & g_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{H_u} & g_{H_u-1} & \cdots & g_1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{H_p} & g_{H_p-1} & \cdots & g_{H_p-H_u+1} \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

3.4.3 Algoritmo de Controle

O objetivo do controlador é calcular uma sequência de sinais de controle para que os valores preditos da saída da planta sigam o mais próximo possível o *setpoint*. Para isso, os valores de entrada da planta são selecionados para minimizar a função de custo quadrática que considera a minimização dos erros futuros:

$$J = \sum_{j=1}^{H_p} [\hat{y}(t+j | t) - \omega(t+j)]^2 \quad (3.12)$$

Pode-se incluir uma penalização sobre o esforço de controle, onde λ é um parâmetro de sintonia que representa o coeficiente de supressão de movimento:

$$J = \sum_{j=1}^{H_p} [\hat{y}(t+j | t) - \omega(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{H_u} \lambda [\Delta u(t+j-1)]^2 \quad (3.13)$$

O algoritmo de controle pode ser escrito na forma de vetores com a substituição da equação 3.10 na equação 3.13:

$$J = (\mathbf{G} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{f} - \omega)^T (\mathbf{G} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{f} - \omega) + \lambda \mathbf{u}^T \mathbf{u} \quad (3.14)$$

Fazendo-se a solução analítica:

$$\frac{dJ}{d\mathbf{u}} = 2\mathbf{G}^T \mathbf{G} \cdot \mathbf{u} + 2\mathbf{G}^T (\mathbf{f} - \omega) + 2\lambda \mathbf{u} = 0 \quad (3.15)$$

Que implica na lei de controle:

$$\mathbf{u} = (\mathbf{G}^T \mathbf{G} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{G}^T (\omega - \mathbf{f}) \quad (3.16)$$

A cada instante de tempo t , a lei de controle em 3.16 é calculada novamente e apenas o primeiro valor da sequência ótima de sinais de controle é aplicado à planta. Isso ocorre por ser impossível antecipar precisamente os distúrbios que podem ocorrer na planta e levar os valores de saída a serem diferentes dos usados no cálculo de sinais de controle. Além disso, a trajetória do *setpoint* pode ser modificada ao longo do tempo de predição.

3.4.4 Parâmetros de Sintonia de Controladores DMC

Os principais parâmetros utilizados para a sintonia dos controladores preditivos DMC são: o horizonte de predição H_p , o horizonte de controle H_u e o coeficiente de supressão de movimento (λ).

Para $H_u \leq H_p$, um valor elevado para o horizonte de controle melhora o desempenho do controlador DMC, mas aumenta o valor dos incrementos na variável manipulada, reduzindo a robustez do controle, ou seja, para obter um bom desempenho do controlador é importante a escolha adequada desses dois parâmetros. O coeficiente de supressão de movimento (λ) também está diretamente relacionado com a robustez do controlador, sendo que, quanto maior λ , maior será a robustez do DMC. Caso aumente o valor de λ , os incrementos na variável manipulada são reduzidos, o que torna a resposta da variável de saída mais lenta e suave. Caso diminua, torna o controle mais rigoroso quanto ao erro entre a saída da planta e a referência.

3.5 Controle por Matriz Dinâmica com Restrições

O processo estudado, bem como todos os processos, estão sujeitos a restrições. As válvulas, por exemplo, têm suas ações limitadas pelas posições totalmente abertas ou fechadas e pela taxa de resposta. Outros exemplos de limitações são as formas construtivas e a segurança operacional, que também geram limites nas variáveis de processo, como níveis em tanques, vazões na tubulação ou pressões máximas. Além disso, as condições operacionais são normalmente definidas pela interseção de certas restrições por razões basicamente econômicas, de modo que o sistema de controle funcione próximo aos limites. Tudo isso faz com que a introdução de restrições na função seja minimizada. Segundo CAMACHO e ALBA (2013), o DMC considera intrinsecamente as restrições e tem tido muito sucesso na indústria. Normalmente, os limites na amplitude e na taxa de variação do sinal de controle e limites na saída são considerados:

$$\begin{aligned} u_{min} &\leq u(t) \leq u_{max} & \forall t \\ du_{min} &\leq u(t) - u(t-1) \leq du_{max} & \forall t \\ y_{min} &\leq y(t) \leq y_{max} & \forall t \end{aligned} \quad (3.17)$$

Ao adicionar essas restrições à função objetivo, a minimização torna-se mais complexa, de modo que a solução não pode ser obtida explicitamente como no caso do sistema sem restrições. O sucesso da aplicação do MPC está relacionado às habilidades do MPC para otimizar as funções de custo e tratar as restrições. Os seguintes motivos podem ser mencionados:

- otimização das condições de operação: o MPC otimiza uma função de custo que pode ser formulada para minimizar os custos operacionais ou qualquer objetivo com implicações econômicas;
- otimização de transições: a função objetiva do MPC pode ser formulada para otimizar uma função que mede o custo de levar o processo de um ponto de operação para outro, com tempos mais rápidos de inicialização ou comissionamento do processo;
- minimização da variância do erro: Um MPC pode ser formulado para minimizar a variância do erro de saída. Uma variação menor produzirá benefícios econômicos pelas seguintes razões:
 - uma variância menor pode aumentar a qualidade do produto, bem como sua uniformidade;
 - uma variância menor permitirá que o processo funcione mais próximo das condições operacionais ideais. Como a maioria dos processos possui restrições, os pontos operacionais ideais geralmente ficam na interseção de algumas restrições;

- O tratamento explícito de restrições pode permitir que o processo funcione mais próximo de restrições e condições operacionais ideais;
- As considerações explícitas de restrições podem reduzir o número de violações de restrições, reduzindo o número de paradas de emergência.

3.6 Identificação do Processo no Sistema DeltaV

A identificação da resposta ao degrau no DeltaV, que é o sistema de controle distribuído da planta estudada, é feita pelo modelo de resposta ao impulso finita (FIR, *finite impulse response*) e modelo auto-regressivo com entradas externas (ARX, *autoregressive with exogenous inputs*). A comparação de modelos dessas duas técnicas ajuda a confirmar as representações corretas dos modelos previstos. O FIR tem a vantagem de não requerer um conhecimento preliminar sobre o processo, enquanto o ARX usa menos coeficientes no cálculo. O modelo é validado comparando-se os dados reais do processo com os dados do processo simulado. O DeltaV usa a modelagem de resposta ao degrau, que torna a previsão das saídas do processo disponíveis para exibição no aplicativo.

O bloco de funções MPC gera saídas futuras de processos e usa o espaço de estados modificado para a modelagem do processo. Em um processo SISO, a saída do processo predita é mostrada abaixo:

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= Ax_k + B\Delta u_k + F\Delta w_k \\ y_0 &= Cx_{k+1} \end{aligned} \tag{3.18}$$

onde

$x_k = [y^0, y^1, y^i, \dots, y^{p-1}]^T$ é um vetor das saídas futuras preditas 0, 1 $\dots$ $i, \dots$ $p-1$ passos a frente do tempo k ;

A é um operador definido por $Ax_k = [y^0, y^1, y^i, \dots, y^{p-1}]^T$;

$B = [b_0, b_1, \dots, b_i, \dots, b_{p-1}]^T$;

$\Delta u_k = u_k - u_{k-1}$ é a mudança na entrada do processo/saída do controlador no instante de tempo k ;

Δw_k é a saída do processo medida - saída do modelo do processo, diferença resultante do ruído, distúrbios não medidos e imprecisão do modelo;

F é o vetor de filtro de dimensão p ;

p é o vetor de dimensão;

C é o operador que pega o primeiro componente do vetor x_{k+1} .

Para processos multivariáveis, com m entradas e n saídas, o vetor x_k tem dimensão $n * p$ e o vetor B é convertido em uma matriz com dimensão $n * p$ linhas e m colunas.

O modelo FIR usa um processo de horizonte curto para evitar o ajuste excessivo do modelo, pois fornece uma parte inicial da resposta da etapa, de modo que é suficiente

avaliar o tempo morto usando uma abordagem heurística. O tempo morto é então usado no modelo ARX, que possui menos coeficientes que o FIR.

Nos sistemas MIMO, a sobreposição é aplicada a partir de cada entrada em cada saída. O modelo FIR e ARX para um sistema SISO é definido pelas equações

$$\Delta y_k = \sum_{j=1}^p g_j \Delta u_{k-j} \quad (3.19)$$

onde $\Delta y_k = y_k - y_{k-1}$ é a mudança da saída do processo no instante de tempo k , p é o horizonte de predição, Δu_{k-1} é a mudança da entrada do processo no instante de tempo $k - 1$.

$$y_k = \sum_{j=1}^A \alpha_j y_{k-j} + \sum_{j=1}^V \beta_j u_{k-d-j} \quad (3.20)$$

onde A e V são ordens auto regressivas e médias móveis do modelo ARX com um valor padrão de 4, α_i e β_i são os coeficientes do modelo e d é o tempo morto.

3.7 Conclusão

O desenvolvimento de um controlador preditivo passa primeiramente por uma das principais etapas, que é a identificação do processo e a geração do modelo de convolução que represente adequadamente a relação entre as variáveis de entrada e saída da planta. Esse modelo é utilizado para a previsão do comportamento futuro da variável de processo em um horizonte de predição estabelecido. Com a predição realizada, o controlador calcula uma sequência ótima de ações de controle ao longo de um horizonte de controle. Então, o controlador aplica na planta apenas a primeira ação dessa sequência, e a partir de uma resposta do processo, o controlador repete todos os cálculos a fim de otimizar a resposta. No DMC, a função de custo é quadrática e leva em consideração o esforço de controle solicitado e a distância entre os valores preditos e a trajetória de referência. Para processos que possuem restrições, a solução não será analítica, mas sim por meio de um problema de otimização realizado pelo controlador MPC.

Capítulo 4

Aplicação do MPC ao Circuito de Remoagem

4.1 Introdução

Neste capítulo abordam-se todos os aspectos do desenvolvimento da aplicação do MPC industrial no sistema DeltaV, que é o sistema de controle distribuído (DCS, *distributed control system*) da usina de beneficiamento da Samarco. A metodologia envolveu o estabelecimento da comunicação entre o sistema DCS e o *software* de simulação via OPC (*OLE for process control*), o desenvolvimento da nova proposta de controle e a realização de experimentos para avaliar o desempenho da planta. As etapas estão detalhadas na Figura 4.1.

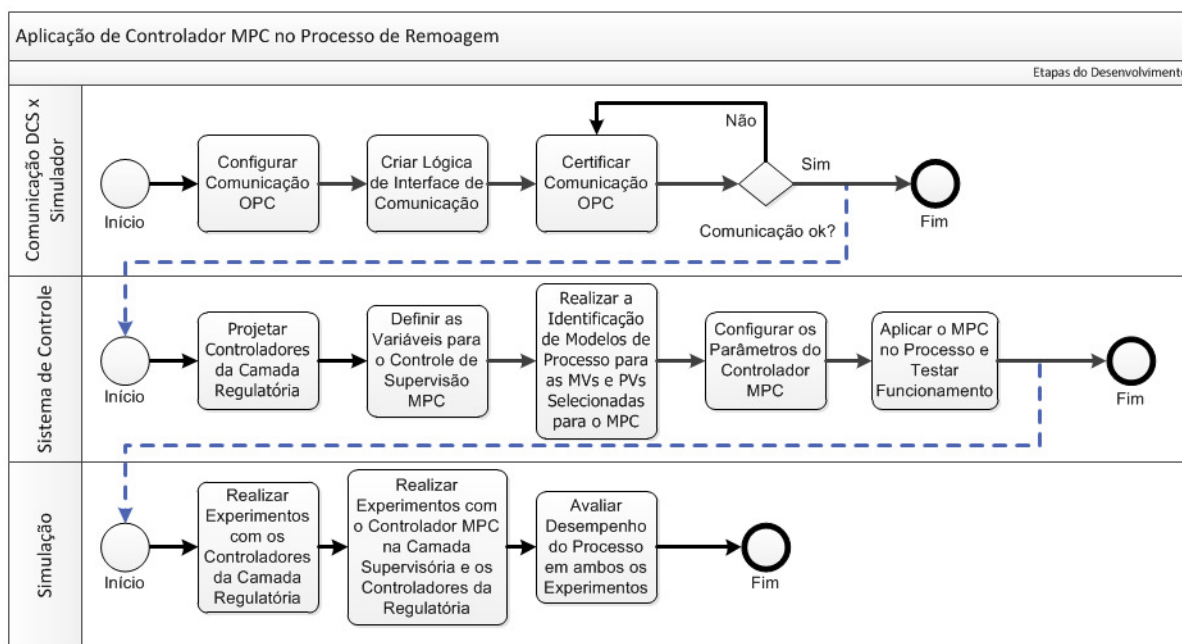


Figura 4.1: Etapas do desenvolvimento.

4.2 Comunicação OPC

OPC é um padrão de comunicação seguro e confiável utilizado no ambiente de automação industrial para interligar ativos de diferentes fornecedores (FOUNDATION,2017). Com base nos estudos de PAN (2013), a utilização do padrão de comunicação OPC é comum em projetos de otimização de processos de mineração para comunicação entre controladores dinâmicos e na obtenção de alguma variável externa ao sistema de controle. Sua utilização é justificada pela facilidade de configuração, onde se pode alterar facilmente a programação no DCS e no simulador, necessitando apenas alterar o endereço OPC da variável.

Os servidores OPC do DeltaV fornecem uma interface *on-line* com o banco de dados na rede de controle do sistema. O OPC é baseado na tecnologia OLE/COM da Microsoft. A arquitetura para interligar o sistema DeltaV e o servidor do simulador para leitura e escrita das variáveis, via OPC, está representada na Figura 4.2.

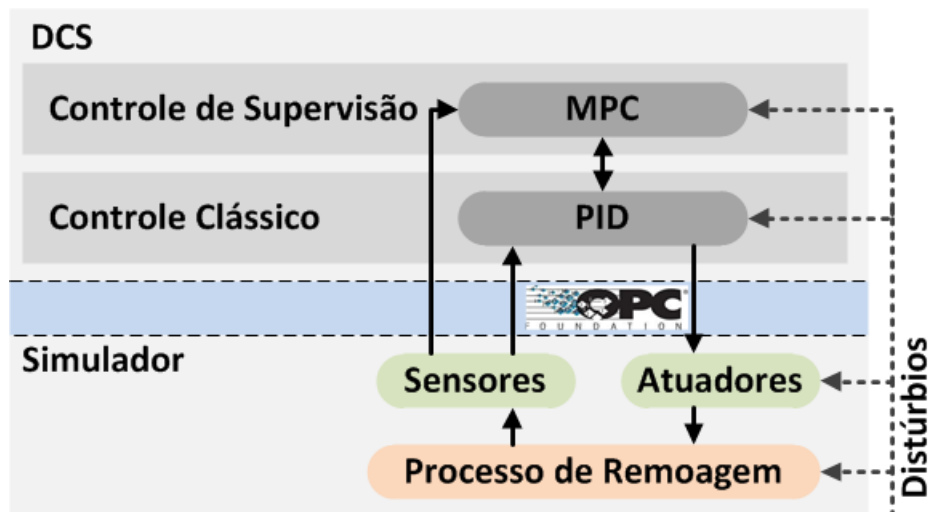


Figura 4.2: Arquitetura de comunicação OPC.

Dentro do DCS, o controlador MPC lê as variáveis de processo do simulador, realiza seu algoritmo e gera suas saídas que serão os SPs remotos para os controladores PID. Por fim, os controladores PID realizam seus algoritmos e geram suas saídas que serão escritas nas variáveis manipuladas que estão no simulador.

Sua configuração simplificada para leitura e escrita pode ser vista na Figura 4.3. É necessário configurar o IP e o nome do servidor OPC, o tempo de atualização e o endereço da variável desejada.

Communication Link Data	
Server ID:	OPC.DeltaV.1
Host/IP:	172.19.110.3
Access path:	
Update Rate [ms]:	1000

Point Definition	
Item ID:	INTERFACE_OPC/OPC_IN01.CV

Figura 4.3: Configuração da comunicação OPC no simulador.

4.3 Projeto dos Controladores da Camada Regulatória

A lógica de controle PID baseia-se no cálculo do erro $e(t)$ entre o valor desejado $r(t)$ e o retorno da planta $y(t)$, isto é, $e(t) = r(t) - y(t)$, como representado pela Figura 4.4. Sua lei de controle é descrita por

$$C = k_p e(t) + k_i \int_0^t e(t) dt + k_d \frac{de(t)}{dt},$$

onde k_p , k_i , k_d são os parâmetros de sintonia que representam os ganhos proporcional, integral e derivativo do PID, respectivamente. A seleção ótima dos ganhos é realizada utilizando-se métodos de sintonia existentes na literatura como Método de Ziegler e Nichols, Método de Cohen Coon e Método do Modelo Interno (IMC). Uma compilação de métodos de sintonia PID pode ser visto em (O'DWYER,2009).

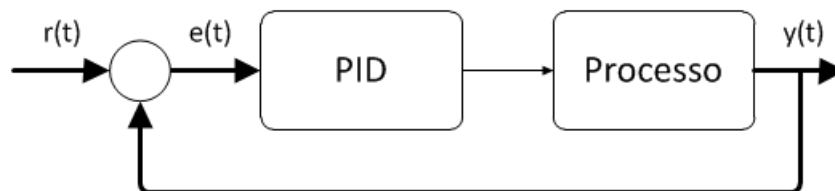


Figura 4.4: Sistema de controle PID.

As malhas de controle atuais no sistema de controle automático do processo de remoagem são:

- Controle da Velocidade da bomba 07BP013 (SIC-004).
- Controle de Vazão de água no moinho 09MS003 (FIC-013).
- Controle de Nível da caixa 09ST009 (LIC-001).
- Controle da Velocidade da bomba 09BP023 (SIC-001).

Das malhas existentes, há a necessidade de melhorar as estratégias de controle das malhas SIC-004 e SIC-001. As malhas de controle de velocidade, SIC-004 e SIC-001, não levavam em consideração a vazão mássica no recalque da bomba. Para obter uma vazão estável na alimentação dos ciclones é muito importante que essas malhas de controle possam controlar a vazão e não apenas a velocidade da bomba. Segundo RAMASAMY *et al.* (2005), um dos principais parâmetros que devem ser ajustados para controlar o tamanho das partículas no *overflow* dos ciclones é a pressão de alimentação. Uma vazão estável contribui para o melhor controle da pressão, o que torna uma variável imprescindível a ser controlada.

Com a aplicação do controlador MPC, também há a necessidade de possibilitar o controle do nível da caixa da descarga do moinho de duas formas. A primeira é a malha de controle existente com o nível da caixa sendo a variável de processo e a abertura da válvula de adição de água FV-004 sendo a variável manipulada. A segunda é uma nova malha de controle, que tem como variável de processo a vazão de água na caixa 09ST009 e a variável controlada sendo a mesma válvula FV-004. Nessa opção, o nível passou a ser uma variável controlada pelo controlador MPC, ou seja, a primeira malha é utilizada quando o MPC está desativado e a segunda malha é utilizada quando o MPC está ativado. Dessa forma, o controle regulatório do processo de remoagem fica como mostrado na Figura 4.5. Seu detalhamento está na Tabela 4.1. Os *tags* das malhas não foram alterados.

Tabela 4.1: Controladores PID do processo de remoagem

PID	Descrição	PV	CV
SIC-004	Controle de vazão da bomba 07BP013	Vazão na Alimentação	Taxa de Velocidade 07BP013
FIC-013	Controle de Vazão de Água no moinho 09MS003	Vazão de Água no moinho 09MS003	Abertura da FV-001
SIC-001	Controle de vazão da bomba 09BP023	Vazão na Descarga da Caixa 09ST009	Taxa de Velocidade 09BP023
LIC-001_1	Controle de Nível da caixa 09ST009	Nível da 09ST009	Abertura da FV-004
LIC-001_2	Controle de Vazão de Água na caixa 09ST009	Vazão de Água na caixa 09ST009	Abertura da FV-004

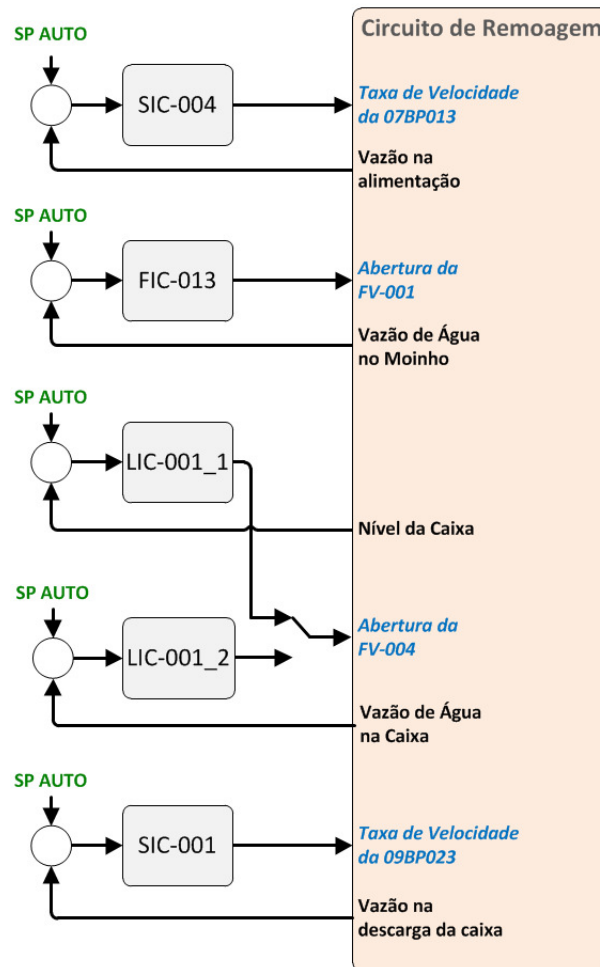


Figura 4.5: Sistema de controle PID da remoagem com melhorias.

A programação no sistema DeltaV é realizada utilizando-se blocos de função. Na Figura 4.6 é mostrado o algoritmo de um dos controladores PID existentes no processo de remoagem. Os parâmetros de entrada, de saída e de sintonia são configurados no bloco principal.

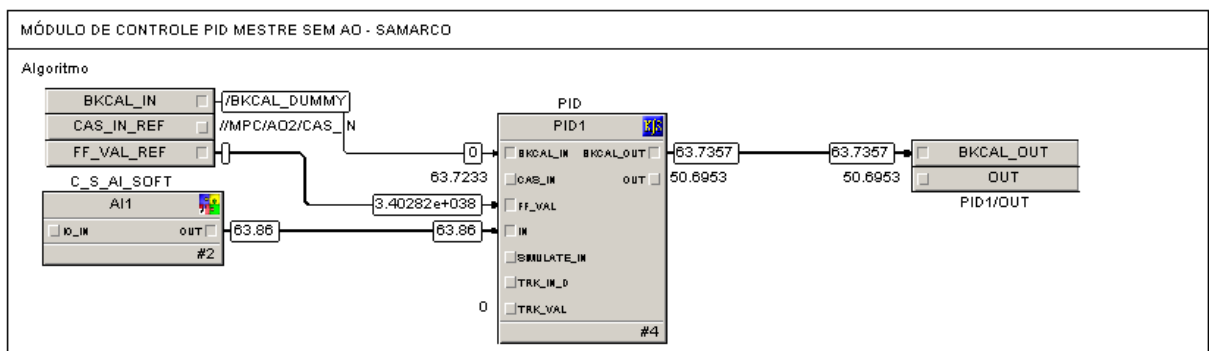


Figura 4.6: Algoritmo de um controlador PID no ambiente do DeltaV.

Antes de realizar a sintonia dos controladores PID é preciso identificar os modelos do processo. O DeltaV, por meio da ferramenta DeltaV Tune, utiliza o princípio *Relay Self Oscillation* para realizar a identificação do processo. Ou seja, a variável manipulada é alterada em forma de relé para obter a curva de reação. As Figuras 4.7, 4.8, 4.9, 4.10 e 4.11 apresentam os testes de identificação das malhas de controle SIC-004, FIC-013, LIC-001.1, LIC-001.2 e SIC-001, respectivamente.

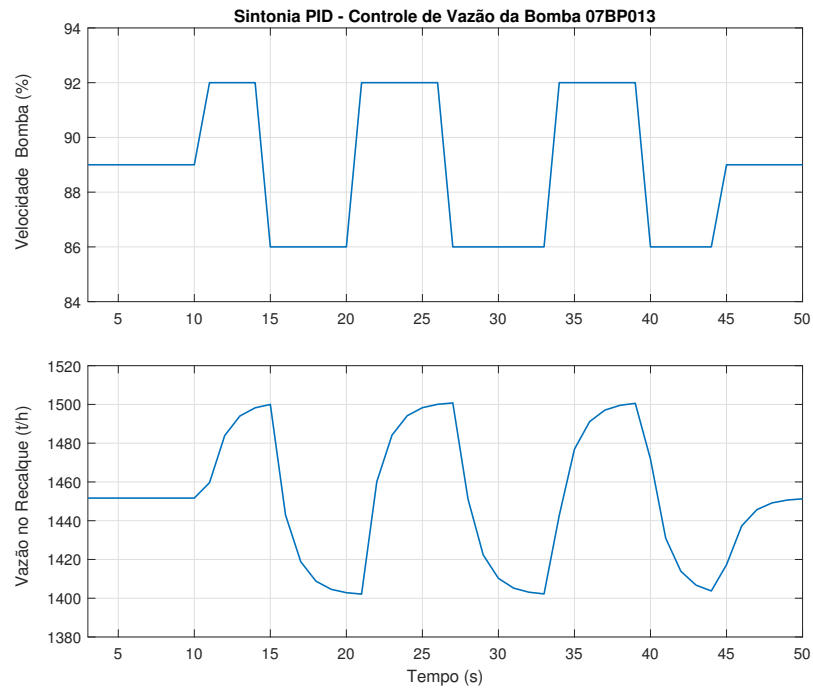


Figura 4.7: Identificação do sistema - PID SIC-004.

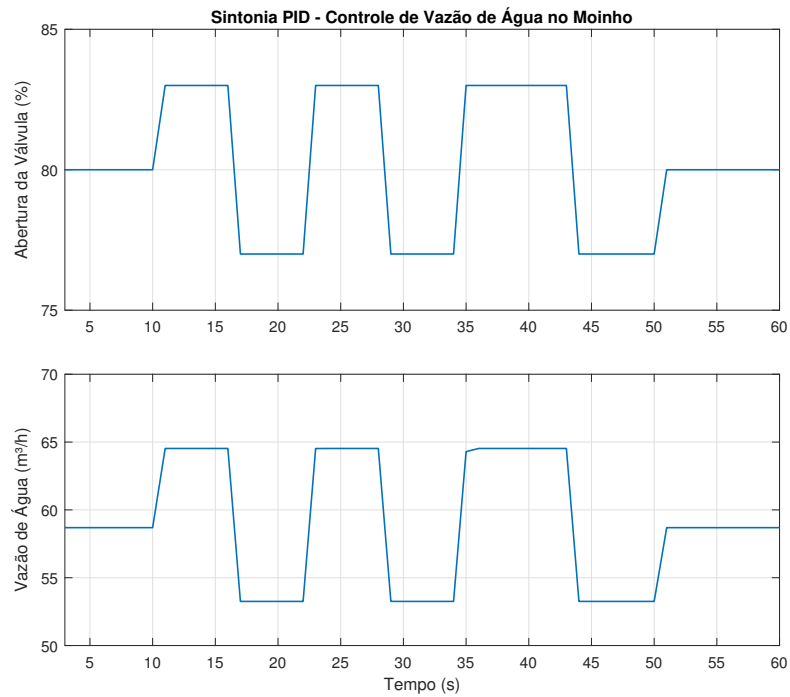


Figura 4.8: Identificação do sistema - PID FIC-013.

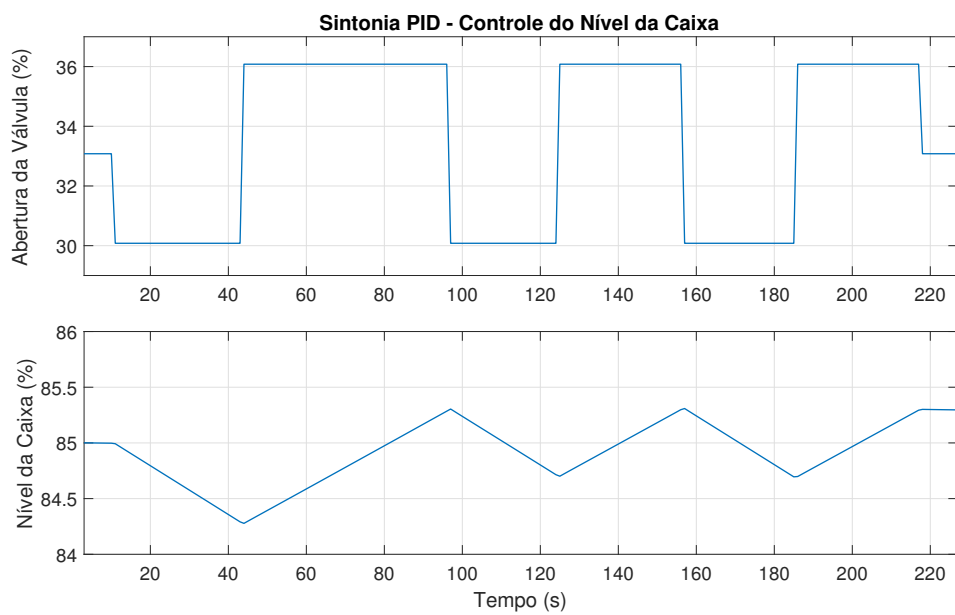


Figura 4.9: Identificação do sistema - PID LIC-001.1.

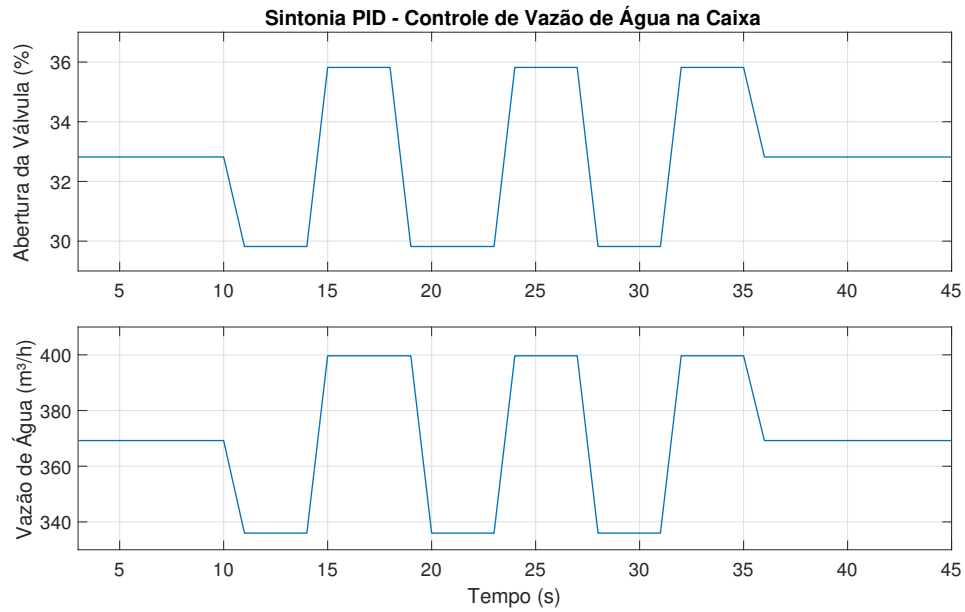


Figura 4.10: Identificação do sistema - PID LIC-001.2.

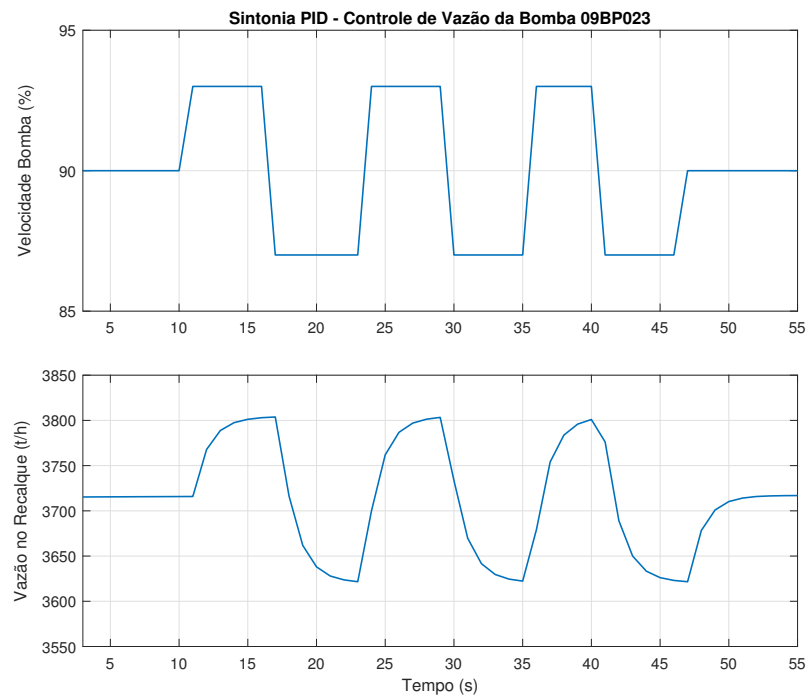


Figura 4.11: Identificação do sistema - PID SIC-001.

Com a identificação do processo realizada, o DeltaV calcula os modelos que representam adequadamente a relação entre as entradas e as saídas da planta. A malha de controle de nível LIC-001.1 tem uma dinâmica integradora. As demais malhas de controle de vazão possuem um tempo morto próximo de zero e sua dinâmica é de primeira ordem. A partir desses modelos, é aplicado o método de sintonia IMC e convencionou-se o parâmetro λ

igual a 1. O parâmetro λ define quão rápido se deseja que a saída do processo acompanhe o *setpoint* e sua escolha deve respeitar as restrições dinâmicas do sistema, ou seja, não deve ser menor, por exemplo, que o tempo morto. Em seguida, é realizada a sintonia e o cálculo dos parâmetros do controlador. Os valores para os parâmetros dos controladores PID são apresentados na Tabela 4.2.

Tabela 4.2: Parâmetros de sintonia PID

	kp	ki	kd
SIC-004	0,5700	0,0980	0,0
FIC-013	0,3600	0,0962	0,0
LIC-001.1	3,7100	0,0086	0,0
LIC-001.2	0,2400	0,1111	0,0
SIC-001	0,4400	0,1190	0,0

4.4 Projeto do MPC para o Circuito de Remoagem

O projeto do MPC pode ser executado em três etapas macros. A primeira é a identificação do processo para a determinação do modelo de convolução, de acordo com o comportamento das variáveis controladas, devido a um degrau aplicado à planta. A segunda etapa é o desenvolvimento do controlador pela definição de seus parâmetros de sintonia. Por fim são realizados testes para avaliar o desempenho do controlador.

Para desenvolver a aplicação de controle MPC no sistema DeltaV, primeiramente são definidas as variáveis controladas e manipuladas que são integradas ao controlador. Respondendo a primeira pergunta dessa pesquisa, com o objetivo de obter um controle da granulometria do produto final e a redução da moagem em excesso do material, as variáveis controladas definidas são:

- Percentual de sólidos no moinho (%);
- Carga circulante (t/h);
- Granulometria do produto final (% – 325mesh);
- Nível da caixa da descarga do moinho (%).

Com o objetivo de controlar as variáveis da camada supervisória, as variáveis manipuladas do controlador MPC são os *setpoints* remotos das malhas de controle existentes na planta. As variáveis são:

- SP remoto do controlador de vazão da bomba 07BP013 (t/h);
- SP remoto do controlador de vazão de água no moinho 09MS003 (m^3/h);

- SP remoto do controlador de vazão de água na caixa 09ST009 (m^3/h);
- SP remoto do controlador de vazão da bomba 09BP023 (t/h).

Uma vez que as variáveis foram definidas, é possível elaborar um diagrama esquemático do controlador MPC aplicado ao circuito de remoagem, como apresentado na Figura 4.12. Esse diagrama é utilizado como referência para a elaboração do algoritmo de controle MPC.

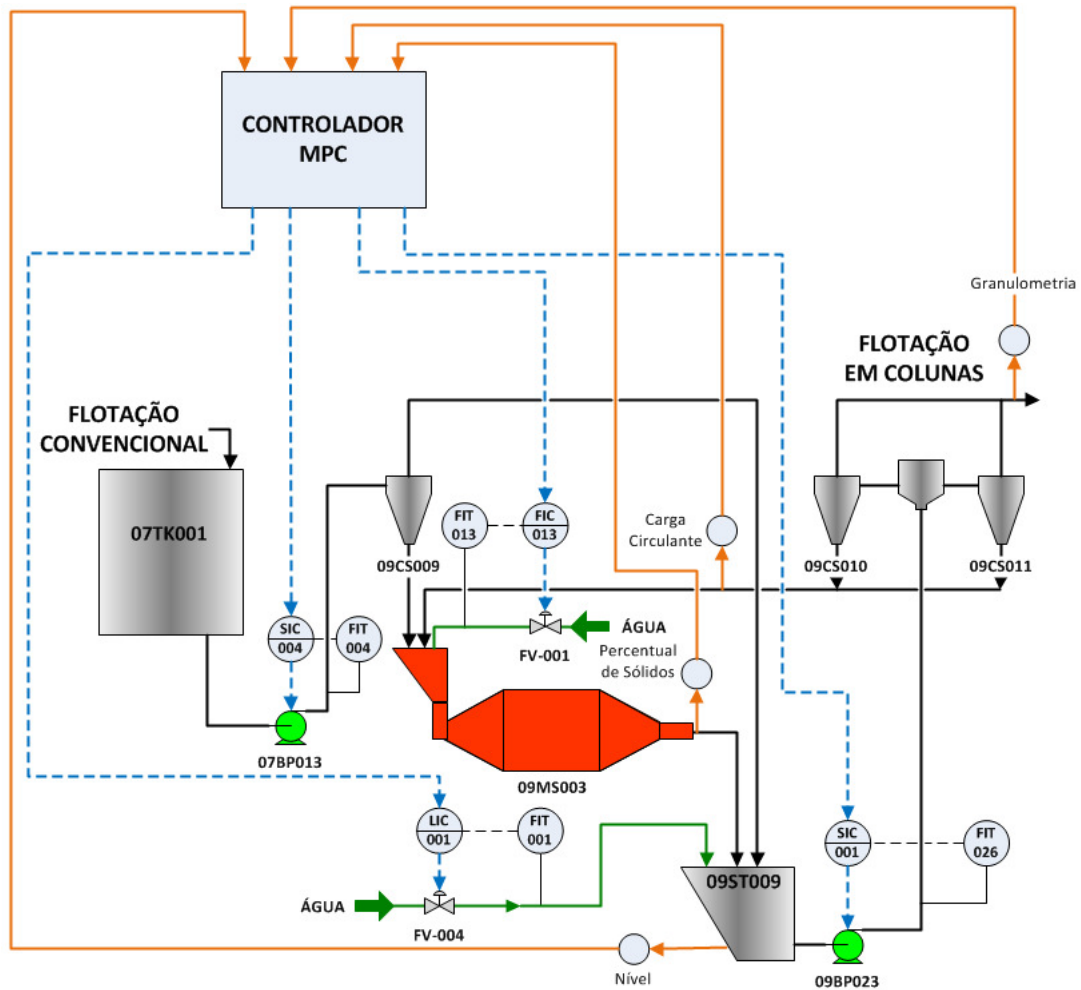


Figura 4.12: Diagrama esquemático do MPC aplicado ao circuito de remoagem.

O algoritmo de controle preditivo do DeltaV é fundamentado no DMC, conforme visto no Capítulo 3. Sua programação é realizada utilizando-se bloco de função. Na Figura 4.13 é mostrado o algoritmo do controlador MPC com a leitura e escrita das variáveis anteriormente definidas. A configuração das variáveis juntamente com suas restrições são configuradas no bloco principal.

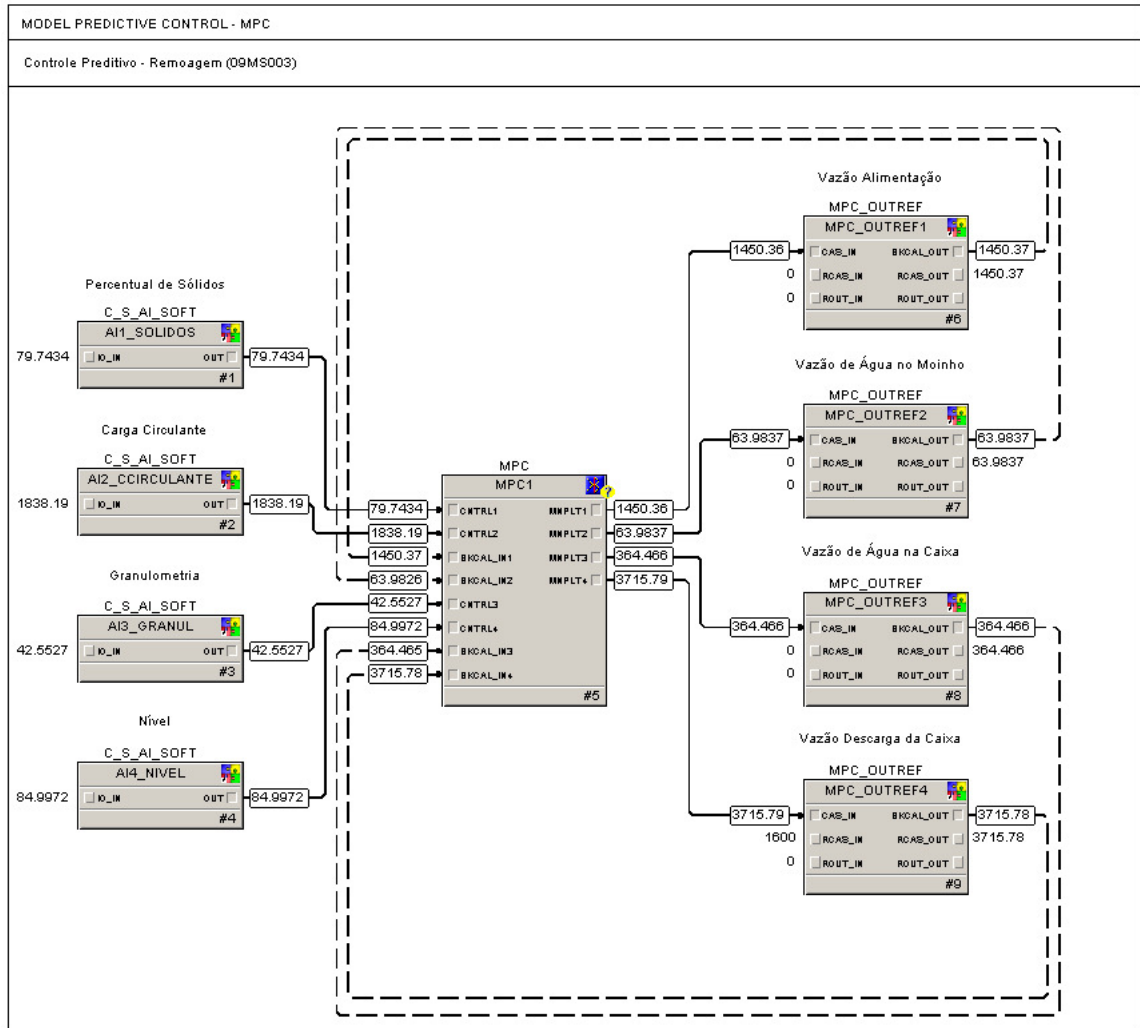


Figura 4.13: Algoritmo do controlador MPC no ambiente do DeltaV.

4.4.1 Identificação do Processo

A identificação do processo é a etapa que identifica matematicamente o sistema dinâmico observando-se a resposta da planta a partir de uma excitação, para construir um modelo que descreva as principais características do sistema real. Segundo AGUIRRE (2004) as principais etapas para a identificação de um sistema são: coleta dos dados de entrada e saída do processo, definição do modelo matemático para representar o sistema, estimação dos parâmetros por meio de procedimentos numéricos para a obtenção dos coeficientes do modelo e, por último, é realizada a validação do modelo obtido.

O sistema DeltaV proporciona a realização do experimento para a modelagem do processo a partir da ferramenta DeltaV Predict. Essa modelagem tem o objetivo de obter a relação entre as variáveis manipuladas e as variáveis controladas. Por exemplo, é necessário saber se o aumento em uma determinada variável manipulada pode resultar em um aumento, diminuição ou outra alteração complexa das variáveis controladas, incluindo

também se as respostas são lentas ou rápidas. Ao final, são obtidas 16 respostas em malha aberta como mostrado nas Figuras 4.14, 4.15, 4.16 e 4.17.

Nas figuras 4.14, 4.15, 4.16 e 4.17, (1) representa a variação positiva no *setpoint* da malha de controle SIC-004 (controle de vazão da bomba 07BP013) de $+50t/h$, (2) representa a variação positiva no *setpoint* da malha de controle FIC-013 (controle de vazão de água no moinho 09MS003) de $+5m^3/h$, (3) representa a variação positiva no *setpoint* da malha de controle LIC-001.2 (controle de vazão de água na caixa 09ST009) de $+15m^3/h$ e (4) representa a variação positiva no *setpoint* da malha de controle SIC-001 (controle de vazão da bomba 09BP023) de $+50t/h$.

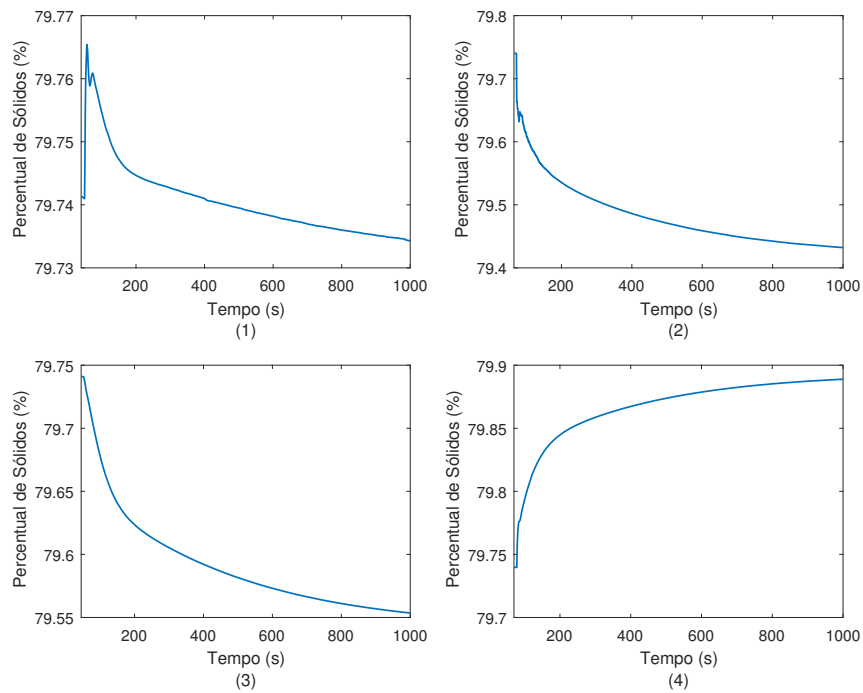


Figura 4.14: Resposta do percentual de sólidos ao degrau aplicado nas variáveis manipuladas.

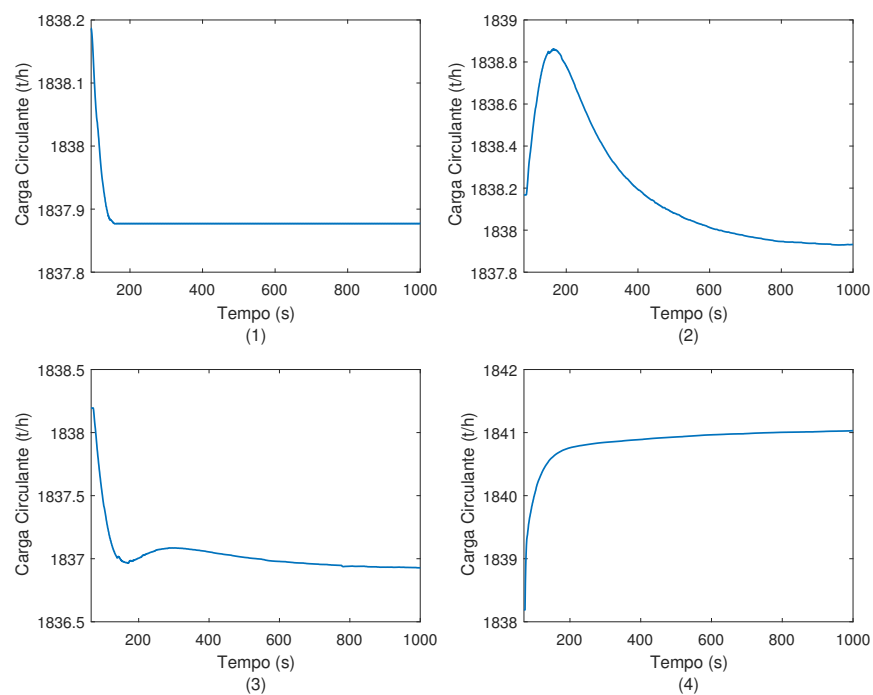


Figura 4.15: Resposta da carga circulante ao degrau aplicado nas variáveis manipuladas.

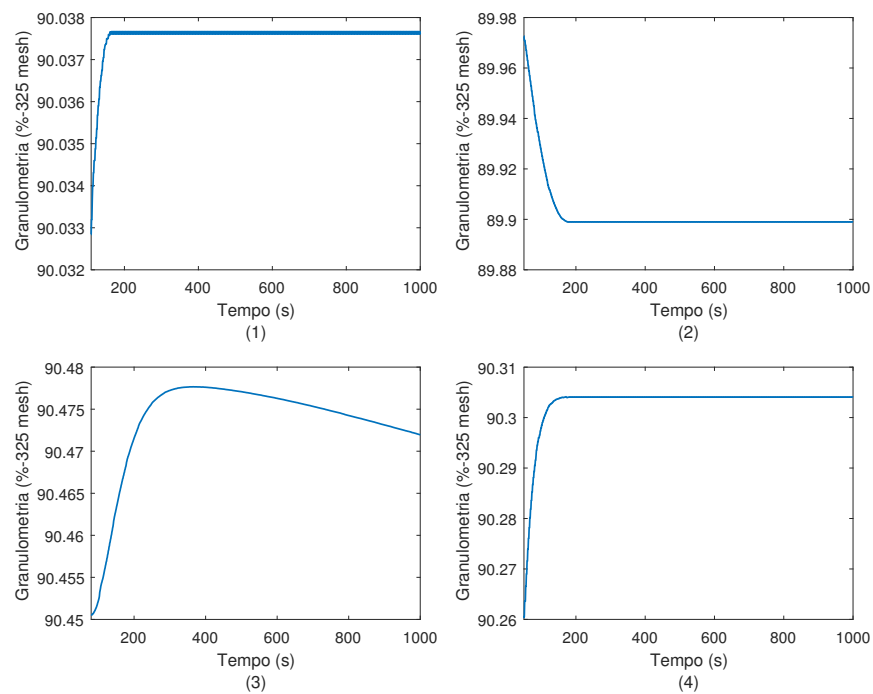


Figura 4.16: Resposta da granulometria ao degrau aplicado nas variáveis manipuladas.

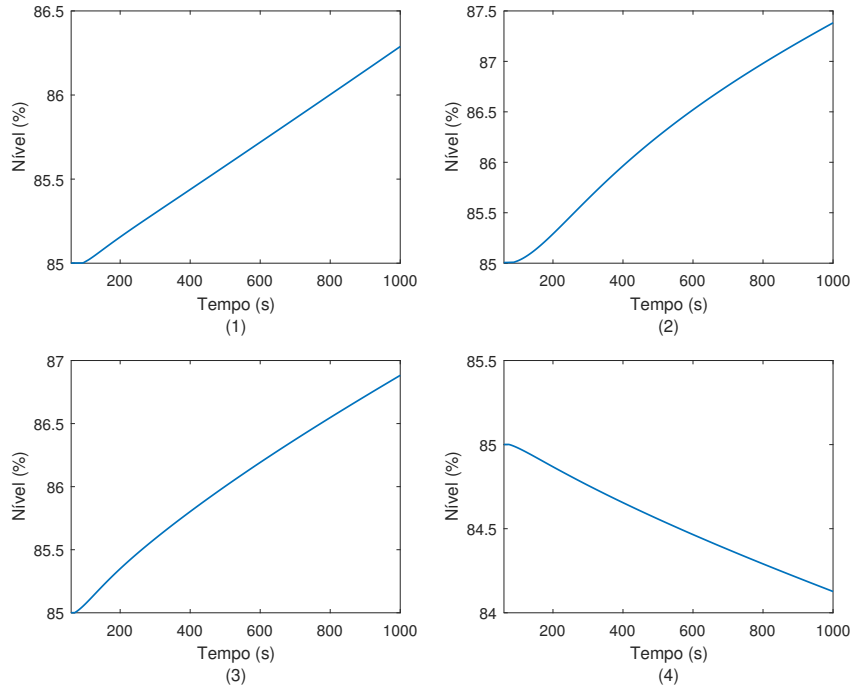


Figura 4.17: Resposta do nível ao degrau aplicado nas variáveis manipuladas.

Ao final da etapa de identificação, são obtidos dezesseis modelos caixa preta (*black-box*). Os parâmetros dos modelos estão descritos na Tabela 4.3, onde K é o ganho do processo, T_1 é a primeira constante de tempo, T_2 é a segunda constante de tempo e τ é o tempo morto do processo.

Tabela 4.3: Parâmetros dos modelos do processo

Parâmetros dos Modelos		SIC-004	FIC-013	LIC-001.2	SIC-001
Percentual de Sólidos	K	0,032	-0,467	-0,041	0,172
	$T_1(s)$	2,307	25,385	41,011	39,231
	$T_2(s)$	2,307	0	5,143	0
	$\tau(s)$	3	3	6	3
Carga Circulante	K	-0,089	-0,003	-0,038	0,927
	$T_1(s)$	27,692	4,615	28,049	23,077
	$T_2(s)$	0	0	1,951	0
	$\tau(s)$	9	95	3	3
Granulometria	K	0,018	-0,008	0,017	0,156
	$T_1(s)$	33,058	36,923	32,354	27,692
	$T_2(s)$	8,48	0	9,185	0
	$\tau(s)$	3	15	15	3
Nível	K	1,935	0,044	0,396	-1,265
	$T_1(s)$	142,76	128,918	132,864	127,877
	$T_2(s)$	51,083	39,543	56,367	61,354
	$\tau(s)$	3	54	15	15

O modelo forneceu uma boa representação da dinâmica do processo e isso é evidenciado pelo erro médio quadrático das variáveis controladas. Os erros dos modelos das quatro variáveis controladas ficaram abaixo de um, portanto, os modelos preditos são relativamente fortes.

4.4.2 Configuração do Controlador MPC

Após a determinação dos modelos do processo, é necessário realizar a configuração de alguns parâmetros do controlador MPC para que ele seja projetado. Foi considerado um horizonte de predição H_p de 30 e um horizonte de controle H_u de 5. Para o peso sobre erros nas variáveis de controle (Q) e o peso nas variáveis manipuladas (R) foram considerados:

$$Q = \begin{bmatrix} 0,8 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,7 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,6 \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,7 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,6 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,9 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

Na equação 4.1, o valor do peso da variável granulometria é mantido com o valor 1, pois é considerado a variável mais importante a ser controlada. Já na equação 4.2, o peso da taxa de alimentação é mantido em 1 porque é uma variável que pode se mover livremente para manter a estabilidade da produção.

Outra configuração importante é a definição das restrições para as variáveis controladas e manipuladas. As restrições de processo adicionadas ao controlador estão descritas na Tabela 4.4. As mesmas foram definidas de acordo com as limitações do processo.

Tabela 4.4: Restrições das variáveis controladas e manipuladas

Variável	Unidade	Restrição	
		Inferior	Superior
Percentual de sólidos no moinho	%	77	81
Carga circulante	t/h	1700	1900
Granulometria do produto final	% – 325mesh	88	91
Nível da caixa da descarga do moinho	%	80	90
SP remoto SIC-004	t/h	1300	1600
SP remoto FIC-013	m^3/h	40	100
SP remoto LIC-001_2	m^3/h	320	440
SP remoto SIC-001	t/h	3600	3900

4.5 Simulações e Resultados

Nessa seção são apresentados os experimentos propostos para a análise do desempenho do processo e do sistema de controle com o controlador MPC, em uma camada supervisória, calculando *setpoints* remotos para os controladores PID, o que vai ajudar a responder a segunda e terceira pergunta dessa pesquisa. As simulações com o processo sendo controlado por PID e por MPC foram realizadas seguindo o diagrama da Figura 4.18.

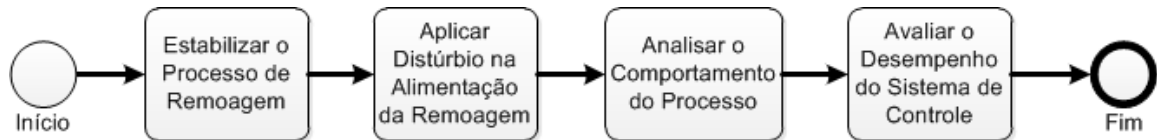


Figura 4.18: Etapas das simulações.

Para aplicar-se a perturbação no processo é necessário estabilizar todas as variáveis do processo com o intuito de ter o circuito igual para todos os casos estudados. Na etapa de aplicação dos distúrbios no processo, conforme Figura 4.18, os experimentos foram divididos por tipo de perturbação para possibilitar a comparação do desempenho de uma linha do circuito de remoagem sendo controlado por controlador MPC, em uma camada supervisória, e apenas por controladores PID. Os sinais das perturbações propostas são baseados em situações reais e comuns na planta. Os experimentos são:

- Experimento I: Aumento do percentual de sólidos da polpa da alimentação da remoagem.
- Experimento II: Queda brusca da taxa de alimentação da usina. Para isso, foi considerada uma redução no percentual de sólidos da alimentação da remoagem.
- Experimento III: Variação da granulometria da alimentação da remoagem.
- Experimento IV: Abertura e fechamento das válvulas dos ciclones, para avaliar o desempenho do processo ao ajustar a pressão nos ciclones.
- Experimento V: Alteração do *setpoint* da granulometria.

A realização dos experimentos utilizou a plataforma desenvolvida, ou seja, o sistema de controle pertencente ao DeltaV interage com o processo simulado, via OPC. O tempo de amostragem para todos os experimentos foi de 1 segundo.

Como referência para as variáveis controladas, foram considerados os seguintes *setpoints* quando o circuito é controlado por MPC.

- Percentual de Sólidos: 79,74%

- Carga Circulante: $1838t/h$
- Granulometria: $90,4\% - 325mesh$
- Nível: 85%

A partir dos experimentos é possível avaliar e comparar o comportamento do processo e o desempenho do sistema de controle sendo controlado apenas por controladores PID e por MPC. Para todos os experimentos foram considerados 14 ciclones em operação no primeiro estágio de classificação e 13 em cada bateria de ciclones do segundo estágio.

4.5.1 Experimento I

O primeiro experimento consiste no aumento do percentual de sólidos da alimentação. Para isso, foi alterado o percentual de sólidos de 48% para 50% da polpa que alimenta o circuito de remoagem. Essa perturbação foi aplicada em dois momentos distintos, quando o processo está sendo controlado apenas por controladores PID e quando o processo está sendo controlado pelo controlador MPC em uma camada supervisória.

Na Figura 4.19 são apresentadas as respostas das variáveis controladas com o processo sendo controlado por apenas controladores PID e por controlador MPC na camada supervisória. Na Figura 4.20 são apresentadas as ações geradas pelo controlador MPC sobre as variáveis manipuladas, que são os *setpoints* remotos das malhas de controle.

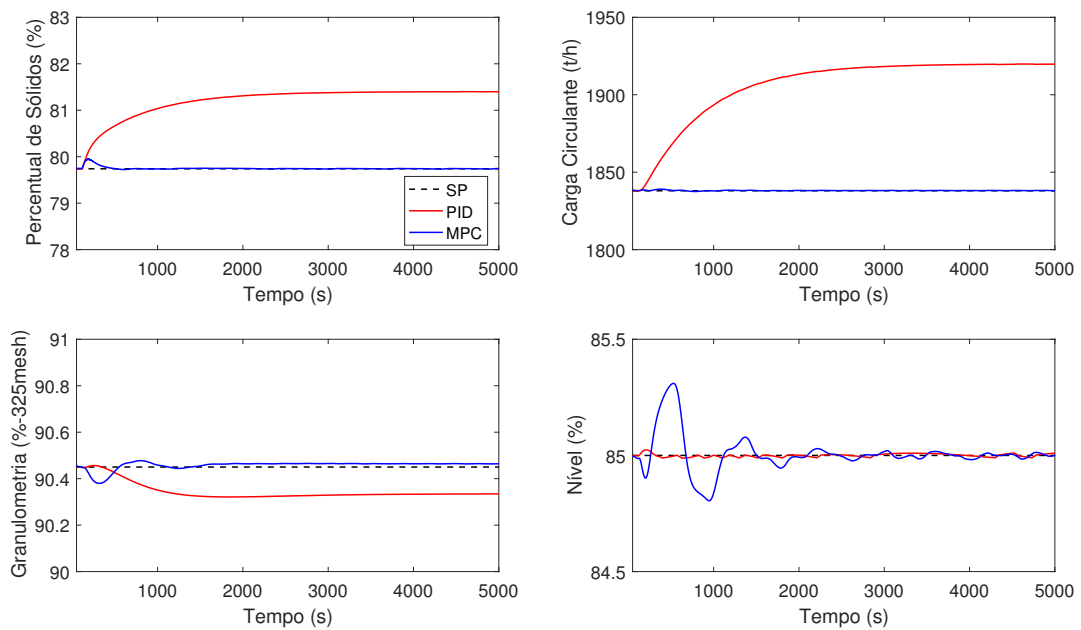


Figura 4.19: Respostas das variáveis controladas à perturbação imposta no experimento I.

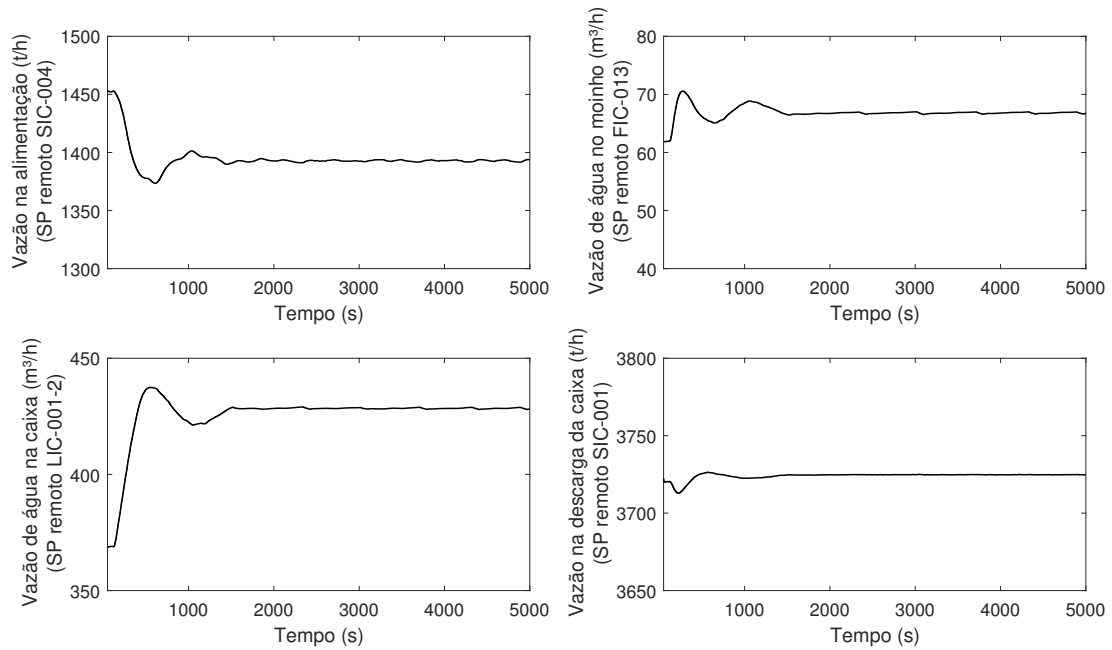


Figura 4.20: Ações das variáveis manipuladas à perturbação imposta no experimento I.

Pela Figura 4.19, com o circuito sendo controlado apenas por PID, as variáveis da camada supervisória são afetadas pela perturbação e só são corrigidas a partir da análise do operador da planta e, posteriormente, atuação nas malhas de controle do processo. Nesse caso, ocorre um aumento no percentual de sólidos no moinho, um produto com o d_{50} maior e um aumento na carga circulante no circuito.

Já o circuito sendo controlado por MPC na camada supervisória, a partir das ações de controle geradas, que são os *setpoints* remotos das malhas de controle, como observado na Figura 4.20, as variáveis controladas são afetadas, mas conseguem voltar para os *setpoints* estabelecidos.

No primeiro momento, há o aumento no percentual de sólidos no moinho, porém, o controlador MPC gera um aumento no *setpoint* da malha de vazão de água no moinho e uma pequena redução no *setpoint* da malha de vazão de polpa da alimentação. Para corrigir o nível da caixa, que é afetado pelas alterações anteriores, o *setpoint* de vazão de água na caixa também é aumentado. Por fim, o *setpoint* da malha de vazão de polpa da descarga da caixa é submetido a uma redução e posteriormente a um acréscimo. Nos instantes seguintes, o controlador MPC calcula novas ações de controle para refinar o resultado. Nesse caso, após ações do controlador, as variáveis de processo se estabilizam em seus valores de referência, como por exemplo, a granulometria do produto final.

4.5.2 Experimento II

O segundo experimento consiste em testar o circuito quando há uma queda brusca na alimentação da usina. Esse fato é recorrente no circuito real estudado. Quando há uma queda brusca, a água compensa o sólido, ou seja, o percentual de sólidos da alimentação do circuito de remoagem diminui. Para simular uma situação próxima a real, foi alterado o percentual de sólidos de 48% para 40% da polpa que alimenta o circuito de remoagem. Essa perturbação foi aplicada em dois momentos distintos, quando o processo está sendo controlado apenas por controladores PID e quando o processo está sendo controlado pelo controlador MPC na camada supervisória.

Na Figura 4.21 são apresentadas as respostas das variáveis controladas com o processo sendo controlado apenas por controladores PID e por controlador MPC na camada supervisória. Na Figura 4.22 são apresentadas as ações geradas pelo controlador MPC sobre as variáveis manipuladas, que são os *setpoints* remotos das malhas de controle.

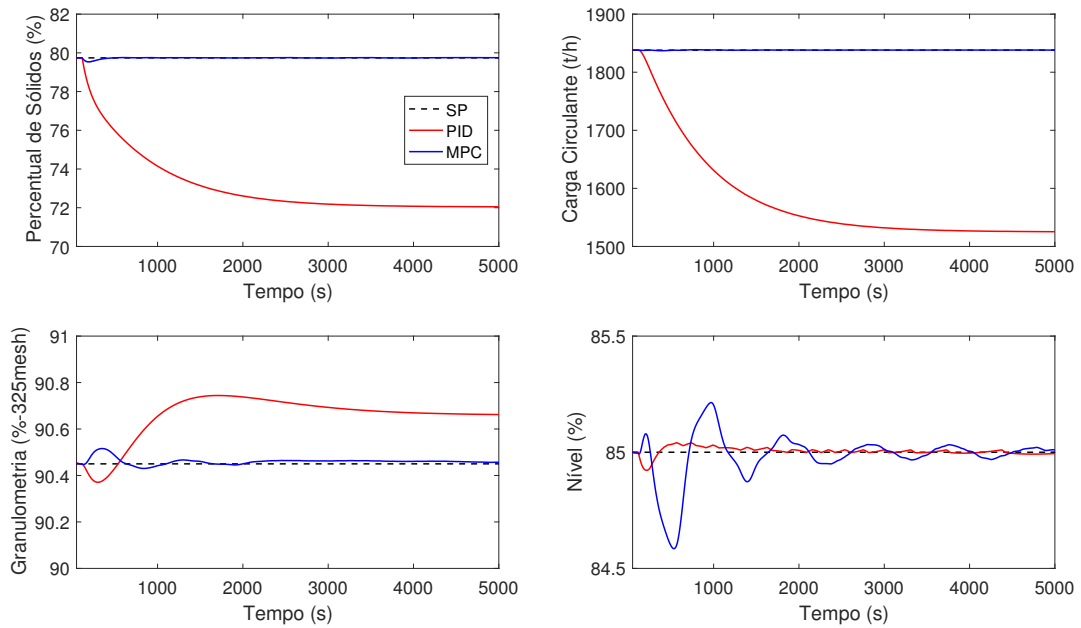


Figura 4.21: Respostas das variáveis controladas à perturbação imposta no experimento II.

Pela Figura 4.21, com o circuito sendo controlado apenas por PID, as variáveis da camada supervisória são afetadas pela perturbação e só são corrigidas a partir da análise do operador da planta, para posteriormente atuar nas malhas de controle do processo, como aconteceu no experimento I. Nesse caso, ocorre uma redução no percentual de sólidos no moinho, um produto com o d_{50} menor e uma redução na carga circulante no circuito.

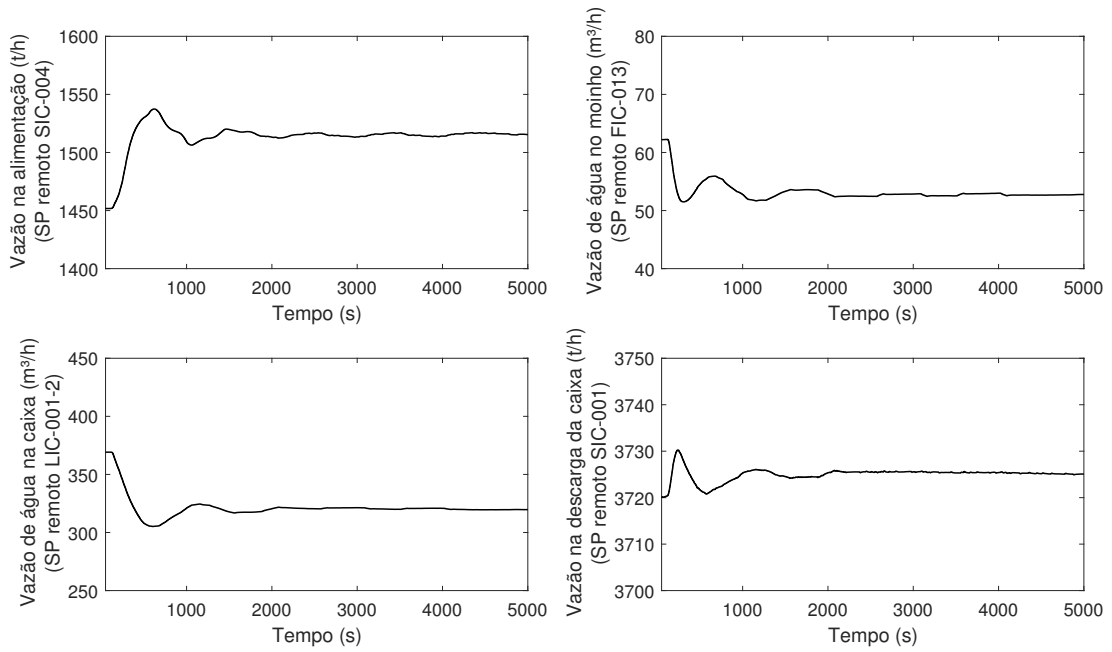


Figura 4.22: Ações das variáveis manipuladas à perturbação imposta no experimento II.

É possível perceber a situação real sendo replicada no circuito simulado. Quando há uma queda na alimentação da usina de beneficiamento, essa perturbação chega ao circuito de remoagem e o percentual de sólidos no moinho é reduzido resultando em um produto com d_{50} menor, o que mostra uma sobreamoagem do material.

Já o circuito sendo controlado por MPC na camada supervisória, a partir das ações de controle geradas, como observado na Figura 4.22, as variáveis controladas são afetadas mas conseguem voltar para os *setpoints* estabelecidos.

No primeiro momento, há a redução no percentual de sólidos no moinho, porém, para compensar o acréscimo de água na alimentação do circuito, o controlador MPC gera uma redução no *setpoint* da malha de vazão de água no moinho e um acréscimo no *setpoint* da malha de vazão de polpa da alimentação. Para corrigir o nível da caixa, que é afetado pelas alterações anteriores, o *setpoint* de vazão de água é reduzido. Por fim, o *setpoint* da malha de vazão de polpa da descarga da caixa é submetido a um acréscimo. Nos instantes seguintes, o controlador MPC calcula novas ações de controle para refinar o resultado. Nesse caso, após ações do controlador, as variáveis de processo se estabilizam em seus valores de referência, como por exemplo, a granulometria do produto final.

4.5.3 Experimento III

O terceiro experimento consiste em testar o circuito quando há uma alteração na característica física do minério que alimenta o circuito de remoagem. Para isso, foi alterada a curva granulométrica do minério, onde o parâmetro d_{50} foi alterado de $46,7\mu\text{m}$ para

49,1 μ m. Essa perturbação foi aplicada em dois momentos distintos, quando o processo está sendo controlado apenas por controladores PID e quando o processo está sendo controlado pelo controlador MPC em uma camada supervisória.

Na Figura 4.23 são apresentadas as respostas das variáveis controladas com o processo sendo controlado apenas por controladores PID e por controlador MPC na camada supervisória. Na Figura 4.24 são apresentadas as ações geradas pelo controlador MPC sobre as variáveis manipuladas, que são os *setpoints* remotos das malhas de controle.

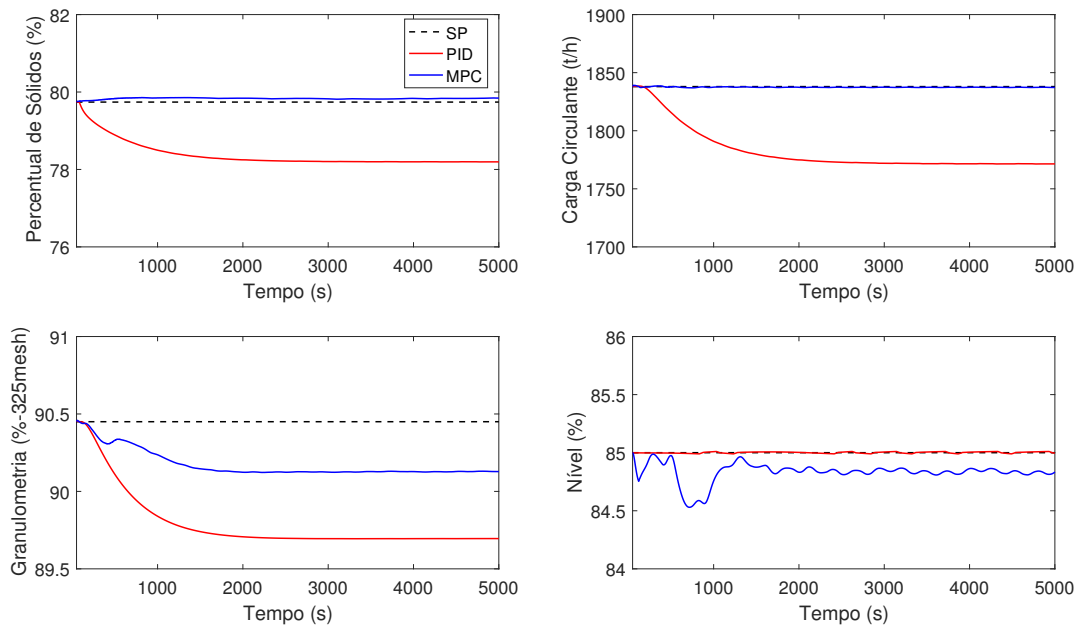


Figura 4.23: Respostas das variáveis controladas à perturbação imposta no experimento III.

Pela Figura 4.23, com o circuito sendo controlado apenas por PID, as variáveis da camada supervisória são afetadas pela perturbação e só são corrigidas a partir da análise do operador da planta, para posteriormente atuar nas malhas de controle do processo, como aconteceu nos experimentos anteriores. Nesse caso, ocorre uma redução no percentual de sólidos no moinho, um produto com o d_{50} maior e uma redução na carga circulante no circuito.

Já o circuito controlado por MPC na camada supervisória, a partir das ações de controle geradas, como observado na Figura 4.24, as variáveis controladas são afetadas mas tentam retornar para os *setpoints* estabelecidos, mas como o sistema se esbarrou em um dos limites operacionais estabelecidos na seção 4.4.2 (o SP de água chegou ao seu limite de 440 m^3/h), as variáveis não retornam completamente para os valores de referência.

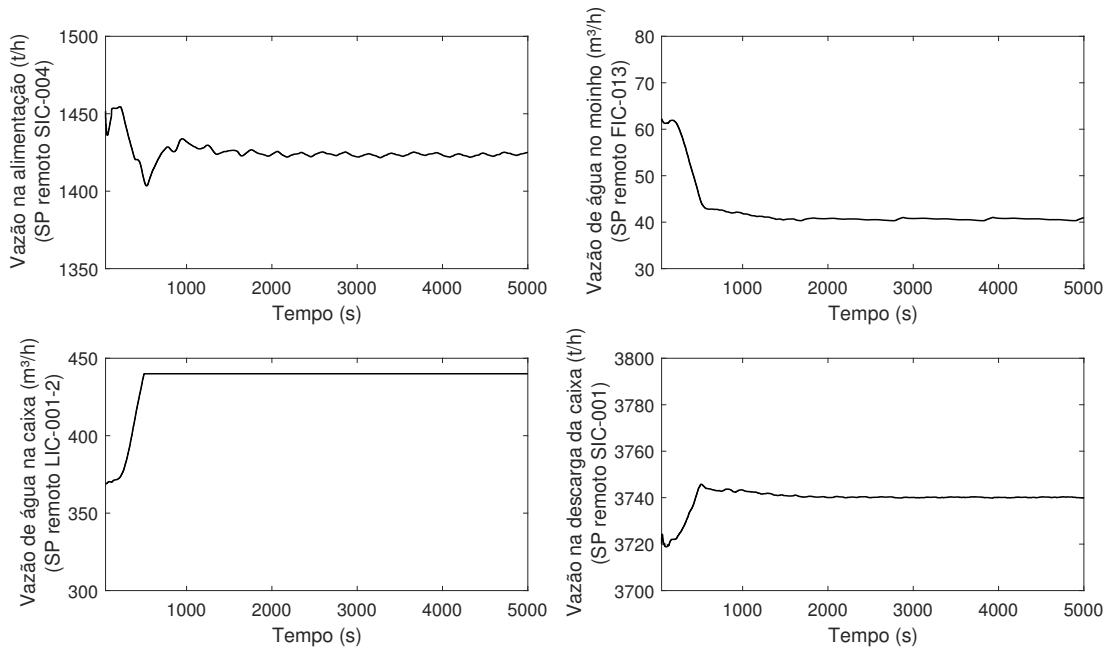


Figura 4.24: Ações das variáveis manipuladas à perturbação imposta no experimento III.

No primeiro momento, há a redução no percentual de sólidos no moinho. Dessa forma, o controlador MPC gera uma redução no *setpoint* da malha de vazão de água no moinho e um acréscimo no *setpoint* da malha de vazão de polpa da alimentação. Para corrigir o nível da caixa, que é afetado pelas alterações anteriores, o *setpoint* de vazão de água é aumentado. Por fim, o *setpoint* da malha de vazão de polpa da descarga da caixa é submetido a um acréscimo.

Nos instantes seguintes, devido ao aumento do *setpoint* de água na caixa, o controlador MPC gera uma redução no *setpoint* da malha de vazão de água no moinho e uma redução no *setpoint* da malha de vazão de polpa da alimentação, porém, uma das ações de controle se esbarra em seu limite operacional. Nesse caso, após ações do controlador, a variável de granulometria não retorna para sua referência. Já o nível fica oscilando próximo ao *setpoint*.

É possível perceber que enquanto a vazão de água aumenta, a variável granulometria está retornando para o valor de referência, mas no momento em que a malha de controle chega em seu limite operacional, a granulometria não consegue mais ser corrigida. Ou seja, o controlador MPC será efetivo até esbarrar nos limites operacionais da planta, porém, se comparado com a situação normal, já é possível verificar uma melhora nos valores das variáveis de processo da camada supervisória. O percentual de sólidos e a carga circulante são mantidas estáveis.

4.5.4 Experimento IV

O quarto experimento consiste em testar o processo nas condições de alteração do número de ciclones em operação. Dessa forma, foram realizados dois experimentos, o primeiro foi abrir uma válvula de ciclone do primeiro estágio de classificação. Já o segundo foi fechar uma válvula de ciclone do primeiro estágio de classificação com o processo nas mesmas condições do teste anterior.

Na Figura 4.25 são apresentadas as respostas das variáveis controladas com o processo sendo controlado por controlador MPC na camada supervisória. Na Figura 4.26 e 4.27 são apresentadas as ações geradas pelo controlador MPC sobre as variáveis manipuladas, que são os *setpoints* remotos das malhas de controle.

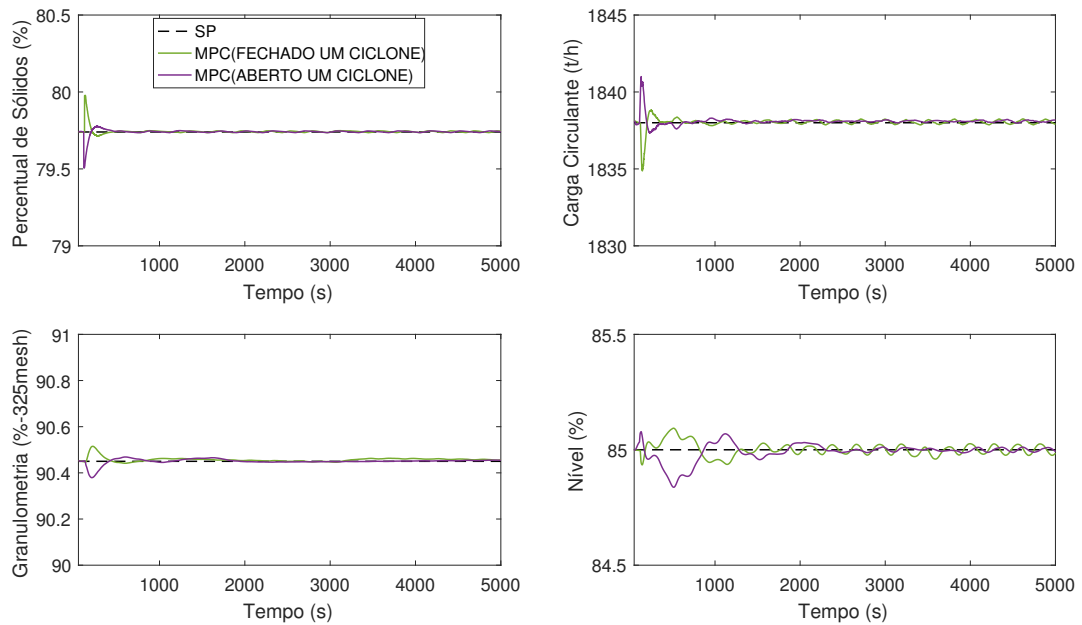


Figura 4.25: Respostas das variáveis controladas à perturbação imposta no experimento IV.

O controle da abertura e fechamento das válvulas dos ciclones é realizado pelo operador a partir do valor de pressão na alimentação da bateria de ciclones e também quando há uma variação considerável na alimentação, que vai afetar também a pressão. Pela Figura 4.25, o circuito sendo controlado por MPC, em ambos os casos, a partir das ações de controle geradas, como observado nas Figura 4.26 e 4.27, as variáveis controladas são afetadas mas retornam para os *setpoints* estabelecidos.

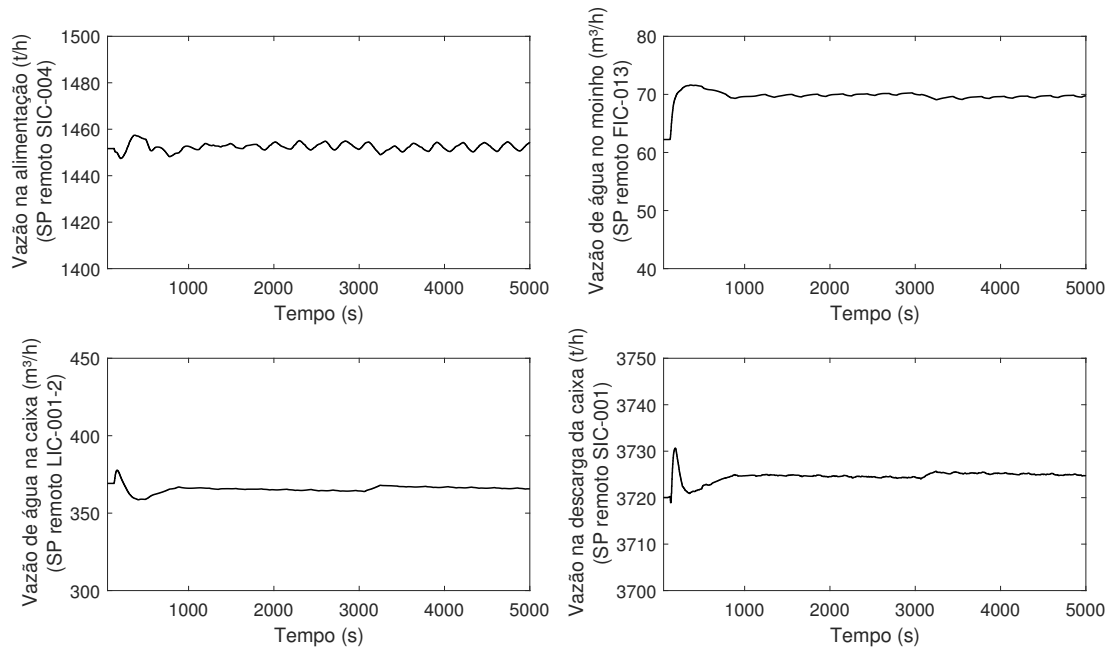


Figura 4.26: Ações das variáveis manipuladas ao fechamento de uma válvula de ciclone imposta no experimento IV.

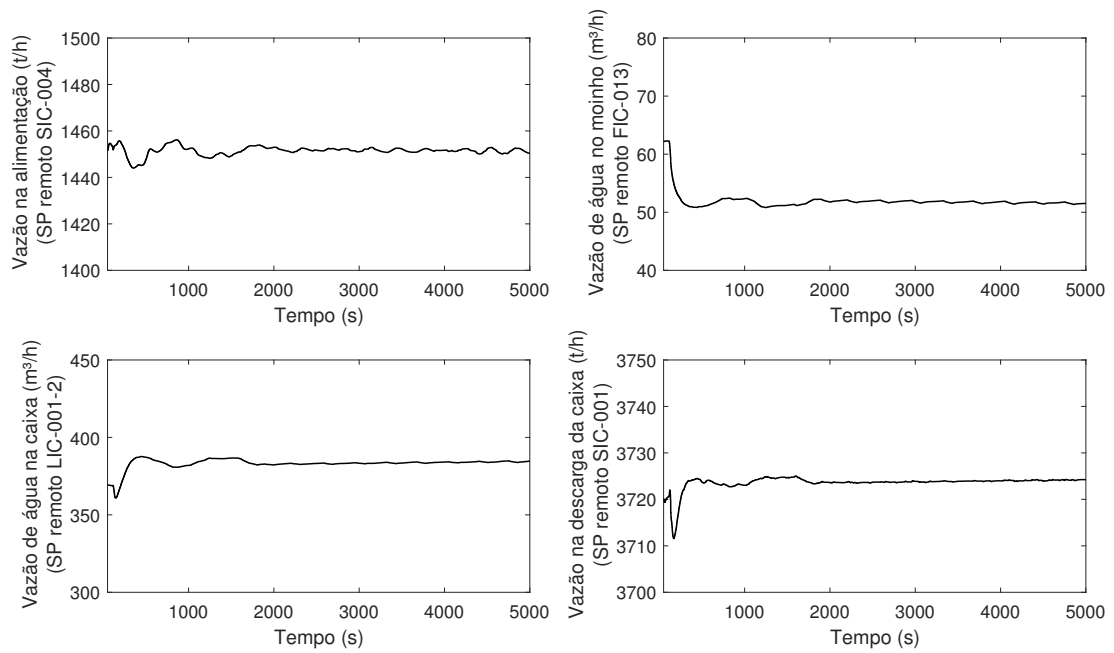


Figura 4.27: Ações das variáveis manipuladas à abertura de uma válvula de ciclone imposta no experimento IV.

Para o experimento em que se fecha uma válvula de ciclone, no primeiro momento, aumenta-se o percentual de sólidos no moinho, gera-se um produto com o d_{50} menor e reduz-se a carga circulante no circuito. Dessa forma, o controlador MPC atua em suas

variáveis manipuladas para a correção da tendência das variáveis controladas. Já para o experimento em que se abre uma válvula, ocorre a análise inversa.

Esses experimentos mostraram a capacidade do controlador MPC em trabalhar com alterações na configuração do circuito durante a operação. Todas as variáveis da camada supervisória são mantidas em torno de suas referências.

Como proposta de melhoria, a operação dos ciclones (abertura e fechamento das válvulas) pode ser feito de maneira automática. A partir da leitura da variável de pressão e da vazão da alimentação do circuito são realizados os comandos necessários para manter a operação estável sem a intervenção do operador.

4.5.5 Experimento V

O quinto experimento consiste em testar o processo em uma possível alteração do *setpoint* de uma das variáveis controladas. Isso pode se tornar importante em uma possível alteração da campanha de produção, por exemplo. Nesse sentido, durante o teste, realizou-se uma alteração no *setpoint* da variável granulometria do produto final, de 90,4% – 325mesh para 89,9% – 325mesh.

Na Figura 4.28 são apresentadas as respostas das variáveis controladas com o processo controlado pelo controlador MPC na camada supervisória. Na Figura 4.29 são apresentadas as ações de controle geradas pelo controlador MPC sobre as variáveis manipuladas, que são os *setpoints* remotos das malhas de controle.

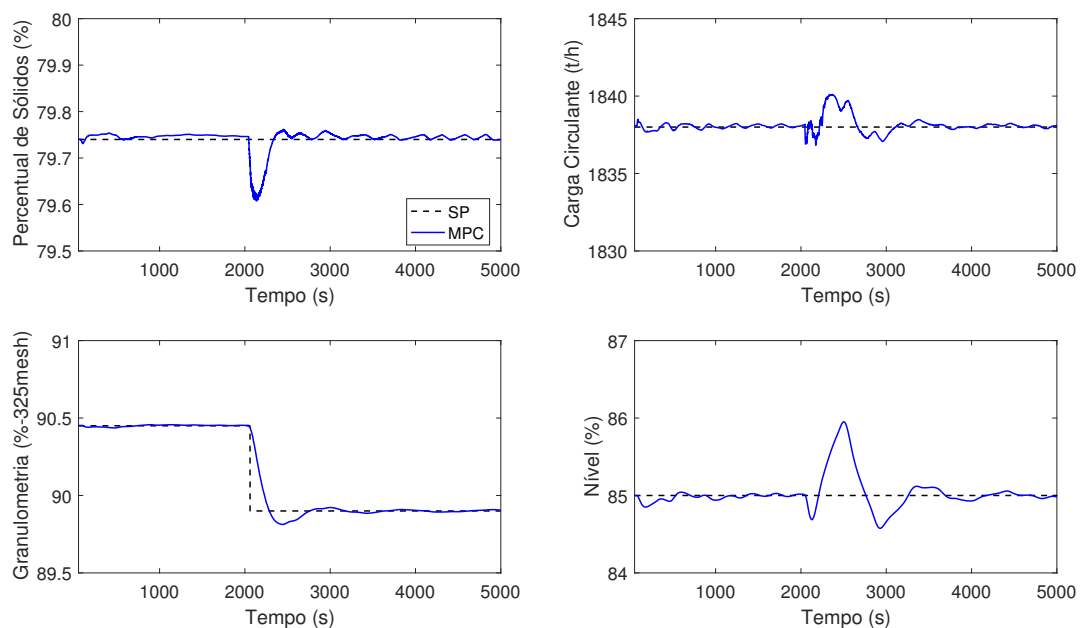


Figura 4.28: Respostas das variáveis controladas à perturbação imposta no experimento V.

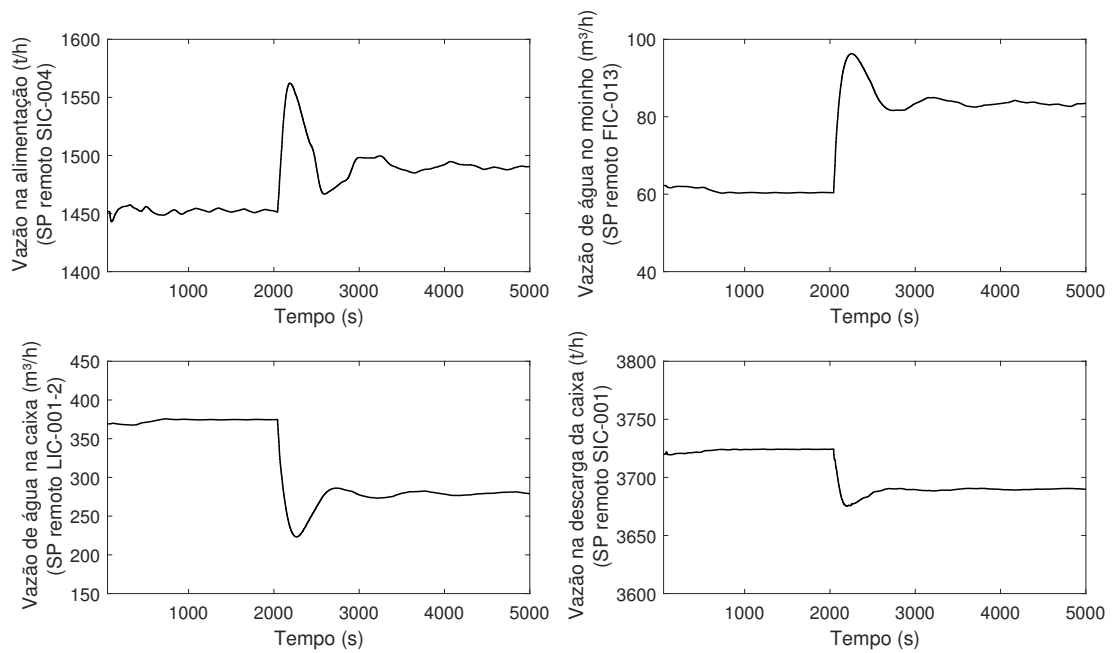


Figura 4.29: Ações das variáveis manipuladas à perturbação imposta no experimento V.

Nesse experimento, é possível perceber pela Figura 4.28, que com o controlador MPC na camada supervisória, há a possibilidade de trabalhar com o circuito em faixas de operações distintas. No momento da mudança do *setpoint* da granulometria, todas as variáveis são afetadas, mas a partir das ações de controle geradas, como observado nas Figura 4.29, as variáveis controladas retornam para os *setpoints* estabelecidos e a granulometria chega ao seu novo valor de referência. O controlador MPC permite esse tipo de ação, mas sempre dentro dos limites operacionais da planta.

Para estabilizar o processo no novo ponto de operação, o controlador MPC gera um acréscimo no *setpoint* da malha de vazão de água no moinho e no *setpoint* da malha de vazão de polpa da alimentação. Para corrigir o nível da caixa, o *setpoint* de vazão de água é reduzido. Por fim, o *setpoint* da malha de vazão de polpa da descarga da caixa é submetido a uma redução.

4.5.6 Considerações sobre o Consumo Específico de Energia

Utilizando-se os dados gerados nos experimentos I, II e III, que comparam o desempenho do processo de remoagem com o controlador MPC desligado e em funcionamento, foi possível avaliar o desempenho do moinho quanto ao consumo de energia específica. Com a utilização da ferramenta MINITAB, os dados de consumo específico de energia foram compilados e estão demonstrados na Figura 4.30 com a média e o desvio padrão. Na Figura 4.31, é apresentada a mesma análise para a situação que ocorre uma queda brusca na alimentação da usina, tratada no experimento II.

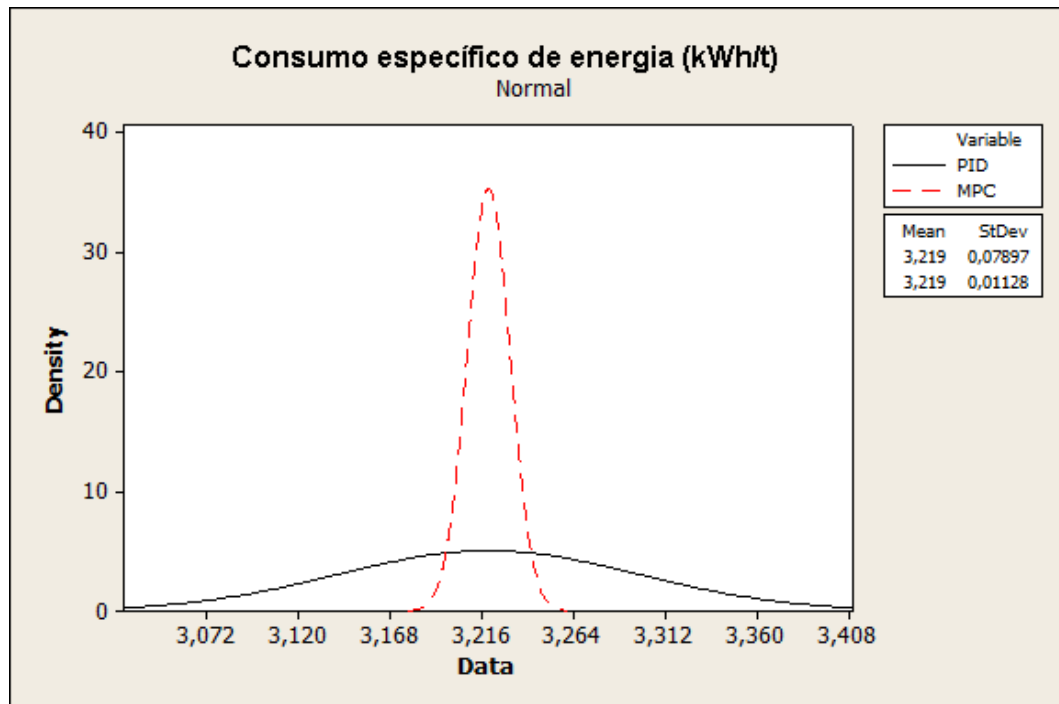


Figura 4.30: Consumo específico de energia (kWh/t).

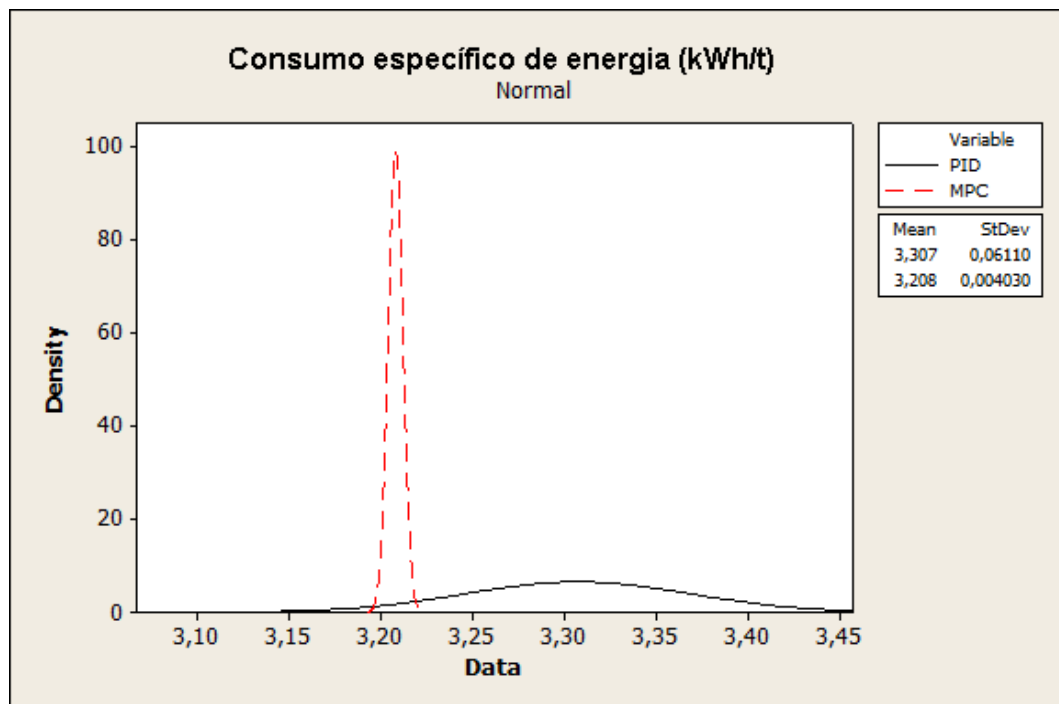


Figura 4.31: Consumo específico de energia (kWh/t) no Experimento II.

Pela Figura 4.30, o circuito de remoagem, quando controlado com o MPC ligado, o moinho possui uma eficiência adequada e um desvio padrão menor se comparado com o processo controlado apenas por controladores PID.

Pela Figura 4.31, o consumo específico de energia pelo moinho, quando controlado pelo controlador MPC na camada supervisória, cai aproximadamente 3%. Ou seja, além de produzir um produto com uma qualidade fora da especificação, o circuito controlado apenas por controladores PID gera mais finos e consome mais energia. O que justifica tal ganho é a estabilização do percentual de sólidos no moinho. Com o processo controlado apenas por controladores PID, há uma redução no percentual de sólidos no moinho o que contribui para a redução da eficiência da moagem e aumento do consumo de energia.

Essa estabilização do consumo energético se deve a estabilização do percentual de sólidos no interior do moinho. Com o processo controlado por um controlador MPC, onde torna-se possível controlar as variáveis da camada supervisória, como é o caso do percentual de sólidos, traz como consequência, uma manutenção das variáveis importantes do processo em seus valores ideais, o que leva a benefícios como é o caso da estabilização e redução do consumo de energia pelo moinho.

4.5.7 Considerações sobre a Alimentação do Moinho

Utilizando-se os dados gerados nos experimentos I, II e III, que comparam o desempenho do processo de remoagem com o controlador MPC desligado e em funcionamento, foi possível avaliar o processo de remoagem quanto à alimentação do moinho. Aqui é feita uma análise considerando apenas a alimentação de sólidos. Com a utilização da ferramenta MINITAB, os dados de alimentação do moinho foram compilados e estão demonstrados na Figura 4.32 com a média e o desvio padrão.

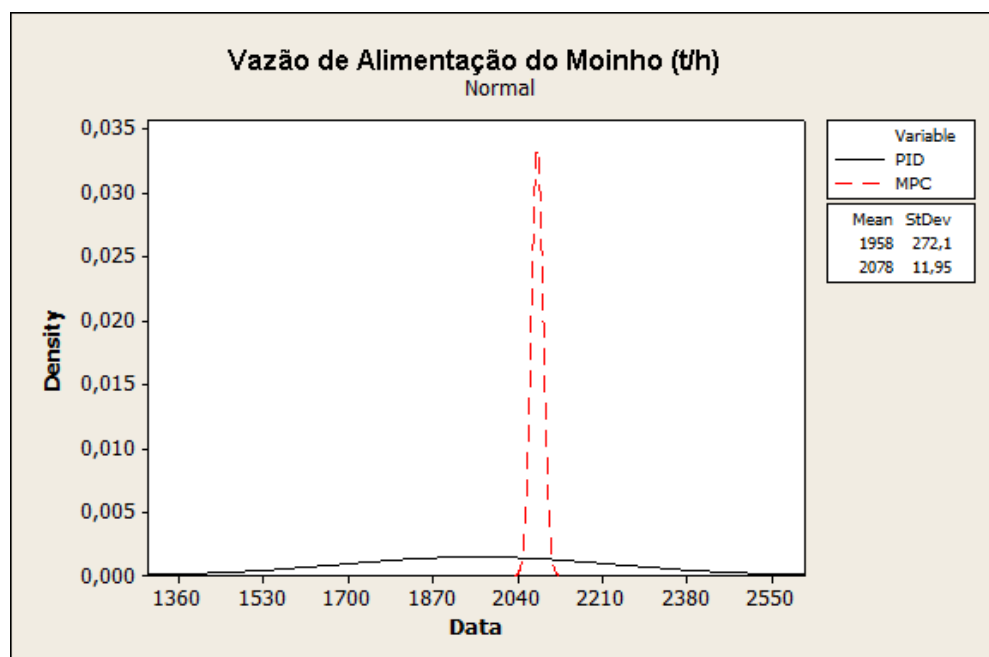


Figura 4.32: Vazão de Alimentação do Moinho (t/h) - apenas sólidos.

Pela Figura 4.32, a vazão de alimentação do moinho, quando controlada pelo controlador MPC em uma camada supervisória, se mantém estável durante todas as perturbações apresentadas nos experimentos. Avaliando a média de alimentação, é possível verificar que com o MPC, o circuito consegue manter uma maior massa no interior do moinho o que ajuda na sua eficiência. Além disso, o circuito sendo controlado apenas por PID apresenta uma variabilidade maior no processo, o que contribui para uma qualidade inferior do produto final.

Esse aumento no volume de sólidos no interior do moinho e a redução da sua variabilidade justifica a redução do consumo energético. Em momentos que ocorrem perturbações no processo, o controlador MPC, por meio de suas ações de controle, consegue controlar adequadamente as variáveis da camada supervisória. Nesse caso, a carga circulante também é estabilizada, o que contribui para o resultado apresentado.

4.6 Conclusão

Nesse capítulo as técnicas de controle referentes ao controlador MPC apresentado no Capítulo 3 foram aplicadas utilizando-se um MPC industrial disponível no sistema DCS da planta. Para isso, foi estabelecida a comunicação entre o DeltaV e o simulador de processo, onde uma linha de remoagem foi simulada.

Para a aplicação do MPC, foram propostas algumas alterações de estratégias de controle para melhorar o desempenho da planta. Após alteradas as malhas de controle, as mesmas foram sintonizadas com a utilização do método IMC para obter os melhores valores dos parâmetros dos controladores PID.

Já na etapa de desenvolvimento do controlador MPC, necessitou-se realizar a identificação do processo para obter um modelo que representasse a relação entre as variáveis controladas e as variáveis manipuladas. Por fim, os parâmetros do MPC foram configurados e o controlador foi projetado no bloco de função do DeltaV.

Para avaliar o desempenho do processo sendo controlado por MPC, foram realizados experimentos que comparam o processo da remoagem sendo controlado por PID e por MPC. Concluiu-se que com o processo de remoagem controlado por MPC, em uma camada supervisória, são gerados valores ideais para os *setpoints* remotos das malhas de controle, o que contribui para a estabilização do processo e a melhora no controle da qualidade do produto final por meio da variável granulometria.

Com a nova proposta de controle, verificou-se uma redução de aproximadamente 3% no consumo de energia pelo moinho. Além disso, um aumento da alimentação de sólidos no moinho.

Também é importante ressaltar que o controle da granulometria do produto final, que é uma das principais variáveis do processo de moagem, foi melhorado, possibilitando manter a variável em torno de sua referência. Isso possibilitou produzir um concentrado

com uma qualidade elevada.

Capítulo 5

Conclusão e Trabalhos Futuros

5.1 Conclusão

Neste trabalho foi apresentado o desenvolvimento da aplicação de um controlador preditivo industrial em uma linha do processo de remoagem da Samarco com o objetivo de melhorar o controle da granulometria do produto final. Abordaram-se os principais conceitos do Controlador Preditivo por Modelo e utilizou-se um bloco MPC fundamentado no algoritmo mais aplicado na classe MPC, o Controle por Matriz Dinâmica.

Para o estudo do controle, necessitou-se da modelagem do processo estudado a fim de avaliar o desempenho do processo sem expor a planta real à riscos operacionais devido às perturbações impostas nos experimentos. Utilizaram-se os dados reais da planta, dados de engenharia e características do material para desenvolver um simulador que tivesse um funcionamento semelhante a planta real, o que foi alcançado. Desenvolveu-se então uma aplicação com o controlador MPC no sistema DCS da planta. A aplicação industrial garante robustez ao controle e disponibilidade dos algoritmos que controlam a planta. Utilizou-se o DeltaV Predict como ferramenta suporte para o projeto do controlador preditivo. Já a comunicação OPC demonstrou estabilidade durante todo o período dos experimentos.

Durante o desenvolvimento da pesquisa, foram formuladas perguntas que auxiliaram no atendimento aos objetivos estabelecidos. As mesmas são respondidas a seguir.

1 - Quais as variáveis da camada supervisória que podem ser utilizadas no sistema de controle proposto?

- Foi desenvolvido um controlador preditivo com quatro entradas e quatro saídas. O percentual de sólidos, a carga circulante, a granulometria e o nível da caixa da descarga do moinho foram considerados no sistema de controle proposto. Essas mesmas variáveis não eram consideradas no sistema do controle regulatório. As ações de controle do MPC geram *setpoints* remotos para as malhas de controle existentes na planta, deixando o MPC em uma camada supervisória.

2 - Qual é o desempenho do processo de remoagem sendo controlado por MPC em uma camada supervisória?

- O desempenho do processo sendo controlado por MPC foi avaliado. Para isso, realizou-se experimentos com a remoagem sendo controlada por PID e por MPC. Concluiu-se que com o processo de remoagem controlado por MPC, em uma camada supervisória, são gerados valores ideais para os *setpoints* remotos das malhas de controle, o que contribui para a estabilização do processo e a melhora no controle da qualidade do produto final por meio da variável granulometria. As evidências dessa melhora podem ser vistas na Seção 4.5.

3 - Com a aplicação do MPC é possível reduzir o consumo de energia específica do processo de remoagem?

- Os indicadores de produção e consumo de energia foram avaliados e verificou-se uma real melhora no controle do processo. Em momentos de queda brusca na alimentação da usina, foi verificado uma redução de aproximadamente de 3% no consumo específico de energia com o circuito sendo controlado por MPC. A variabilidade da alimentação do moinho com o controle MPC é reduzida com uma média de alimentação maior do que com o circuito sendo controlado por apenas PID. As evidências dessas melhorias podem ser vistas nas Subseções 4.5.6 e 4.5.7.

Também é importante ressaltar que o controle da granulometria do produto final, que é uma das principais variáveis do processo de moagem, foi melhorado, possibilitando manter a variável em torno de sua referência. Isso possibilitou produzir um produto com uma qualidade elevada.

São várias as possibilidades de aplicação de controle avançado no processo de beneficiamento mineral. Dentre as soluções existentes, o MPC demonstra ser eficiente ao lidar com circuitos multivariáveis e ao lidar com os diversos acoplamentos existentes entre as malhas de controle do processo. Mas é importante ressaltar a necessidade de investimentos em instrumentação para possibilitar a leitura *on-line* de variáveis que são importantes na operação da planta e para o sistema de controle automático.

Por fim, foi possível demonstrar a melhora do desempenho de um circuito complexo com a aplicação das técnicas do controle preditivo, o que fica como referência para a melhora em outros processos da usina de beneficiamento mineral. Também reforça que é possível obter retornos qualitativos e quantitativos com os trabalhos de otimização de processo e aplicação de controle avançado.

5.2 Trabalhos Futuros

Como trabalhos futuros são sugeridos:

- Aplicar no controle regulatório da planta real as melhorias das estratégias de controle sugeridas nesse trabalho;
- Aplicar os conceitos desenvolvidos sobre o MPC em uma linha do processo de remoagem industrial;
- Desenvolver uma lógica de controle automático da abertura e fechamento de válvulas de ciclones, possibilitando fazer a operação em ciclos nos ciclones e analisar o comportamento do sistema nesse novo cenário;
- Inserir o modelo de eficiência energética na função de custo do MPC;
- Desenvolver um sistema de controle que considere o desgaste de bolas e quando estas devem ser inseridas no moinho.

Referências Bibliográficas

- AGUIRRE, L. A., 2004, *Introdução à identificação de sistemas—Técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais*. Editora UFMG.
- BAUER, M., CRAIG, I. K., 2008, “Economic assessment of advanced process control—a survey and framework”, *Journal of process control*, v. 18, n. 1, pp. 2–18.
- BERALDO, J. L., 1987, “Moagem de minérios em moinhos tubulares”, *Edgard Blucher Ltda.*
- CAMACHO, E. F., ALBA, C. B., 2013, *Model predictive control*. Springer Science & Business Media.
- CHEN, X.-S., ZHAI, J.-Y., LI, S.-H., et al., 2007, “Application of model predictive control in ball mill grinding circuit”, *Minerals Engineering*, v. 20, n. 11, pp. 1099–1108.
- CHEN, X.-S., LI, Q., FEI, S.-M., 2008, “Constrained model predictive control in ball mill grinding process”, *Powder Technology*, v. 186, n. 1, pp. 31–39.
- CHEN, X.-S., LI, S.-H., ZHAI, J.-Y., et al., 2009, “Expert system based adaptive dynamic matrix control for ball mill grinding circuit”, *Expert systems with Applications*, v. 36, n. 1, pp. 716–723.
- CLARKE, D. W., MOHTADI, C., TUFFS, P., 1987, “Generalized predictive control—Part I. The basic algorithm”, *Automatica*, v. 23, n. 2, pp. 137–148.
- DAI, W., ZHOU, P., ZHAO, D., et al., 2016, “Hardware-in-the-loop simulation platform for supervisory control of mineral grinding process”, *Powder Technology*, v. 288, pp. 422–434.
- DONDA, J., 2003, *Um método para prever o consumo específico de energia na (re) moagem de concentrados de minério de ferro em moinhos de bolas. 2003*. Tese de Doutorado, Tese (Doutorado)—Escola de engenharia, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo horizonte.

- EUZÉBIO, T. A. M., 2010, *Estudo e Implementação de um Algoritmo de Avaliação de Desempenho de Malhas de Controle sob uma Referência DMC*. Tese de Mestrado, Universidade Federal de Campina Grande.
- FOUNDATION, O., 2017. “What is OPC?” Disponível em: <<https://opcfoundation.org/about/what-is-opc/>>.
- FRANÇA, S. C. A., GIULIO, M., 2010, “Separação sólido-líquido”. CETEM/MCT.
- HUANG, B., MALHOTRA, A., TAMAYO, E. C., 2003, “Model predictive control relevant identification and validation”, *Chemical Engineering Science*, v. 58, n. 11, pp. 2389–2401.
- KARELOVIC, P., PUTZ, E., CIPRIANO, A., 2016, “Dynamic hybrid modeling and simulation of grinding–flotation circuits for the development of control strategies”, *Minerals Engineering*, v. 93, pp. 65–79.
- KING, R. P., 2012, *Modeling and simulation of mineral processing systems*. Elsevier.
- KING, R., 2001, *Modeling and Simulation of Mineral Processing Systems Butterworth*. Heinemann, Oxford, 403p.
- KRAIPECH, W., NOWAKOWSKI, A., DYAKOWSKI, T., et al., 2005, “An investigation of the effect of the particle–fluid and particle–particle interactions on the flow within a hydrocyclone”, *Chemical Engineering Journal*, v. 111, n. 2-3, pp. 189–197.
- LE ROUX, J. D., PADHI, R., CRAIG, I. K., 2014, “Optimal control of grinding mill circuit using model predictive static programming: A new nonlinear MPC paradigm”, *Journal of Process Control*, v. 24, n. 12, pp. 29–40.
- LE ROUX, J. D., CRAIG, I. K., HULBERT, D., et al., 2013, “Analysis and validation of a run-of-mine ore grinding mill circuit model for process control”, *Minerals Engineering*, v. 43, pp. 121–134.
- LE ROUX, J. D., OLIVIER, L. E., NAIDOO, M., et al., 2016, “Throughput and product quality control for a grinding mill circuit using non-linear MPC”, *Journal of Process Control*, v. 42, pp. 35–50.
- LUCKIE, P. T., KLIMPEL, R. R., 1986, “Classification and its interaction with other mineral processing unit operations”, *Advances in Mineral Processing: a Half-Century of Progress in Application of Theory to Practice*, pp. 81–96.
- LUZ, A. B. D., SAMPAIO, J. A., FRANÇA, S. C. A., 2010, *Tratamento de minérios*. Centro de Tecnologia Mineral (CETEM).

- MUNOZ, C., CIPRIANO, A., 1999, “An integrated system for supervision and economic optimal control of mineral processing plants”, *Minerals Engineering*, v. 12, n. 6, pp. 627–643.
- O'DWYER, A., 2009, *Handbook of PI and PID controller tuning rules*. Imperial college press.
- OLIVIER, L. E., CRAIG, I. K., 2017, “A survey on the degree of automation in the mineral processing industry”. In: *AFRICON, 2017 IEEE*, pp. 404–409. IEEE.
- PAN, X., 2013, “System integration of automated mine optimization system”, *IFAC Proceedings Volumes*, v. 46, n. 16, pp. 148–154.
- PLITT, L., 1976, “A mathematical model of the hydrocyclone classifier”, *CIM bulletin*, v. 69, n. 776, pp. 114–123.
- POMERLEAU, A., HODOUIN, D., DESBIENS, A., et al., 2000, “A survey of grinding circuit control methods: from decentralized PID controllers to multivariable predictive controllers”, *Powder Technology*, v. 108, n. 2-3, pp. 103–115.
- RAMASAMY, M., NARAYANAN, S., RAO, C. D., 2005, “Control of ball mill grinding circuit using model predictive control scheme”, *Journal of Process Control*, v. 15, n. 3, pp. 273–283.
- ROSIN, P., 1933, “The laws governing the fineness of powdered coal”, *J. Inst. Fuel.*, v. 7, pp. 29–36.
- RUEL, M., 2013, “Fuzzy Logic Control On a SAG Mill”, *IFAC Proceedings Volumes*, v. 46, n. 16, pp. 282–287.
- SALAZAR, J., MAGNE, L., ACUNA, G., et al., 2009, “Dynamic modelling and simulation of semi-autogenous mills”, *Minerals Engineering*, v. 22, n. 1, pp. 70–77.
- SAMPAIO, J., OLIVEIRA, G., SILVA, O., 2007, “Ensaio de classificação em hidrociclone”, *Tratamento de minérios: práticas laboratoriais. Rio de Janeiro: CETEM/MCT*, pp. 139–54.
- SHOOK, D. S., MOHTADI, C., SHAH, S. L., 1992, “A control-relevant identification strategy for GPC”, *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 37, n. 7, pp. 975–980.
- SILVA, J. P. D., 2014, *Caracterização dos hidrociclones utilizados nas etapas de classificação dos concentradores I e II da Samarco Mineração*. Tese de Mestrado, Universidade Federal de Ouro Preto.

- SVAROVSKY, L., 2000, *Solid-Liquid Separation*. Linacre House, Jordan Hill. Butterworth-Heinemann.
- TESTUD, J., RICHALET, J., RAULT, A., et al., 1978, “Model Predictive Heuristic Control: Applications to Industrial Processes”, *Automatica*, v. 14, n. 5, pp. 413–428.
- VIEIRA, M. G., 2008, *Produção de um pellet feed a partir da concentração do rejeito da flotação mecânica da SAMARCO*. Tese de Mestrado, Universidade Federal de Minas Gerais.
- VIEIRA, M. G., 2011, *Efeitos da reologia de polpa e avaliação de dispersantes como aditivos de moagem na remoagem de um concentrado de minério de ferro*. Tese de Doutorado, Universidade Federal de Minas Gerais.
- WEI, D., CRAIG, I. K., 2009, “Grinding mill circuits—a survey of control and economic concerns”, *International Journal of Mineral Processing*, v. 90, n. 1-4, pp. 56–66.