

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA QUÍMICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

**VALIDAÇÃO DO BR-MPC_ADM E PROPOSIÇÃO DE
MELHORIAS ATRAVÉS DE APLICAÇÕES INDUSTRIAIS EM
REFINARIA DE PETRÓLEO**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Mirian de Moraes Tedesco

Porto Alegre

2020

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA QUÍMICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

**VALIDAÇÃO DO BR-MPC_ADM E PROPOSIÇÃO DE
MELHORIAS ATRAVÉS DE APLICAÇÕES INDUSTRIAIS EM
REFINARIA DE PETRÓLEO**

Mirian de Moraes Tedesco

Dissertação de Mestrado apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia

Área de concentração: Pesquisa e Desenvolvimento de Processos

Linha de Pesquisa: Projeto, Simulação, Modelagem, Controle e Otimização de Processos Químicos e Bioprocessos.

Orientadores:

Prof. Dr. Jorge Otávio Trierweiler

Profa. Dra. Viviane Rodrigues Botelho

Porto Alegre

2020

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA QUÍMICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

A Comissão Examinadora, abaixo assinada, aprova a Dissertação “*Validação do BR-MPC_ADM e Proposição de Melhorias através de Aplicações Industriais em Refinaria de Petróleo*”, elaborada por Mirian de Moraes Tedesco, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia.

Comissão Examinadora:

Prof. Dr. Marcelo Farenzena – PPGEQ / UFRGS

Dr. Herbert Campos Gonçalves Teixeira – Petrobras

Dr. Mario Cesar Massa de Campos – Petrobras

Dr. Antônio Carlos Zanin – Petrobras

Resumo

A utilização de controles preditivos baseados em modelo (MPCs) é uma prática consolidada na indústria de Refino no Brasil, devido a isso, o grupo de pesquisa GIMSCOP/UFRGS criou um projeto em parceria com PETROBRAS e TRISOLUTIONS que desenvolve uma metodologia de análise, diagnóstico e manutenção de MPCs (MPC-ADM), que atualmente está parcialmente implementada dentro da plataforma de gestão de ativos (PGA). O objetivo deste trabalho é fazer uma análise crítica da metodologia existente, propondo melhorias. Parte desta metodologia já implementada no *software* é apresentada e detalhada no corpo deste trabalho, bem como é aplicada em uma unidade de tratamento de gasolina, que é brevemente apresentada. O controlador preditivo do estudo de caso é dividido em dois subsistemas com comportamento multivariável. A metodologia analisada visa por meio de índices avaliar os MPCs e com um gráfico de diagnóstico formado pelos mesmos pretende fazer um diagnóstico preliminar dos controladores. A metodologia apresentada mostrou-se promissora na análise feita, porém, alguns ajustes foram propostos para melhorá-la. Um novo cálculo de banda sobre faixas operacionais é proposto, bem como a utilização de valores reais para CVs e não *targets*. Em forma de metodologia um gráfico de diagnóstico dinâmico é proposto, além de ferramentas que capturem a variabilidade encontrada em alguns períodos analisados. Nos resultados alguns ajustes nos subsistemas também são propostos de forma a melhorar sua controlabilidade operacional.

Abstract

The use of model predictive controls (MPCs) is a consolidated practice in the Refining industry in Brazil, due to this, the research group GIMSCOP / UFRGS created a project in partnership with PETROBRAS and TRISOLUTIONS that develops an methodology for assessment/analysis, diagnosis, and maintenance of MPCs, which is called MPC-ADM and is partially implemented on a platform call "*Plataforma de gestão de ativos*" (PGA). The objective of this work is to make a critical analysis of the existing methodology, proposing improvements. Part of it already implemented in the software is presented and detailed in this dissertation. The methodology is validated in a gasoline treatment unit, which is briefly presented. The predictive controller of the case study is divided into two subsystems with multivariable behavior. The analyzed methodology aims to evaluate the MPCs by indexes and with a diagnostic diagram, which allows to make a previous diagnosis of the controllers. The presented methodology proved to be promising in the real industrial case study. However, some adjustments were proposed to improve it. A new calculation of band over operational ranges is proposed, as well as the use of real values for CVs and non-targets. Here, an extension version of the dynamic diagnosis diagram is proposed, in addition to tools that capture the variability found in some analyzed periods. In the results, some adjustments in the subsystems are also proposed to improve their operational controllability.

“Our patience will achieve more than our force”.
(Edmund Burke)

Agradecimentos

Aos colegas de pesquisa Cláudia, Lucas, Denilson, Andressa que sempre me ajudaram nas dúvidas com o *python*. Ao professor orientador Jorge Otávio Trierweiler que me fez enfrentar meus medos e persistir, a professora orientadora Viviane Botelho que foi determinante para a finalização deste trabalho. Ao colega de Companhia Gustavo Longhi que sempre esteve aberto para dúvidas, debates e proposições. A Petrobras por todas oportunidades a mim oferecidas. À família, amigos e colegas por toda paciência.

SUMÁRIO

| | |
|---|-----------|
| Capítulo 1 – Introdução..... | 1 |
| 1.1 Motivação | 1 |
| 1.2 MPC-ADM | 5 |
| 1.3 Problemática | 6 |
| 1.4 Objetivos do trabalho..... | 7 |
| 1.4.1 Objetivo geral..... | 7 |
| 1.4.2 Objetivos específicos..... | 7 |
| 1.5 Estrutura da dissertação..... | 7 |
| Capítulo 2 – Referencial teórico e metodologia MPC-ADM..... | 9 |
| 2.1 Controlador Preditivo baseado em modelo (MPC) | 9 |
| 2.1.1 SICON (Sistema de Controle Avançado) | 10 |
| 2.2 Metodologia MPC-ADM | 12 |
| 2.2.1 Principais índices do módulo MPC-ADM | 14 |
| 2.2.2 Índices secundários para unidade e análise histórica | 15 |
| 2.2.3 Índices para controladas | 17 |
| 2.2.4 Índices para manipuladas..... | 18 |
| 2.3 Gráfico de diagnóstico da Metodologia MPC-ADM..... | 19 |
| 2.3.1 Construção do gráfico Diagnóstico – Plano Cartesiano..... | 20 |
| 2.3.2 Construção do Gráfico de Diagnóstico – Eixo Radial..... | 21 |
| 2.4 Fase de diagnóstico detalhado e manutenção | 27 |
| 2.4.1 Diagnóstico e Correção do modelo | 27 |
| 2.4.2 Diagnóstico e Correção de sintonia..... | 32 |
| Capítulo 3 – Metodologia..... | 36 |
| 3.1 Sistemática para avaliação da metodologia MPC-ADM implementada no PGA..... | 36 |
| 3.2 Metodologias Propostas neste trabalho | 38 |
| 3.2.1 Gráfico Dinâmico..... | 38 |
| 3.2.2 Número de vezes que as CVs cruzam as faixas operacionais | 39 |
| 3.2.3 Número de vezes que as MVs mudam de direção..... | 41 |
| 3.2.4 Gráficos de mudanças de cenário | 42 |
| 3.2.5 Razão dos coeficientes de variação..... | 45 |
| Capítulo 4 – Estudo de caso – Unidade de Hidrodessulfurização (HDS) de gasolina .. | 49 |
| 4.1 Esquema de controle da unidade | 50 |
| 4.1.1 Subsistema A..... | 52 |
| 4.1.2 Subsistema B..... | 55 |
| 4.2 Escolha de dados e seus critérios | 58 |
| 4.2.1 Subsistema A..... | 58 |
| 4.2.2 Subsistema B..... | 70 |
| Capítulo 5 – Resultados..... | 80 |
| 5.1 Análise geral..... | 80 |
| 5.2 Comparação entre as abordagens utilizando PV ou <i>Target</i> | 81 |
| 5.2.1 Melhorias propostas | 85 |
| 5.2.2 Análise de largura de banda | 86 |
| 5.2.3 Proposta de alteração da banda e resultados | 89 |

| | | |
|---|---|------------|
| 5.2.4 | Análise dos indicadores para o subsistema A e B com a nova proposta..... | 92 |
| 5.3 | Avaliação do gráfico de diagnóstico da Metodologia MPC-ADM..... | 94 |
| 5.3.1 | Análise do período 1 para o subsistema A em relação ao gráfico de diagnóstico – Problemas com diluição no tempo e restrição das MVs..... | 94 |
| 5.3.2 | Proposições..... | 98 |
| 5.3.3 | Análise do período 1 para o subsistema B em relação ao gráfico de diagnóstico – Baixa otimização dos leitos e variabilidade..... | 101 |
| 5.3.4 | Proposições..... | 104 |
| Capítulo 6 – | Considerações Finais e Sugestões para Trabalhos Futuros..... | 110 |
| 6.1 | Conclusões gerais..... | 110 |
| 6.2 | Avaliação crítica pelo usuário final da metodologia MPC-ADM e do <i>software</i> PGA 111 | |
| 6.3 | Sugestões para trabalhos futuros..... | 113 |
| Referências..... | | 114 |
| Apêndice A – Estudo do Controle <i>Anti-Surge</i> de Compressores..... | | 118 |
| Apêndice B – Estudo de WABTS | | 123 |

LISTA DE FIGURAS

| | |
|---|----|
| Figura 1.1. Comparação de estratégias de controle. Fonte: (QIN; BADGWELL, 2003)..... | 2 |
| Figura 1.2. Camada de otimização encontrando o ponto ótimo a cada ciclo de execução do CAV. Baseado (CAMPOS; GOMES; PEREZ, 2013)..... | 3 |
| Figura 2.1. Funcionamento de um MPC. Fonte: (BOTELHO, 2015). | 10 |
| Figura 2.2. Modelo otimizador – Controlador SICON. Baseado em (ZANIN; MORO; PINTO; SANTOS, 2007a). | 11 |
| Figura 2.3. Metodologia MPC-ADM Fonte: (TRIERWEILER, 2020) | 13 |
| Figura 2.4. Página inicial da interface do BrToolKit MPC-ADM..... | 14 |
| Figura 2.5. Análise histórica do módulo MPC-ADM. | 16 |
| Figura 2.6. Página do <i>software</i> PGA das Variáveis Controladas..... | 17 |
| Figura 2.7. Página do <i>software</i> PGA das Variáveis Manipuladas. | 19 |
| Figura 2.8. Gráfico de Diagnóstico. | 20 |
| Figura 2.9. Eixos Cartesianos do Gráfico de Diagnóstico. | 21 |
| Figura 2.10. Eixo Radial Gráfico de Diagnóstico. | 22 |
| Figura 2.11. Diferentes simulações para o controlador (BOTELHO, 2015). | 27 |
| Figura 2.12. Malha de controle por retroalimentação. Baseado em (TRIERWEILER; FARINA, 2003). | 32 |
| Figura 2.13 Funções Γ e Γ_{ref} | 33 |
| Figura 2.14. Representação da Função $\Delta u/\Delta y_{set}$ | 33 |
| Figura 3.1. Fluxograma de sistemática de análise crítica..... | 37 |
| Figura 3.2. Gráfico de Diagnóstico na versão dinâmica..... | 38 |
| Figura 3.3. Ilustração de CV cruzando faixa inferior n vezes. | 39 |
| Figura 3.4. Ilustração de MV mudando de direção n vezes. | 41 |
| Figura 3.5. Exemplo de gráfico exibindo mudanças de cenários ao longo do tempo representados por números decimais gerados pelo conjunto binário. | 43 |
| Figura 3.6. Gráfico contabilizando o número de cenários. | 44 |
| Figura 3.7. Ilustrativo da metodologia para um sistema em faixas de operação. | 47 |
| Figura 4.1. Fluxograma simplificado da unidade de HDS..... | 50 |
| Figura 4.2. Fluxograma simplificado da seção de HDS com foco nos seus respectivos subsistemas da matriz de controle. | 52 |
| Figura 4.3. Subsistema do controle de abertura de válvulas do gás de reciclo e surge do compressor. | 54 |
| Figura 4.4 Subsistema MIMO do controle de contaminante no HCN e DWABTs | 57 |
| Figura 4.5. CVs do período 1 – Subsistema A. | 60 |
| Figura 4.6. MVs e DMs do período 1 – Subsistema A. | 60 |
| Figura 4.7. CVs do período 2 – Subsistema A. | 61 |
| Figura 4.8. MVs e DMs do período 2 – Subsistema A. | 62 |
| Figura 4.9. CVs do período 3 – Subsistema A. | 63 |
| Figura 4.10. MVs e DMs do período 3 – Subsistema A. | 64 |
| Figura 4.11 CVs do período 4 – Subsistema A. | 65 |
| Figura 4.12. MVs e DMs do período 4 – Subsistema A. | 66 |
| Figura 4.13. CVs do período 5 – Subsistema A. | 67 |
| Figura 4.14. MVs e DMs do período 5 – Subsistema A. | 68 |
| Figura 4.15. CVs do período 6 – Subsistema A. | 69 |
| Figura 4.16. MVs e DMs do período 6 – Subsistema A. | 70 |

| | |
|--|-----|
| Figura 4.17. CVs do período 1 – Subsistema B. | 71 |
| Figura 4.18. MVs e DM do período 1 – Subsistema B. | 71 |
| Figura 4.19. CVs do período 2 – Subsistema B. | 72 |
| Figura 4.20. MVs e DM do período 2 – Subsistema B. | 73 |
| Figura 4.21. CVs do período 3 – Subsistema B. | 74 |
| Figura 4.22. MVs e DM do período 3 – Subsistema B. | 74 |
| Figura 4.23. CVs do período 4 – Subsistema B. | 75 |
| Figura 4.24. MVs e DM do período 4 – Subsistema B. | 76 |
| Figura 4.25. CVs do período 5 – Subsistema B. | 76 |
| Figura 4.26. MVs e DM do período 5 – Subsistema B. | 77 |
| Figura 4.27. CVs do período 6 – Subsistema B. | 78 |
| Figura 4.28. MVs e DM do período 6 – Subsistema B. | 78 |
| Figura 4.29. CVs do período 7 – Subsistema B. | 79 |
| Figura 4.30. MVs e DM do período 7 – Subsistema B. | 79 |
| Figura 5.1 Período do subsistema A – Variáveis Controladas. | 81 |
| Figura 5.2 Período do subsistema A – Variáveis Manipuladas e distúrbios medidos. | 82 |
| Figura 5.3. Período do subsistema B – Variáveis Controladas. | 83 |
| Figura 5.4. Período do subsistema B – Variáveis Manipuladas e distúrbios medidos. | 84 |
| Figura 5.5. Variáveis controladas do período de tempo em análise. | 87 |
| Figura 5.6. Variáveis manipuladas e distúrbios medidos do período de tempo em análise. | 87 |
| Figura 5.7. Cenários e gráficos de diagnóstico para análise de largura de banda. | 92 |
| Figura 5.8. Variáveis controladas do subsistema A para análise de diluição no tempo. | 95 |
| Figura 5.9. Variáveis manipuladas e distúrbios medidos do subsistema A para análise de diluição no tempo. | 96 |
| Figura 5.10. Gráfico de diagnóstico do PGA no modelo de média. | 97 |
| Figura 5.11. Diferença de SP da MV1 para o período 1 do subsistema A. | 98 |
| Figura 5.12. Gráfico de diagnóstico do PGA no modelo dinâmico do <i>target</i> | 98 |
| Figura 5.13. Gráfico de diagnóstico com ajuste no cálculo dos <i>layers</i> no eixo radial. | 99 |
| Figura 5.14. Proposta de malha no regulatório para subsistema A. | 100 |
| Figura 5.15. Proposta de malha no regulatório para subsistema A. | 101 |
| Figura 5.16. Variáveis controladas do subsistema B para análise de variabilidade. | 102 |
| Figura 5.17. Variáveis manipuladas e distúrbio medido do subsistema B para análise de variabilidade. | 103 |
| Figura 5.18. Gráficos de diagnósticos. A – Gráfico original B – Gráfico com os ajustes propostos. | 104 |
| Figura 5.19. Oscilações observadas no Subsistema B. | 104 |
| Figura 5.20. Cenários representados em números decimais adimensionais para o subsistema B no período selecionado. A – Banda Monica. B – Banda proposta. | 106 |
| Figura 5.21: CVs do subsistema B com alteração das faixas de operação. | 108 |
| Figura 5.22: MVs e DM do subsistema B com alteração das faixas de operação. | 109 |
| Figura 6.1. Ciclo de vida de um sistema de controle avançado. Fonte (CAMPOS; GOMES; PEREZ, 2013). | 112 |
| Figura A.1. Performance do compressor. Fonte: (King, 2016). | 118 |
| Figura A.2. ciclos de <i>surge</i> . Fonte: (King, 2016). | 119 |
| Figura A.3. Esquema de controle anti- <i>surge</i> de compressores. (CAMPOS; TEIXEIRA, 2010) | 121 |

Figura A.4. Esquema do controle com auxílio de *Hover point* para controle *anti-surge* de compressores.....122

LISTA DE TABELAS

| | |
|--|-----|
| Tabela 2.1: Pseudocódigo para análise com Gráfico de Diagnóstico. | 23 |
| Tabela 2.2. Método para ajuste de controlador preditivo baseado em multicenários. Fonte: (SANTOS, 2016) | 34 |
| Tabela 3.1. Pseudocódigo para determinação do número de violações da faixa..... | 40 |
| Tabela 3.2. Número de vezes que as MVs mudam de direção. | 41 |
| Tabela 3.3. Pseudocódigo para produção de gráficos de mudança de cenário..... | 44 |
| Tabela 3.4: Pseudocódigo para análise de variabilidade. | 47 |
| Tabela 4.1. Matriz de controle utilizada no MPC da unidade. | 51 |
| Tabela 4.2. Matriz de controle do Subsistema A..... | 53 |
| Tabela 4.3. Descrição das CVs e MVs do Subsistema A. | 53 |
| Tabela 4.4. Pesos das CVs – subsistema A | 54 |
| Tabela 4.5. Peso das MVs e DSPmáx – Subsistema A..... | 54 |
| Tabela 4.6. Descrição das CVs e MVs do Subsistema A. | 55 |
| Tabela 4.7. Matriz de controle do Subsistema B. | 56 |
| Tabela 4.8. Descrição das CVs e MVs do Subsistema B. | 56 |
| Tabela 4.9. Descrição das CVs e MVs do Subsistema B. | 57 |
| Tabela 4.10. Pesos das CVs – subsistema B | 57 |
| Tabela 4.11. Peso das MVs e DSPmáx – Subsistema B | 58 |
| Tabela 5.1 Indicadores PGA para o período do subsistema A. | 82 |
| Tabela 5.2. Indicadores PGA para o período do subsistema B..... | 84 |
| Tabela 5.3. Pseudocódigo para filtro <i>butterworth</i> | 85 |
| Tabela 5.4. Índices do PGA para os subsistemas A e B, utilizando CV_filt. | 85 |
| Tabela 5.5. Pseudocódigo utilizado para dimensionar a largura de banda das faixas operacionais. | 88 |
| Tabela 5.6. Análise de largura de banda. | 91 |
| Tabela 5.7 Comparativo dos Indicadores PGA para o período do subsistema A. | 93 |
| Tabela 5.8. Comparativo dos Indicadores PGA para o período do subsistema B. | 93 |
| Tabela 5.9. Índices do PGA para o MPC do subsistema A período 1..... | 96 |
| Tabela 5.10. Percentual de cada MV em restrição de movimento. | 97 |
| Tabela 5.11. Índices do PGA para o MPC do subsistema B..... | 103 |
| Tabela 5.12. Número de vezes que as CVs cruzam os limites..... | 105 |
| Tabela 5.13. Número de vezes que as MVs mudam de direção. | 105 |
| Tabela 5.14. Dados dos cenários para o subsistema B | 106 |
| Tabela B.1. Tabela retirada do trabalho de Yui e Adjaye, 2004. | 124 |

NOTAÇÃO E SIMBOLOGIA

| | |
|---------|---|
| BM | Banda Morta |
| CAV | Controle Avançado |
| CV | Variável Controlada |
| CV_filt | Variável Controlada filtrada |
| DM | Distúrbio medido |
| DMC | <i>Dynamic Matrix Control</i> |
| DSPmáx | Diferença máxima de SP |
| FATOP | Fator de operação |
| GIMSCOP | Grupo de Intensificação, Modelagem, Simulação, Controle e Otimização de Processos |
| GL | Graus de Liberdade |
| GPC | <i>Generalized Predictive Control</i> |
| GUT | Grau de utilização |
| HCN | <i>Heavy cracked naphtha</i> |
| HDS | Unidade de hidrodessulfurização |
| IPCAT | Índice de Percentagem de Controladas Ativas |
| LCN | <i>Light cracked naphtha</i> |
| MONICA | Monitoração do Controle Avançado |
| MPC-ADM | Metodologia de análise, diagnóstico e manutenção de MPCs |
| MPCs | Controladores Preditivos baseado em modelos |
| MPM | Erros de modelagem |
| MV | Variável manipulada |
| PCAT | Percentagem de Controladas Ativas |
| PDMOV | Percentagem de MVs em restrição de movimento |
| PGA | Plataforma de Gestão de Ativos |
| PMAT | Percentagem de manipuladas ativas |
| PVI | Percentagem de violação |
| RTO | <i>Real time optimization</i> |
| SICON | Sistema de controle avançado |
| SP | <i>Set Point</i> |
| UD | Erros por distúrbios |
| UFRGS | Universidade Federal do Rio Grande do Sul |

WABT *Weighted Average Bed Temperature*

Capítulo 1 – Introdução

1.1 Motivação

Entende-se por controle avançado de processos (CAV) em refinarias no Brasil, a aplicação de algoritmos de controle preditivo multivariável e de inferências, que são executados em tempo real e otimizam a operação das unidades de processo. O controle avançado gera benefícios de diversas maneiras: (1) estabilizando o processo (redução do efeito de acoplamento entre variáveis) e padronizando procedimentos operacionais; (2) protegendo a unidade contra a violação de suas restrições, o que significa ser um importante recurso para segurança e continuidade operacional; (3) aproveitando seus graus de liberdade para tornar ativas algumas de suas restrições e, dessa forma, otimizando o processo através da busca de maior rendimento de produtos mais nobres e (4) minimização do consumo de energia e de emissões atmosféricas (fator ambiental). Os benefícios do controle avançado, estimados na ordem de US\$ 70 milhões/ano, podem ser substancialmente maiores com a disseminação de boas práticas no uso dessa tecnologia. (TERUEL, 2011).

O uso de controladores preditivos baseados em modelos no controle de processos em refinarias no Brasil é uma prática sólida. A Empresa Petrobras em 1992 criou um grupo de trabalho para estudar, desenvolver e aplicar estratégias de controle avançado no refino, em 1996 a experiência com controle avançado foi consolidada na forma de um *software*, o SICON, que facilitou e agilizou a execução dos projetos nas unidades. A estratégia foi aprovada por consultores internacionais e garantiu a eficiência das operações de uma das refinarias da empresa. A partir de então o sistema foi disseminado para as demais unidades operacionais da Companhia (Petrobras, sobrenome tecnologia, 2013).

A utilização desses controladores se deve ao fato de que os processos industriais estão se tornando cada vez mais complexos devido aos requisitos mais rigorosos de integração energética, disponibilidade, tempo de campanha, segurança, qualidade dos produtos, entre outros. Desta forma, a área de controle de processos é fundamental para a operabilidade e a otimização destes sistemas complexos, e desempenha um papel crucial na indústria (CAMPOS; GOMES; PEREZ, 2013).

Na Figura 1.1 (QIN; BADGWELL, 2003) mostra à esquerda uma unidade industrial funcionando com um diagrama lógico e à direita se tem a estrutura de controle utilizando um controle preditivo baseado em modelos (MPCs). Estes controladores além de atender de forma mais eficaz a camada de otimização, trabalham com o sistema de forma mais natural e contemplam um número muito maior de possibilidades que os diagramas lógicos.

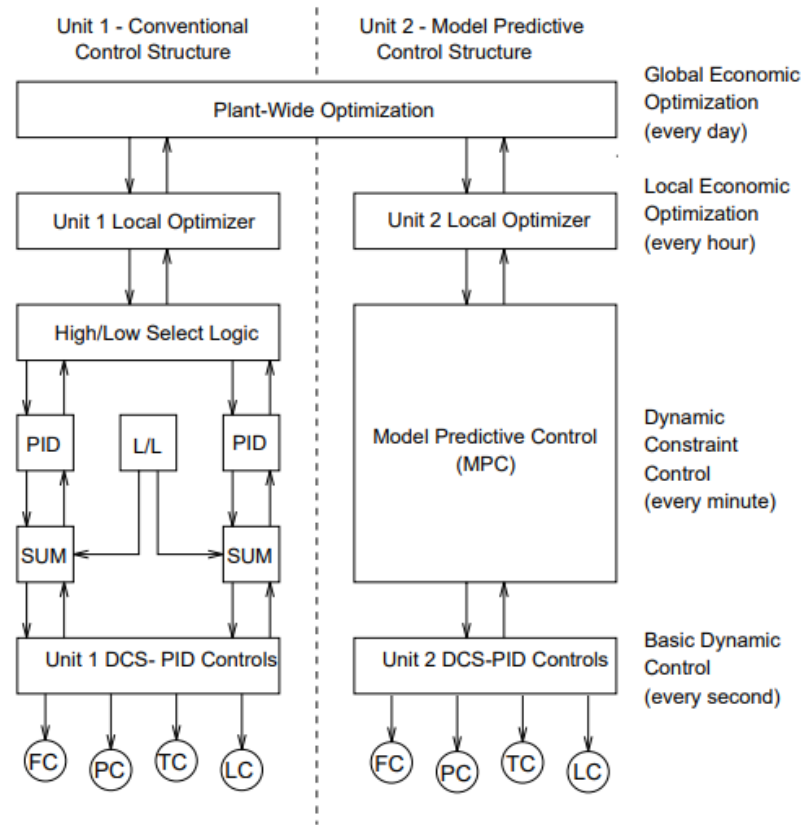


Figura 1.1. Comparação de estratégias de controle. Fonte: (QIN; BADGWELL, 2003).

Outro motivo para a utilização de MPCs, e talvez o principal motivo para sua implementação na área do refino, é justamente seu caráter supervisor de otimização, uma vez que, seu uso na prática, estar normalmente atrelado ao otimizador. Conforme (CAMPOS; GOMES; PEREZ, 2013), entre outras características do controle preditivo multivariável se destaca a possibilidade de conduzir a planta a um ponto ótimo de operação obtido por uma camada de otimização em tempo real, que utiliza um modelo econômico do processo.

A Figura 1.2 mostra o ponto ótimo encontrado pelo otimizador a cada ciclo de execução do controlador preditivo multivariável. O otimizador em tempo real referido acima se refere a uma otimização simplificada que normalmente é baseada em modelos lineares acoplada ao MPC e não a camada acima do sistema de controle avançado o RTO – *real time optimization* que trata do uso mais geral de modelos rigorosos e fenomenológicos para a definição dos pontos ótimos de operação de processo, (CAMPOS; GOMES; PEREZ, 2013).

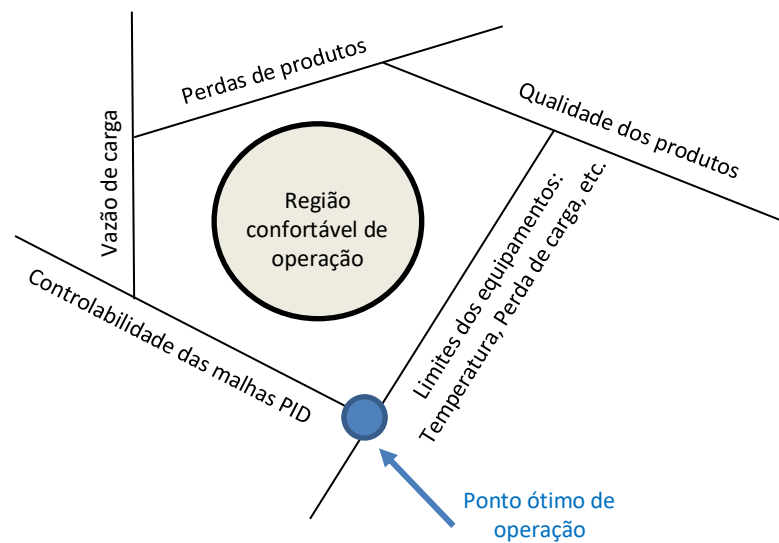


Figura 1.2. Camada de otimização encontrando o ponto ótimo a cada ciclo de execução do CAV. Baseado (CAMPOS; GOMES; PEREZ, 2013).

A Figura 1.2 mostra um esquemático com um exemplo de diversas restrições de certo processo. Normalmente, o ponto ótimo de operação do processo vai estar no encontro de várias restrições da planta, nos casos em que a função objetivo econômica for linear. Entretanto como o operador necessita tempo para atuar e corrigir, ele tende a manter a planta em uma região distante das restrições e do ponto ótimo. Assim o ganho do controle avançado está em manter a planta com segurança neste ponto, além de fazer a transição para um ponto ótimo quando ocorrem perturbações (CAMPOS; GOMES; PEREZ, 2013).

Embora de grande utilização e com grande potencial econômico para indústria, os controladores preditivos são de alta complexidade o que dificulta a avaliação de seu desempenho de forma simples e eficaz. Tal desafio estimula a comunidade científica a buscar por esses recursos, não sendo ainda, um tema consolidado e muito menos quando se trata de MPCs aplicados em casos industriais. As avaliações desses controladores são usualmente feitas por operadores da planta e engenheiros de acompanhamento baseados em suas experiências pessoais.

Mesmo que o uso de controladores preditivos baseados em modelo seja amplamente utilizado nas refinarias do Brasil, suas técnicas de auditoria ainda estão em constante estudo e alteração, visto a tamanha complexidade do tema. Diversos trabalhos foram publicados na área, sempre com novas proposições de forma que o tema está longe de ser consolidado no meio acadêmico.

Embora os algoritmos preditivos *Dynamic Matrix Control* (DMC) e *Generalized Predictive Control* (GPC) estejam bem estabelecidos no setor e haja muitas implementações bem-sucedidas relatadas nos últimos 40 anos, dada a sua alta flexibilidade e aplicabilidade, tanto o seu ajuste quanto sua avaliação de desempenho ainda são uma tarefa desafiadora (DOMANSKI, 2020).

Domanski (DOMANSKI, 2020) apresenta uma revisão dos métodos disponíveis, medidas, e implementações relatadas da avaliação de controles preditivos existentes até a presente data. Ele traz um breve histórico de controladores preditivos, bem como elucida seu princípio de funcionamento. No artigo, o autor classifica os métodos de auditoria quanto a métodos livres de modelo e métodos dependentes de modelo, os quais ainda são classificados em duas abordagens distintas, uma utilizando um benchmarking externo e a segunda abordagem usa sinais e modelos internos do próprio MPC.

Os problemas relacionados ao desempenho do controlador podem ter inúmeras fontes, sendo a sintonia do controlador e erros de modelos as principais. (BOTELHO, 2015) faz uma revisão das metodologias existentes focando em erros de modelo e propõe uma metodologia que atenda os desafios encontrados em aplicações industriais reais.

Botelho, classifica estes métodos com base em sua utilidade em quatro grupos, um deles avalia principalmente a variabilidade do sistema, como (YU; QIN, 2008a), (YU; QIN, 2008b) que propõe uma metodologia comparando períodos atuais com períodos de referência por meio de covariância e índices estatísticos. Outro grupo de pesquisadores tem por objetivo avaliar a qualidade de modelo, como exemplo (BADWE; GUDI; PATWARDHAN; SHAH *et al.*, 2009) que por meio de correlação parcial entre entradas e resíduos identifica canais com desfasamento de modelagem significativo, e (SUN; QIN; SINGHAL; MEGAN, 2013) que obtêm um índice de qualidade do modelo que estima o impacto de perturbações aleatórias e compara com os dados medidos. O terceiro grupo avalia os MPCs utilizando os dados operacionais reais decompostos e os classificando de acordo com um *benchmark* histórico, como (ALGHAZZAWI; LENNOX, 2009) que sugere o uso de comparação com PCA (*Principal Component Analysis*) ou PLS (*Partial Least Square*) obtido anteriormente a partir de um conjunto de dados referenciais. O último grupo se detém na sintonia dos MPCs, como o trabalho proposto por (SCHÄFER; CINAR, 2004) onde uma metodologia para monitoramento e avaliação de MPC é obtida, ela é baseada em uma comparação da função objetivo atual com um valor de referência ou dados passados e com o desempenho alcançável para o controlador projetado.

Em 2003, na Empresa Petrobras, uma metodologia para avaliação dos benefícios das aplicações de controle avançado através do acompanhamento do índice denominado PCAT (Porcentagem de Controladas Ativas) foi criado. O PCAT é configurado como uma variável auxiliar da aplicação do controle multivariável. Seu valor, determinado na mesma frequência que o algoritmo de controle, é armazenado na base de dados de processo. Para cada unidade de processo, em função de seus graus de liberdade e restrições que podem ser ativadas, é negociado um PCAT ótimo, sendo que o desempenho do controlador é medido através do índice IPCAT, que é uma relação percentual entre o PCAT real medido e o PCAT ótimo (TERUEL, 2011).

Após o PCAT, outros índices de eficiência operacional foram elaborados e serão descritos no presente trabalho. A parceria entre a Empresa Petrobras, a UFRGS e a empresa de base tecnológica *TriSolutions*, produziram o *software* PGA, que entre outras aplicações tem o objetivo de auditar os controladores preditivos baseados em modelos da Empresa, apontando os problemas encontrados, rastreando suas causas bem como propondo soluções.

A plataforma de gestão de ativos PGA é um *software* (PGA, 2012), cuja sua finalidade é criar um ambiente virtual integrado que faz a leitura de várias fontes de dados históricos, realiza seu tratamento, e dispara uma série de análises programadas no tempo, as quais têm por objetivo prever problemas futuros nos ativos analisados, bem como realizar auditorias e diagnósticos dos mesmos, quantificando-os, por meio de indicadores, o quão longe o ativo está do seu desempenho alcançável, sinalizando a fonte do mau desempenho e a partir disso, quando possível, propondo uma solução.

Entende-se por Ativos de um sistema tanto elementos físicos como bombas, compressores, reatores, fornos e caldeiras, entre outros, como elementos virtuais da planta, a exemplo de malhas de controle e controles preditivos baseados em modelo (MPCs), além de ativos imaginados pelo usuário ou ativos para uma análise específica como riscos de uma área industrial.

Os principais objetivos da ferramenta PGA são:

- Monitoramento, condição e desempenho em tempo real;
- Padronização e automação das análises e relatórios;
- Informações centralizadas e unificadas;
- Visão integrada de ativos de diversos fabricantes;
- Personalização de análises e relatórios;
- Monitoramento, identificação, priorização e diagnóstico;
- Manutenção preditiva (TONEL; KEMPF; BARBIERI; DIETRICH *et al.*, 2016).

O PGA dispõe atualmente de uma série de módulos para avaliar os principais ativos do sistema industrial, esses módulos são constituídos em sua maioria por metodologias desenvolvidas no meio acadêmico. Entre tais metodologias, a que trata do ativo MPC é a metodologia MPC-ADM (A - análise, D - diagnóstico e M – manutenção) e atualmente se encontra parcialmente implementada na interface do *software* PGA.

1.2 MPC-ADM

A metodologia MPC-ADM disponibiliza indicadores de avaliação de Operação e/ou Desempenho de Controladores Preditivos Multivariáveis tanto os que são consolidados na Petrobras quanto os desenvolvidos no projeto BrToolkits na UFRGS. A metodologia MPC-ADM é desenvolvido no projeto BrToolkits do GIMSCOP/UFRGS com a PETROBRAS, sendo implementada pela empresa TriSolutions no ambiente PGA (PGA, 2012). Atualmente a metodologia contempla as fases de análise e diagnóstico e necessitam de validação.

Entre suas atribuições, o módulo MPC-ADM que é a interface da metodologia no *software* PGA, é projetado para calcular a média de um período de 24 horas de indicadores gerais dos controladores preditivos e indicadores específicos das Variáveis Controladas (CVs) e Variáveis Manipuladas (MVs). Através de um gráfico, ele tem o objetivo de apontar

de forma simples e direta os MPCs que não estão trabalhando de maneira satisfatória e mostrando as principais causas do seu mau desempenho. O Capítulo 3 –explica detalhadamente a metodologia.

Este trabalho faz parte do grupo GIMSCOP/UFRGS (Grupo de Intensificação, Modelagem, Simulação, Controle e Otimização de Processos)/UFRGS que desenvolve alguns módulos do *software*, chamados de BrToolkits, entre outros objetivos este trabalho pretende aplicar e avaliar o que já foi desenvolvido pelo grupo de pesquisa referente ao metodologia encontrada no módulo MPC-ADM.

1.3 Problemática

Sabendo da relevância do tema da implementação de auditorias eficazes de MPCs e ao mesmo tempo de fácil aplicação na indústria, de posse da inovadora ferramenta MPC-ADM disponível no *software* PGA, dos conhecimentos já publicados na comunidade científica e do conhecimento do dia-a-dia da operação de um MPC industrial, surge então a tarefa de validar a metodologia MPC-ADM com este presente trabalho.

Os processos industriais geralmente rodam em torno de pontos operacionais constantes, o que desabilita ou limita a avaliação dos controles nos regimes mais amplos, especialmente quando o processo exhibe propriedades não lineares. O fato de o processo operar em torno de um único ponto operacional por quase todo tempo não significa que ele não possa ser alterado, como por exemplo, devido à modernização, alguma falha ou interrupção / inicialização (DOMAŃSKI, 2020).

Diferentemente das simulações apresentadas no meio acadêmico, na indústria busca-se sempre pela estabilidade operacional, justamente devido aos altos riscos inerentes aos processos industriais. Logo se procura sempre fazer um planejamento de cargas, mapear distúrbios, planejar paradas e partidas da planta, de modo que tudo seja executado da maneira mais suave ao processo, minimizando impactos ao mesmo. Justamente por isso, é relativamente comum que as unidades não troquem de ponto de operação com frequência, e quando isso é necessário, é feito de uma forma gradual, então elas tendem a manter os valores relativamente constantes, não se percebendo significativas mudanças de *set point* (SP). Porém distúrbios medidos e não medidos podem ocorrer com uma maior frequência que a mudança de ponto de operação. Logo para esses tipos de processo na indústria o interesse maior está na característica regulatória dos controladores e em sua capacidade de atenuar tais distúrbios.

Portanto olhando para os dados coletados de uma refinaria no Brasil surgem as seguintes perguntas: o controlador preditivo baseado em modelo utilizado está trabalhando de forma segura nas variáveis manipuladas e mantendo as variáveis controladas nos seus limites operacionais desejáveis? Mais que isso, o MPC está otimizando o processo? Ou seja, levando as CVS para o limite das suas restrições, minimizando a utilização de insumos como vapor, energia, H₂ (hidrogênio), catalizadores das MVs? Além disso, o controlador é eficiente na rejeição de distúrbios medidos e não medidos, minimizando seus impactos? E ainda, estaria o MPC desempenhando o papel de transferir variabilidade das variáveis de interesse para as variáveis manipuladas? Ou seria o controlador fonte de possível variabilidade observada em alguns sistemas estudados?

E por fim, o módulo MPC-ADM da maneira que está implementado atualmente consegue responder de maneira satisfatória tais perguntas? Além disso, existe melhorias possíveis nos índices já implementados? Há a necessidade de novos índices e ferramentas que complementem tal diagnóstico?

Este trabalho busca responder tais perguntas, propondo novos índices à ferramenta, o aperfeiçoamento de índices já existentes, bem como sua forma de apresentação, visando transformá-la em uma ferramenta de mais fácil entendimento e aplicação, além de uma análise das mudanças de cenário da planta.

1.4 Objetivos do trabalho

1.4.1 Objetivo geral

Avaliar a metodologia MPC-ADM por meio de aplicação em unidade industrial.

1.4.2 Objetivos específicos

Os principais objetivos deste trabalho são:

- Aplicar a metodologia MPC-ADM em uma unidade específica de uma refinaria no Brasil;
- Avaliar de forma crítica seu funcionamento, apontando motivos de sucesso bem como problemas encontrados na utilização da metodologia;
- Propor ajustes no sistema, de forma a garantir seu bom funcionamento;
- Propor novos índices, caso se faça necessário, como índices que capturem a transferência de variabilidade das controladas para manipuladas ou ainda que identifiquem as causas possíveis de sistemas oscilatórios.

1.5 Estrutura da dissertação

Neste capítulo foi realizada a apresentação geral deste trabalho, juntamente com os principais objetivos e motivações para o seu desenvolvimento.

No capítulo 2 é apresentado uma explicação breve sobre MPCs, temas relevantes para o trabalho e a explicação da metodologia MPC-ADM, bem como o detalhamento de suas ferramentas.

No capítulo 3 é apresentado a maneira como foi realizada a análise da metodologia, além dos novos índices propostos.

No capítulo 4 uma breve explicação da unidade em que o sistema foi aplicado é feita, juntamente com a maneira de como foram selecionados os dados.

No capítulo 5 os resultados da aplicação do sistema em si são apresentados, e ajustes são propostos para possibilitar tal avaliação.

No capítulo 6, tem-se as conclusões feitas a partir do trabalho realizado, bem como propostas para trabalhos futuros.

Capítulo 2 – Referencial teórico e metodologia MPC-ADM

Este capítulo faz um detalhamento da metodologia MPC-ADM elaborada pelo grupo de pesquisa GIMSCOP em parceria com a Empresa Petrobras, atualmente disponível na interface do *software* PGA, a qual é aplicada no estudo de caso. Ele apresenta de forma resumida a interface da metodologia dentro do programa PGA e detalha seus modelos de análise. Seu foco está no Gráfico de diagnóstico, que tem a finalidade de apontar de maneira rápida MPCs com desempenho abaixo do esperado. Logo, a ênfase deste capítulo está na parte da metodologia já desenvolvida pelo grupo de pesquisa, a qual será testada, se limitando a busca de referencial teórico relevante a explanação da mesma, demais referências relativas à auditoria de MPCs foram brevemente citadas no Capítulo 1 –, onde uma maior detalhamento pode ser obtivo em (BOTELHO, 2015) e Domanski (DOMANSKI, 2020).

2.1 Controlador Preditivo baseado em modelo (MPC)

MPCs usam os modelos do sistema para prever seus estados futuros, gerando um vetor de controle que minimiza uma certa função de custo sobre o horizonte de predição na presença de perturbações e restrições. O primeiro elemento do vetor de controle calculado em qualquer instante de amostragem é aplicado à entrada do sistema e o restante do vetor é descartado, todo o processo é repetido no próximo instante de amostragem. Os distúrbios externos e internos que atuam no sistema também são modelados, e seus efeitos preditos também são usados no cálculo das ações de controle (AFRAM; JANABI-SHARIFI, 2014).

A Figura 2.1 ilustra o funcionamento de um MPC típico. A cada ciclo de execução este sistema executa as seguintes ações: a partir das medições dos valores passados, o controlador estima o comportamento inercial das variáveis controladas, i.e., o comportamento que teriam caso nenhuma ação de controle fosse tomada ao longo de um horizonte de controle. Em seguida um algoritmo de otimização determina uma sequência

de ações de controle que levam as variáveis controladas ao seu *set point* de forma otimizada (BOTELHO, 2015).

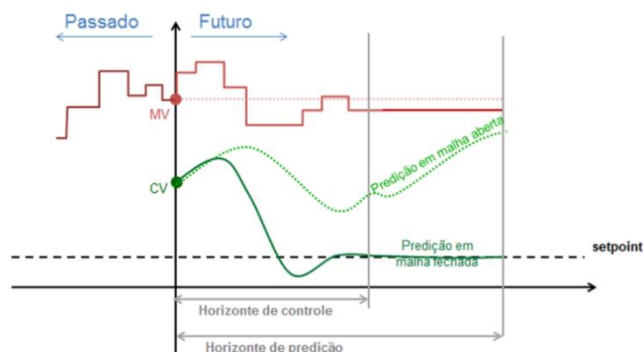


Figura 2.1. Funcionamento de um MPC.

Fonte: (BOTELHO, 2015).

Apesar de inúmeras variantes e versões da regra de controle do MPC, duas principais versões são as mais populares, ou seja, *Dynamic Matrix Control* (DMC) e *Generalized Predictive Control* (GPC). Ambas abordagens empregam modelos lineares que, juntamente com um índice de desempenho quadrático. A principal diferença entre o DMC e o GPC está no tipo de modelo usado (DOMANSKI, 2020).

Nos sistemas industriais utilizados neste trabalho, onde a metodologia foi aplicada, o controlador multivariável baseado em modelo utilizado é o SICON (sistema de controle avançado) (ZANIN; MORO; PINTO; SANTOS, 2007b).

2.1.1 SICON (Sistema de Controle Avançado)

O controlador multivariável o qual foi aplicado os testes é um produto interno da Companhia Petrobras e ele funciona como a maioria dos controladores MPCs industriais e é atrelado a um otimizador estático. O controle multivariável é efetuado por dois algoritmos distintos, ilustrados na Figura 2.2, executados na mesma frequência. Os dois algoritmos estão associados à solução dos problemas estático e dinâmico do controle do processo.

O algoritmo que corresponde à solução do problema estático, executado em primeira instância, realiza a busca de um valor ótimo para as variáveis manipuladas, resolvendo uma função objetivo quadrática de maximização do lucro operacional. A solução desse problema tem que atender as restrições de máximo e mínimo nas variáveis controladas e manipuladas no estado estacionário gerado pelos modelos dinâmicos lineares do processo. O valor ótimo resultante é passado para a função objetivo do problema dinâmico. O segundo algoritmo resolve o problema dinâmico e realiza duas tarefas. A primeira consiste em manter o processo dentro da região operacional, compensando as frequentes perturbações que o atingem e que tenderiam a conduzir a planta a violar suas restrições. A segunda tarefa consiste em atender os valores ótimos informados pela solução estática do primeiro algoritmo. O procedimento matemático que a realiza resolve um problema de mínimos quadrados (ZANIN; MORO; PINTO; SANTOS, 2007b).

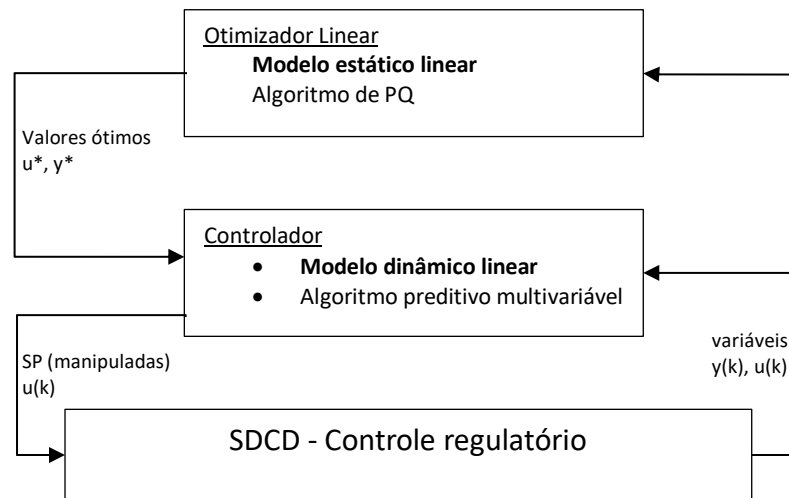


Figura 2.2. Modelo otimizador – Controlador SICON.
Baseado em (ZANIN; MORO; PINTO; SANTOS, 2007b).

A otimização quadrática (primeira tarefa) resolve as equações abaixo.

$$\min_{\Delta U, SCV} -W_1 \Delta U + \|W_2 \Delta U\|_2^2 + \|W_3 SCV\|_2^2 \quad (2.1)$$

Sujeito a:

$$\Delta U = U_s - U_{at} \quad (2.2)$$

$$U_s^{inf} \leq U_s \leq U_s^{sup} \quad (2.3)$$

$$Y_s^{inf} \leq Y_s + SCV \leq Y_s^{sup} \quad (2.4)$$

Onde:

- U_{at} : É o vetor das variáveis manipuladas no instante atual;
- U_s : É o vetor das variáveis manipuladas no estado estacionário;
- W_1 : É a matriz diagonal dos coeficientes econômicos das variáveis manipuladas (derivada parcial da função econômica com as variáveis manipuladas);
- W_2 : É a matriz diagonal dos fatores de supressão das variáveis manipuladas;
- W_3 : É a matriz diagonal dos pesos das variáveis fictícias;
- Y_s : É o vetor da predição das variáveis controladas no estado estacionário;
- SCV : É o vetor das variáveis fictícias (representam folgas nos limites das variáveis).

O controle dinâmico (segunda tarefa) é formulado conforme as equações:

$$\min_{\Delta U(jT); j=1, \dots, nl} \sum_{j=1}^{nr} \|W_4(y_p(iT) - y_l)\|_2^2 + \sum_{j=1}^{nl} \|W_5 \Delta u(jT)\|_2^2 + \sum_{j=1}^{nl} \|W_6(U_{at} + \sum_{k=1}^j \Delta u(kT) - u^{*l})\|_2^2 \quad (2.5)$$

Sujeito a:

$$-\Delta U^{max}(jT) \leq \Delta U(jT) \leq \Delta U^{max}(jT) ; j=1, \dots, nl \quad (2.6)$$

$$U^{inf} \leq U_{at} + \sum_{j=1}^j \Delta U(iT) \leq U^{sup} ; j=1, \dots, nl \quad (2.7)$$

Onde:

- nl : É o horizonte de controle;
- nr : É o horizonte de predição;
- T : É o período de amostragem ou de execução do algoritmo;
- ΔU : vetor das amplitudes das ações de controle;
- u^{*l} : É o vetor dos valores ótimos das variáveis manipuladas determinados pelo otimizador linear;
- W_4 : É a matriz diagonal dos pesos das variáveis controladas dinamicamente;
- W_5 : É a matriz diagonal dos fatores de supressão das variáveis manipuladas;
- W_6 : É a matriz dos pesos para conduzir as variáveis manipuladas para os seus respectivos valores ótimos;
- y_l : É o vetor dos limites superior ou inferior das variáveis controladas (mesmo limites que equação 4: iY_s^{inf} ou Y_s^{sup});
- y_p : É o vetor da predição linear das variáveis controladas no estado estacionário.

2.2 Metodologia MPC-ADM

A metodologia MPC-ADM tem como proposta a análise, diagnóstico e manutenção de controladores MPCs de forma automatizada. O objetivo da metodologia é que o engenheiro de acompanhamento das unidades receba notificações das **análises** rodadas nos MPCs. De posse de tais análises, que ele possa com o auxílio da metodologia fazer o **diagnóstico** de problemas encontrados e, por fim, solucioná-los através dos dispositivos de **manutenção** da mesma. A Figura 2.3 mostra um esquemático da metodologia, foco do presente trabalho.

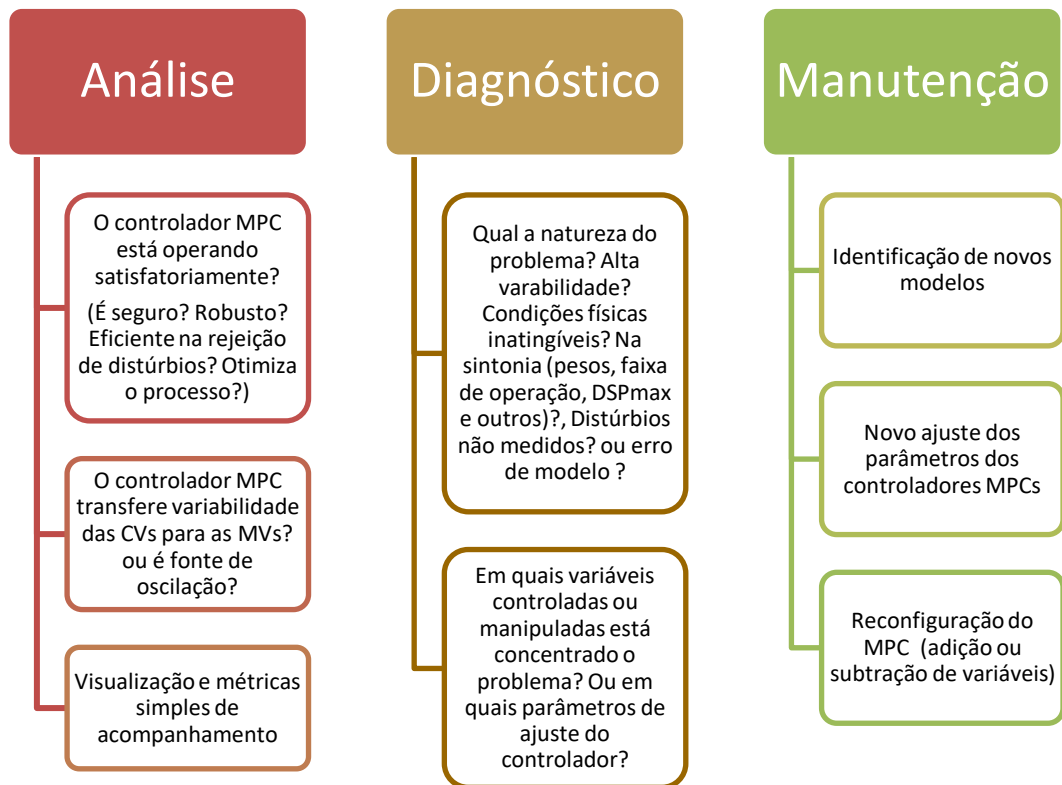


Figura 2.3. Metodologia MPC-ADM

Fonte: (TRIERWEILER, 2018)

A análise dos controladores preditivos busca através de métricas de fácil obtenção os possíveis problemas nos MPCs onde tais análises são rodadas. De forma geral, procura-se saber se o controlador está retornando o lucro máximo que pode ser extraído da unidade, de forma eficiente robusta e segura, e, ainda, se ele minimiza variabilidade das controladas ou é fonte de oscilações para o sistema.

Já a etapa de diagnóstico busca na vasta gama de possíveis fontes de mau desempenho especificar sua origem, e, mais que isso, dimensionar a relevância dos prejuízos gerado por tais problemas.

E, por fim, após determinada a fonte do problema e o mesmo ser considerado de impacto relevante ao sistema, busca-se a manutenção dos MPCs, sempre que possível, por meio de rotinas automáticas, propondo então as soluções aos problemas encontrados.

Atualmente a metodologia MPC-ADM encontra-se parcialmente implementada no *software* PGA. Métricas para as análises e diagnósticos prévios já se encontram disponíveis, necessitando ainda de validação.

Entre os diversos aplicativos instalados no programa PGA, os quais cuidam dos mais variados ativos, o responsável pelos MPCs, recebe o nome de módulo MPC-ADM. O módulo será aqui apresentado, detalhando a metodologia já disponível no mesmo.

Módulo BrToolkit MPC-ADM

O módulo MPC-ADM teve como ponto de partida um *software* MONICA (Monitoração do Controle Avançado), (ZANIN; MORO; GOMES; SANTOS *et al.*, 2014), já utilizado pela Empresa Petrobras para realizar análises dos controladores MPCs do sistema.

Para análise dos controladores, o BrtoolKit MPC-ADM do *software* PGA possui uma tela inicial onde alguns indicadores são mostrados. É possível selecionar o período em que se deseja rodar as análises. Nesta tela inicial aparecerá o gráfico de diagnóstico e seus principais indicadores, ilustrados em gráficos de barras, para a unidade desejada. A Figura 2.4 mostra a página inicial da interface do módulo MPC-ADM.

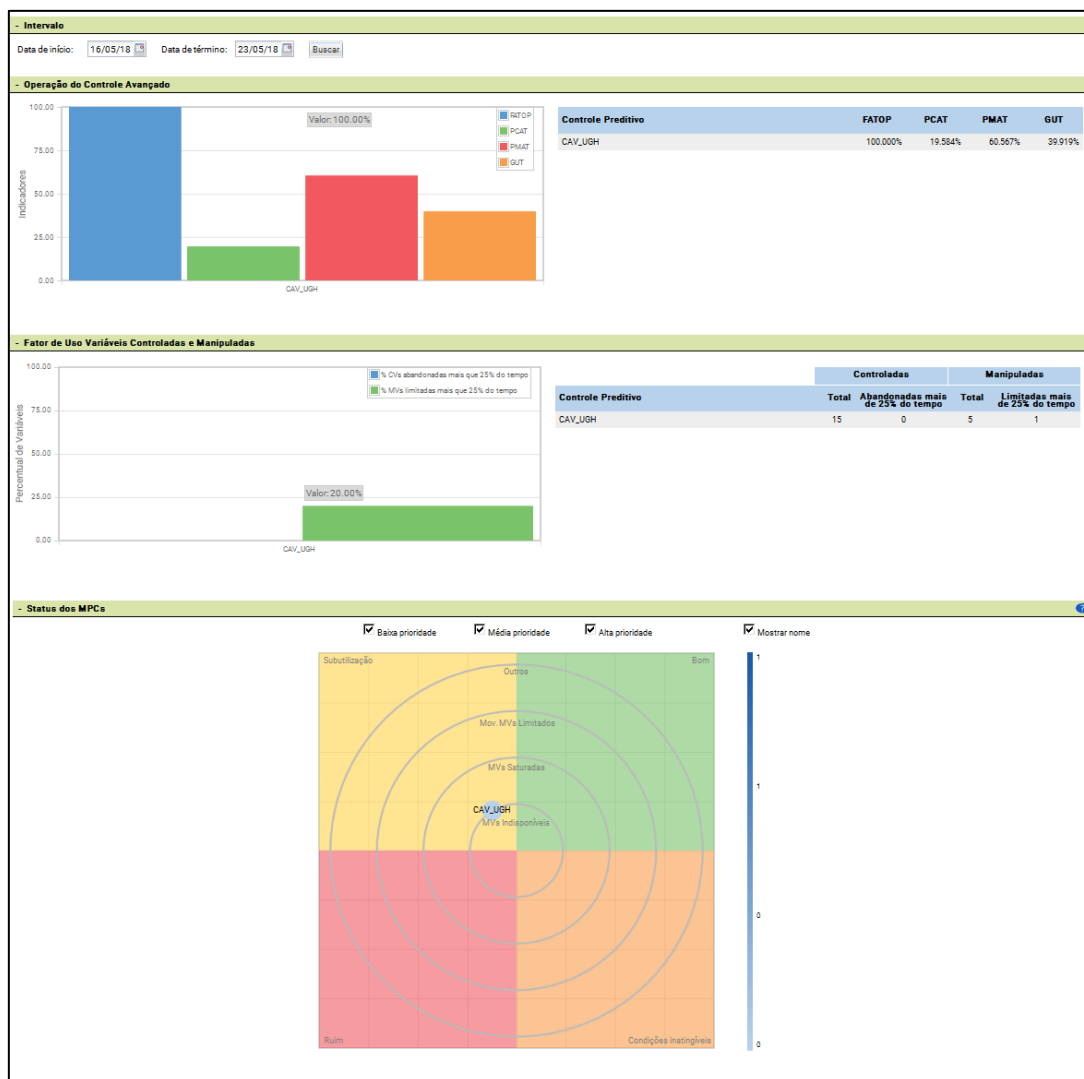


Figura 2.4. Página inicial da interface do BrToolKit MPC-ADM.

Um explicativo dos indicadores segue no texto abaixo e a explanação do gráfico de diagnóstico é feito no capítulo 2.2.4.

2.2.1 Principais índices do módulo MPC-ADM

Os índices que aparecem na página inicial do módulo MPC-ADM, conforme Figura 2.4, estão detalhados a seguir. Esses indicadores têm por objetivo fazer a análise dos controladores do sistema, encontrando possíveis inconsistências e mau desempenho.

1. **FATOP (Fator de Operação)** (ZANIN; MORO; GOMES; SANTOS *et al.*, 2014):

Indica o tempo que o MPC, chamado também de CAV (Controle Avançado), permaneceu ligado, sendo calculado através da seguinte expressão:

$$FATOP(t) = \left[\frac{\text{Tempo CAV ligado}}{\text{Tempo total}} \right] 100\% \quad (2.8)$$

2. **PCAT (Percentual de Controladas Ativas)** (ZANIN; MORO; GOMES; SANTOS *et al.*, 2014):

Entende-se por controladas ativas as variáveis controladas no MPC cujos valores estão em cima do limite inferior ou superior da faixa de operação, geralmente definida pelo engenheiro de otimização. O indicador apresentado na Equação 2.9 reflete a restrição do MPC nas CVs, na qual o percentual é sobre o número de MVs, pois o valor máximo que pode se obter de CVs ativas é igual ao número de MVs totais.

$$PCAT(t) = \left[\frac{CVs\ ativas(t)}{Total\ de\ MVs} \right] 100\% \quad (2.9)$$

3. **GUT (Grau de Utilização das manipuladas)**. (ZANIN; MORO; GOMES; SANTOS *et al.*, 2014):

Este indicador é definido pela Equação 2.10 e reflete a utilização das MVs no MPC, ou seja, é o percentual de manipuladas do total do MPC que permaneceram ligadas, pois na maioria dos controladores industriais é possível desligar individualmente do sistema tanto MVs como CVs.

$$GUT(t) = \left[\frac{MVs\ ligadas(t)}{Total\ de\ MVs} \right] 100\% \quad (2.10)$$

4. **PMAT (Percentual de Manipuladas Ativas)**. (ZANIN; MORO; GOMES; SANTOS *et al.*, 2014):

Entende-se por manipulada ativa quando o objetivo ou *target* da MV está nas restrições (limite inferior ou superior da faixa de controle). O indicador mostrado na Equação 2.11 reflete a restrição do MPC pelas MVs.

$$PMAT(t) = \left[\frac{MVs\ ativas(t)}{GUT(t) \cdot Total\ de\ MVs} \right] 100\% \quad (2.11)$$

2.2.2 Índices secundários para unidade e análise histórica

Além dos índices apresentados acima e o Gráfico de diagnóstico, na página inicial, o PGA também disponibiliza uma página com dados históricos dos índices principais e introduz mais alguns dados estatísticos por unidade, além dos graus de liberdade disponíveis do sistema conforme Figura 2.5.

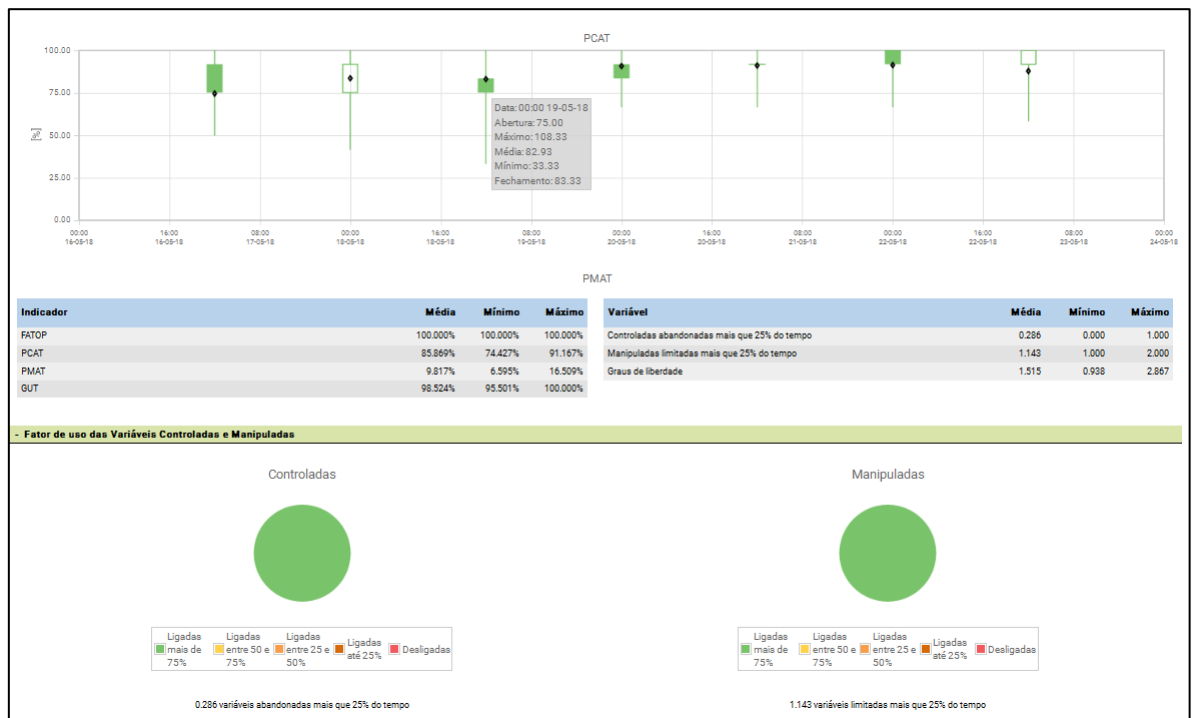


Figura 2.5. Análise histórica do módulo MPC-ADM.

A análise histórica de cada índice é feita em forma de gráfico *candlestick* (MELO GIAQUINTO; TRIERWEILER; TEIXEIRA; TRIERWEILER *et al.*, 2019), que fornece um breve diagnóstico de como se comportou o indicador ao longo de um período de 24h. Na parte inferior da interface gráficos em formato pizza fornecem uma visualização do fator de uso de CVs e MVs. Além disso, alguns outros dados são fornecidos em forma de tabela como:

Índices da unidade:

- Variáveis controladas abandonadas mais que 25% do tempo: são CVs que ficaram fora das faixas de controle mais que 25% do tempo analisado;
- Manipuladas limitadas mais que 25% do tempo: são variáveis manipuladas que ficaram no limite superior ou inferior da faixa de operação mais que 25% do tempo.

GL (Graus de liberdade):

Os graus de liberdade do sistema fornecem um indicativo da utilização do controlador, conforme a Equação 2.12, ele é o número de MVs disponíveis no sistema, ou seja, o número de MVs ligadas que não estão limitadas pelas faixas de operação, descontado o número de CVs ativas, ou seja, em cima das faixas de operação. Para um MPC típico espera-se que o número de MVs disponíveis do controlador seja igual ao número de CVs na faixa, ou ativas. Um sistema não quadrado com mais CVs que MVs, bem ajustado, deve ter zero graus de liberdade, já um sistema com mais MVs do que CVs terá graus de liberdade positivos.

$$GL(t) = MVs \text{ disponíveis} - CVs \text{ ativas} \quad (2.12)$$

2.2.3 Índices para controladas

No espaço do *software* dedicado às controladas, há principalmente dados estatísticos como média, desvio padrão, máximo e mínimo e uma comparação de quando o controlador estava desligado e ligado. A Figura 2.6 mostra tal interface.

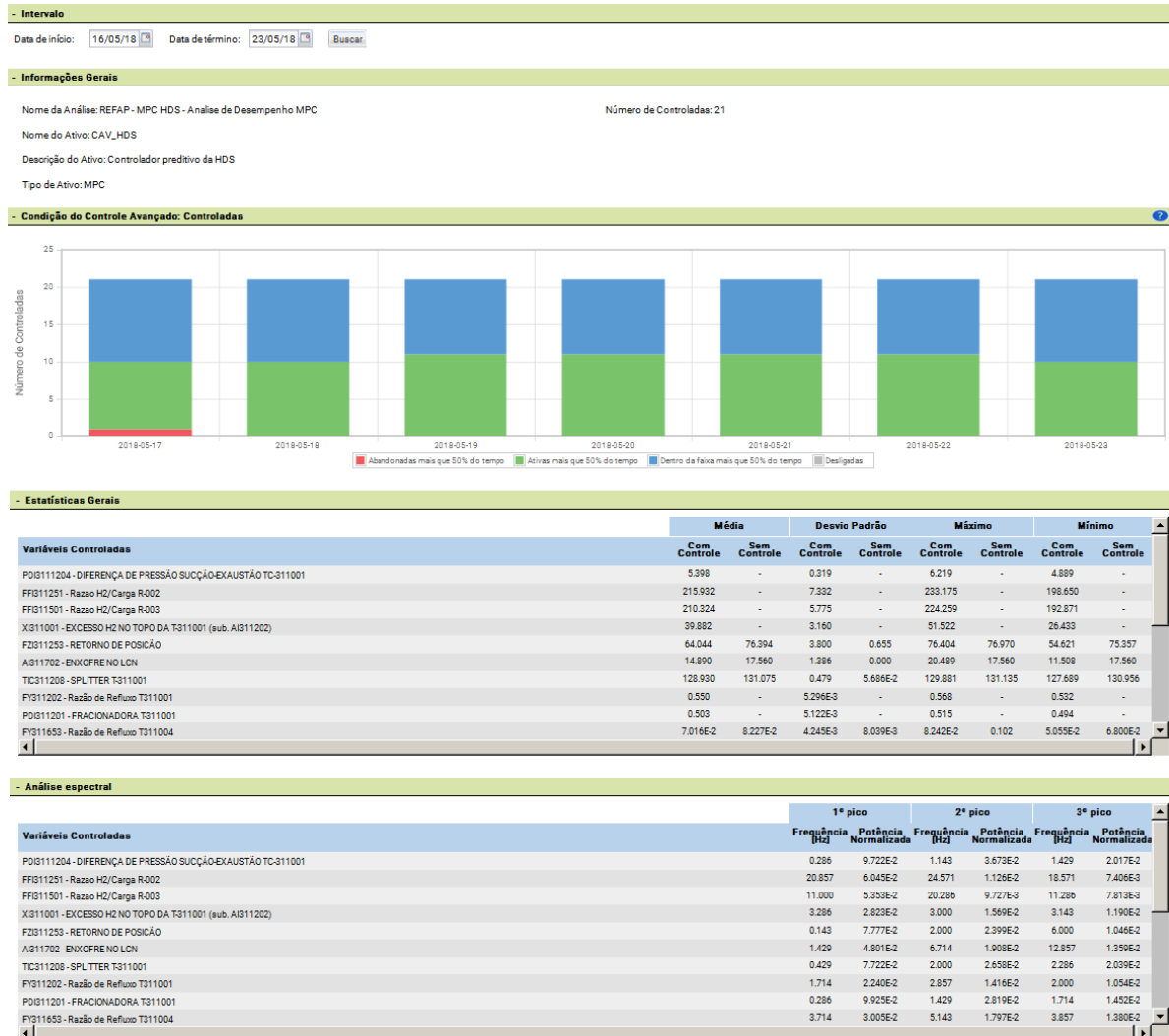


Figura 2.6. Página do *software* PGA das Variáveis Controladas.

Como pode ser observado, no canto esquerdo da interface está disponível o período de tempo em que a análise foi realizada e na sequência, informações referentes ao ativo analisado são descritas.

O gráfico de barras da Figura 2.6 faz um demonstrativo da situação da variáveis controladas do sistema por dia, seguindo as seguintes métricas:

- Abandonada mais que 50% do tempo (Vermelho): são CVs que ficaram fora das faixas de controle mais que 50% do tempo analisado;
- Ativa mais que 50% do tempo (Verde): são CVs que ficaram em cima das faixas superior ou inferior de controle mais que 50% do tempo analisado;

- Dentro da faixa mais que 50% do tempo (Azul): são CVs que ficaram dentro das faixas de controle mais que 50% do tempo analisado;
- Percentual de variáveis desligadas (Cinza): percentual de CVs que permaneceram desligadas por decisão operacional.

Na Figura 2.6 ainda, no meio da tela, tem-se a comparação de dados estatísticos (média, desvio padrão, máx. e mín.) das variáveis controladas com e sem a atuação do controlador avançado. Logo abaixo o sistema apresenta uma análise espectral das variáveis com frequência e potência normalizada do 1º, 2º e 3º pico.

Além disso, o sistema disponibiliza mais alguns dados das CVs, os percentuais listados são calculados em relação ao tempo que elas permanecem ligadas.

Índices somente calculados com Variável Controlada Ligada:

- % T Ligada: porcentagem do período em que a variável permaneceu ligada;
- % T Dentro da Faixa: porcentagem do tempo em que o *target* esteve dentro da faixa;
- % T Lim. Mín.: porcentagem do tempo em que o *target* da variável esteve no limite inferior;
- % T Lim. Máx.: porcentagem do tempo em que o *target* da variável esteve no limite superior;
- % T Fora da Faixa: porcentagem do tempo em que a variável esteve fora dos limites (superior ou inferior);
- % T Abaixo Lim. Mín.: porcentagem do tempo em que o *target* da variável esteve abaixo do limite inferior;
- % T Acima Lim. Máx.: porcentagem do tempo em que o *target* da variável esteve acima do limite superior;

2.2.4 Índices para manipuladas

O espaço do *software* dedicado às variáveis manipuladas é extremamente semelhante ao espaço para as variáveis controladas, como pode ser visualizado na Figura 2.7.

Existe uma pequena diferença da interface das variáveis manipuladas em relação as controladas no gráfico de barras, pois as variáveis manipuladas por definição não saem dos limites operacionais, e diferente das controladas, uma MV estar em cima da restrição é considerado negativo para o sistema, visto que o sistema perde um grau de liberdade.

- Limitada mais 50% (Vermelho): são variáveis manipuladas que ficaram no limite superior ou inferior da faixa de operação mais que 50% do tempo;
- Dentro da faixa mais que 50% (Azul): são variáveis manipuladas que ficaram dentro da faixa de operação mais que 50% do tempo;
- Percentual de variáveis desligadas (Cinza): percentual de MVs que permaneceram desligadas por decisão operacional.

Já a comparação de dados estatísticos com o CAV ligado e desligado e a análise espectral das manipuladas segue o mesmo padrão das controladas.

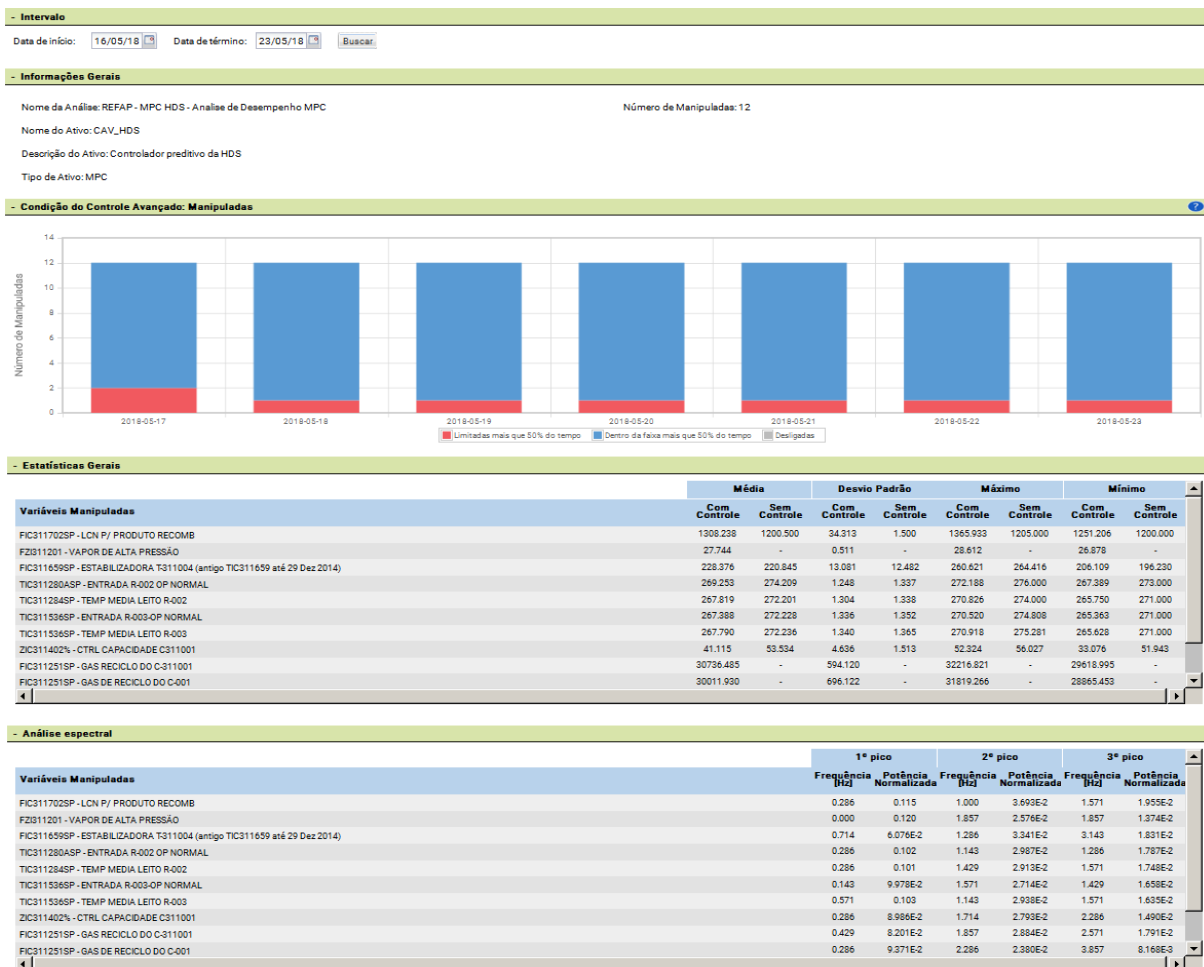


Figura 2.7. Página do software PGA das Variáveis Manipuladas.

Assim como nas CVs, mais alguns dados das MVs são disponibilizados, os percentuais listados são calculados em relação ao tempo que elas permanecem ligadas.

Índices somente calculados com Variável Manipulada Ligada:

- % T Ligada: porcentagem do tempo que a variável permaneceu ligada;
- % T Dentro da Faixa: porcentagem do tempo em que o *target* da variável esteve dentro dos limites;
- % T Lim. Mín.: porcentagem do tempo em que o *target* da variável esteve no limite mínimo;
- % T Lim. Máx.: porcentagem do tempo em que o *target* da variável esteve no limite máximo;
- % T Rest. Mov.: porcentagem do tempo em que a variável esteve com seu movimento restringido;
- % T Saturada: porcentagem de tempo em que a variável manipulada esteve com o sinal de saída do *PID* para o atuador nos limites mínimo ou máximo.

2.3 Gráfico de diagnóstico da Metodologia MPC-ADM

De posse dos indicadores já utilizados pela Companhia e de alguns novos índices formulados pelo grupo de pesquisa, o módulo MPC-ADM introduziu em sua configuração

inicial, um diagnóstico prévio do comportamento dos controladores da unidade industrial em forma de gráfico.

O gráfico situa os controladores de acordo com o seu desempenho para variáveis controladas e manipuladas. O gráfico é dividido em quatro quadrantes e *layers* adicionais são dispostas radialmente ao mesmo, como pode ser visualizado na Figura 2.8.

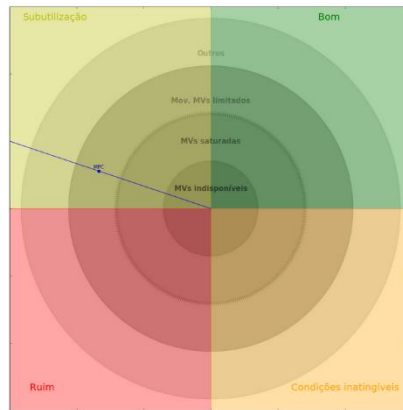


Figura 2.8. Gráfico de Diagnóstico.

2.3.1 Construção do gráfico Diagnóstico – Plano Cartesiano

Para explicar o gráfico, a apresentação de um novo índice, chamado de PVI, se faz necessário.

PVI (Percentual de Violação). O PVI é um índice que tem por objetivo capturar quais variáveis controladas violam a faixa operacional das CVs que não estão no limite inferior ou superior. Conforme Equação 2.13.

$$PVI(t) = \left[\frac{CVs \text{ violam a faixa}}{CVs \text{ totais} - CVs \text{ ativas}} \right] 100\% \quad (2.13)$$

O gráfico de diagnóstico é construído em cima dos eixos cartesianos, em seu eixo horizontal está o índice PCAT, cujo centro fica em 50% e em seu eixo vertical está o PVI, com sentido para baixo, seu centro também é 50%. Os eixos do gráfico formam os quadrantes de diagnóstico e ficam responsáveis pelos índices das controladas como mostrado na Figura 2.9.

No quadrante superior esquerdo, os valores de PVI e PCAT estão abaixo de 50%, portanto, no período de análise o controlador atende em mais de 50% o objetivo de manter as CVs dentro da faixa de controle, porém tem uma quantidade significativa de variáveis manipuladas que não estão sendo utilizadas para otimizar variáveis controladas, visto que PCAT está abaixo de 50%, logo, considera-se que MPCs nesse quadrante estão subutilizados.

No quadrante direito superior, tem-se uma situação mais adequada onde o controlador comporta-se como o esperado atingindo em mais de 50% variáveis controladas dentro da faixa, pois o PVI é inferior a 50% e possui um PCAT acima de 50%, logo boa parte das controladas estão sendo otimizadas, sendo considerado satisfatório o desempenho do controlador neste quadrante.

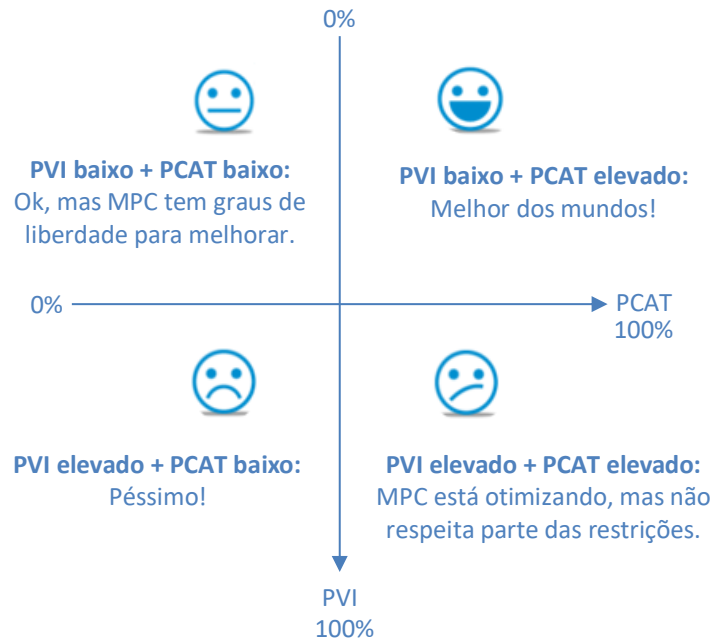


Figura 2.9. Eixos Cartesianos do Gráfico de Diagnóstico.

Já os quadrantes inferiores não são adequados, pois possuem um PVI acima de 50% o que significa que o controlador não está respeitando mais da metade dos limites estabelecidos pela operação. No lado esquerdo inferior, o PCAT também está abaixo de 50%, ou seja, tem-se a pior situação, classificando MPCs neste quadrante como insatisfatórios. MPCs no quadrante inferior direito possuem a maioria das variáveis de controle, que não estão ativas, fora da faixa de operação do controlador, o que sugere uma situação inatingível para o controlador, ou seja, os limites impostos para o sistema são fisicamente impossíveis de serem alcançados.

2.3.2 Construção do Gráfico de Diagnóstico – Eixo Radial

Além dos eixos cartesianos, o Gráfico Diagnóstico também possui um eixo radial responsável por situar o usuário em relação às variáveis manipuladas do sistema. Este eixo também foi dividido em quatro regiões, as quais formam arcos a partir do centro do gráfico. Para dispor o MPC no eixo radial, traça-se uma linha do ponto do gráfico cartesiano obtido pelos índices das controladas até o centro do gráfico, neste novo eixo traçado, chamado de eixo z, é onde se dará a disposição do MPC em relação às variáveis manipuladas. Esse eixo, diferentemente dos eixos cartesianos, possui uma fronteira rígida, que divide os arcos em duas regiões, como mostrado na Figura 2.10.

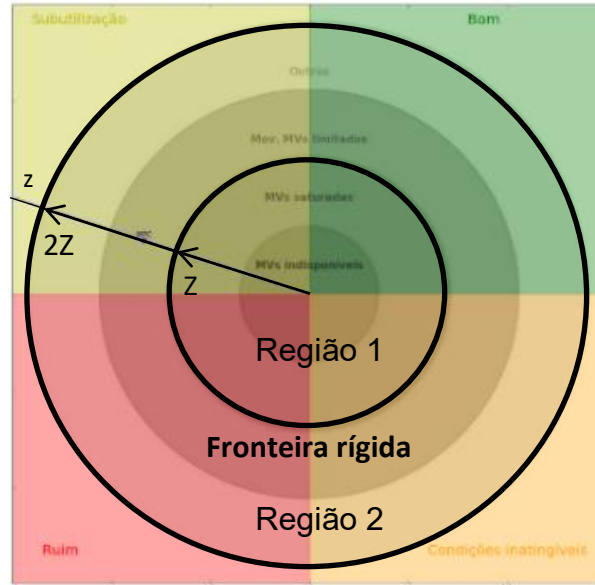


Figura 2.10. Eixo Radial Gráfico de Diagnóstico.

Para a escolha da disposição do MPC em relação às regiões 1 ou 2 é utilizada a Equação 2.14.

$$MVs \text{ \u00fasteis} = \frac{GUT \cdot (1 - PMAT / 100)}{100} \quad (2.14)$$

Caso a desigualdade da Equa\u00e7\u00e3o 2.15 ocorra, o MPC analisado ficar\u00e1 na regi\u00e3o 1, tendo a mesma o valor de raio total igual a Z.

$$MVs \text{ \u00fasteis} < 0,5 \quad (2.15)$$

O c\u00e1lculo da dist\u00e2ncia do ponto em rela\u00e7\u00e3o a origem sobre o eixo z ser\u00e1 dado pela Equa\u00e7\u00e3o 2.16.

$$P_{MPC} = Z \cdot \left| \frac{GUT}{(100 - PMAT) + GUT} \right| \quad (2.16)$$

Por exemplo, MPCs no primeiro raio, ou seja, $z = 0,5 \cdot Z$, podem ter um $GUT = 0,1$ e um $PMAT = 0,9$, o que significa baixa utiliza\u00e7\u00e3o e manipuladas ativas, ou $GUT = 0,5$ e $PMAT = 0,5$, que significa m\u00e9dia utiliza\u00e7\u00e3o e metade das MVs ativas. MPCs no segundo raio ou $z = Z$ podem ter um $GUT = 0,1$ e um $PMAT = 1$, o que corresponde a baixa utiliza\u00e7\u00e3o e manipuladas todas ativas, ou $GUT = 1$ e $PMAT = 1$, que significa alta utiliza\u00e7\u00e3o, por\u00e9m todas MVs saturadas.

Caso a desigualdade da Equa\u00e7\u00e3o 2.17 ocorra, o MPC analisado ficar\u00e1 na regi\u00e3o 2, tendo a mesma tamb\u00e9m, o valor de raio total igual a Z, contado a partir da fronteira r\u00edgida, como mostra a Figura 2.10.

$$MVs \text{ \u00fasteis} > 0,5 \quad (2.17)$$

O cálculo da distância do ponto em relação a origem sobre o eixo z será dado pela Equação 2.18

$$P_{MPC} = Z \cdot (2 - PDMOV) \quad (2.18)$$

Onde PDMOV é dado pela Equação 2.19.

$$PDMOV = \left[\frac{MVs_{rest,mov}}{MVs_{úteis} \cdot nMVs} \right] \quad (2.19)$$

Onde $MVs_{rest,mov}$ é o número de MVs que naquele instante de tempo estão em restrição de movimento e $nMVs$ é o número total de MVs.

MPCs no segundo raio ou $z=Z$, podem possuírem $GUT=1$ e um $PMAT=0,2$, $MVs_{rest,mov}=0,8$ e $PDMOV=1$, o que significa boa utilização do controlador, variáveis disponíveis para atingir os objetivos do horizonte de predição, porém com restrição de movimento. Já MPCs com $z=1,5Z$ ou no terceiro raio, tem $GUT=1$ e um $PMAT=0,2$, $MVs_{rest,mov}=0,4$ e $PDMOV=1$, o que significa poucas MVs ativas e das não ativas a metade está em restrição. Quando $z=2Z$, significa que nenhuma MV tem restrição de movimento.

De uma maneira geral, se classifica as regiões radiais da seguinte forma: MPCs na região do círculo do centro apresentam MVs indisponíveis, no segundo arco tem-se MVs saturadas e no 3° arco tem-se MVs com restrição de movimento, por fim fora desses limites, não se mensura nenhum valor, considerando o controlador com bom desempenho pelos parâmetros analisados.

Na Tabela 2.1, está o descritivo do pseudocódigo para a construção do gráfico de diagnóstico, juntamente com a matemática que o envolve.

Tabela 2.1: Pseudocódigo para análise com Gráfico de Diagnóstico.

1. Definir o MPC (quais são as variáveis controladas, quais são as variáveis manipuladas e o número de cada uma delas) e obter uma tabela com o conjunto de dados (*DataFrame*) das variáveis juntamente com os seus limites superiores e inferiores, status de ligada ou desligada e SP das manipuladas.
 $DataFrame1 = [CST1, CLI1, CLS1, C1, CST2, CLI2, CLS2, C2... CSTN, CLIN, CLSN, CN]$
 Onde, $CST1$ = vetor de Status da CV1, $CLI1$ = vetor de valores de limite inferior da CV1, $CLS1$ = vetor de valores de limite superior da CV1, $C1$ = vetor de valores da CV1;
 N = número de CVs.
 $DataFrame2 = [MST1, MLI1, MLS1, M1, MST2, SPM1, MLI2, MLS2, M2, SPM2... MSTK, MLIK, MLSK, MK]$
 Onde, $MST1$ = vetor de Status da MV1, $MLI1$ = vetor de valores de limite inferior da MV1, $MLS1$ = vetor de valores de limite superior da MV1, $M1$ = vetor de valores da MV1;
 K = número de MVs.
 $CV1 = [ponto1, ponto2...pontoj]$, j = quantidade de pontos do vetor
 $MV1 = [ponto1, ponto2...pontoj]$, j = quantidade de pontos do vetor

2. Cálculo da BM para CVs, a BM é definida para cada CV (N) em cada ponto j do vetor. O vetor de dados BM_N é então salvo para cada CV.

$$BM1_{Nj} = \frac{CLS_{Nj} - CLI_{Nj}}{100}$$

$$BM2_{Nj} = \frac{CLS_{Nj} + CLI_{Nj}}{2} \cdot \frac{5}{1000}$$

$$BM3_{Nj} = \text{máx}(0.001, BM1_{Nj}, BM2_{Nj})$$

$$BM_{Nj} = \text{mín}(1., BM3_{Nj})$$

3. a) Cálculo de CVs fora da faixa:

Se $CST_{Nj} = 'SIM'$ e $C_{Nj} < (CLI_{Nj} - BM_{Nj})$ ou $C_{Nj} > (CLS_{Nj} + BM_{Nj})$
 C_{Nj} fora da faixa.

- b) Cálculo de CVs na faixa:

Se $CST_{Nj} = 'SIM'$ e $((CLI_{Nj} - BM_{Nj}) < C_{Nj} < (CLI_{Nj} + BM_{Nj})$ ou $(CLS_{Nj} - BM_{Nj}) < C_{Nj} < (CLS_{Nj} + BM_{Nj}))$
 C_{Nj} na faixa.

- c) Cálculo de CVs dentro da faixa:

Se $CST_{Nj} = 'SIM'$ e não está em a) e b) então,
 C_{Nj} dentro da faixa.

- d) Cálculo de MVs ligadas:

Se $MST_{Kj} = 'SIM'$
 M_{Kj} está ligada.

- e) Cálculo de MVs na faixa:

Se $MST_{Kj} = 'SIM'$ e $(0.9999 \cdot MLI_{Kj} < M_{Kj} < 1.0001 \cdot MLI_{Kj}$ ou $0.9999 \cdot MLS_{Kj} < M_{Kj} < 1.0001 \cdot MLS_{Kj}$
 M_{Kj} está na faixa.

- f) Cálculo de MVs com restrição de movimento:

Se $MST_{Kj} = 'SIM'$ e $(0.9999 \cdot DU_K < \text{abs}(SPM_{Kj} - SPM_{Kj-1}) < 1.0001 \cdot DU_K$,

Onde: $DU_K =$ Máximo de variação de SP permitido da variável K definido no MPC, "passo da MV".

M_{Kj} está com restrição de movimento.

4. Contagem das variáveis e criação de um novo *DataFrame*:

Contar Nº de CVs no ponto j fora da faixa.

Contar Nº de CVs no ponto j dentro da faixa.

Contar Nº de CVs no ponto j no limite da faixa.

Contar Nº de MVs no ponto j ligadas.

Contar Nº de MVs no ponto j no limite da faixa.

Contar N° de MVs no ponto j com restrição de movimento.

DataFrame3 = ['N° de CVs fora da faixa', 'N° de CVs na faixa', 'N° de MVs ligadas', 'N° de MVs na faixa', 'N° de MVs com restrição'].

5. Obtenção do *DataFrame* dos índices PCAT, PDMOV, PMAT, GUT, PVI:

a) PCAT

$$PCAT_j = \frac{\text{'N° de CVs na faixa'}}{K}$$

b) PMAT

$$PMAT_j = \frac{\text{'N° de MVs na faixa'}}{\text{'N° de MVs ligadas'}}$$

c) PVI

$$PVI_j = \frac{\text{'N° de CVs fora faixa'}}{(N - \text{'N° de CVs na faixa'})}$$

d) PDMOV

$$PDMOV_j = \frac{\text{'N° de MVs com restrição'}}{(\text{'N° de MVs ligadas'} - \text{'N° de MVs na faixa'})}$$

e) GUT

$$GUT_j = \frac{\text{'N° de MVs ligadas'}}{K}$$

DataFrame4 = ['GUT', 'PCAT', 'PDMOV', 'PMAT', 'PVI']

6. Inserção no gráfico Radar dinâmico:

a) Construir o gráfico com origem em (2,2)

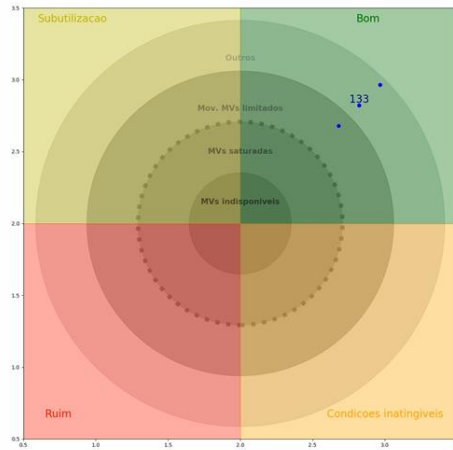
$$o = 2$$

$$r_{max} = \sqrt{2}$$

Onde o é a origem e r_max é o raio máximo.

OBS: A origem em (2,2) e $r_{max} = \sqrt{2}$ foram arbitrados para fins de execução do gráfico no *software* utilizado, podendo serem outros valores, visto que são apenas parâmetros auxiliares para a elaboração do gráfico em um sistema computacional.

b) Dividir o gráfico em 4 círculos tal que, círculo 1 terá raio $r_{max}/4$, $r_{max}/2$, $3r_{max}/4$ e r_{max} .



- c) Posicionar o ponto de acordo com os eixos PCAT e PVI.

$$Px_j = o \cdot PCAT_j - 1$$

$$Py_j = o \cdot (1 - PVI_j) - 1$$

- d) Traçar a reta que liga o ponto a origem.

$$inclina_j = abs(arctan(Py_j/Px_j))$$

- e) Calcular MVs úteis

$$ut_j = GUT_j - (PMAT_j \cdot GUT_j)$$

- f) Calcular posição na reta de inclinação *inclina*.

$$\lim_ut = 0.5$$

$$folga = 0.05$$

Se, $ut_j \leq 0.5$

$$PP_j = folga + \left(\frac{r_max}{2} - 2 \cdot folga \right) \cdot abs \left(\frac{GUT_j}{(1 - PMAT_j) + GUT_j} \right)$$

Do contrário,

$$PP_j = folga + \frac{r_max}{2} + (1 - PDMOV_j) \cdot \left(\frac{r_max}{2} - 2 \cdot folga \right)$$

OBS: A Folga é adicionada na equação a fim de remover o ponto do MPC das fronteiras dos *layers*. Caso o balanço dos indicadores seja igual a zero, a folga é somada para tirar o ponto da origem ou da fronteira rígida e caso ocorra o lado oposto, ou seja, o balanço dos indicadores seja igual a 1, a folga é descontada do raio para ficar dentro da região do *layer*. E é multiplicada por dois devido a folga externa que foi adicionada para o caso anterior.

- g) Obter os novos pontos em x e y.

$$Px_j = PP_j \cdot \cos(inclina_j \cdot \text{sign}(Px_j))$$

$$Py_j = PP_j \cdot \text{sen}(inclina_j \cdot \text{sign}(Py_j))$$

OBS: *sign* é uma função do *python* que retorna:

$$-1 \text{ se } x < 0,$$

$$0 \text{ se } x = 0,$$

$$1 \text{ se } x > 0.$$

2.4 Fase de diagnóstico detalhado e manutenção

Até a presente data, a parte da metodologia MPC-ADM já implementada no *software* PGA foi contemplado nos seções 2.2 e 2.2.4. Esta parte como já mencionado, contempla a **Análise** dos controladores e faz um **diagnóstico prévio** das controladas e manipuladas do sistema no gráfico de diagnóstico. Como continuação da metodologia, o grupo de pesquisa GIMSCOP tem desenvolvido trabalhos na área de auditoria de controladores, com a finalidade de futuramente inseri-los na mesma, de modo que eles complementem a ferramenta e proponham a correção de possíveis erros do controlador MPC, por meio de **manutenção** automatizada.

Basicamente esses trabalhos se dividem em dois grupos: Um grupo é responsável por identificar possíveis erros de modelo usados na função do MPC, propondo os modelos mais adequados, e outro é responsável por ajustar os parâmetros do controlador, como pesos das *softs constraints*, horizonte de predição e controle e etc.

2.4.1 Diagnóstico e Correção do modelo

Para identificar possíveis erros de modelo é importante que consiga se separar os erros oriundos do controlador, pensando nisso o (Botelho, 2015) simula o sistema em malha fechada de modo a obter y_0 . A Figura 2.11 ilustra diferentes simulações do sistema, a imagem (a) mostra uma simulação em malha fechada onde o modelo de planta (G_0) utilizado é o próprio modelo do controlador (C). As imagens (b) e (c) demonstram as possíveis fontes de erro do sistema, podendo as mesmas serem erro de modelo (ΔG) ou distúrbio não medido ($v \cdot G_d$). y_{sim} corresponde à saída simulada do modelo nominal perturbado pela matriz das ações de controle, u , ou seja, é a simulação em malha aberta. y é a matriz das variáveis de saída do controlador (medidas).

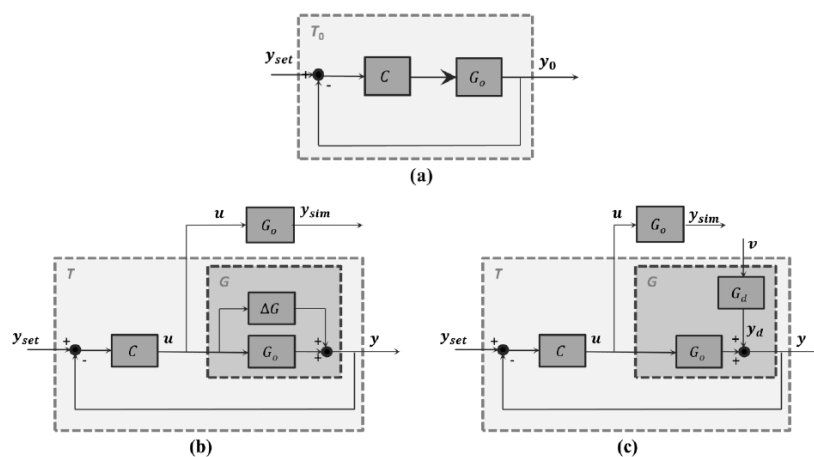


Figura 2.11. Diferentes simulações para o controlador (BOTELHO, 2015).

Para saber se existe um erro de modelo ou um distúrbio não medido o índice *Ivar* é proposto:

$$Ivar = \frac{var(y-\bar{y})}{var(y_0-\bar{y}_0)} \quad (2.20)$$

Ele relaciona a variância das variáveis controladas (y) com aquela da saída estimada pelo modelo nominal em malha fechada (y_0), ambas avaliadas em relação ao valor médio do período. A vantagem desse método é que para verificar se existe algum erro na previsão não é necessário a utilização de SP e somente de y_0 . A saída nominal do sistema em malha fechada, y_0 , pode ser calculada através da função sensibilidade nominal, S_0 :

$$y_0 = S_0(y_{sim} - y) + y \quad (2.21)$$

Onde,

$$S_0(s) = I - T_0(s) \quad (2.22)$$

$$T_0(s) = \frac{G_0(s)C(s)}{1+G_0(s)C(s)} \quad (2.23)$$

S_0 é a função de sensibilidade nominal do controlador, e funciona como um filtro para os resíduos de simulação ($y_{sim} - y$), retendo o erro de simulação que não é compensado pela ação de retroalimentação do controlador. O cálculo de $Ivar$ para as variáveis controladas permite delimitar o escopo de revisão do controlador, identificando aqueles que precisem ser remodeladas. (CLARO, 2016).

S_0 é obtida a partir de T_0 , a qual é uma matriz de y por y_{set} , espera-se que essa matriz seja diagonal, pois não é esperado que o SP da variável 1 afete a variável 2, por exemplo. Pensando nisso é obtido S_{0diag} , a partir de T_{0diag} , e por consequência obtém-se $Ivar_{diag}$.

$$Ivar_{diag} = \frac{var(y-\bar{y})}{var(y_{0diag}-\bar{y}_{0diag})} \quad (2.24)$$

Daí tira-se o seguinte entendimento: O indicador $Ivar$ de cada *output* serve para dizer se existe ou não problemas de modelagem que esteja afetando a controlabilidade do sistema. E $Ivar_{diag}$ serve para dizer qual CV tem problema de modelagem ou distúrbio não medido. Se $Ivar \cong 1$ significa que não há problemas de modelagem (MPM) e distúrbios não medidos (UD) que afetam a saída correspondente, por outro lado, quando $Ivar \neq 1$ e $Ivar_{diag} \neq 1$, a saída correspondente possui MPM ou UD. Caso contrário, quando $Ivar \neq 1$ e $Ivar_{diag} \cong 1$, a saída correspondente não possui problemas em seus modelos, mas sua variação está sendo afetada pelo MPM ou UD que é oriundo em outras saídas.

Identificado as variáveis com possíveis problemas de modelagem, resta saber se os mesmos são provocados por MPM ou UD. Para saber isso (BOTELHO, 2015) propõe quantificar a distribuição de correlação entre as saídas diagonais nominais com o erro nominal definido por:

$$e_{0diag} = y_{0diag} - y \quad (2.25)$$

Considerando que y_{0diag} é a saída estimada livre de erro de modelo de plantas e distúrbios não medidos, e_{0diag} pode ser interpretada como o efeito dos problemas de modelagem na saída. Quando uma saída está em um MPM, o erro vem do modelo, então

dependerá das entradas u , bem como y_{0diag} , causando um padrão de frequência semelhante. Quando uma saída está sob um distúrbio não medido, e_{0diag} é independente porque os distúrbios provêm de uma fonte externa. No entanto, y_{0diag} continua a depender dos movimentos das variáveis de entrada. Isso significa que a frequência de variação e_{0diag} e y_{0diag} não está correlacionada. Portanto, a comparação entre o par e_{0diag} e y_{0diag} , pode ser usada para discriminar entre incompatibilidade modelo-planta e distúrbios não medidos. De acordo com o autor, o método usa y_{0diag} em vez de y_0 porque os termos diagonais permitem a localização do problema de modelagem em cada saída.

$$e_0 = y_0 - y = S_0(y_{sim} - y) \quad (2.26)$$

$$e_{0diag} = y_{0diag} - y = S_{0diag}(y_{sim} - y) \quad (2.27)$$

Para fazer essa comparação são usadas medidas estatísticas como curtose e assimetria. Curtose é o grau de achatamento da distribuição normal dos dados e assimetria é o quanto os dados se distanciam da média de um lado ou de outro. O autor define então alguns tamanhos de janelas e calcula a curtose e assimetria de cada janela, fazendo um horizonte deslizante. Por exemplo: Se o sistema possui 10 pontos medidos e define-se o tamanho de janela de 3, as seguintes janelas serão produzidas: [1,2,3], [2,3,4], [3,4,5], [4,5,6], [5,6,7], [6,7,8], [7,8,9] e [8,9,10]. Após um novo tamanho de janela é definido como por exemplo 4 e segue-se o mesmo procedimento.

Para cada tamanho de janela MW , são calculadas as medidas estatísticas para cada conjunto formado dentro da janela. A curtose skn e assimetria kts são medidos da seguinte forma:

$$skn = \frac{\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (Z_i - \bar{Z})^3}{(\sqrt{\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (Z_i - \bar{Z})^2})^3} \quad (2.28)$$

$$kts = \frac{\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (Z_i - \bar{Z})^4}{(\sqrt{\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (Z_i - \bar{Z})^2})^2} \quad (2.29)$$

Onde, K é o número de pontos contidos na janela, Z_i é o valor medido da variável no instante i e \bar{Z} é a média da janela. Para uma janela de tamanho K , em uma amostra de i pontos, o número de curtoses skn ou assimetrias kts será de:

$$n^{\circ}skn = i - K + 1 \quad (2.30)$$

$$n^{\circ}kts = i - K + 1 \quad (2.31)$$

Após, é calculado o coeficiente de Pearson para cada tamanho de janela. O coeficiente de Pearson é calculado dessa forma:

$$C_Z^{MW} = \frac{cov(x_{e_{0diag}}^{MW}, x_{y_{0diag}}^{MW})}{\sqrt{var(x_{e_{0diag}}^{MW}) \cdot var(x_{y_{0diag}}^{MW})}} \quad (2.32)$$

O coeficiente de correlação de Pearson faz a covariância da medida e divide pela raiz do produto da variância das duas medidas. X são as derivadas das curtoses e das assimetrias retiradas de cada tamanho de janela MW. A confiança da correlação é:

$$CI = cte \cdot \frac{\sigma(C_Z)}{\sqrt{MW}} \quad (2.33)$$

Após faz-se a média dos valores obtidos e obtém-se se os dados estão ou não correlacionados.

Após saber que o erro medido e_0 da variável y , foi provocado por erro de modelo é necessário saber qual dos modelos que entram na saída y_0 está afetando seu desempenho. Para isso (Claro, 2016) propõe que, após aplicado a metodologia de (Botelho, 2015) para cada variável que resultou em erro de modelo se aplique o seguinte:

Ao invés de se obter y_0 obtém-se somente uma parte dele, relativo a uma MV:

$$y_{pf(i,j)} = S_{0(i,i)} G_{0(i,j)} u_{(j)} \quad (2.34)$$

$y_{pf(i,j)}$ é somente uma parcela de $y_{0(i,j)}$ relativa a uma MV j , porém se $G_{0(i,j)}$ for nulo usa-se a seguinte equação:

$$y_{pf(i,j)} = S_{0(i,i)} u_{(j)} \quad (2.35)$$

Pois o autor entende que pode haver um modelo neste canal que não foi contabilizado, e então o mesmo apareceria como erro de modelo também. O mesmo é pensado também para uma variável externa (F_{ex}), que se deseja saber se ela afeta ou não aquela variável de saída. Para esse caso seria usado:

$$y_{pf(i,dv)} = S_{0(i,i)} F_{ex} \quad (2.36)$$

Caso a variável de saída esteja dentro das faixas operacionais, ou seja, não ativas para o controlador considera-se $S_{0(i,i)} = 1$ e é dito que a variável está em malha aberta.

Então segue-se o mesmo procedimento adotado por Botelho, compara-se y_{pf} com e_0 e correlaciona-se os dados. Porém (Claro, 2016) usa uma correlação temporal. A vantagem dessa técnica de análise de correlação para séries temporais com uma possível relação causal é que ela permite comparar uma causa com um efeito defasado no tempo, sendo aplicável a análises que contemplem efeitos das dinâmicas de processo. O método definido para avaliar a correlação entre e_0 com y_{pf} é a análise de correlação cruzada. Ela é muito semelhante ao coeficiente de Pearson com a diferença que a mesma é calculada com relação a valores futuros da variável. Por exemplo, deseja-se saber a correlação:

$$cov(y_{pf(i,j)}[k], e_{0(i)}[k + \lambda]) \quad (2.37)$$

Então utiliza-se vários λ possíveis e se obtém o valor de λ em que a correlação é máxima. Para cada variável de saída do sistema y será obtido um valor de correlação cruzada para cada respectiva MV, esses valores de correlações cruzadas são então normalizados entre todas MVS daquela saída, de modo que para a maior correlação seja atribuído o valor de

1. Para esse método o autor atribui o nome de NMDI (*normalized model discrepancy indicator*). A normalização é feita para canal i cada variável y_i do seguinte modo:

$$\frac{X_{(i,j)} - X_{\min(i,j)}}{X_{\max(i,j)} - X_{\min(i,j)}} \quad (2.38)$$

Onde X é a correlação obtida entre o erro $e_{0(i)}$ e $y_{pf(i,j)}$ de cada par $(y_i - y_j)$. Feito isso, identifica-se o modelo com maior problema da CV e conserta-se o mesmo, e aplica-se novamente a metodologia de forma iterativa, até que não se verifique mais erro de modelo.

Para o sistema fazer tal procedimento de maneira automática, (FRANCISCO, 2017) propõe uma técnica de correção de modelos discrepantes, com o objetivo de corrigir de maneira automática o modelo de cada canal. Como com as demais técnicas conseguiu-se isolar o modelo fonte do problema, ele recai em um sistema *SISO* (*single-input, single-output*), o que torna o processo menos complexo, pois há menos parâmetros para se determinar.

Para isolar apenas o y real relativo ao canal da MV w que possui o erro de modelo, é descontado do valor de y_i real as demais parcelas de y_i referentes as outras MVs que supostamente estão com o modelo correto. Usa-se a seguinte expressão:

$$y_{i,w} \cong y_i - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq w}}^{n_{MV}} g_{Ni,j} \cdot u_j \quad (2.39)$$

As técnicas de obtenção de modelo utilizadas pelo autor são:

- Método Direto Compensado de Identificação em Malha Fechada

Este método usa o método de erro de predição e tenta minimizar o erro:

$$e_i = y_{i,w} - g_{i,w} \cdot u_w \quad (2.40)$$

- Método do erro nominal

Já o método do erro nominal tenta minimizar e_0 e o e_{0diag} .

$$e_0 = y_0 - y = S_0(y_{sim} - y) \quad (2.41)$$

$$e_{0diag} = y_{0diag} - y = S_{0diag}(y_{sim} - y) \quad (2.42)$$

Para se eliminar a discrepância nos modelos dos canais de uma dada CV, a função objetivo deve consistir no erro nominal diagonal e_{0diag} . Por outro lado, para se eliminar a discrepâncias nos modelos devido à correlação com o erro proveniente dos canais restantes, a função objetivo deve consistir no erro nominal e_0 . Esse método utiliza a função sensibilidade que é dependente do modelo do controlador, mas para simplificar o processo é usada a primeira obtida.

- Método Sequencial de Identificação em Malha Fechada

Esse método utiliza como estimativa inicial os parâmetros usados na identificação pelo método direto, bem como a ordem do modelo para a aplicação do método do erro nominal. Visando assim eliminar a discrepância estrutural do modelo de maneira sistemática, sem a necessidade de estimar vários modelos variando-se a ordem em cada estimação.

2.4.2 Diagnóstico e Correção de sintonia

Essa metodologia se baseia na obtenção do melhor desempenho alcançável para cada cenário de um modelo global do processo, atendendo as restrições de Número de Desempenho Robusto relativo (rRPN), Máxima Sensibilidade e restrições nas ações de controle. Baseado em um desempenho que é alcançável, o modelo linear global é escalonado (assim como a planta não-linear) e os pesos que levam o sistema para a melhor condição operacional são estimados. Essa técnica abrange controladores operando em faixas e/ou *set point* e configurações não-quadradas, i.e., com mais variáveis controladas do que manipuladas. (SANTOS, 2016).

Os parâmetros de sintonia tempo de amostragem (ts), Horizonte de Predição (P) e Horizonte de controle (M) foram adotados conforme (TRIERWEILER; FARINA, 2003). Assim, a sintonia dos parâmetros descrita pelo autor ocorre através dos pesos das variáveis controladas, pesos do *target* das variáveis manipuladas, pesos da supressão do movimento e penalização da violação ao trabalhar com faixas de operação. (SANTOS, 2016).

A fim de obter esses parâmetros, o autor considera cenários do modelo do processo, ou seja, subcasos quadrados do caso geral, e a partir deles é obtida uma função que represente trajetórias alcançáveis para esses cenários $T(s)$ conforme Figura 2.12. Esses cenários representam todas as associações entre entradas e saídas do modelo podendo assim cada variável estar presente em mais de um cenário (SANTOS, 2016).

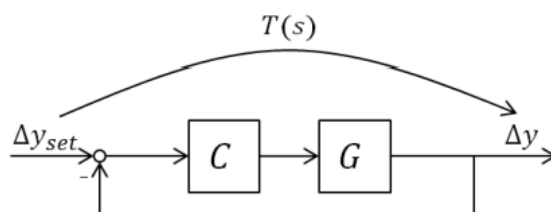


Figura 2.12. Malha de controle por retroalimentação. Baseado em (TRIERWEILER; FARINA, 2003).

Essas trajetórias alcançáveis são obtidas através da trajetória desejável que o autor calcula através de um problema de otimização que garante um compromisso entre desempenho, robustez e restrições nas ações de controle para o problema em todos os cenários. Tal problema de otimização, obedece a alguns critérios que serão aqui brevemente explicados.

O rRPN O Número de Desempenho Robusto relativo, desenvolvido por (TRIERWEILER, 2002), é obtido como um desvio relativo entre a área sob a curva da função de desempenho robusto e a área sob a curva da função de desempenho robusto de referência, sendo que esta última representa o caso ideal, onde a função desempenho alcançável é igual à função desempenho desejável, $T(s) = Td(s)$, e o condicionamento mínimo da matriz $G(s)$, é o

menor possível, isto é, $\gamma^*(G) = 1$. A Figura 2.13 ilustra as curvas das funções de desempenho robusto e desempenho robusto de referência.

O valor de rRPN representa o quanto distante o desempenho desejado se encontra do alcançável. Valores rRPN menores que 1 indicam que o desempenho desejável especificado será realizável através de um ajuste adequado do controlador. Quanto maior for o valor do rRPN maior será a diferença entre o desejável e o que efetivamente se poderá alcançar.

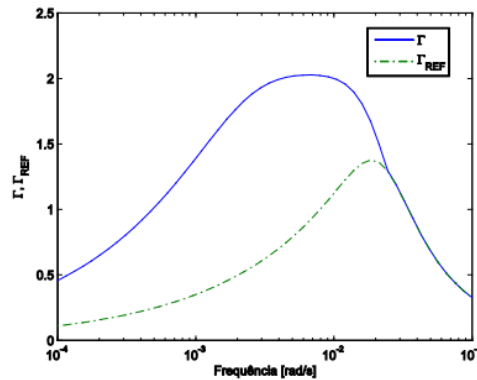


Figura 2.13 Funções Γ e Γ_{ref}

Já a máxima sensibilidade é o valor máximo da função de sensibilidade avaliado no domínio da frequência. Ela consiste no menor esforço necessário para desestabilizar uma determinada malha de controle. Valores altos para a máxima sensibilidade indicam uma má robustez. Os valores limítrofes recomendados para essa métrica são $1,2 \leq MM \leq 2,2$ (ASTROM; HAGGLUND, 1995).

A função $K(s)$ é uma função que relaciona uma variação de entrada na planta, Δu , em relação à variação de *set point* Δy_{set} , como mostrada na Figura 2.14.

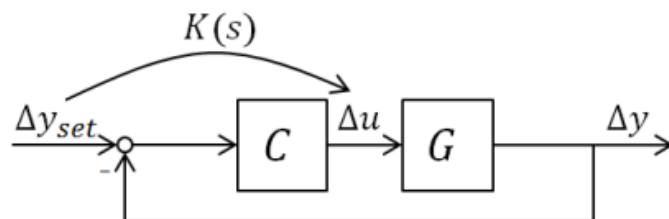


Figura 2.14. Representação da Função $\Delta u/\Delta y_{set}$.

O pico do máximo valor singular da função K no domínio da frequência representa qual será a maior variação da ação de controle (Δu) ocasionada pela variação de *set point* Δy_{set} .

De posse do desempenho desejável $Td(s)$ único para todos os cenários, obtém-se as funções de desempenho alcançável $Tk(s)$, fatorando $Td(s)$ de acordo com os fatores de fase não mínima (presentes ou não) de cada cenário k . Essa fatoração é realizada através da Fatoração de Blaschke (TRIERWEILER, 1997). A função $T(s)$ é diferente da função original $Td(s)$, mas possui os mesmos valores singulares e representa a função em malha fechada alcançável em um caso ideal.

Possuindo então as funções que representam trajetórias alcançáveis para cenários representativos do modelo do processo, o passo final para a sintonia do controlador preditivo é obter os pesos das matrizes da função custo do MPC que irão garantir que o sistema (não linear) opere na melhor condição alcançável. Para isto, é minimizado um índice que representa a soma do erro entre o valor estimado para a saída do controlador preditivo e o valor alcançável para cada cenário, penalizando (se houver) um desvio da faixa de restrição violável das variáveis controladas (*soft-constraints*) e o desvio do *target* para as variáveis manipuladas. A minimização do índice com as variáveis de entrada e saídas escalonadas através do condicionamento mínimo global, permitirá o sistema operar em uma condição ideal e próxima do alcançável em cada cenário e conseqüentemente no caso geral.

Os passos que resumem a metodologia proposta para o ajuste de controladores preditivos baseado em cenários representativos encontram-se na Tabela 2.2.

Tabela 2.2. Método para ajuste de controlador preditivo baseado em multicenários.
Fonte: (SANTOS, 2016)

| |
|--|
| <p>1. Especificação de cenários quadrados para o modelo do processo:</p> $G_k(s), k = 1 \dots nc$ <p>2. Obtenção da função de desempenho desejável ($T_d(s)$), através do problema de otimização:</p> $\min_{\Omega} \phi(\Omega) = \min_{\Omega} \sum_{i=1}^n (t_{s,i})^2$ <p>s.a.</p> $rRPN(k) \leq 1$ $MS(k) \leq 2,2$ $MS(k) \geq 1,2$ $Mk(k) \leq 10$ <p>3. Fatoração da função de desempenho desejável em desempenho alcançável, para os cenários k:</p> $T_k(s) = B_{o,z_k}(s)B_{o,z_k}^\dagger(o)T_d(s)$ <p>4. Determinação do RPN para os cenários k e determinação da frequência em que ocorre esse valor $j\omega_{MÁX,k}$;</p> |
|--|

5. Cálculo das matrizes de escalonamento R_s e L_s através do condicionamento mínimo global:

$$Y^{\blacksquare} \stackrel{\text{def}}{=} \min_{R_s, L_s} \|y_k(L_s G(j\omega_{M\hat{A}X, k})R_s)\|_{\infty}$$

6. Arranjo do sistema escalonado, e projeto do controlador para o modelo $G_s = R_s G(s)L_s$;

7. Sintonia dos pesos do controlador através da função:

$$\min_{\theta} \psi(\theta) = \min_{\theta} \left\{ \sum_{k=1}^{nc} \left\| T_k(s) \Delta y_{set} - \underbrace{(\hat{y} - y_{bias})}_{\Delta \hat{y}} \right\|^2 + \sum_{k=1}^{nc} \hat{\varepsilon}_k^2 + 0,5 \cdot \sum_{k=1}^{nc} \|u_{target} - (\hat{u})\|^2 \right\}$$

Capítulo 3 – Metodologia

Este capítulo apresenta como foi realizada a análise crítica da metodologia MPC-ADM já implementada no *software* PGA e as propostas novas a ferramenta com o objetivo de torná-la uma metodologia extremamente útil para auditoria e monitoramento de controladores industriais do tipo MPCs.

3.1 Sistemática para avaliação da metodologia MPC-ADM implementada no PGA

Primeiramente é importante estudar a metodologia e o *software* onde ela está implementada, conhecendo profundamente a ferramenta e a finalidade de seus utilitários.

É importante, também, escolher o processo industrial onde será aplicado a metodologia e será feita sua análise, pois segundo (DOMAŃSKI, 2020), a aquisição de dados na realidade industrial não é tão direta quanto se poderia esperar. Primeiro de tudo, o sistema de controle precisa ter a capacidade de coletar, armazenar e exportar dados do processo.

Para isso ocorrer, é importante que a unidade atenda aos seguintes critérios:

- É necessário que se tenha conhecimento aprofundado do sistema em que a metodologia será aplicada;
- O processo deve possuir uma aplicação de MPC que seja capaz de ilustrar todas as suas possibilidades e características para possibilitar a análise seja efetiva;
- O MPC deve estar em pleno funcionamento, com todas variáveis ligadas por um longo período de tempo;
- O MPC da unidade deve possuir uma gama de dados e os mesmos devem estar disponíveis juntamente com as observações operacionais de tal período.

Após a escolha da unidade seleciona-se os períodos em que será aplicado o módulo MPC-ADM e então aplica-se a metodologia nos períodos selecionados.

A partir deste momento se compara os resultados obtidos pela ferramenta com a inspeção visual dos dados, com a experiência de operadores da planta e com as necessidades da Engenharia, de modo que ajustes sejam propostos, bem como ferramentas novas.

A avaliação abrangente do desempenho do controle é uma arte de engenharia que não pode ainda ser totalmente desumanizada e qualquer aplicativo deve ser considerado como o suporte à tomada de decisão. (DOMAÑSKI, 2020).

A Figura 3.1 apresenta o fluxograma da análise crítica realizada.

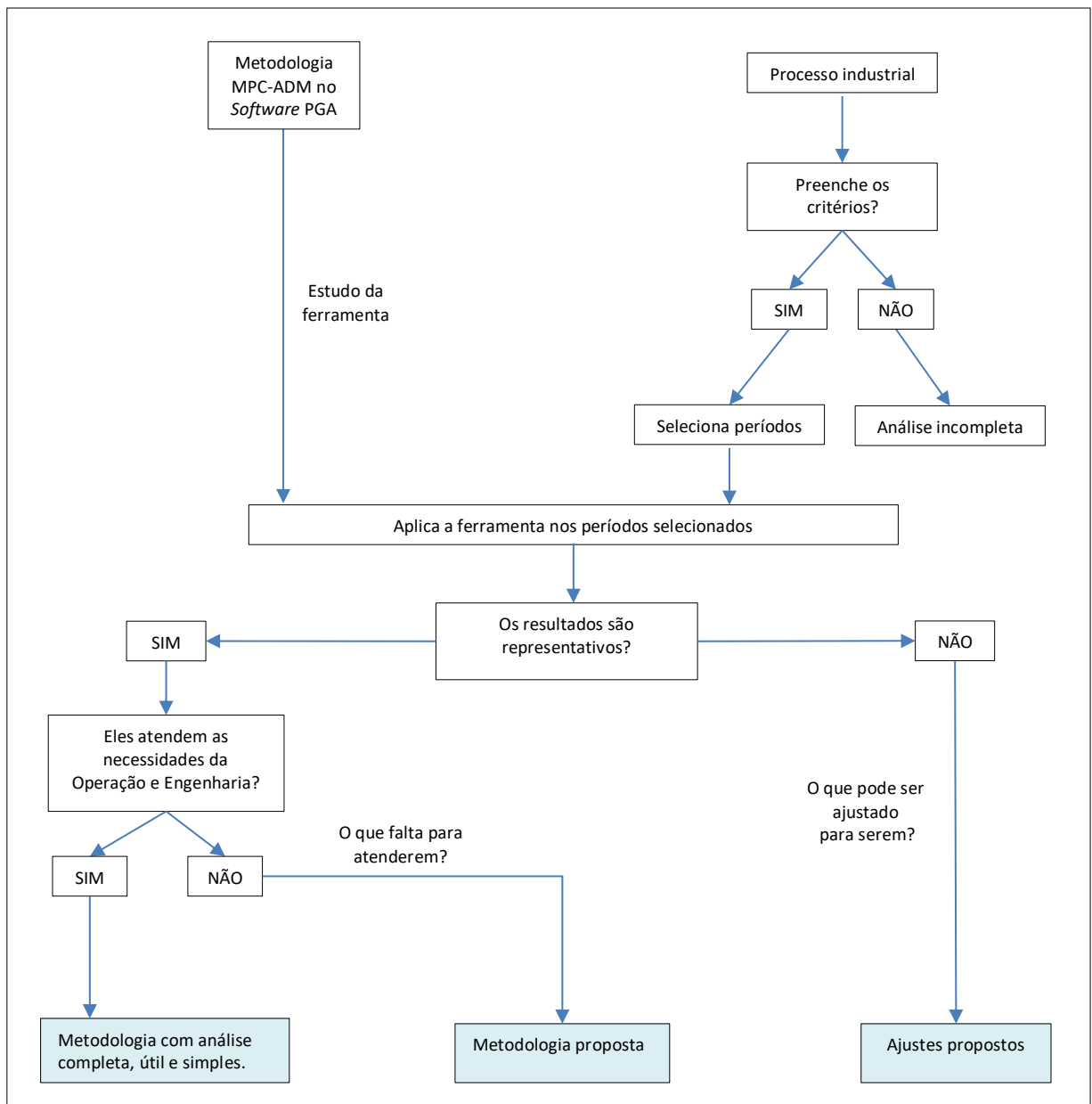


Figura 3.1. Fluxograma de sistemática de análise crítica.

3.2 Metodologias Propostas neste trabalho

À medida que ocorreram os estudos da metodologia MPC-ADM implementada no *software PGA*, bem como sua aplicação no estudo de caso, a necessidade de uma complementação dos índices de diagnóstico e das respectivas ferramentas surgiram. Nesta seção são propostas algumas melhorias para ferramenta na tentativa de deixá-la mais completa e capturar aspectos importantes sob a ótica de engenheiros e operadores da planta.

3.2.1 Gráfico Dinâmico

Foi verificado que embora os MPCs apresentados estivessem com problemas de controle, isso não aparecia de maneira muito clara no gráfico de diagnóstico atual, uma vez que os índices são realizados com a média de um período de 24 horas. Como proposição de solução deste problema, foi desenvolvido um gráfico dinâmico, o qual foi implementado em *Python*.

Ao invés de se fazer a média dos indicadores ao longo do período de tempo e lançar no gráfico o ponto estático, como era feito anteriormente, é gerado um *Data Frame* dos índices PCAT, PDMOV, PMAT, GUT, PVI minuto a minuto (tempo de amostragem do MPC) e estes são plotados no gráfico dinâmico em forma de vídeo, de modo que o ponto do MPC no gráfico se mova ao longo do período de tempo selecionado e marque no gráfico as regiões por onde ele “andou”, assim é possível selecionar a janela de tempo do problema transcorrido e disparar análises complementares que se julgue procedente. A Figura 3.2 mostra os pontos por onde um MPC esteve ao longo de um período de tempo de aproximadamente 16 horas. A imagem do gráfico mostrada a baixo é a imagem final que aparece no fim do vídeo do gráfico dinâmico.

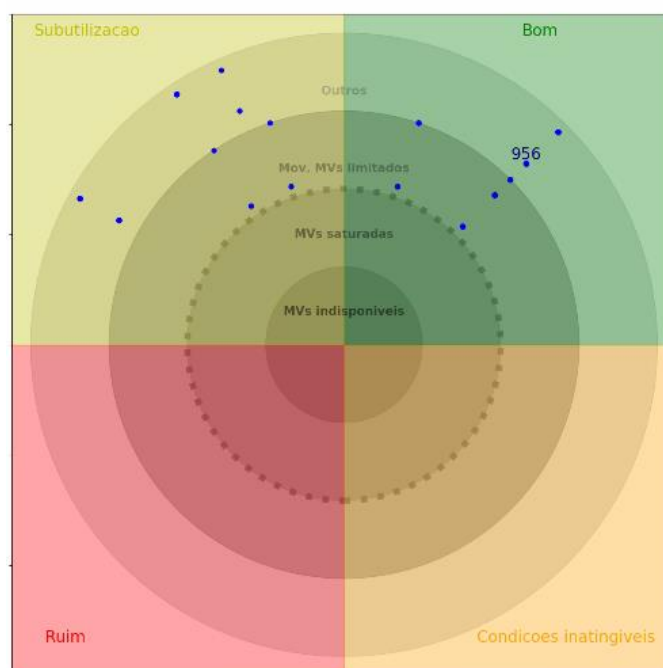


Figura 3.2. Gráfico de Diagnóstico na versão dinâmica.

Percebe-se que através da figura, que o sistema em questão transitou entre o quadrante BOM e SUBUTILIZADO.

As transições entre os quadrantes na Figura 3.2 foram decorrentes de restrições que se tornarem ativas e desativas sucessivamente produzindo um comportamento oscilatório no sistema. Pensando em uma maneira de identificar oscilações em demasia do sistema, dois índices são propostos a seguir:

3.2.2 Número de vezes que as CVs cruzam as faixas operacionais

O objetivo deste índice é verificar se as CVs do sistema oscilam em torno da faixa operacional. De fato, as CVs que exercem influência no CAV são as variáveis que estão fora da faixa operacional, ou CVs que estão exatamente em cima da faixa operacional. Distúrbios ocorrem e é esperado a violação das faixas operacionais, porém é esperado também que o controlador traga as variáveis o mais rápido possível para dentro de suas faixas e também otimize o sistema, deixando algumas variáveis ativas, ou seja, em cima de uma das faixas operacionais, logo um número excessivo de variáveis cruzando as faixas, pode indicar uma oscilação desnecessária do sistema, podendo a mesma ser provocada pelo controlador.

Para saber o número de vezes que uma CV cruza as faixas operacionais, o sistema analisa cada ponto da variável e verifica se a mesma está abaixo do limite inferior, entre os limites, ou acima do limite superior, para evitar erros numéricos uma tolerância é admitida nas proximidades da faixa como pode ser visualizado na Figura 3.3.

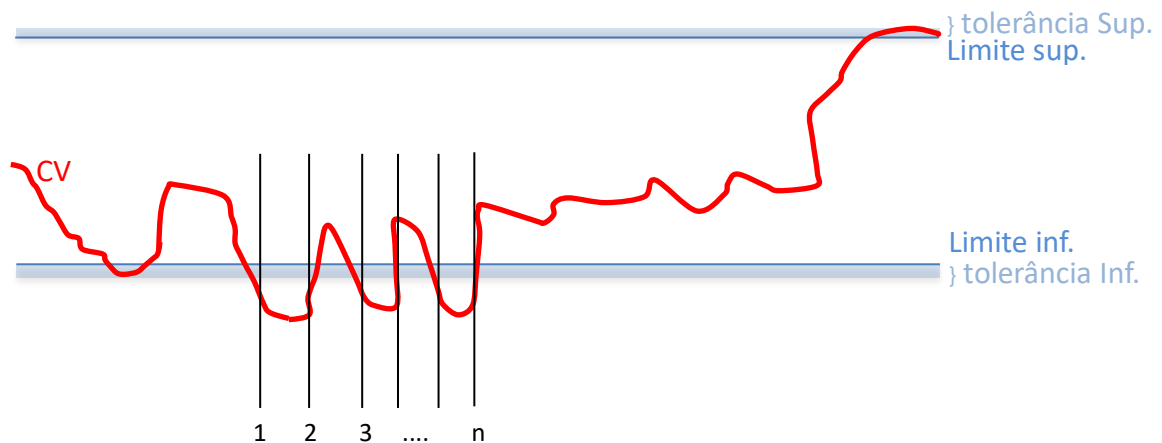


Figura 3.3. Ilustração de CV cruzando faixa inferior n vezes.

O pseudocódigo para realização deste cálculo é apresentado na Tabela 3.1.

Tabela 3.1. Pseudocódigo para determinação do número de violações da faixa.

a) Verifica-se a violação das faixas superior e inferior e contabiliza-se em vetores:

Se a variável i está ligada, verifica-se:

$$\text{Se, } \frac{\text{medido}_{i,j} - \text{lsup}_{i,j}}{\text{lsup}_{i,j}} \leq \text{tol}_{viol}:$$

$$\text{noviola}_{up_{i,j}} = 1, \text{ CV não violou limite superior;}$$

$$\text{Se, } \frac{\text{linf}_{i,j} - \text{medido}_{i,j}}{\text{linf}_{i,j}} \leq \text{tol}_{viol}:$$

$$\text{noviola}_{lo_{i,j}} = 1, \text{ CV não violou limite inferior;}$$

Retorna os vetores noviola_{up_i} noviola_{lo_i} .

Onde:

- tol_{viol} : É a tolerância máxima permitida para o ponto ser considerado dentro dos limites operacionais;
- $\text{medido}_{i,j}$: É o valor medido da variável i , no instante j ;
- $\text{linf}_{i,j}$: É o valor do limite superior da variável i , no instante j ;
- $\text{lsup}_{i,j}$: É o valor do limite inferior da variável i , no instante j ;
- $\text{noviola}_{up_{i,j}}$: É o elemento do vetor formado, da variável i , no instante j , que atribui valor de zero para pontos acima do limite superior e valor de um para pontos abaixo do limite superior;
- $\text{noviola}_{lo_{i,j}}$: É o elemento do vetor formado, da variável i , no instante j , que atribui valor de zero para pontos abaixo do limite inferior e valor de um para pontos acima do limite inferior;
- noviola_{up_i} : É o vetor resultante de não violações para o limite superior;
- noviola_{lo_i} : É o vetor resultante de não violações para o limite inferior.

b) Obtém-se o número de violações:

Para i de 1 ao número de CVs:

$$\text{cruzaup}_i = \sum_{j=0}^t |\text{noviola}_{up_{i,j}} - \text{noviola}_{up_{i,j-1}}|$$

$$\text{cruzalo}_i = \sum_{j=0}^t |\text{noviola}_{lo_{i,j}} - \text{noviola}_{lo_{i,j-1}}|$$

Onde,

- t : É o número total de pontos do período analisado;
- cruzaup_i : É o somatório do absoluto da diferença do vetor noviola_{up_i} , que representa o número de vezes que a variável i cruzou o limite superior;
- cruzalo_i : É o somatório do absoluto da diferença do vetor noviola_{lo_i} , que representa o número de vezes que a variável i cruzou o limite inferior.

3.2.3 Número de vezes que as MVs mudam de direção

Assim como o número de CVs que cruzam seus limites operacionais pode inferir o quão oscilatório o sistema se encontra, o número de vezes que as MVs mudam de direção pode inferir se essa oscilação nas CVs pode ser provocada pelas MVs do sistema. Um ilustrativo de uma MV mudando de direção é mostrado na Figura 3.4.

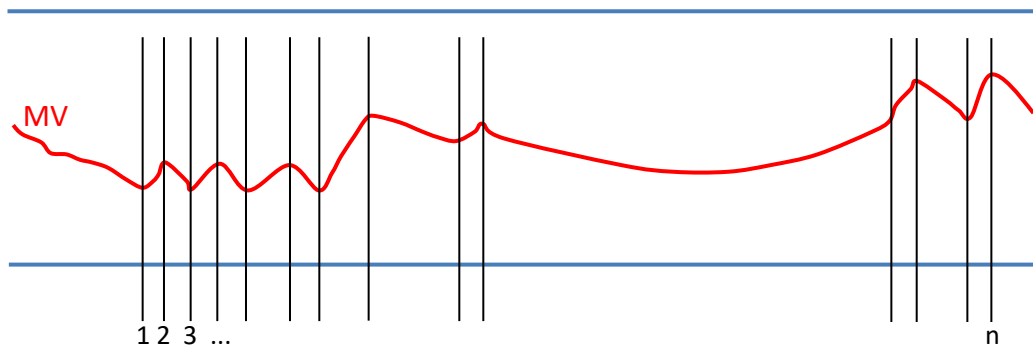


Figura 3.4. Ilustração de MV mudando de direção n vezes.

Para saber o número de vezes que uma MV muda de direção, o sistema analisa a diferença entre o ponto atual e o ponto passado, caso essa diferença seja significativa, é salvo o sinal da mesma, quando ocorre a troca de sinal, considera-se que a MV mudou sua direção. O pseudocódigo para realização deste cálculo se encontra na Tabela 3.2.

Tabela 3.2. Número de vezes que as MVs mudam de direção.

- a) Verifica-se se é considerável a diferença entre o ponto presente e o passado:
Para cada variável i:

$$diffMV_{i,j-1} = MV_{i,j} - MV_{i,j-1}$$

Se,

$$\left| \frac{diffMV_{i,j-1}}{MV_{i,j}} \right| < tol_{sign}$$

Então,

$$diffMV_{i,j-1} = 0$$

Onde,

- j: É o instante de tempo;
- $diffMV_{i,j-1}$: É o vetor formado da MV i pela diferença entre o valor presente e passado da mesma;
- $MV_{i,j}$: É o valor presente da MV i;
- $MV_{i,j-1}$: É o valor passado da MV i;
- tol_{sign} : É a tolerância máxima permitida para a diferença de valores ser desprezada.

- b) Salva-se o sinal da diferença no vetor e retira-se os pontos de valor zero:

$$diffMV_{sign_{i,k}} = \begin{cases} -1, & diffMV_{i,j-1} < 0 \\ 0, & remove - se \\ 1, & diffMV_{i,j-1} > 0 \end{cases}$$

Onde,

- $diffMV_{sign_{i,k}}$: É o vetor que armazena o sinal numérico do vetor $diffMV_{i,j-1}$, removendo os zeros do mesmo;
- k : É $j - 2$ - o número de zeros gerados no vetor $diffMV_{i,j-1}$.

c) Obtém-se o total de mudanças de direções da variável:

$$N_{mud_dir_i} = \sum_{k=0}^k \left| \frac{diffMV_{sign_{i,k}} - diffMV_{sign_{i,k-1}}}{2} \right|$$

Sendo,

- $N_{mud_dir_i}$: Valor que contabiliza número de mudanças de direção da MV i no período analisado.

3.2.4 Gráficos de mudanças de cenário

Para mensurar o quanto oscilatório está o sistema, propôs-se como um parâmetro de avaliação o número de vezes que a planta troca de cenário em um determinado período de tempo. Entende-se por um cenário, uma “fotografia instantânea” (*snapshot*) do sistema, por exemplo, em um sistema com 4 MVs e 4 CVs, um cenário possível são 4 MVS dentro das suas faixas de operação, 2 CVs otimizadas, ou seja, exatamente em cima das faixas de operação e 2 CVs dentro das faixas. Outro cenário possível para o mesmo sistema, seria ainda todas as MVS dentro das faixas de controle e todas as 4 CVs otimizadas. Como é possível notar muitos cenários são possíveis em um sistema 4x4, e, conforme se aumenta o número de variáveis de processo, mais cenários podem ser formados.

Em um sistema de controle multivariável por faixas, na prática, interessa as variáveis controladas que o controlador está trabalhando, pois é nas variáveis otimizadas e fora da faixa que existe atuação do controlador no sentido de trazer as mesmas para dentro da faixa de operação e ainda fornecer os valores ótimos das manipuladas do sistema. Já as variáveis que estão dentro da faixa não estão ativas no sistema, pois o controlador não exerce ações para movimentá-las, embora calcule se a movimentação gerada por ele não vai retirar essas MVs das faixas de controle no horizonte de predição.

Analisando um sistema por faixas que troca muitas vezes de cenário em um curto período de tempo, sem um distúrbio da mesma frequência das oscilações, pode estar mal sintonizado ou com erro de modelo.

Pensando nisso, foi proposto uma maneira de verificar as trocas de cenários ocorridas no sistema do período selecionado. Para tal, foi necessário traduzir um cenário possível do sistema em um número representativo.

Em um instante de tempo, uma foto do sistema é produzida e é contabilizado em um vetor. Primeiramente no vetor é colocado em ordem a situação de cada CV: elas assumem valor de zero no vetor para valores fora da faixa ou na faixa e valor de um para CVs dentro da faixa. Ainda no mesmo vetor é então adicionado a situação das MVs, elas assumem valor de zero quando dentro das faixas e valor de um quando saturadas. Essa combinação de valores entre 0 e 1 no vetor produzido, é uma combinação binária que é convertida em um único número possível no sistema decimal. Assim cada cenário do sistema é representado por um número decimal adimensional único, sendo este, portanto, a identidade daquele cenário. Para um determinado período de tempo, o gráfico dos valores decimais é então gerado e é possível analisar o quão oscilatório encontra-se o sistema. Na Figura 3.5, no eixo das ordenadas é representado o decimal adimensional gerado pelos binários respectivos a cada cenário ao longo do tempo.

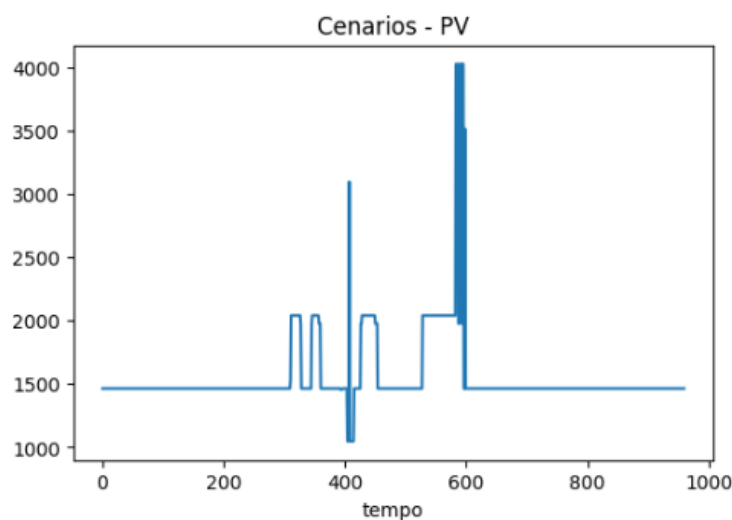


Figura 3.5. Exemplo de gráfico exibindo mudanças de cenários ao longo do tempo representados por números decimais gerados pelo conjunto binário.

Para facilitar a visualização e contabilizar o número de cenários totais, os mesmos foram renumerados, de modo que para o primeiro cenário do período será fornecido o valor de 0, para o segundo cenário o valor de 1 e assim por diante, como pode ser visualizado na Figura 3.6.

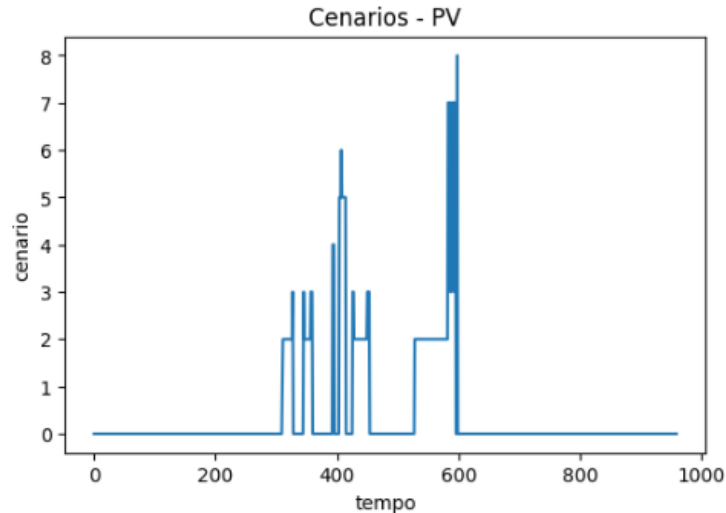


Figura 3.6. Gráfico contabilizando o número de cenários.

A contabilização do número total de cenários é feita, juntamente com o percentual de tempo que o sistema fica em cada cenário, além do número de vezes que o sistema troca de cenários. Na Tabela 3.3 está representado o pseudocódigo que representa tal proposta.

Tabela 3.3. Pseudocódigo para produção de gráficos de mudança de cenário.

a) Gera-se a matriz de números binários:

Para cada instante j ,

i de 1 ao número de CVs,

$$B_{i+k,j} = \begin{cases} \text{se,} & CV_{i,j} \text{ está dentro da faixa,} & b_{i+k,j} = 1 \\ \text{se,} & CV_{i,j} \text{ está na faixa ou fora da faixa,} & b_{i+k,j} = 0 \end{cases}$$

k de 1 ao número de MVs,

$$B_{i+k,j} = \begin{cases} \text{se,} & MV_{k,j} \text{ está na faixa,} & b_{i+k,j} = 1 \\ \text{se,} & MV_{k,j} \text{ está dentro da faixa,} & b_{i+k,j} = 0 \end{cases}$$

Onde,

- $B_{i+k,j}$: É a matriz binária formada pela situação das CVs e MVs em cada instante de tempo j ;
- $b_{i+k,j}$: É um elemento da matriz $B_{i+k,j}$;
- $CV_{i,j}$: É o valor da CV i no instante j ;
- $MV_{k,j}$: É o valor da MV k no instante j .

b) Converte-se cada linha binária $i+k$ da matriz B para o número decimal representativo de cada cenário.

$$B_{i+k,j} \xrightarrow{\text{Binário para decimal}} Cen_j$$

Onde,

- Cen_j : É o vetor formado por números decimais ao longo do tempo, que representam um cenário possível do sistema.

c) Enumera-se os números decimais de 0 ao total de números decimais existentes.

$$\begin{array}{l} Cen_0 \xrightarrow{\text{troca do valor do cenário}} 0 \\ Cen_1 \xrightarrow{\text{troca do valor do cenário}} 1 \\ Cen_2 \xrightarrow{\text{troca do valor do cenário}} 2 \\ Cen_j \xrightarrow{\text{troca do valor do cenário}} j \end{array}$$

d) Calcula-se o percentual de tempo que o sistema fica em cada cenário

Para i em cada valor único de Cen_j :

$$Cen_j == i \xrightarrow{\text{criar dicionário}} DicioCs[i]$$

Após criar o dicionário para cada cenário, basta dividir o tamanho do cenário pelo tamanho total do período.

$$\%Cen_i = \frac{\text{len}(DicioCs[i])}{j}$$

e) Calcula-se o número de troca de cenários

Faz-se a diferença do vetor Cen_j e remove-se os zeros do mesmo, o tamanho do novo vetor formado é o número de vezes que ocorre a troca de cenários.

$$n_{troca_{cen}} = \text{len}(\text{diff}(Cen_j)[\text{diff}(Cen_j) \neq 0])$$

3.2.5 Razão dos coeficientes de variação

À medida que os resultados da aplicação da metodologia implementada no PGA foram sendo apresentados, sentiu-se a necessidade de um índice que fosse capaz de capturar a variabilidade do sistema por faixas e que fosse capaz de comparar a variabilidade entre o conjunto de controladas e manipuladas. Seria recomendável que esse índice fosse independente do controlador utilizado, ou seja, não fosse baseado nem no modelo da planta nem na sintonia do controlador.

Em um sistema SISO, em malha fechada, espera-se que a variabilidade da CV seja transferida para a MV. Extrapolando o mesmo conceito para um sistema MIMO, espera-se que o conjunto de variáveis manipuladas seja capaz de absorver a variabilidade do sistema, mantendo as controladas com a menor variância possível, além de levar o sistema para o ótimo econômico. Para possibilitar a comparação entre variáveis de processo de diferentes *ranges* e unidades se utilizou o coeficiente de variação (Cv).

O Cv é expresso como a razão entre o desvio padrão (σ) e a média (μ), ou seja:

$$Cv_i = \frac{\sigma_i}{\text{abs}(\mu_i)} \quad (3.1)$$

Como o Cv é livre da unidade de medida, ele é amplamente aplicado para comparar a variabilidade entre conjuntos de dados de unidades diferentes ou valores médios muito diferentes (TEOH; KHOO; CASTAGLIOLA; YEONG *et al.*, 2017).

O coeficiente de variação é o desvio padrão da amostra dividido pela média amostral do período. Logo para um sistema que opera com SP , basta que se faça a média dos coeficientes de variação das CVs pelas MVs, e será obtido uma comparação entre a variabilidade de CVs por MVS:

$$R_{Cv} = \frac{\sum_0^j Cv_{CVj}/j}{\sum_0^k Cv_{MVk}/k} \quad (3.2)$$

Onde,

Cv_{CVj} é o coeficiente de variação da CV_j ;

Cv_{MVk} é o coeficiente de variação da MV_k .

Porém, como já mencionado, na indústria a maioria dos sistemas MPCs trabalham por faixa operacional, tanto para CVs quanto para MVs, uma vez que, a maioria dos sistemas não são quadrados e possuem menos MVs que CVs. Por esse motivo a análise do coeficiente de variação deve ser feita por cenários e apenas considerando as variáveis que estão ativas para cada um dos cenários analisados. Logo é necessário primeiramente fazer a análise de cenários do sistema e dividir o período analisado por cenários. Por exemplo, na Figura 3.7, o sistema possui três CVs e duas MVs e, no período de tempo em que a análise é aplicada, três cenários distintos são observados:

- No cenário 1, a CV1 e CV3 estão em cima da faixa operacional, a CV2 está dentro da faixa e as MVs estão sem restrição para operar. Logo para o cálculo do coeficiente de variação, todas MVs devem ser consideradas e apenas as CV1 e CV3, uma vez que o sistema de controle está trabalhando exaustivamente para manter as mesmas no limite máximo permitido pelo sistema, enquanto a CV2 pode variar livremente dentro de sua faixa operacional.
- No cenário 2, somente a CV2 está em cima da faixa operacional e as MVs não tem restrição para operar, sendo essas as variáveis que devem ser consideradas para o cálculo do coeficiente de variação.
- No cenário 3, a CV1 e CV3 estão em cima da faixa operacional, porém diferentemente do cenário 1, a MV1 está restrita pela sua faixa operacional, não devendo a mesma, ser considerada no cálculo, já que outros índices do PGA relatam MVs com restrição devido a faixa operacional.

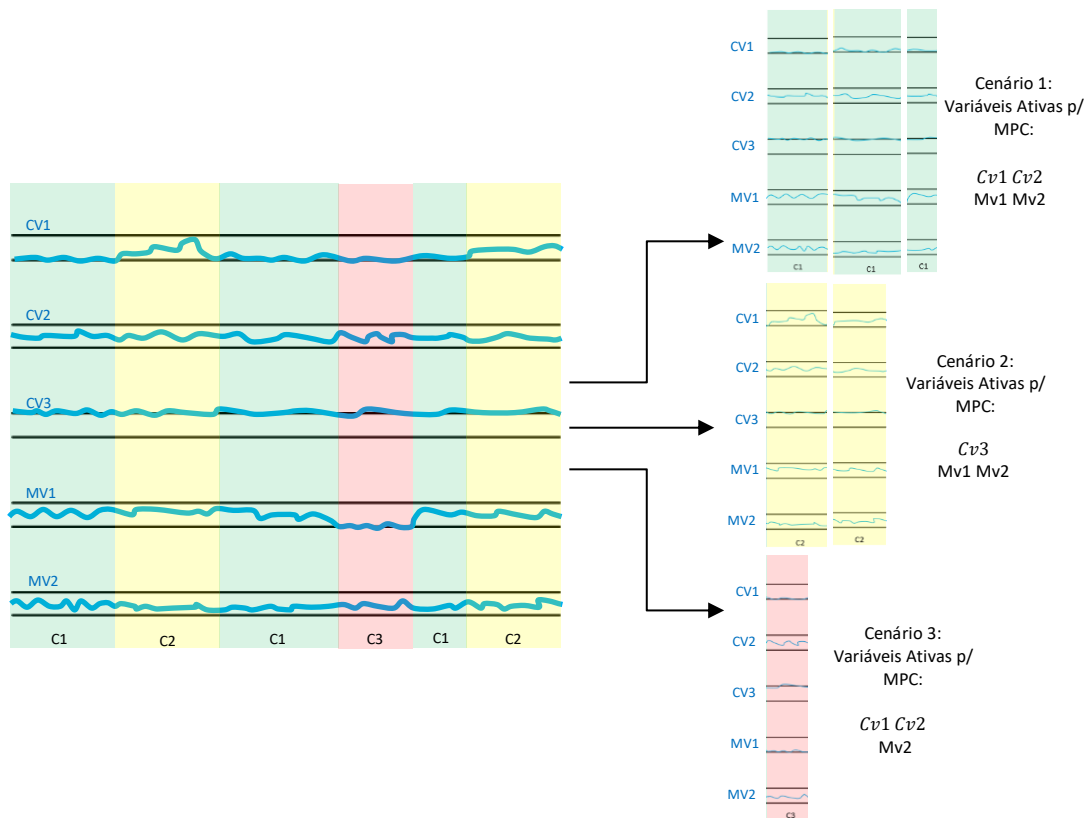


Figura 3.7. Ilustrativo da metodologia para um sistema em faixas de operação.

Após identificados os cenários do período e separá-los, os cálculos do coeficiente de variação para as variáveis de processo ativas do cenário, são realizados. É feito então a média desses valores para CVs e MVs e obtido a razão dos coeficientes de variação por cenário. Após uma média ponderada é aplicada, considerando o período de tempo que foi permanecido em cada cenário.

O resultado encontrado será comparado com um *benchmark* do sistema, que seja considerado uma boa referência de transferência de variabilidade.

A Tabela 3.4 mostra um pseudocódigo da metodologia aplicada.

Tabela 3.4: Pseudocódigo para análise de variabilidade.

1. Obter os cenários do período.

$$P \rightarrow C_1, C_2, \dots, C_n$$

Onde: P é todo o conjunto total de dados, C o cenário e n o número total de cenários.

2. Calcular a razão dos coeficientes de variação por cenário.

$$R_{Cv,n} = \frac{\sum_0^j Cv_{cvj}/j}{\sum_0^k Cv_{Mvk}/k}$$

onde: $R_{Cv,n}$ é a razão do coeficiente de variação para o cenário n , j é o número de Cvs ativas do sistema no cenário n e k é o número de MVs disponíveis no cenário n .

3. Obter o índice para todo o período fazendo a média ponderada.

$$R_{Cv,P} = \frac{\sum_0^n R_{Cv,n} \cdot i_n}{P}$$

$$P = i_1 + i_2 + \dots + i_n$$

onde: $R_{Cv,P}$ é a razão dos coeficientes de variação para todo período P , i é o número de pontos contidos no cenário n e P é o número de pontos total da amostra.

4. Comparar com o *benckmark*.

$$\frac{R_{Cv,P}}{R_{Cv,ref}} < 1$$

Sistema operando sem variabilidade significativa.

Capítulo 4 – Estudo de caso – Unidade de Hidrodessulfurização (HDS) de gasolina

Para avaliação e aplicação da metodologia MPC-ADM instalada no *software* PGA, foi estudado a unidade de Hidrodessulfurização de gasolina de uma refinaria no Brasil.

A unidade estudada tem como principal objetivo remover o contaminante enxofre do produto por meio de reações de hidrogenação, minimizando a perda de octanagem no produto final. Conforme especificado pela Resolução (ANP, 2020) a gasolina usada em combustíveis no Brasil deve atender o limite de 50 ppm (parte por milhão) de Enxofre.

A planta em estudo iniciou sua atividade operacional em junho de 2012 e no ano 2016 foi implementado o MPC da unidade, o qual foi amplamente estudado e projetado pela equipe de automação da empresa, entre outras etapas deste projeto, o aperfeiçoamento dos controles regulatórios originais foi fundamental para a realização do projeto de controle avançado. O MPC já em sua implementação gerou economias significativas no consumo de vapor e hidrogênio da unidade. Veja (LONGHI; PEREIRA; KRANZ; ROSELL, 2017) para maiores detalhes.

A carga é proveniente das unidades de craqueamento da refinaria, sem passar pelo sistema de tancagem. Ela é recebida em um grande vaso, que tem a função de absorver oscilações das cargas das unidades de craqueamento. Para aperfeiçoar o processo de remoção de contaminantes, minimizando a perda de octanagem, é adotado um sistema de pré-tratamento da nafta, que consiste basicamente em reagir a carga de modo a concentrar o enxofre contaminante em frações pesadas da mesma, *heavy cracked naphtha* (HCN), removendo o enxofre dos compostos mais leves, *light cracked naphtha* (LCN) os quais possuem um alto índice de octanagem (olefinas e aromáticos), além de transformar diolefinas (precursores de goma) em olefinas, entre outras reações. O produto oriundo do sistema de pré-tratamento é inserido em uma torre fracionadora que tem o objetivo de separar essas duas correntes (HCN e LCN). A corrente de LCN então é removida na parte superior da torre e vai para o fim da unidade para fazer um *blend* com a corrente de HCN, a qual segue seu percurso dentro da unidade. O HCN oriundo do fundo da fracionadora é tratado em dois reatores em série de hidrodessulfurização, sendo que entre os reatores, a nafta passa por uma retificação, deslocando a reação para o lado dos produtos e separando

o gás rico em contaminantes da nafta. O HCN após passar pelo último reator, ainda segue para uma seção de estabilização e está pronto para se juntar ao LCN separado ainda na seção de pré-tratamento. O fluxograma simplificado da unidade pode ser visualizado na Figura 4.1.

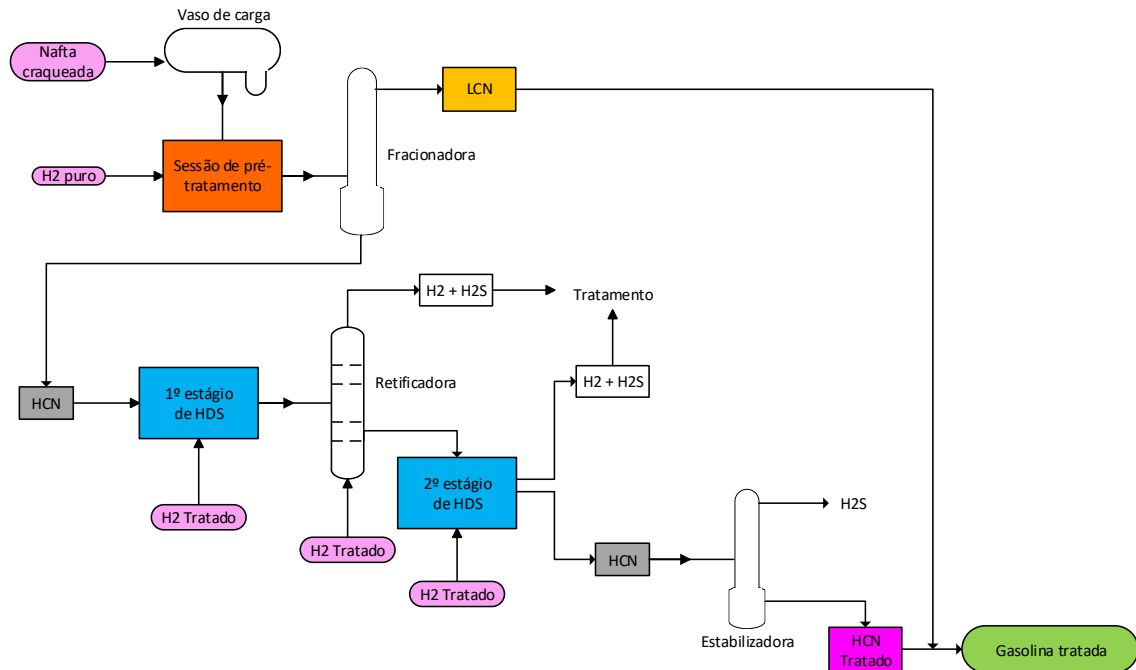


Figura 4.1. Fluxograma simplificado da unidade de HDS.

4.1 Esquema de controle da unidade

O MPC da unidade estudada possui um único comando de desligamento, então é possível desligar o sistema em uma única vez e a planta assume a configuração do momento no controle regulatório, também é possível escolher dentro da matriz de controle preditivo da unidade operacional quais variáveis controladas e manipuladas estarão ligadas ou não, e conseqüentemente, que entram no cálculo do horizonte de predição. Tradicionalmente nas unidades estudadas os controles preditivos baseados em modelos recebem o nome de controle avançado (CAV). O CAV desta unidade possui um total de vinte variáveis controladas e onze variáveis manipuladas, tendo a vazão de carga e a vazão de gás de reciclo residual como um distúrbio medido. A matriz que relaciona variáveis manipuladas (MVs) com as variáveis controladas (CVs) pode ser visualizada na Tabela 4.1.

Tabela 4.1. Matriz de controle utilizada no MPC da unidade.

| CV \ MV | MV 1 | MV 2 | MV 3 | MV 4 | MV 5 | MV 6 | MV 7 | MV 8 | MV 9 | MV 10 | MV 11 |
|---------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|-------|-------|
| CV1 | A+ | | | | | | | | | | |
| CV2 | A+ | | | | | | | | | | |
| CV3 | | A+ | | | | | | | | | |
| CV4 | | A+ | | | | | | | | | |
| CV5 | | | A+ | | | | | | | | |
| CV6 | | | | A- | A- | A- | A- | | | | |
| CV7 | | | | A+ | | P- | P- | | | | |
| CV8 | | | | | A+ | P- | P- | | | | |
| CV9 | | | | P- | P- | A+ | | | | | |
| CV10 | | | | P- | P- | | A+ | | | | |
| CV11 | | | | | | P+ | P- | A- | | | |
| CV12 | | | | | | | | A- | | | |
| CV13 | | | | | | | | A- | A+ | | |
| CV14 | | | | P+ | P- | | | A- | | | |
| CV15 | | | | | | | | A- | | A+ | |
| CV16 | | | | | | | | A+ | A+ | A+ | |
| CV17 | | | | | | | | | | A+ | |
| CV18 | | | | | | | | | A+ | | |
| CV19 | | | | | | | | P+ | A+ | A+ | |
| CV20 | | | | | | | | | | | A+ |

As variáveis manipuladas que alteram as variáveis controladas e possui ganho direto estão representadas na tabela como A+, já as MVs que tem ganho contrário e também são usadas para o controle das CVs são representadas por A-. P representa uma perturbação da variável manipulada na controlada, ou seja, ela não é utilizada para correção da CV, mas é prevista no horizonte de controle como um distúrbio medido. Também é usada a mesma notação de + e - para ganho direto e inverso em P respectivamente. O horizonte de predição é de 120 min e o horizonte de controle de 5min.

No entanto, a matriz acima é descentralizada, podendo ser dividida em diversos subsistemas. Como o foco deste trabalho é a atuação da ferramenta de auditoria em MPCs típicos, se utilizou dois subsistemas que possuem um comportamento multivariável de

fato, o subsistema A envolve o compressor de reciclo da unidade, garantindo sua segurança e mantendo o volume de gás circulante de acordo com as demandas do processo e o subsistema B é o coração do MPC da unidade, sendo ele responsável pelo controle de diferença entre as temperaturas médias dos leitos dos reatores e do enxofre na corrente de HCN.

A Figura 4.2 mostra os subsistemas A e B da matriz de controle, ambos na seção de hidrodessulfurização e estabilização, ou ainda o caminho percorrido pelo HCN após sua separação na torre fracionadora. Os subsistemas foram representados em diferentes cores para facilitar seu entendimento.

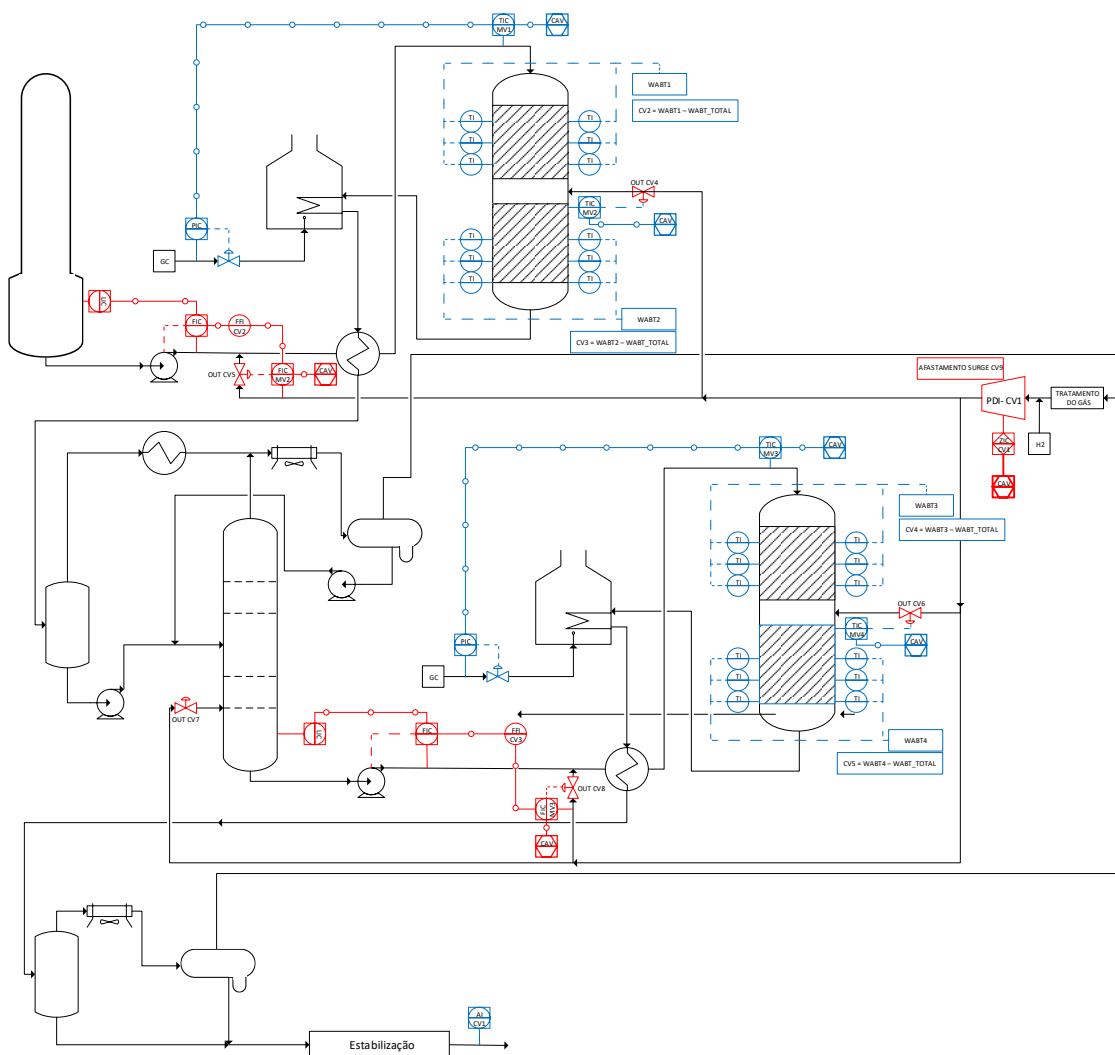


Figura 4.2. Fluxograma simplificado da seção de HDS com foco nos seus respectivos subsistemas da matriz de controle.

4.1.1 Subsistema A

O sistema representado pela cor vermelha na Figura 4.2 **Erro! Fonte de referência não encontrada.** tem como variáveis manipuladas a rotação do compressor de reciclo, e as vazões de gás de reciclo para os reatores de HDS, elas tem por objetivo manter as aberturas

das válvulas da descarga do compressor dentro de limites operacionais, bem como evitar o *trip* do turbo compressor por diferença de pressão elevada entre a admissão e o exausto de vapor da turbina, além de manter o ponto de operação do compressor afastado da linha de controle de *surge*, evitando a abertura da válvula *anti-surge*, o que provoca grandes oscilações no processo. O esquema de controle do subsistema A pode ser visualizado na Tabela 4.2.

Tabela 4.2. Matriz de controle do Subsistema A.

| | MV1 | MV2 | MV3 | DV1 | DV2 |
|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| CV1 | A+ | A+ | A+ | | |
| CV2 | | A+ | | P- | |
| CV3 | | | A+ | P- | |
| CV4 | A- | | | | |
| CV5 | A- | A+ | | | |
| CV6 | A- | | | | |
| CV7 | A- | | | | |
| CV8 | A- | | A+ | | |
| CV9 | P+ | A+ | A+ | | P+ |

O mesmo sistema de notação da Tabela 4.1. Foi usado na Tabela 4.2. Na Tabela 4.3 é feito um descritivo das CVs e MVs do subsistema A.

Tabela 4.3. Descrição das CVs e MVs do Subsistema A.

| | Descrição |
|-----|---|
| CV1 | PDI da turbina do compressor |
| CV2 | Relação hidrogênio/ carga 1º Reator de HDS |
| CV3 | Relação hidrogênio/ carga 2º Reator de HDS |
| CV4 | Abertura da válvula de <i>Quench</i> 1º Reator de HDS |
| CV5 | Abertura da válvula de H ₂ para 1º Reator de HDS |
| CV6 | Abertura da válvula de <i>Quench</i> 2º Reator de HDS |
| CV7 | Abertura da válvula de H ₂ para torre retificadora |
| CV8 | Abertura da válvula de H ₂ para 2º Reator de HDS |
| CV9 | Afastamento da curva de controle de surge |
| MV1 | Sinal para controle de capacidade do compressor |
| MV2 | Vazão de H ₂ para o 1º Reator de HDS |
| MV3 | Vazão de H ₂ para o 2º Reator de HDS |
| DV1 | Vazão de carga da unidade |
| DV2 | H ₂ residual: Vazão circulante – (MV2+ MV3) |

De forma esquemática a Figura 4.3. Subsistema do controle de abertura de válvulas do gás de reciclo e surge do compressor. mostra o arranjo do subsistema A.

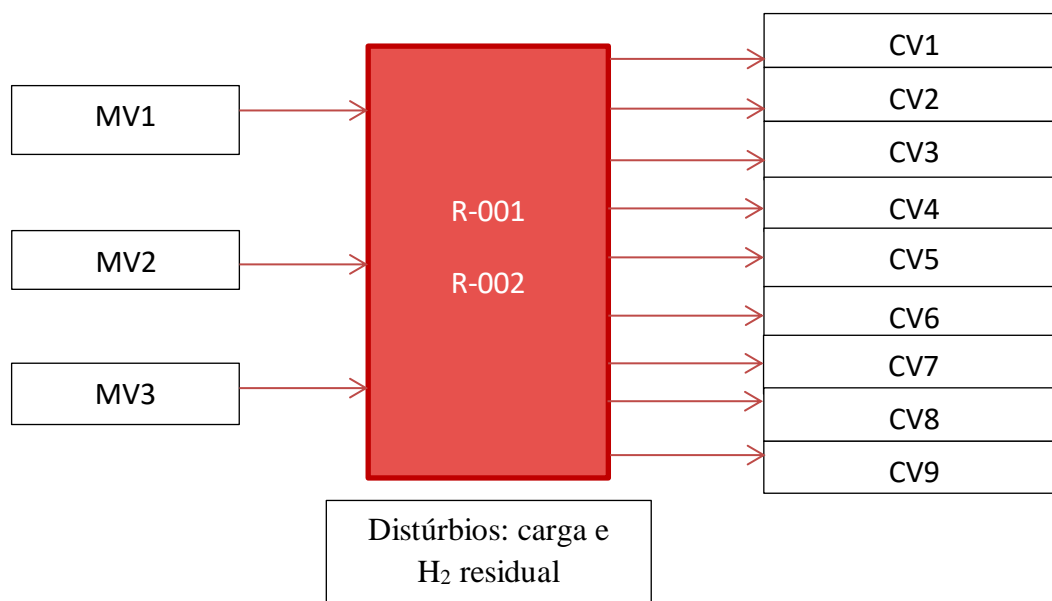


Figura 4.3. Subsistema do controle de abertura de válvulas do gás de reciclo e surge do compressor.

As Tabela 4.4 e Tabela 4.5, apresentam os pesos por violação da faixa por CVs, representado por W e o peso das MVs para o otimizador, representado por Z e a variação máxima permitida que é implementada a cada passo do controlador ($DSP_{máx}$), respectivamente.

Tabela 4.4. Pesos das CVs – subsistema A

| | CV1 | CV2 | CV3 | CV4 | CV5 | CV6 | CV7 | CV8 | CV9 |
|---|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| W | 400 | 20 | 20 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 100 |

Tabela 4.5. Peso das MVs e $DSP_{máx}$ – Subsistema A

| | MV1 | MV2 | MV3 |
|-------------|-----|-----|-----|
| Z | 100 | 100 | 100 |
| $DSP_{máx}$ | 0,1 | 25 | 25 |

Na Tabela 4.6 tem-se os modelos utilizados pelo MPC no subsistema A.

Tabela 4.6. Descrição das CVs e MVs do Subsistema A.

| | MV1 | MV2 | MV3 | DV1 | DV2 |
|-----|--------------------------|---------------------------------|---------------------------------|---------------------------------|--------------------------------|
| CV1 | $\frac{0.06}{4s + 1}$ | $\frac{0.000025}{2s + 1}$ | $\frac{0.00004}{3s + 1} e^{-3}$ | | |
| CV2 | | $\frac{0.0077}{2s + 1}$ | | $\frac{-0.0667}{20s + 1} e^{-}$ | |
| CV3 | | | $\frac{0.0071}{2.4s + 1}$ | $\frac{-0.08}{20s + 1} e^{-2}$ | |
| CV4 | $\frac{-0.31}{9s + 1}$ | | | | |
| CV5 | $\frac{-0.48}{6.2s + 1}$ | $\frac{0.0017}{8.5s + 1}$ | | | |
| CV6 | $\frac{-0.66}{5.2s + 1}$ | | | | |
| CV7 | $\frac{-0.35}{5.5s + 1}$ | | | | |
| CV8 | $\frac{-0.73}{4s + 1}$ | | $\frac{0.0036}{2s + 1}$ | | |
| CV9 | $\frac{0.6}{2s + 1}$ | $\frac{0.0015}{8s + 1} e^{-1s}$ | $\frac{0.0015}{8s + 1} e^{-1s}$ | | $\frac{0.015}{8s + 1} e^{-1s}$ |

4.1.2 Subsistema B

O sistema representado pela cor azul na Figura 4.2 é um sistema multivariável, que tem por finalidade manter o teor de enxofre dentro dos limites definidos pela equipe de otimização na corrente de HCN e aproximar os valores de WABTs (*Weighted Average Bed Temperature*) dos leitos (ver apêndice B), a fim de usar de maneira equilibrada todos os leitos de reação da seção de HDS. O esquema de controle do subsistema B pode ser visualizado na Tabela 4.7.

Tabela 4.7. Matriz de controle do Subsistema B.

| | MV1 | MV2 | MV3 | MV4 | DV1 |
|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| CV1 | A- | A- | A- | A- | P+ |
| CV2 | A+ | | P- | P- | |
| CV3 | | A+ | P- | P- | |
| CV4 | P- | P- | A+ | | |
| CV5 | P- | P- | | A+ | |

O mesmo sistema de notação da Tabela 4.1 foi usado na Tabela 4.7. Na Tabela 4.8 é feito um descritivo das CVs e MVs do sistema B.

Tabela 4.8. Descrição das CVs e MVs do Subsistema B.

| | Descrição |
|-----|---|
| CV1 | Analisador de enxofre no HCN |
| CV2 | Diferença de temperatura do 1º leito da média |
| CV3 | Diferença de temperatura do 2º leito da média |
| CV4 | Diferença de temperatura do 3º leito da média |
| CV5 | Diferença de temperatura do 4º leito da média |
| MV1 | Temperatura de entrada do 1º leito |
| MV2 | Temperatura de entrada do 2º leito |
| MV3 | Temperatura de entrada do 3º leito |
| MV4 | Temperatura de entrada do 4º leito |
| DV1 | Vazão de carga da unidade |

O arranjo de controle pode ser visualizado na Figura 4.4.

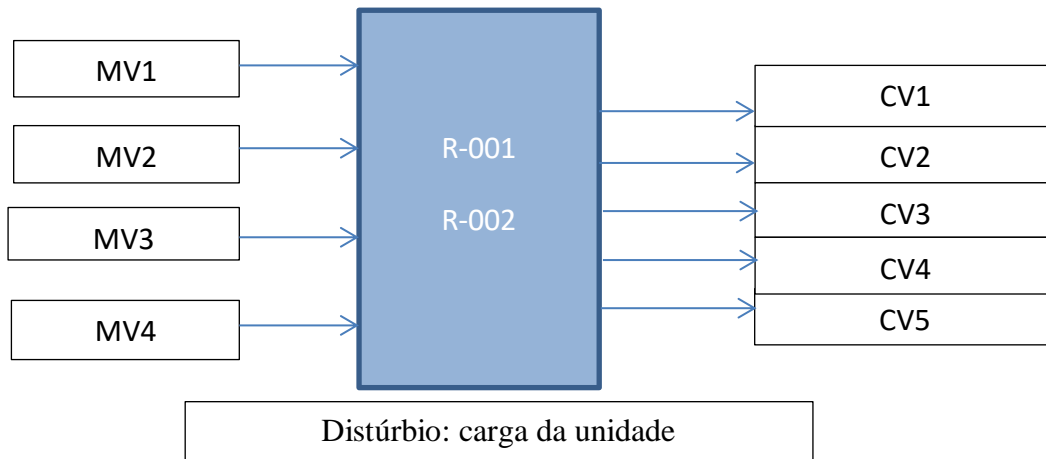


Figura 4.4 Subsistema MIMO do controle de contaminante no HCN e DWABTs

Na Tabela 4.9 têm-se os modelos utilizados pelo MPC no subsistema B.

Tabela 4.9. Descrição das CVs e MVs do Subsistema B.

| | MV1 | MV2 | MV3 | MV4 | DV1 |
|-----|---------------------------------|---------------------------------|---------------------------------|---------------------------------|---------------------------------|
| CV1 | $\frac{-0.5}{30s + 1} e^{-60s}$ | $\frac{-0.5}{25s + 1} e^{-60s}$ | $\frac{-0.6}{20s + 1} e^{-60s}$ | $\frac{-0.4}{20s + 1} e^{-60s}$ | $\frac{0.02}{15s + 1} e^{-75s}$ |
| CV2 | $\frac{0.85}{30s + 1} e^{-6s}$ | | $\frac{-0.25}{13s + 1} e^{-5s}$ | $\frac{-0.4}{15s + 1} e^{-4s}$ | |
| CV3 | | $\frac{0.9}{15s + 1} e^{-2s}$ | $\frac{-0.35}{12s + 1} e^{-3s}$ | $\frac{-0.35}{18s + 1} e^{-2s}$ | |
| CV4 | $\frac{-0.2}{10s + 1} e^{-15s}$ | $\frac{-0.5}{15s + 1} e^{-15s}$ | $\frac{0.8}{15s + 1} e^{-3s}$ | | |
| CV5 | $\frac{-0.2}{15s + 1} e^{-10s}$ | $\frac{-0.5}{20s + 1} e^{-4s}$ | | $\frac{0.75}{16s + 1} e^{-4s}$ | |

As Tabela 4.10 e Tabela 4.11, apresentam os pesos por violação da faixa por CVs, representado por W e o peso das MVs para o otimizador, representado por Z e a variação máxima permitida DSPmáx, respectivamente.

Tabela 4.10. Pesos das CVs – subsistema B

| | CV1 | CV2 | CV3 | CV4 | CV5 |
|---|-----|-----|-----|-----|-----|
| W | 100 | 1 | 1 | 1 | 1 |

Tabela 4.11. Peso das MVs e DSPmáx – Subsistema B

| | MV1 | MV2 | MV3 | MV4 |
|--------|------|------|------|------|
| Z | 10 | 10 | 10 | 10 |
| DSPmáx | 0,05 | 0,05 | 0,05 | 0,05 |

4.2 Escolha de dados e seus critérios

Para fazer uma análise crítica da metodologia do módulo MPC do aplicativo PGA foi necessário o conhecimento prévio da operação de uma refinaria no Brasil e o conhecimento específico de uma unidade de operação da refinaria que possuísse o sistema de MPC.

A unidade escolhida HDS é uma unidade extremamente rica em seu processo operacional e entre as demais unidades da refinaria, é a que possui um sistema de MPC mais centralizado, o que permite de fato uma análise de um controlador MPC e, além disso, é um sistema que tem apresentado bons resultados no PGA e possui um fator de utilização extremamente alto, o que é necessário para uma análise com legitimidade.

De posse da unidade escolhida e de seus dados, foi verificado que no controle avançado da unidade existem dois núcleos importantes e completamente independentes entre si. De tal forma que se optou por trabalhar nos dois sistemas de maneira separada afim de avaliar a atuação no MPC de cada subsistema.

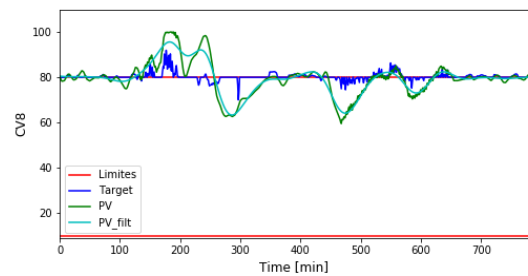
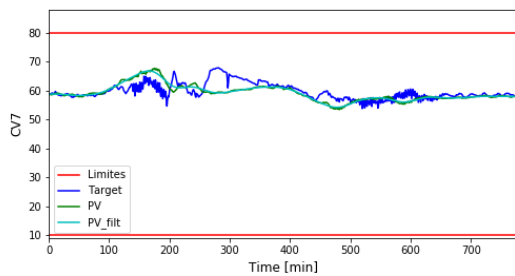
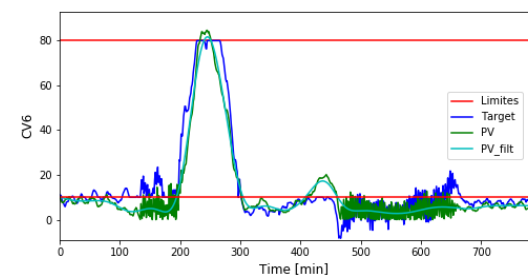
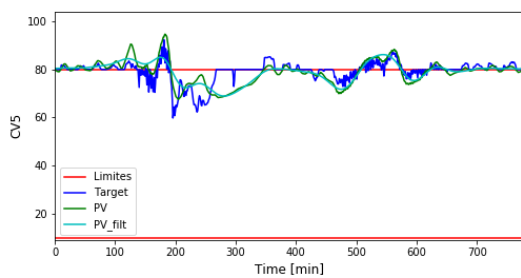
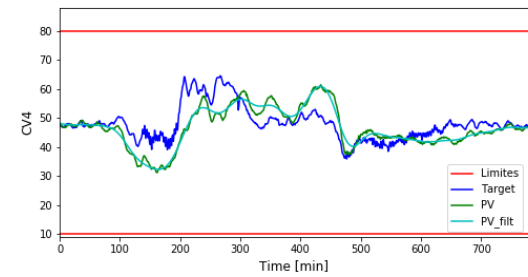
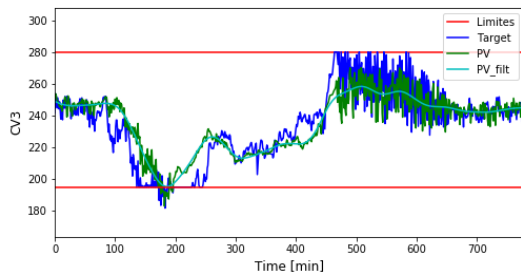
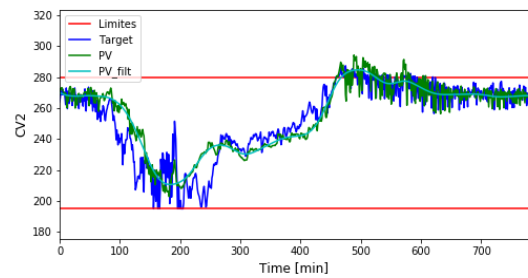
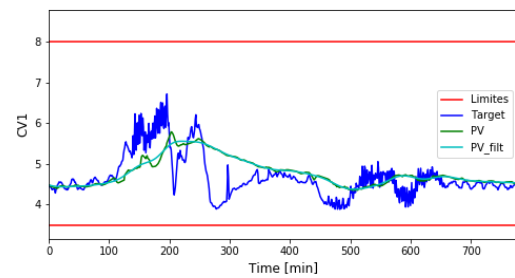
Para seleção de períodos uma ampla janela de dados em um período de 17 meses foi analisada e uma inspeção visual nesses dados foi feita, juntamente com o relato dos operadores do sistema. A união desse conhecimento operacional com a inspeção visual possibilitou a escolha de períodos de tempo com bom funcionamento, com funcionamento deficitário e com problemas que se repetiram de maneira esporádica e eventual ao longo do tempo. Diferentes faixas operacionais também foram selecionadas. Períodos foram selecionados dos dois subsistemas e a aplicação da metodologia nos mesmos foi realizada conforme o modelo utilizado no *software* PGA, com a finalidade de avaliação e aperfeiçoamento do conjunto.

Ao total seis períodos do subsistema A em um primeiro momento foram selecionados e sete períodos do subsistema B. Para as análises foram selecionados apenas alguns destes períodos, uma vez que muitos dos relatos dos períodos acabavam se repetindo. Seguem os relatos dos períodos:

4.2.1 Subsistema A

- Período 1: (DM carga pouco reativa se eleva e retorna ao mesmo patamar). Período com distúrbios não medidos por volta de 120 a 220 u.t. e 450 e 650 u.t. No primeiro distúrbio, previsões do *target* e da variável são diferentes. Uma CV sai da faixa operacional e parece haver restrição de movimento na MV. No

segundo distúrbio mais CVs saem da faixa, embora exista graus de liberdade no sistema, uma oscilação perturbadora para a condição operacional é observada.



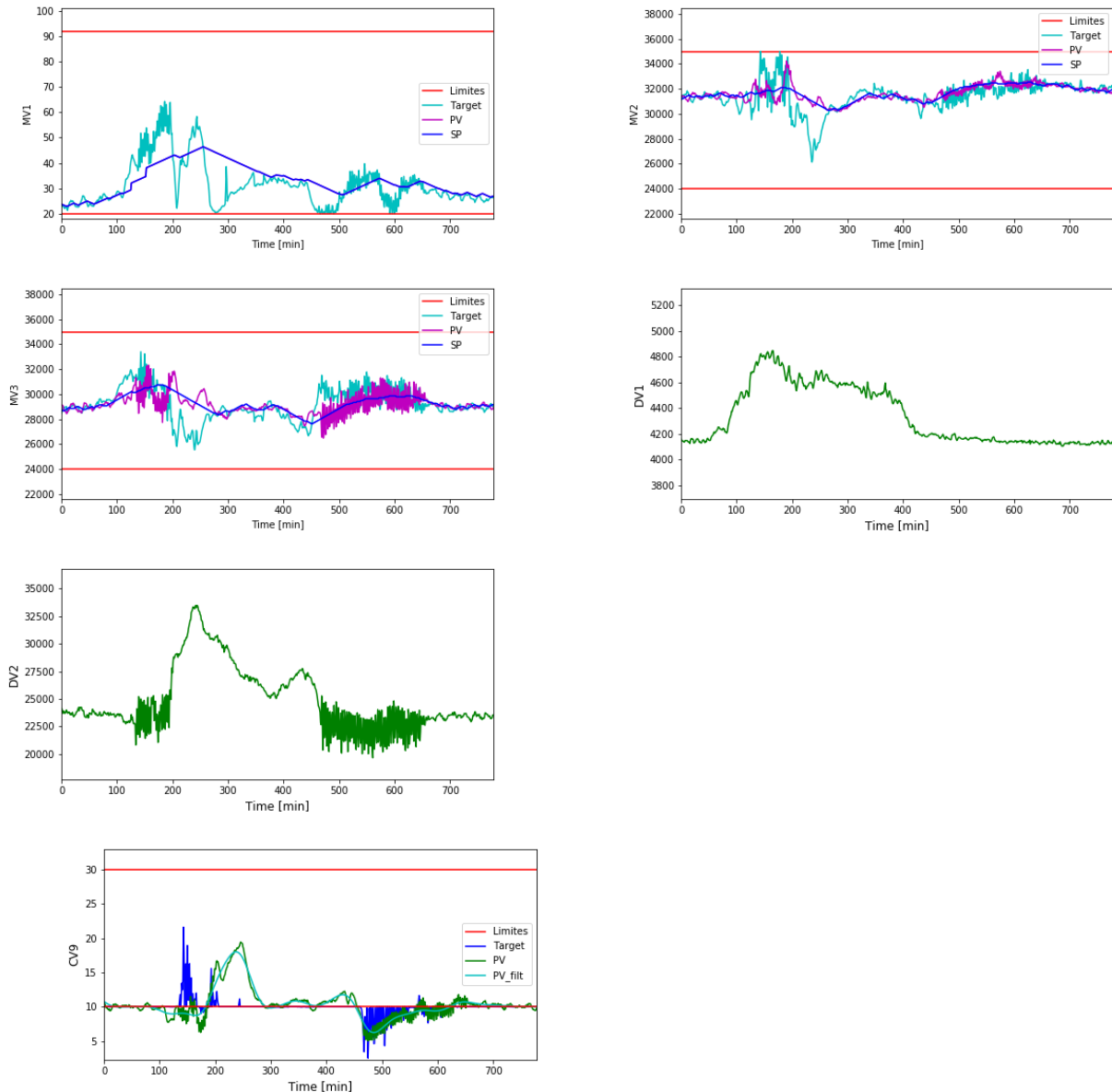


Figura 4.5. CVs do período 1 – Subsistema A.

Figura 4.6. MVs e DMs do período 1 – Subsistema A.

- Período 2: (DM carga baixa, unidade em provável recirculação parcial). No distúrbio existe uma dificuldade de controle embora não exista MV saturada, o *target* da CV9 é bastante discrepante do valor real, existe uma mudança de faixa de operação para a mesma CV. As hachuras nos gráficos dos períodos representam períodos de tempo que aquela variável de processo ficou desligada no CAV.



Figura 4.7. CVs do período 2 – Subsistema A.

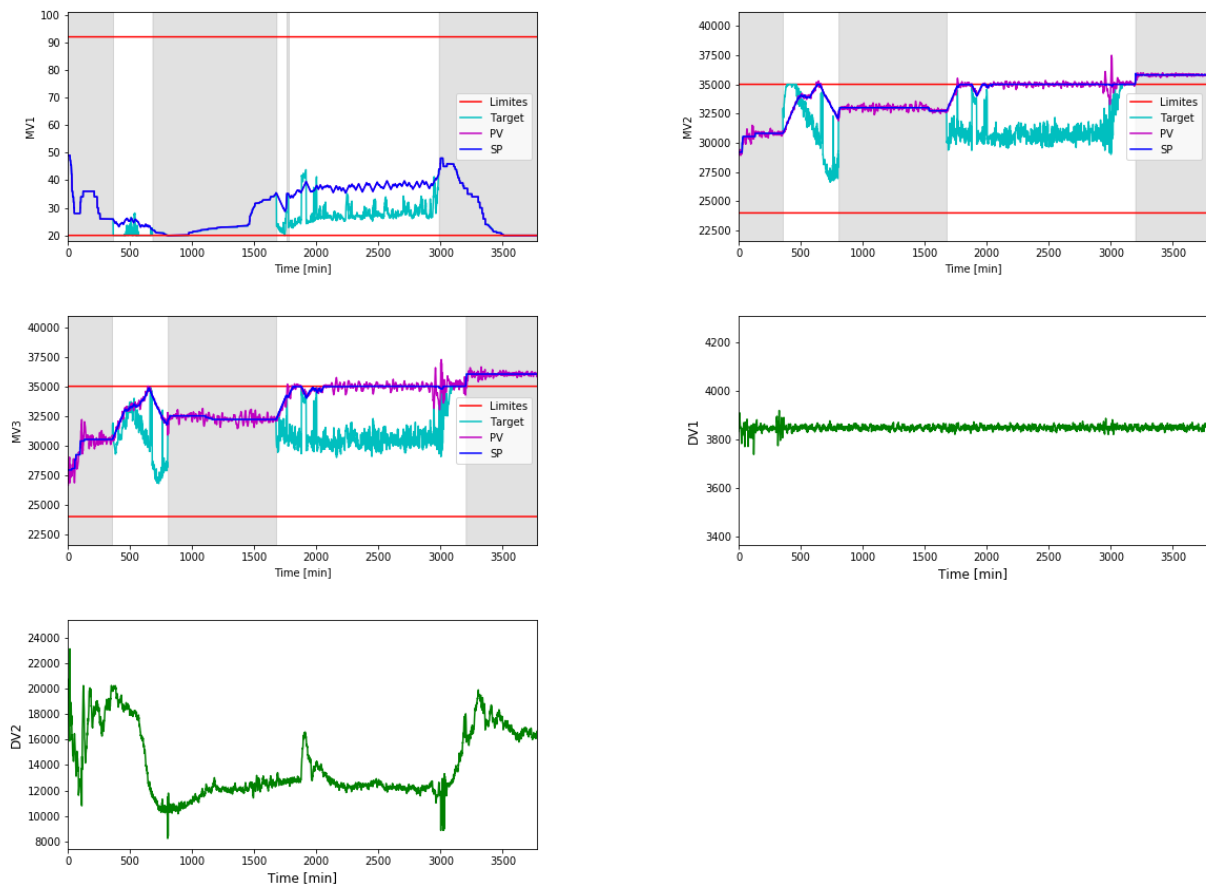


Figura 4.8. MVs e DMs do período 2 – Subsystema A.

- Período 3: (DM1 subindo em *steps* ao longo do tempo). Apresenta operação satisfatória no geral. Sofre alteração no distúrbio medido e o controlador responde bem, trocando CVs otimizadas (mudança de cenário).

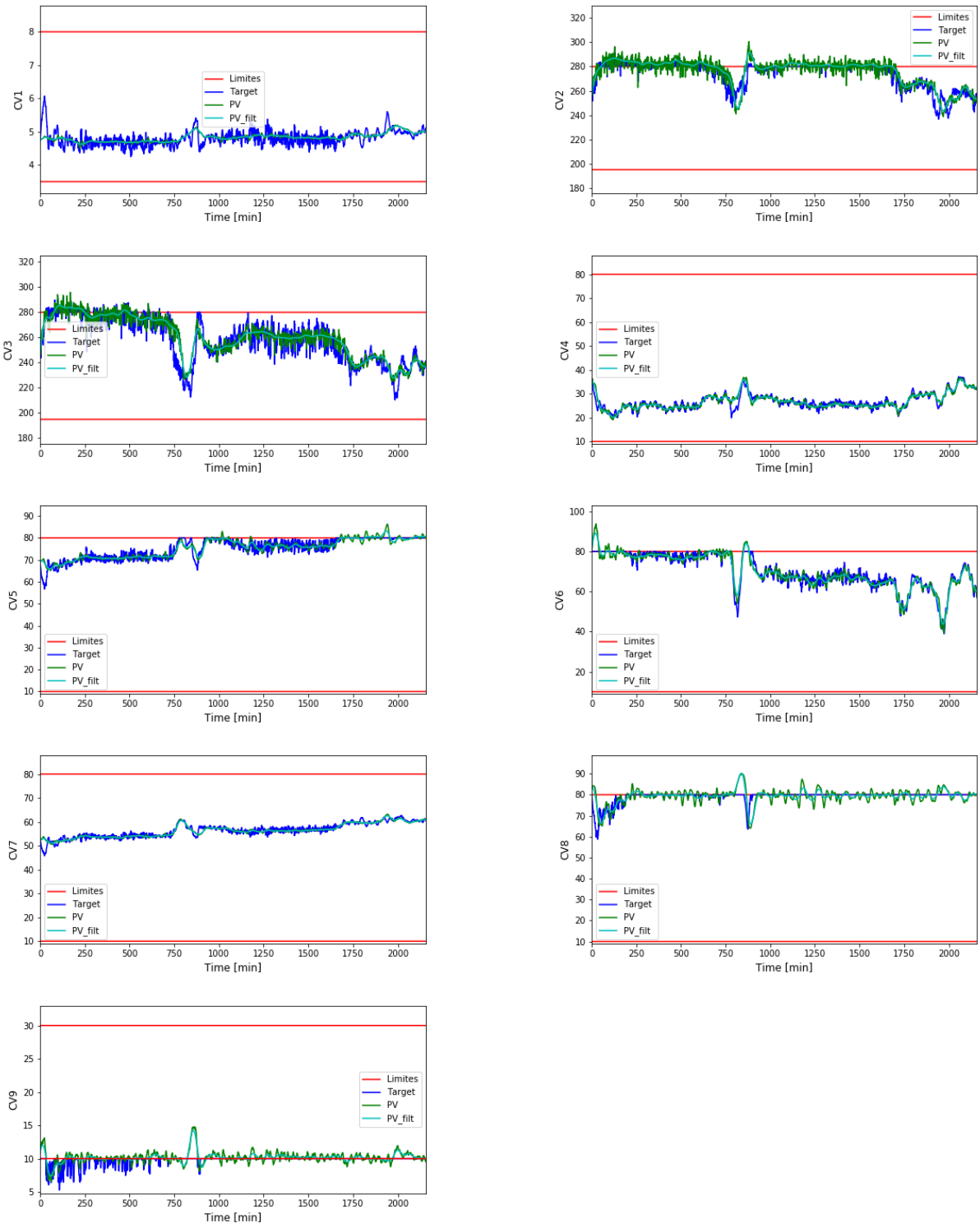


Figura 4.9. CVs do período 3 – Subsistema A.

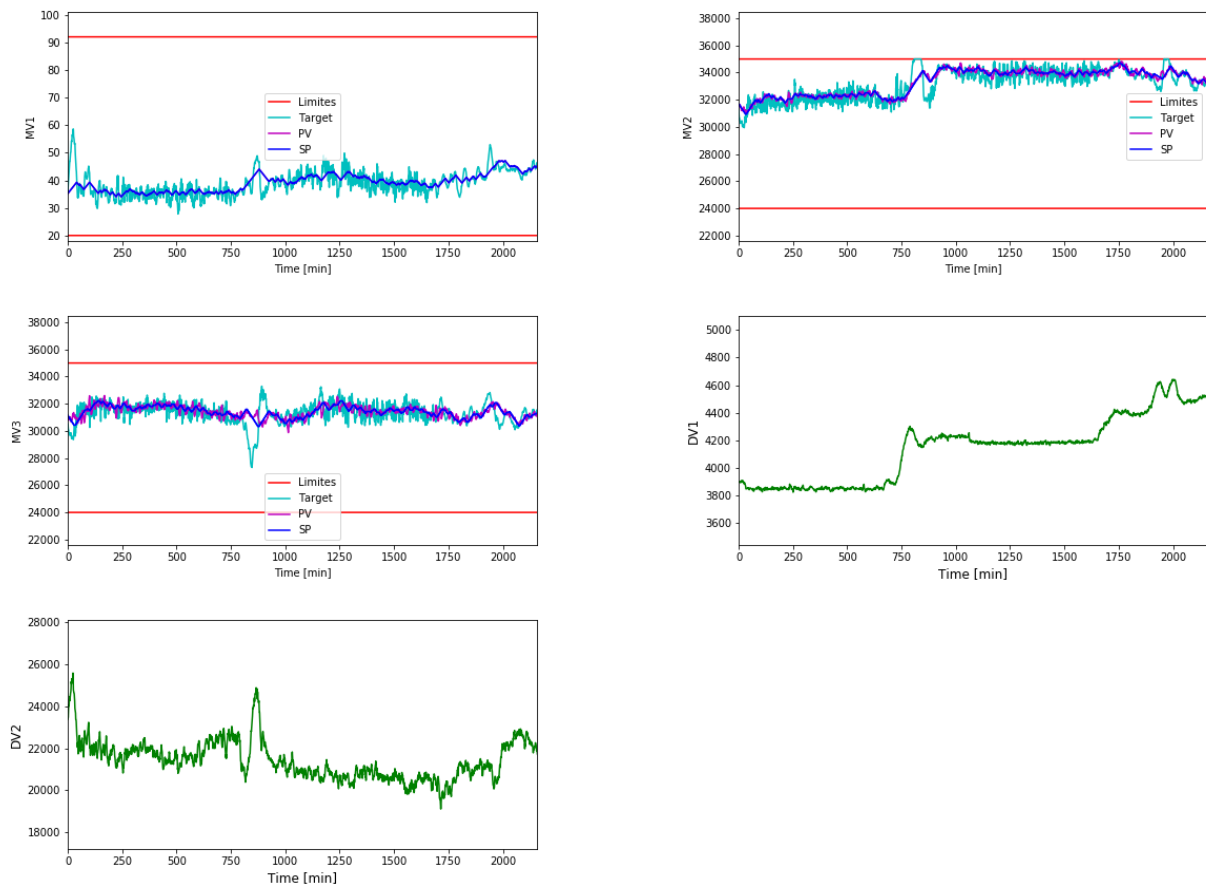


Figura 4.10. MVs e DMs do período 3 – Subsistema A.

- Período 4: (D.M. alterando levemente). Apresenta operação satisfatória no geral. Visualmente incomoda um pouco a oscilação constante do sistema.

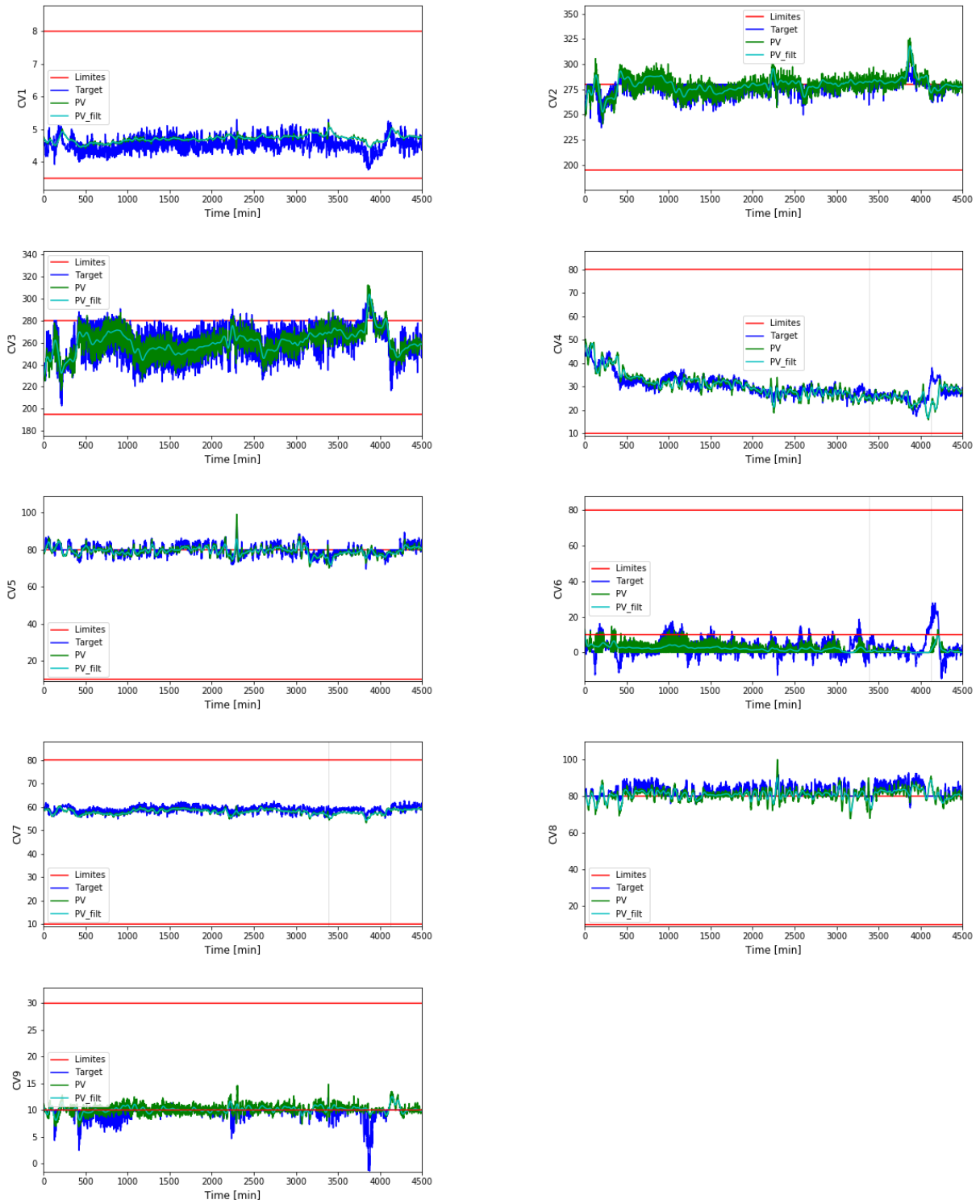


Figura 4.11 CVs do período 4 – Subsistema A.

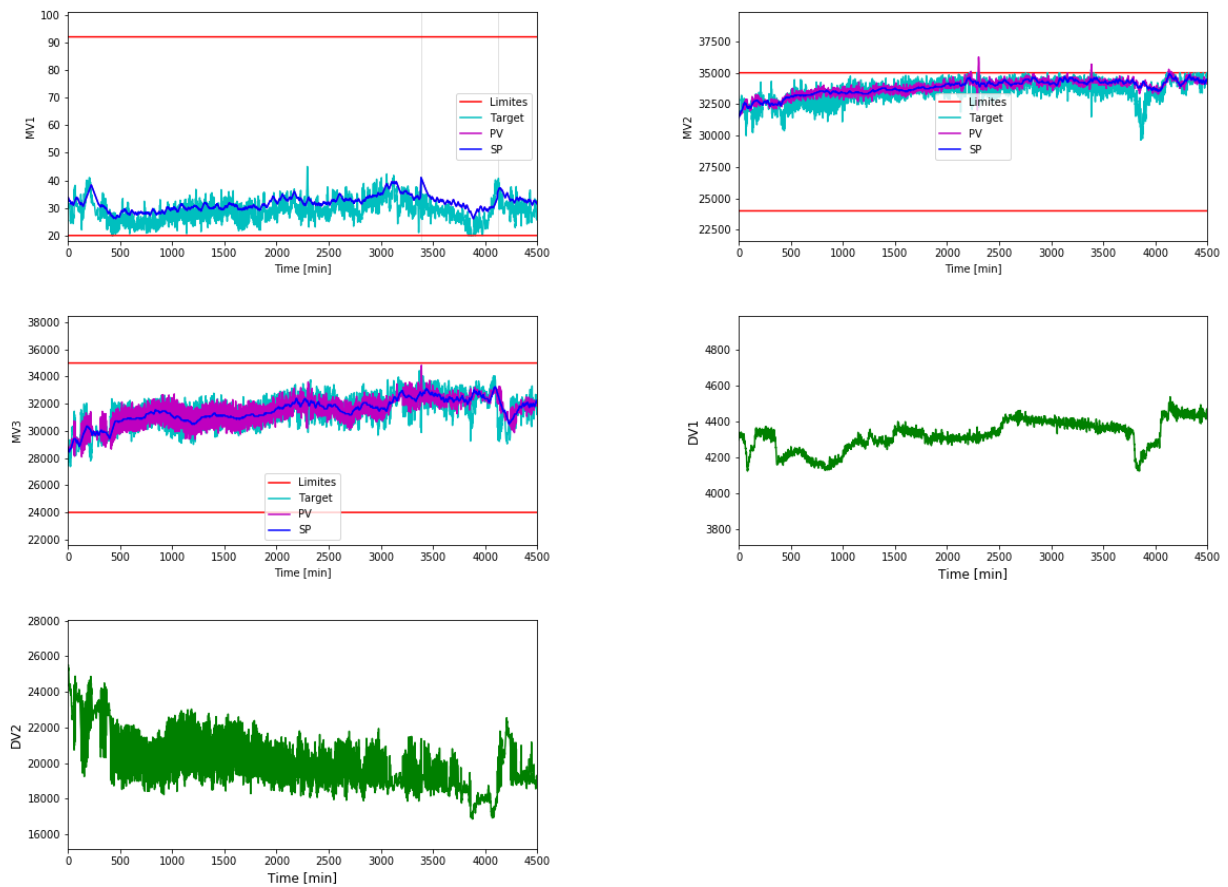


Figura 4.12. MVs e DMs do período 4 – Subsistema A.

- Período 5: (DM1 carga estável e relativamente baixa). Período com desligamento do controlador para acelerar manualmente a MV1, devido a distúrbio, segue relatos da operação de ocorrer mudança brusca da temperatura externa da planta.

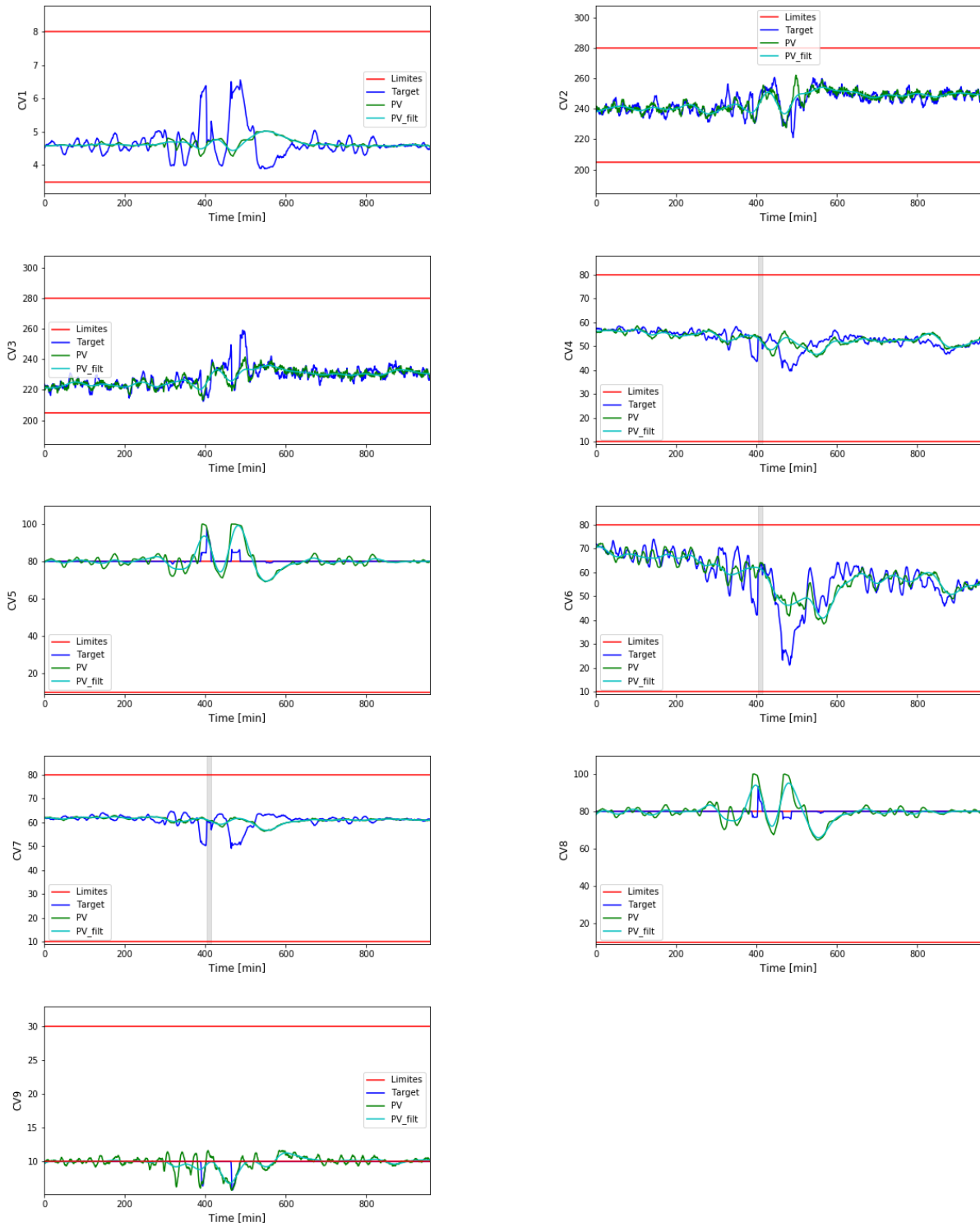


Figura 4.13. CVs do período 5 – Subsistema A.

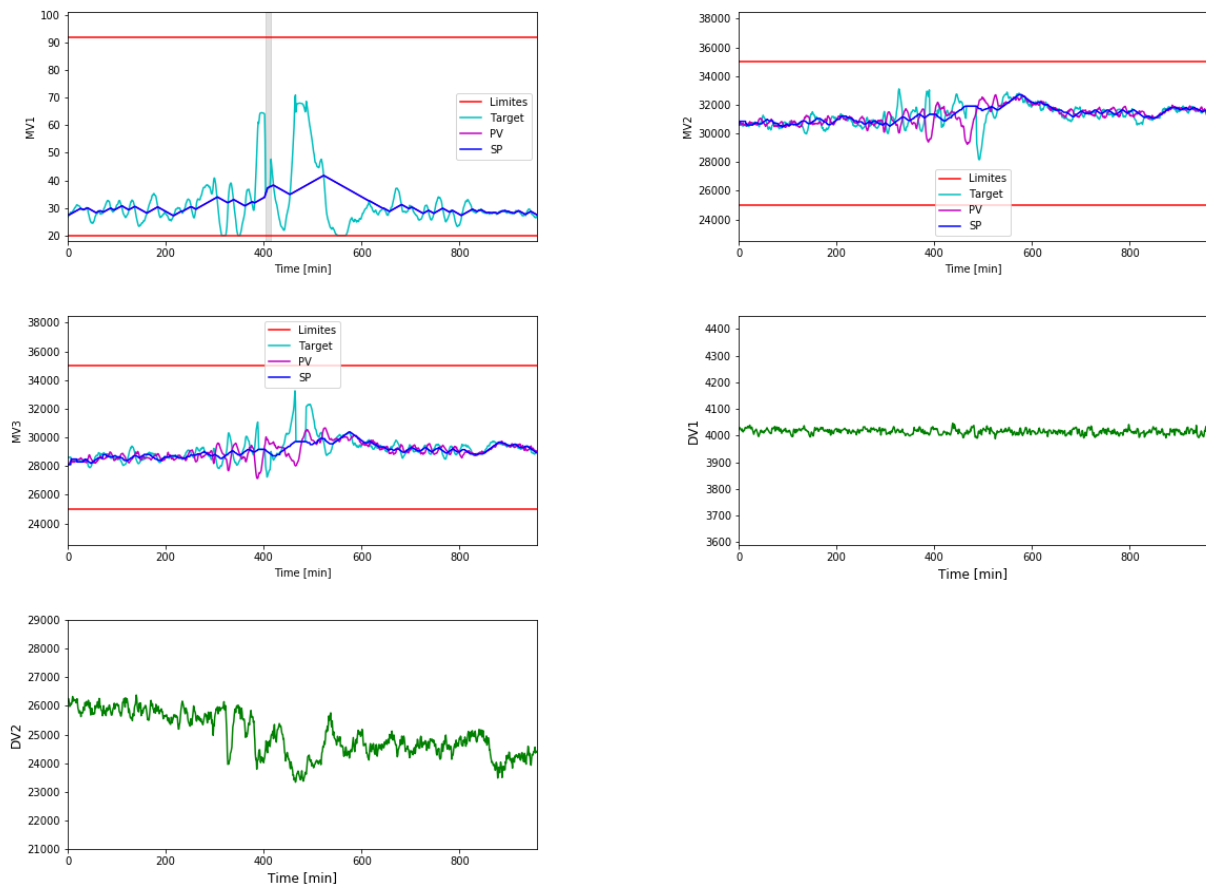


Figura 4.14. MVs e DMs do período 5 – Subsistema A.

- Período 6: (DM1 carga estável e média). Período extremamente semelhante ao anterior, tendo o agravante de CV9 crítica para o sistema sair consideravelmente da faixa de operação.

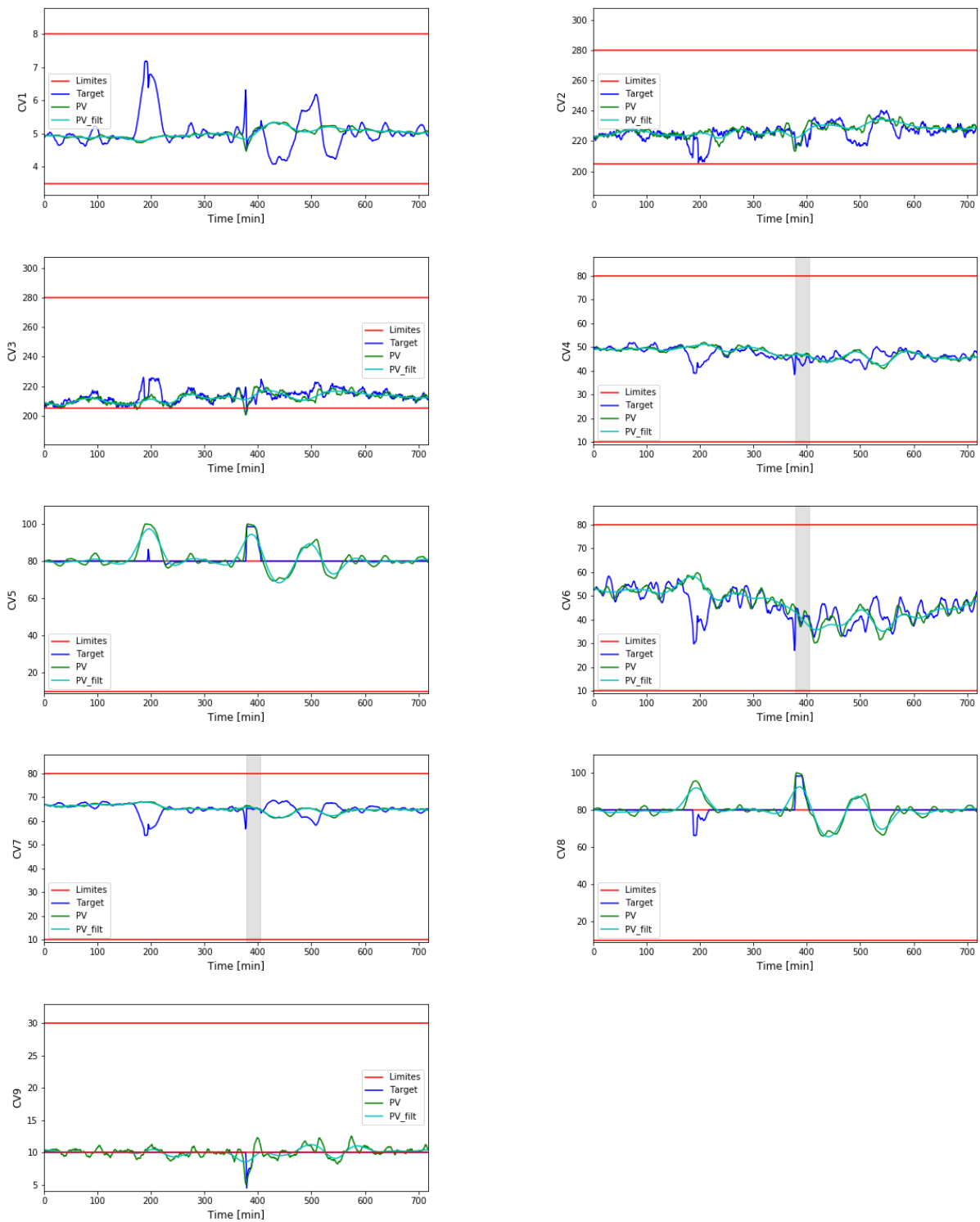


Figura 4.15. CVs do período 6 – Subsystema A.

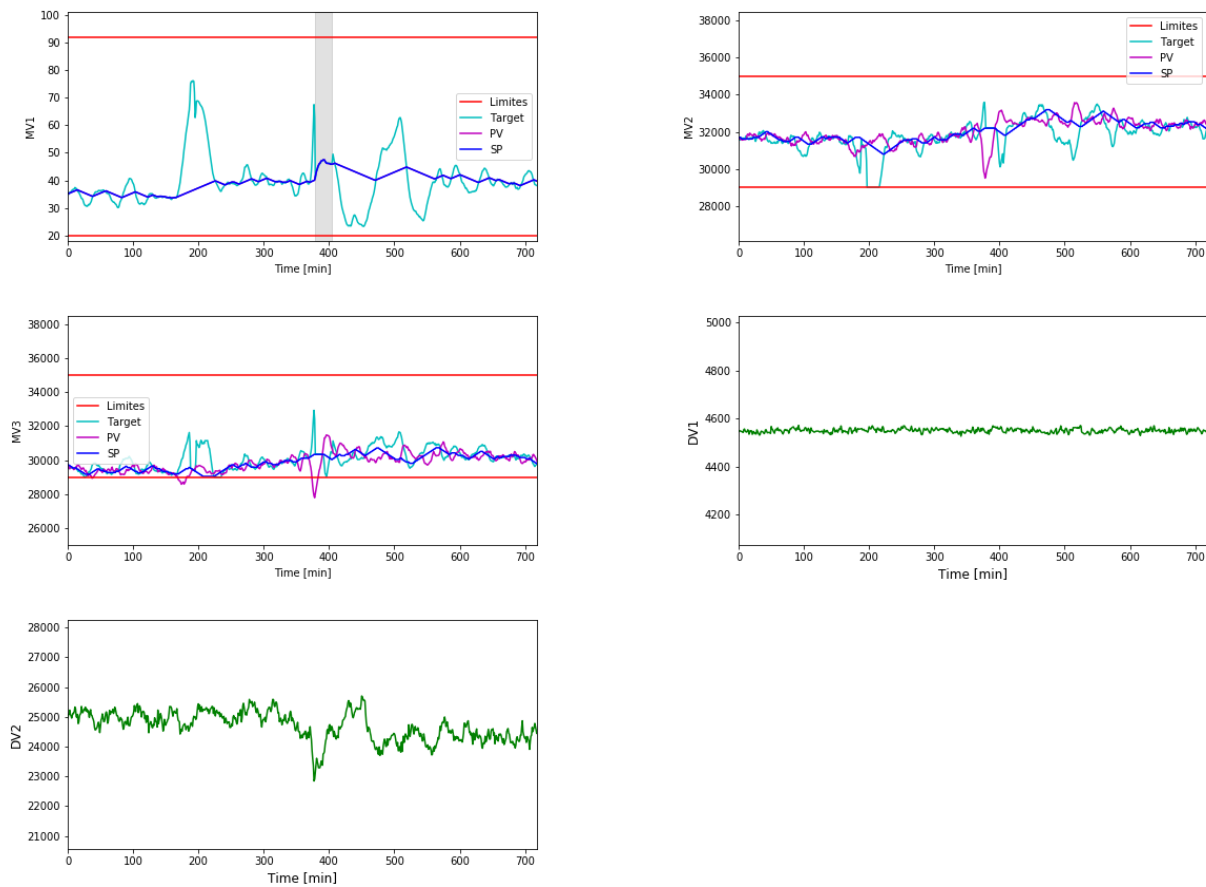


Figura 4.16. MVs e DMs do período 6 – Subsistema A.

4.2.2 Subsistema B

- Período 1: (corte gradual de carga). Distúrbio medido ocorre e o controlador responde adequadamente buscando os limites operacionais, porém o faz de forma oscilatória. *Target* e variáveis diferem bastante.

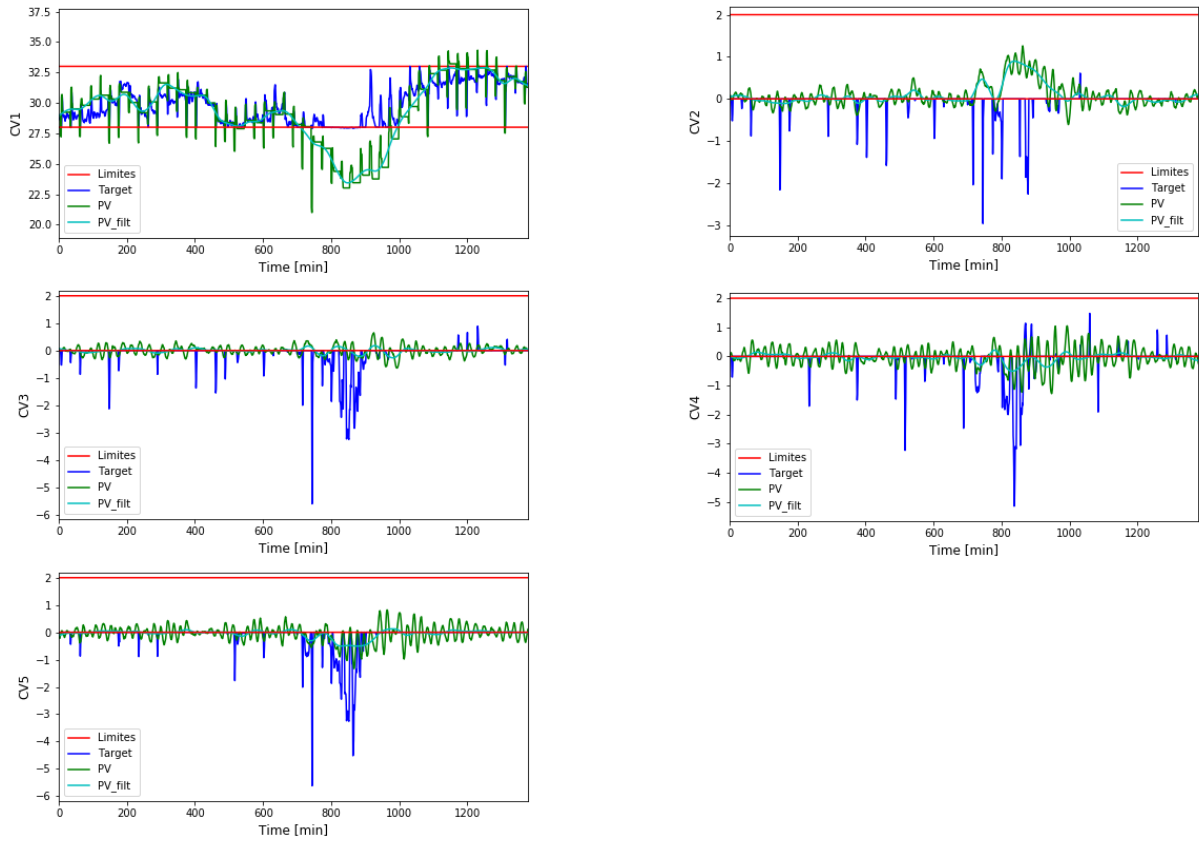


Figura 4.17. CVs do período 1 – Substistema B.

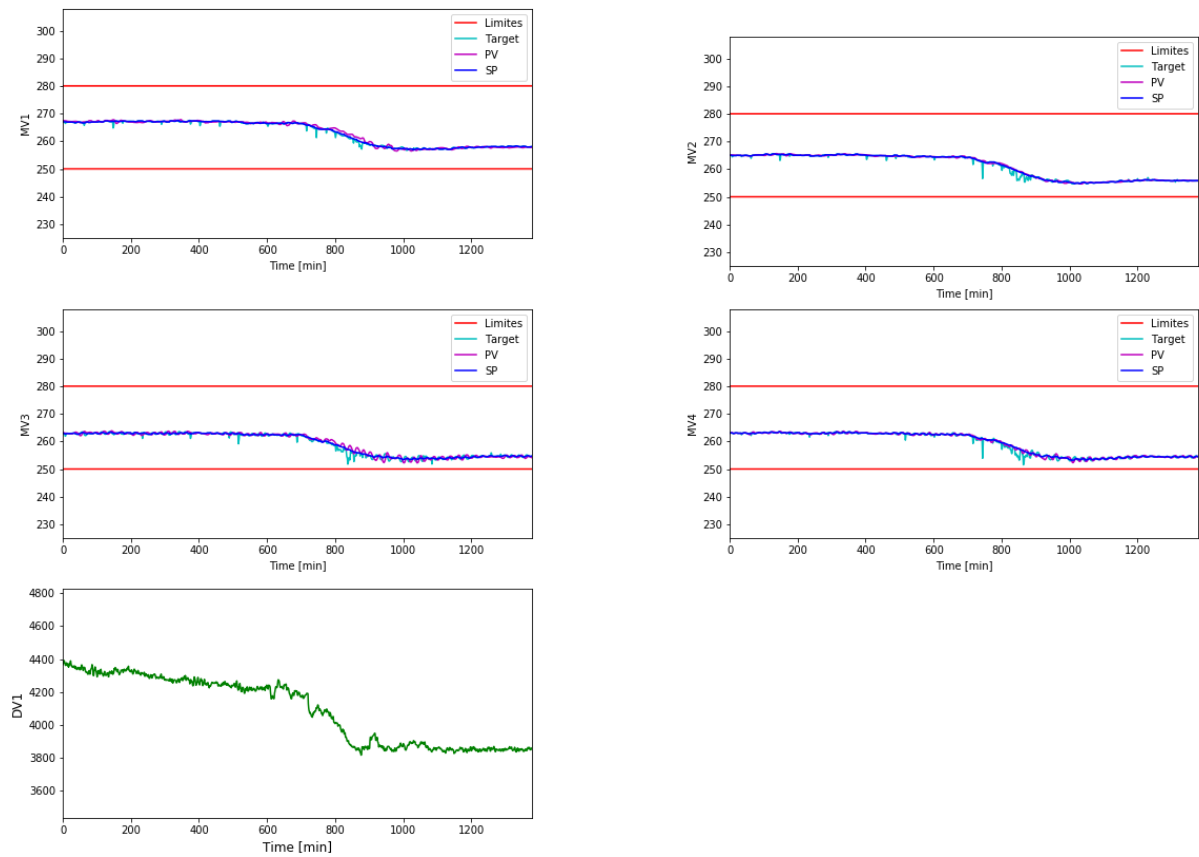


Figura 4.18. MVs e DM do período 1 – Substistema B.

- Período 2: (carga estável em valor médio). Período sem distúrbios, segue oscilando constantemente. Neste período observa-se quedas do contaminante regulares, segundo informações, trata-se de purga atípica do analisador, o que pode estar influenciando na oscilação.

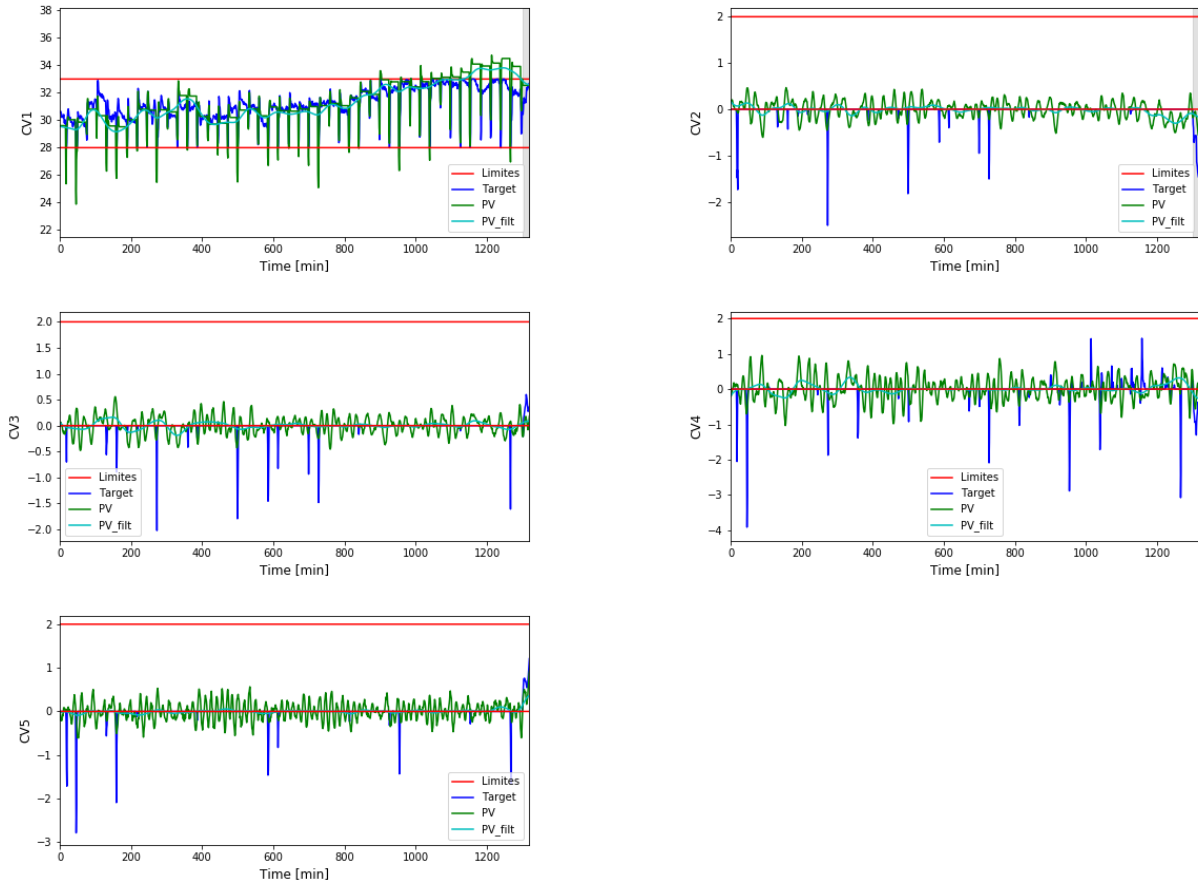


Figura 4.19. CVs do período 2 – Subsistema B.

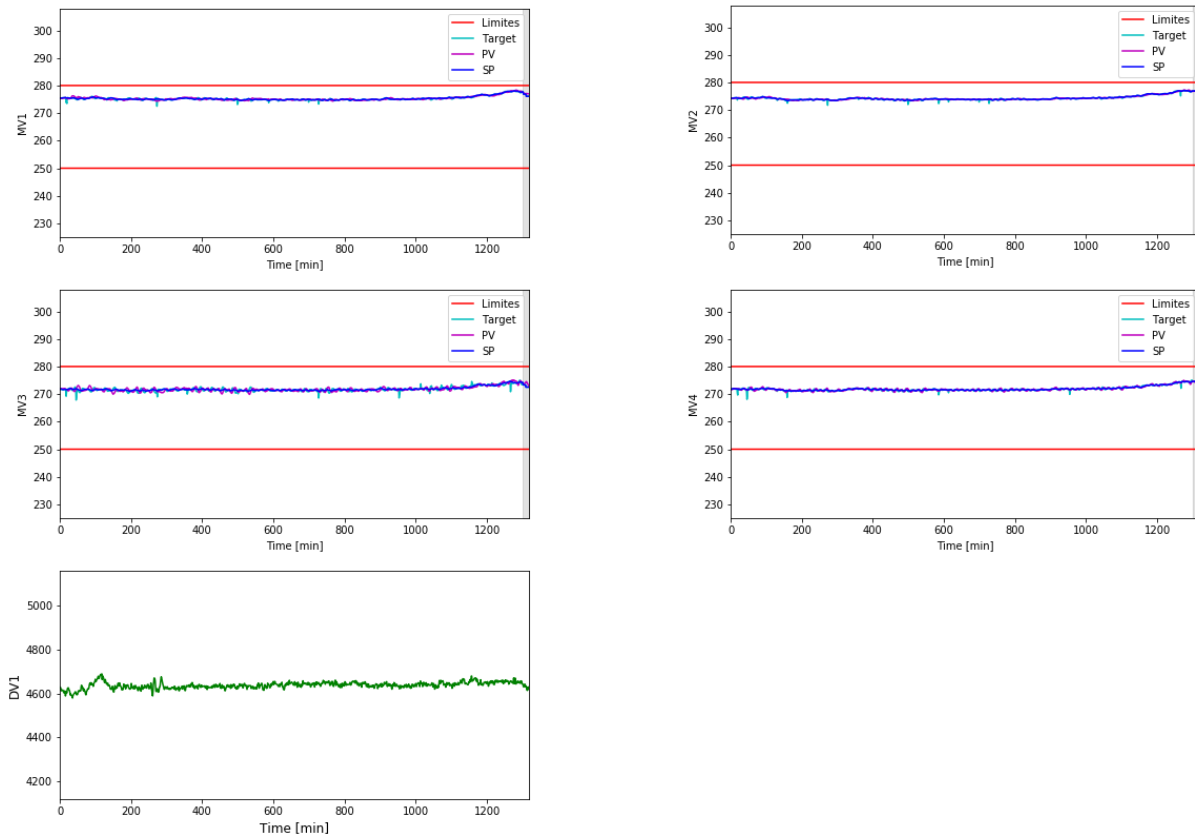


Figura 4.20. MVs e DM do período 2 – Subsistema B.

- Período 3: (carga estável em valor médio). Período com operação satisfatória, corrigindo distúrbios, entretanto sempre de maneira oscilatória.

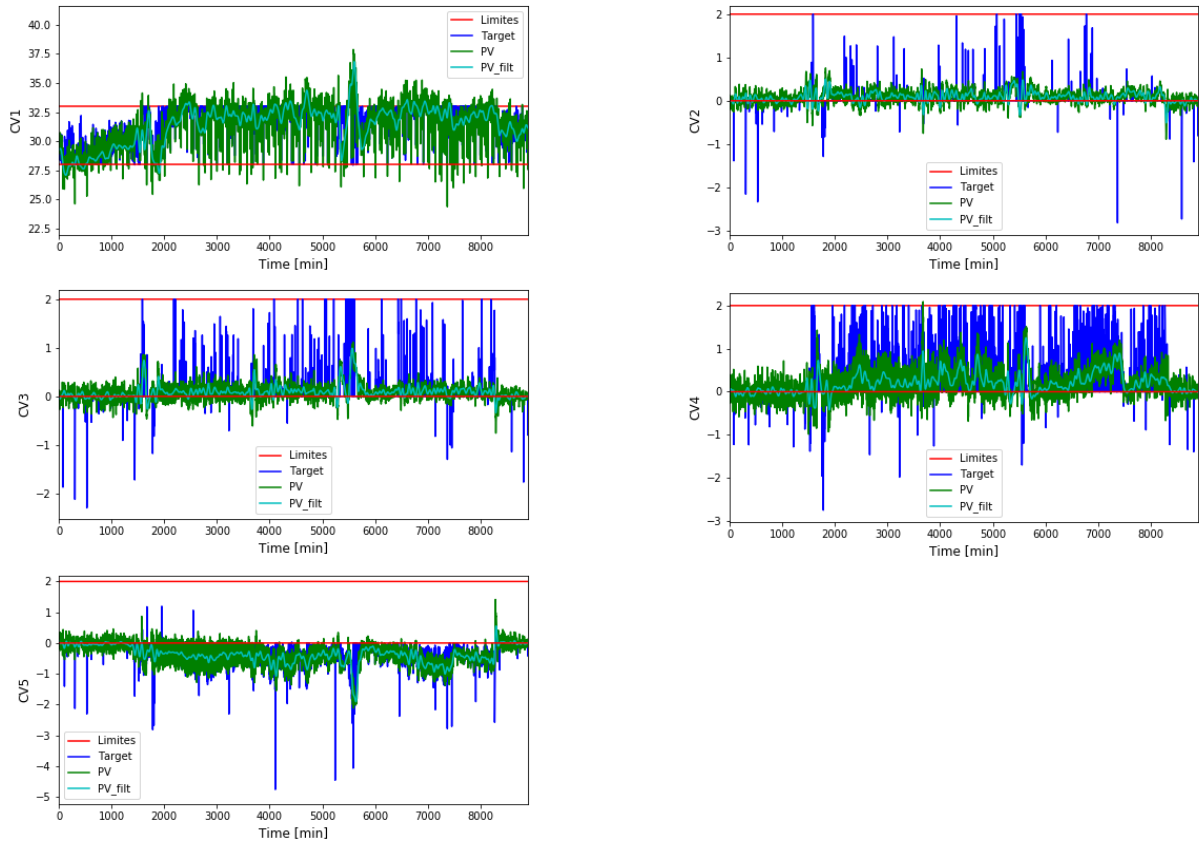


Figura 4.21. CVs do período 3 – Subsistema B.

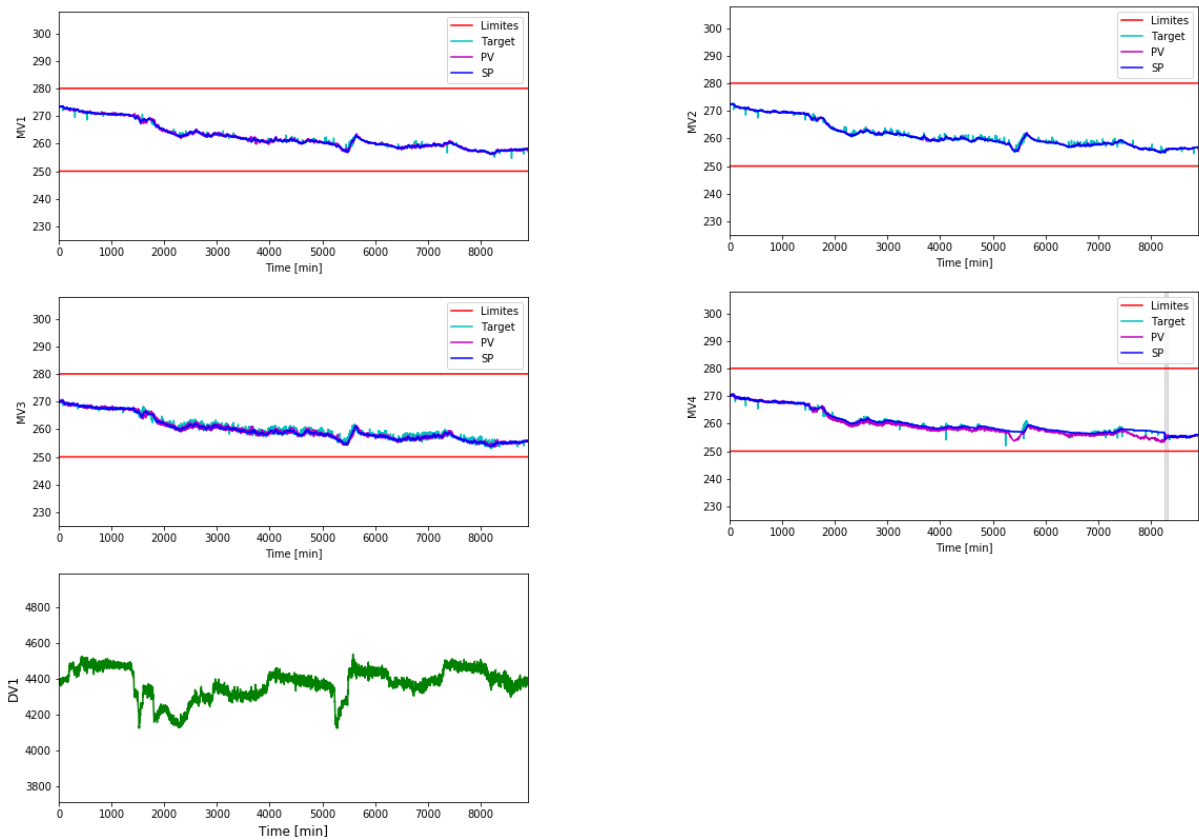


Figura 4.22. MVs e DM do período 3 – Subsistema B.

- Período 4: (DM alterando levemente). Distúrbio medido ocorre, controlador responde adequadamente. *Target* e variáveis diferem bastante no período.

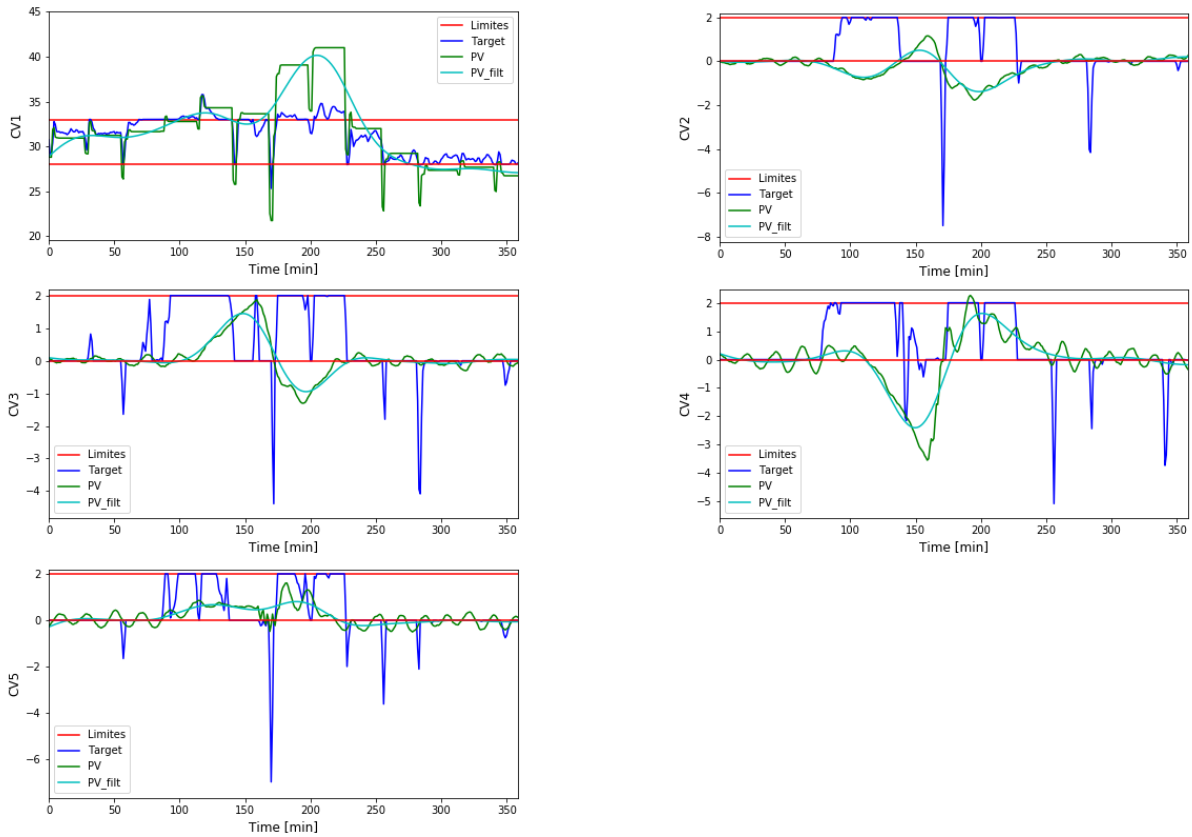
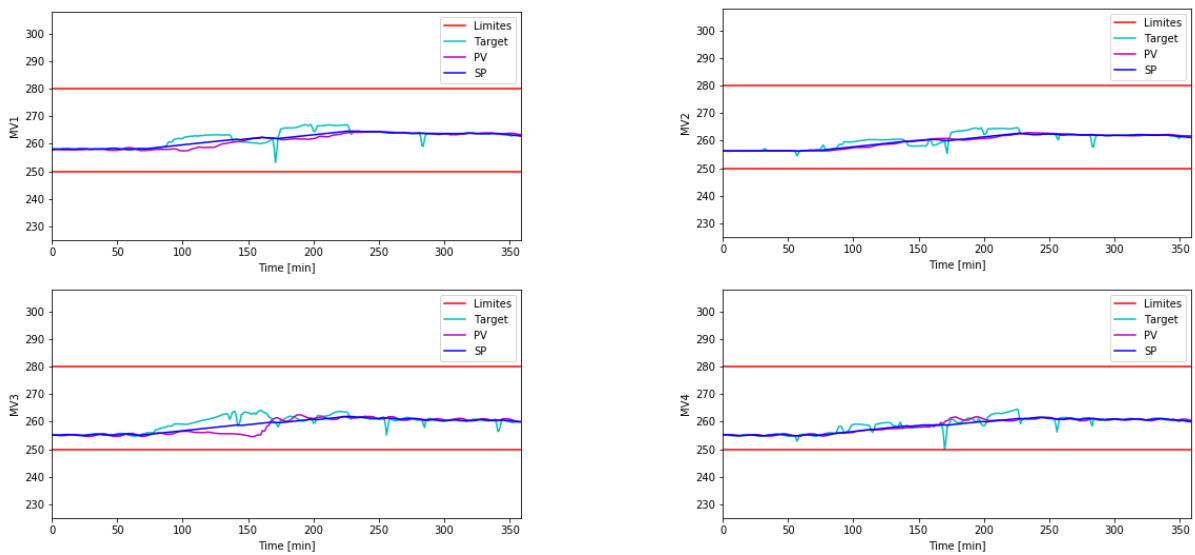


Figura 4.23. CVs do período 4 – Subsistema B.



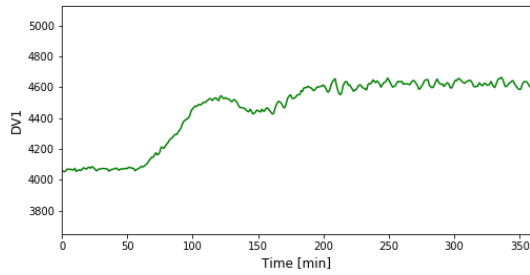


Figura 4.24. MVs e DM do período 4 – Substema B.

- Período 5: (Elevação de carga). Situação muito semelhante ao período dois, porém não ocorre a purga do analisador. Mesmo assim o sistema não é otimizado, pois CV1 está no limite inferior.

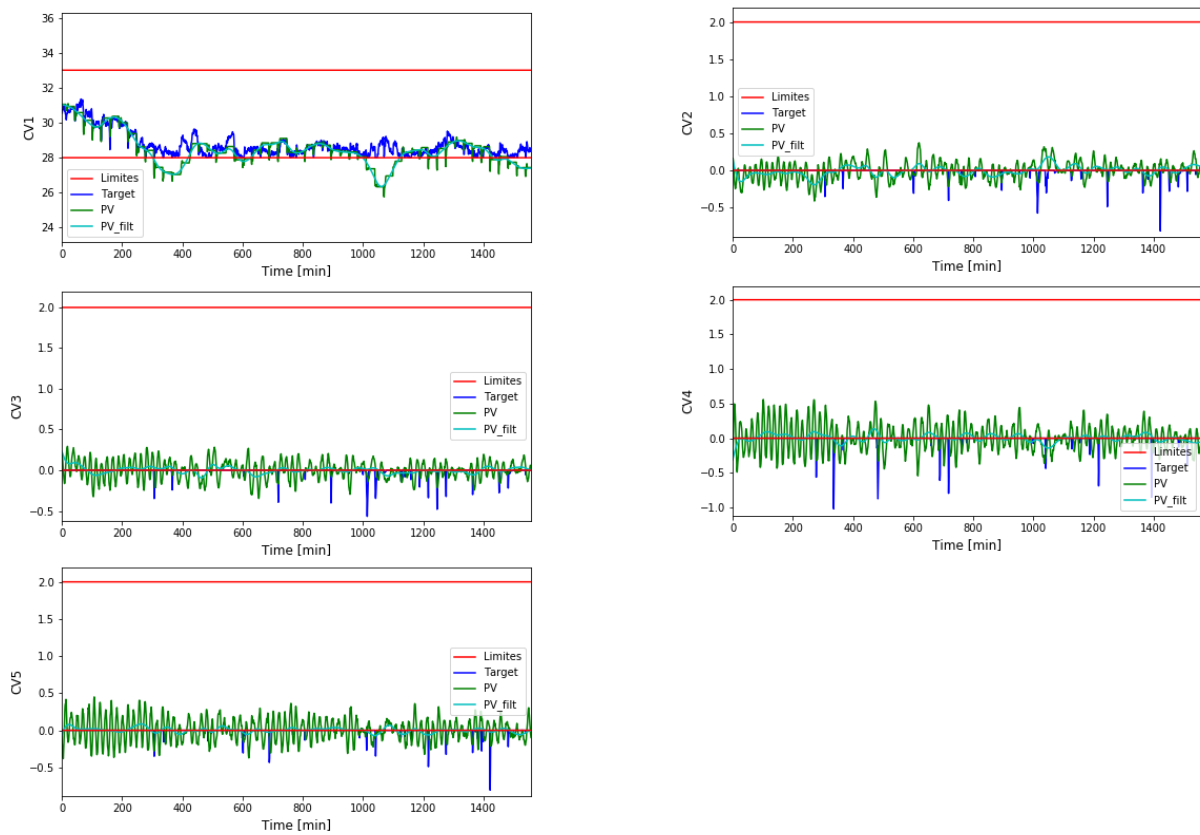
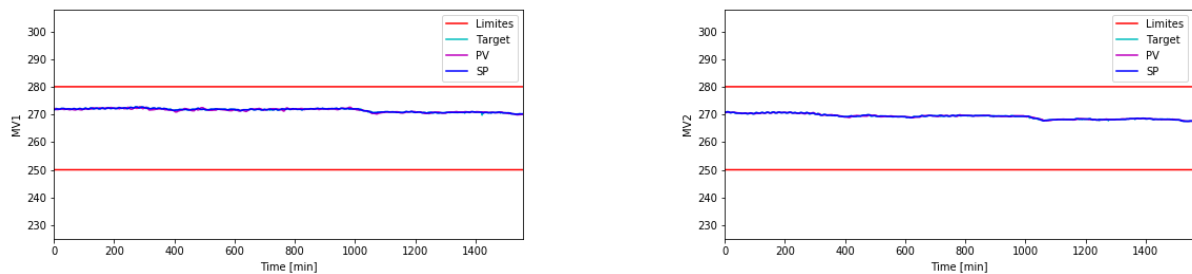


Figura 4.25. CVs do período 5 – Substema B.



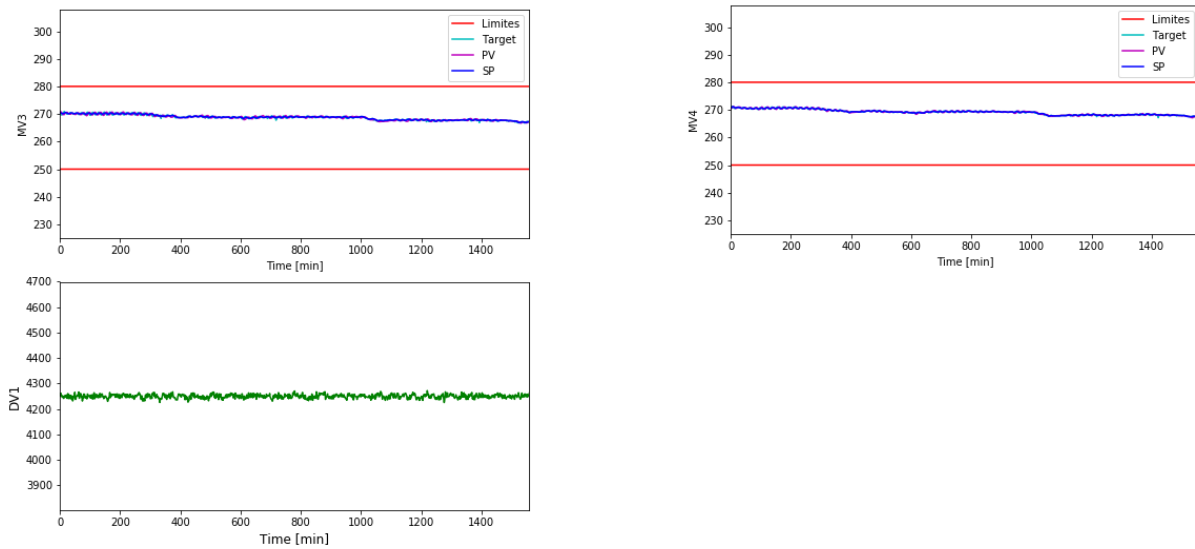


Figura 4.26. MVs e DM do período 5 – Substistema B.

- Período 6: (Unidade saindo de sistema de recirculação parcial ou partida, subindo carga). Sistema sofre distúrbio não medido e controlador é desligado brevemente, após volta operar bastante oscilatório e lentamente, mas consegue reverter o distúrbio.



Figura 4.27. CVs do período 6 – Subsistema B.

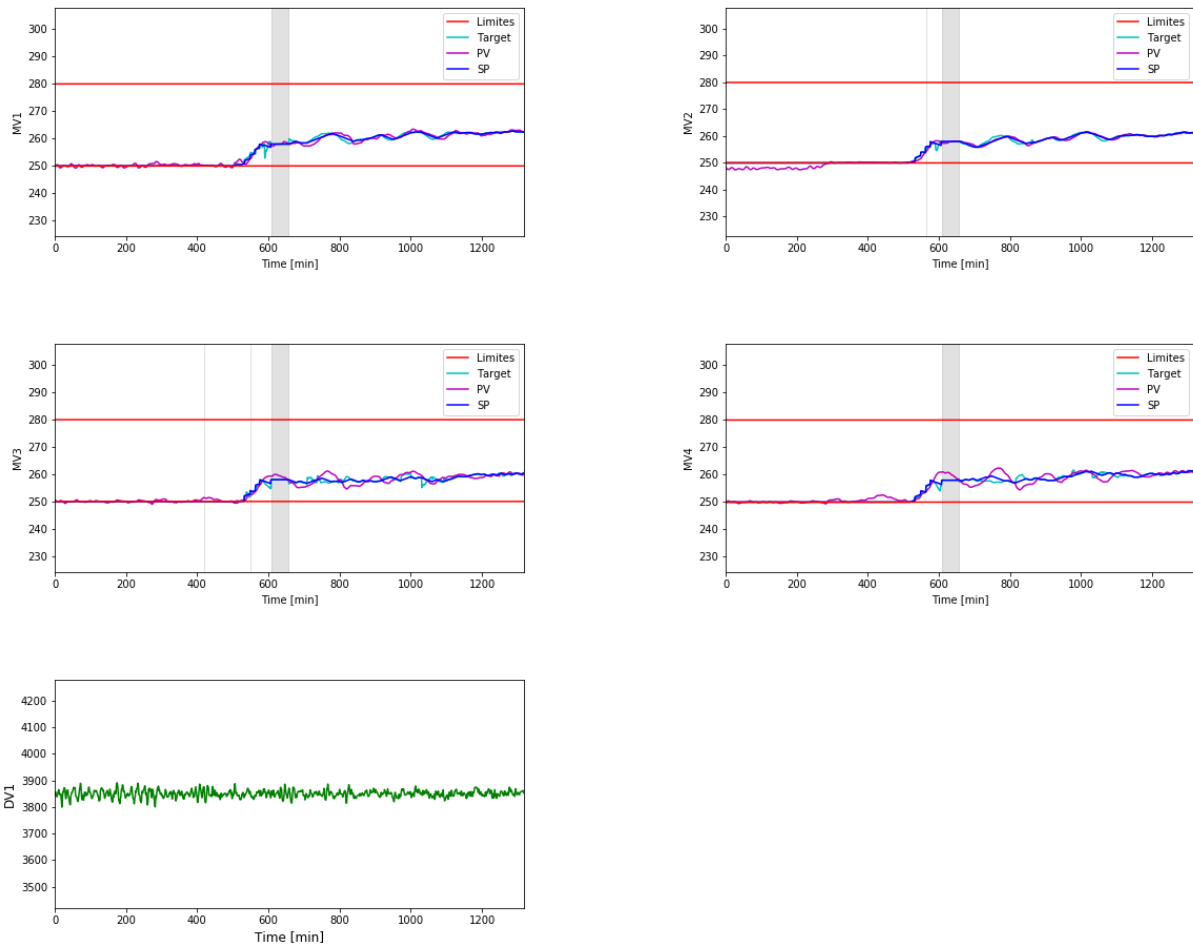


Figura 4.28. MVs e DM do período 6 – Subsistema B.

- Período 7: (Corte brusco na carga é observado). Sistema sofre distúrbio medido e não consegue se reorganizar sem atuação manual e desligamento do controlador.

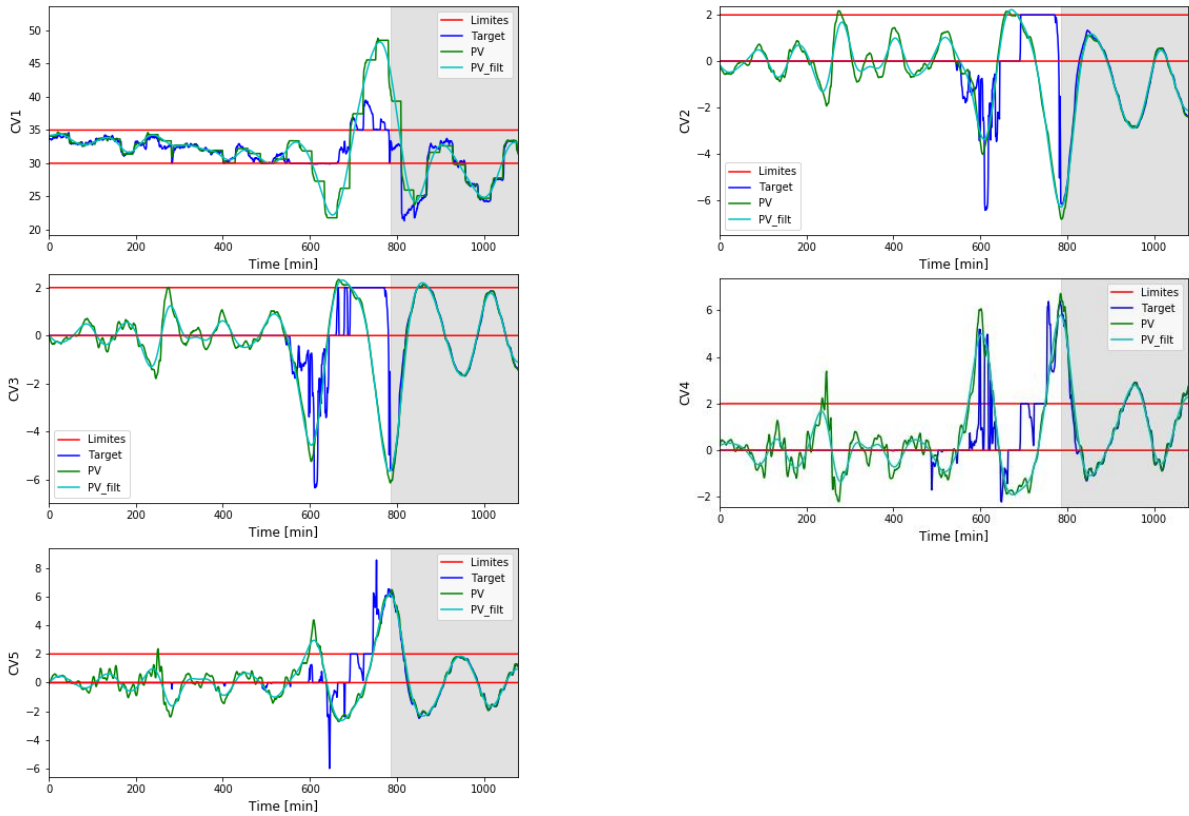


Figura 4.29. CVs do período 7 – Subsistema B.

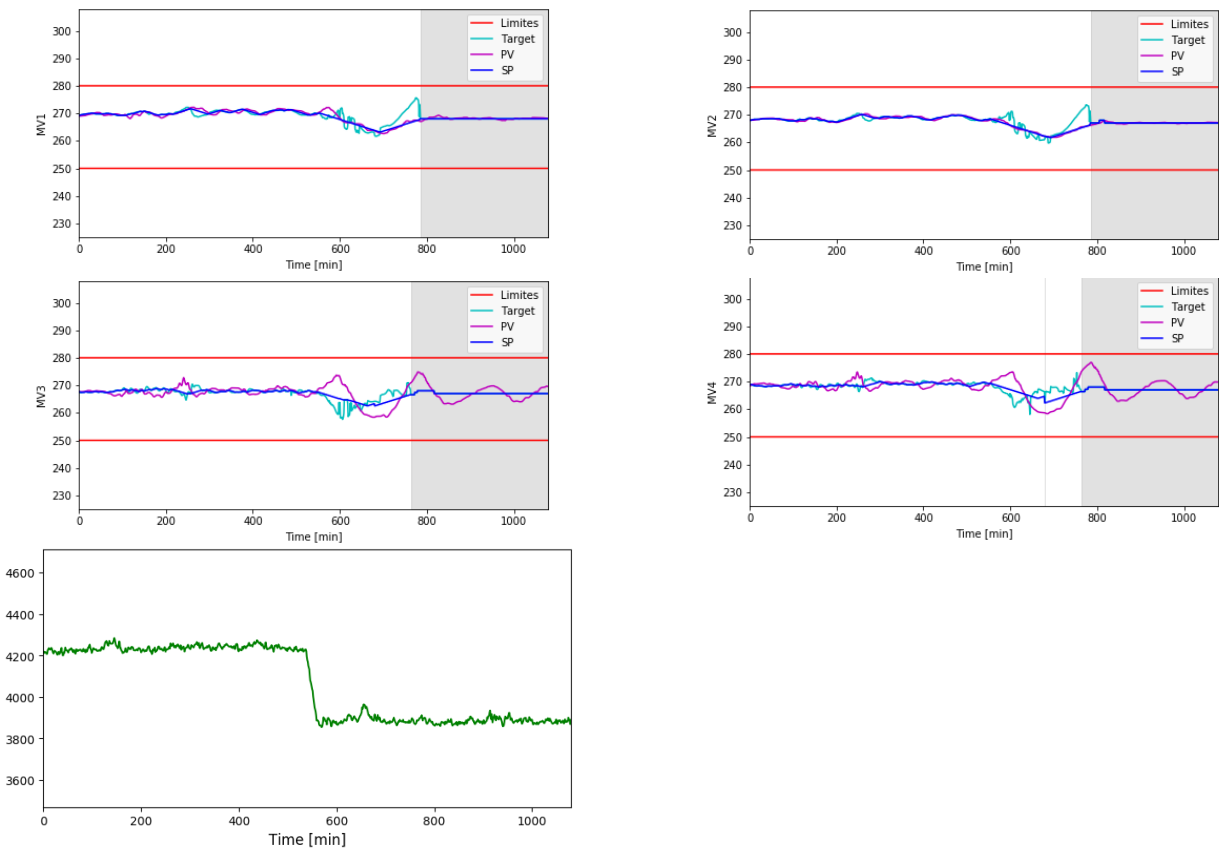


Figura 4.30. MVs e DM do período 7 – Subsistema B.

Capítulo 5 – Resultados

Este capítulo faz uma análise geral dos problemas encontrados na aplicação da metodologia MPC-ADM, faz uma comparativo entre a aplicação do método com utilização de PV ou *target*, propondo melhorias, bem como uma avaliação do gráfico de diagnóstico e proposições à ferramenta.

5.1 Análise geral

À medida que as técnicas de avaliação de desempenho da metodologia do módulo MPC-ADM do *software* PGA foram aplicadas ao longo do trabalho os primeiros problemas começaram a surgir.

Todos os índices calculados atualmente na plataforma se utilizam do *Target* das variáveis de processo. O *Target* é o termo utilizado para nomear os valores calculados do sistema provenientes da camada de otimização. A camada de otimização, a qual segundo (ZANIN; MORO; PINTO; SANTOS, 2007a) obtém a solução do problema estático, tem a finalidade de realizar a busca de um valor ótimo para as variáveis manipuladas, resolvendo uma função objetivo quadrática de maximização do lucro operacional. O valor ótimo resultante das variáveis manipuladas é passado para a função objetivo do problema dinâmico. O sistema também gera automaticamente os valores correspondentes das variáveis controladas no estacionário, obtendo assim *Targets* tanto para variáveis manipuladas quanto controladas. O inconveniente de usar esses valores no lugar dos valores reais é que, embora a metodologia possa fazer uso dos dois termos, eles podem diferir significativamente entre si, como será posteriormente mostrado, logo é necessária uma avaliação mais específica destes termos e qual a forma mais apropriada de usá-los.

Outro problema que surge na aplicação da metodologia é que as análises são rodadas ao término de um período de 24 horas, e para tal, é realizado a média dos índices do período, decorre que, as unidades estudadas ficam na maior parte do tempo em um ponto específico de operação e sofrem poucas perturbações ao longo do tempo. Essa “calmaria” do sistema faz com que os índices apresentados atualmente, da maneira como são coletados, passem uma impressão de que o sistema está bem ajustado, uma vez que perturbações são pontuais e se diluem no período de tempo mencionado, o que pode ser

uma inverdade. Logo é necessário que o sistema analise os dados de forma que consiga pontuar os problemas que ocorrem.

5.2 Comparação entre as abordagens utilizando PV ou Target

Para fins de comparação, foram selecionados dois períodos de tempo, onde os indicadores do PGA são calculados e os valores obtidos com o *target* e PV são comparados entre si e confrontados com os *trends* dos períodos, indicando qual o sistema mais representativo a ser usado.

- *Período do subsistema A.*

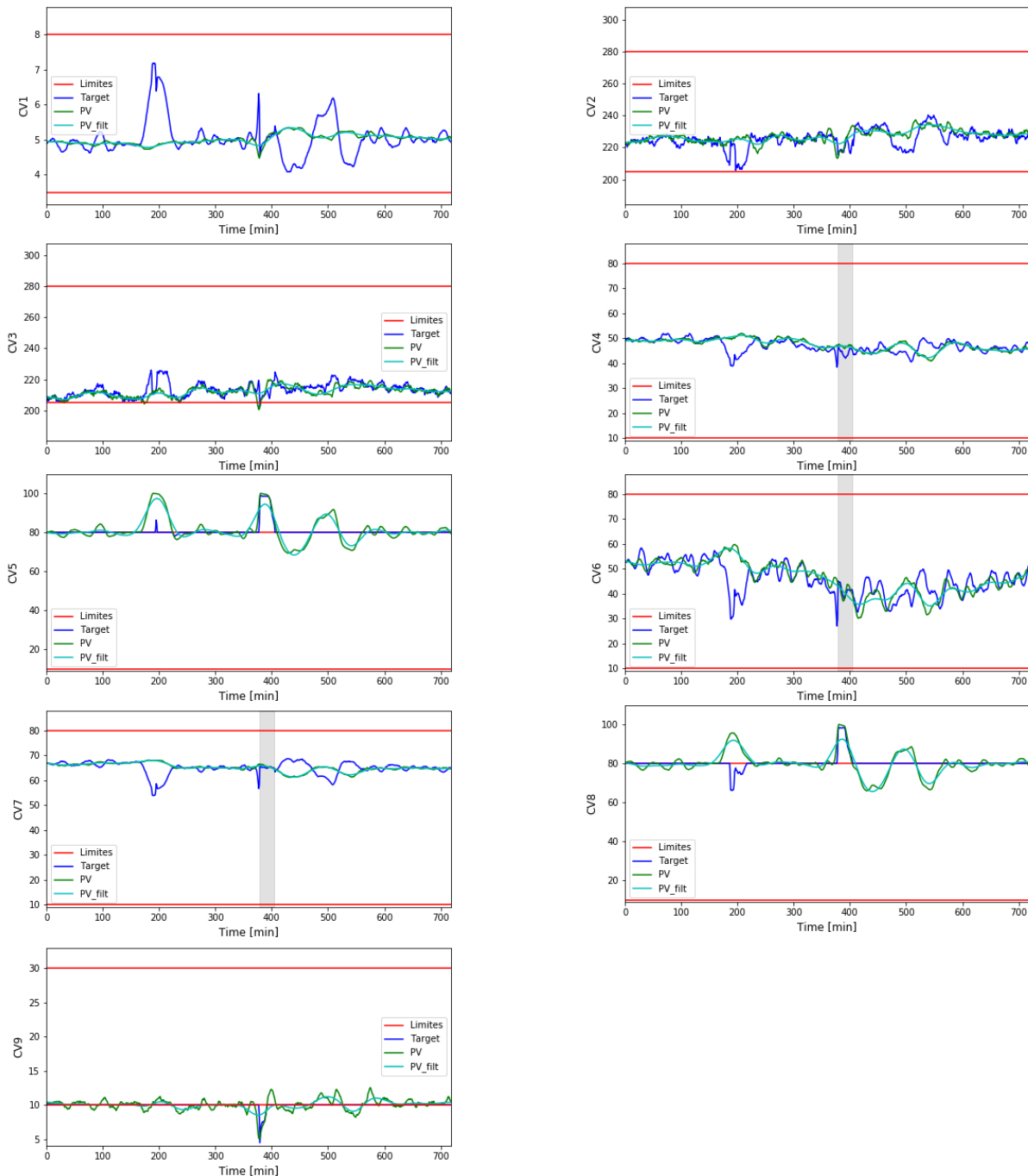


Figura 5.1 Período do subsistema A – Variáveis Controladas.

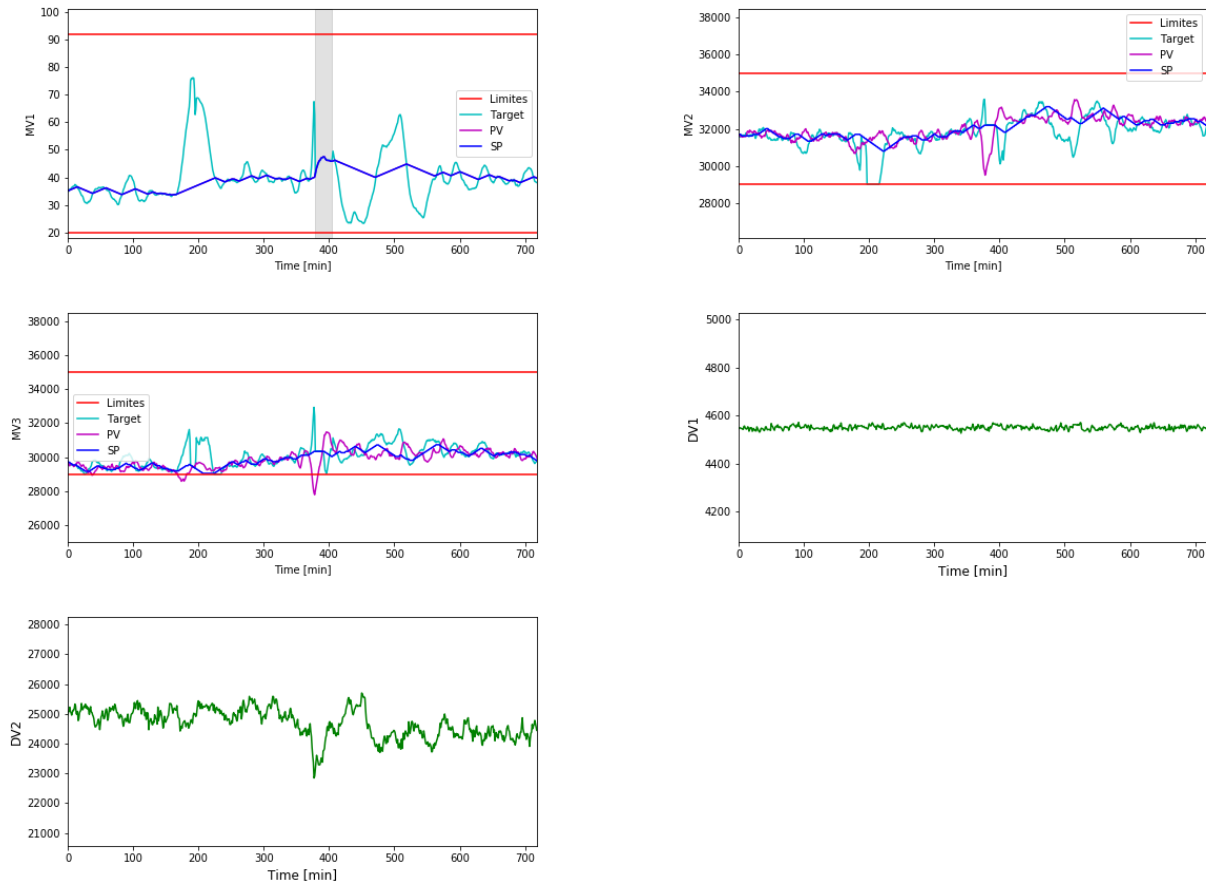


Figura 5.2 Período do subsistema A – Variáveis Manipuladas e distúrbios medidos.

Analisando os *trends* do período do subsistema A nas Figura 5.1 e Figura 5.2, é possível verificar que as MVs do sistema estão todas disponíveis e sem restrição para atuar, apesar disso, distúrbios pontuais no sistema são identificados em torno do período de 150 a 500 unidades de tempo levando algumas CVs a violarem a faixa de operação, as CVs que sofrem esse fenômeno são justamente as CVs que se encontram na restrição, sendo portanto as CVs ativas no MPC neste período de tempo, além disso o número de CVs ativas é o mesmo número de MVs disponíveis, assim o sistema está com zero graus de liberdade e é um sistema otimizado. Como é possível visualizar nos *trends*, o *target* (em azul) e a *PV* (em verde) divergem algumas vezes, especialmente na ocorrência dos distúrbios não medidos.

Na Tabela 5.1 se encontra os indicadores do PGA calculados para o período.

Tabela 5.1 Indicadores PGA para o período do subsistema A.

| | GUT | PCAT | PVI | PMAT | PDMOV |
|---------------|-------|-------|-------|------|-------|
| Real | 98,7% | 28,7% | 12,2% | 1,3% | 56,6% |
| <i>Target</i> | 98,7% | 95,8% | 1,8% | 1,4% | 56,6% |

Os indicadores da metodologia avaliados a partir do *target*: PCAT em 95,8%, são coerentes com as imagens mostradas quando observa-se que o sistema apresenta, na maior parte do período analisado, três CVs otimizadas, porém o indicador parece minimizar os distúrbios não medidos do período visto que o *target* quase não viola as faixas, enquanto o valor real viola por um período de tempo e uma amplitude muito maior. Por outro lado, o PCAT avaliado pelo valor real é penalizado em demasia por qualquer leve variação da PV apresentando um valor de 28,7%.

Nota-se que os dois valores não parecem completamente adequados para descrever o período analisado. É possível através dos gráficos notar que há violação das faixas no valor real que não aparece em alguns momentos no *target*. Porém para utilização do valor real ajustes devem ser feitos na metodologia, visto que assim o mesmo não representa os *trends* aqui mostrados.

- Período do subsistema B.

No período do subsistema B, conforme as Figura 5.3 e Figura 5.4, é possível verificar a ausência de distúrbios pontuais, o sistema conta com 4 MVs disponíveis que otimizam 4 CVs em todo período. Um fenômeno importante notado no período é um ruído constante de alta frequência no sistema, e não é possível, com os dados capturados, identificar sua causa.

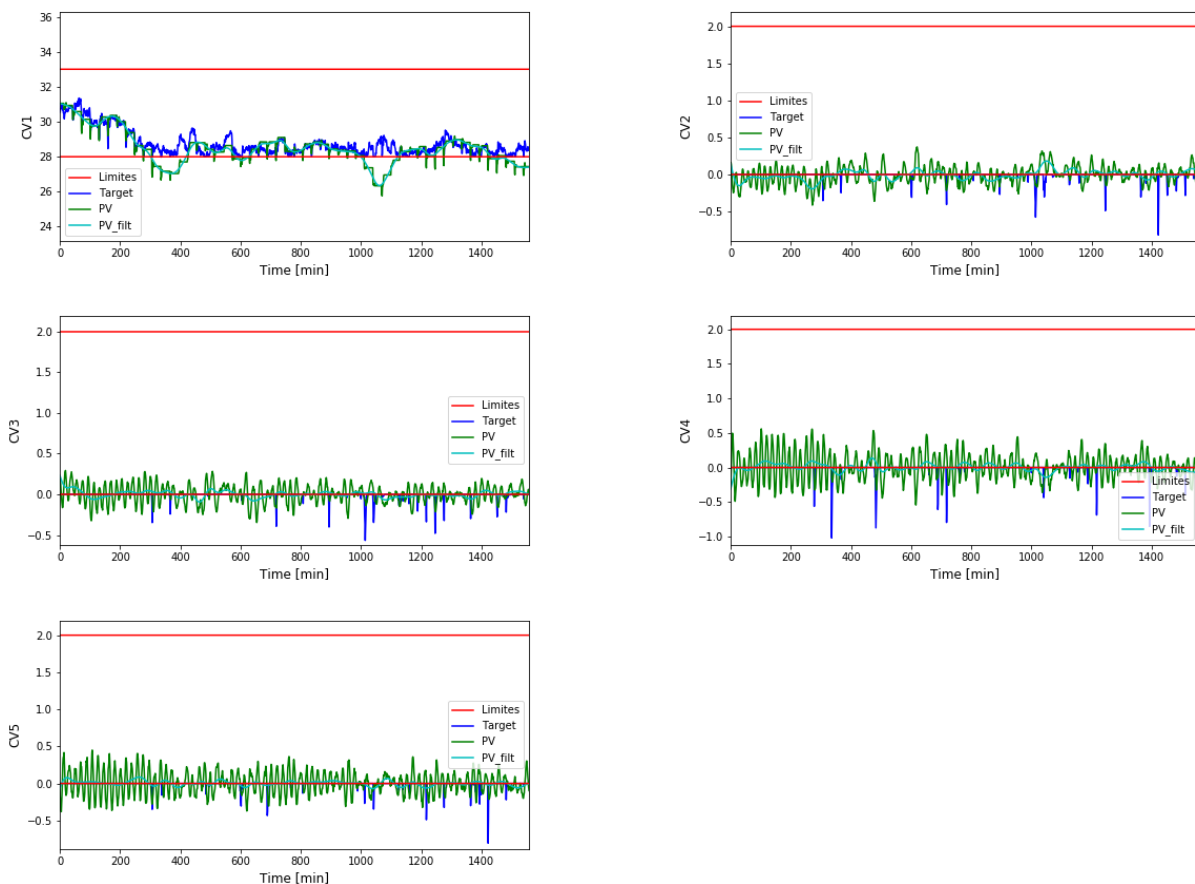


Figura 5.3. Período do subsistema B – Variáveis Controladas.

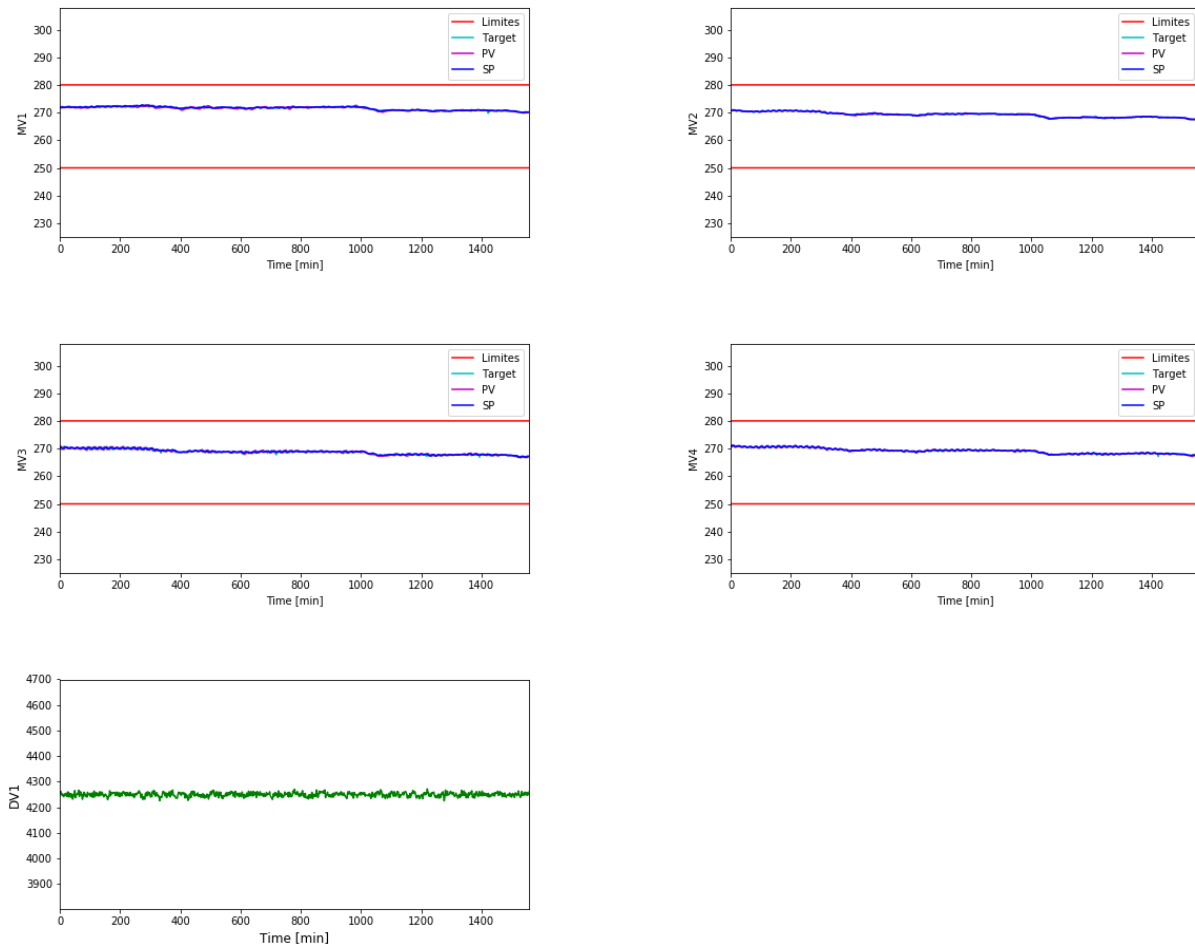


Figura 5.4. Período do subsistema B – Variáveis Manipuladas e distúrbios medidos.

A Tabela 5.2. Apresenta os principais índices do PGA para o período.

Tabela 5.2. Indicadores PGA para o período do subsistema B.

| | GUT | PCAT | PVI | PMAT | PDMOV |
|--------|------|------|-------|------|--------|
| Real | 100% | 6% | 46% | 0% | 22,45% |
| Target | 100% | 98% | 10,6% | 0% | 22,45% |

O PCAT analisado com o *target* é relativamente coerente com os *trends* pois mostra que durante todo período de tempo as CVS estão otimizadas ou ativas, embora seja possível verificar que mesmo o sistema estando com zero graus de liberdade, existe uma oscilação da variável em torno da faixa operacional. Já o PCAT para o valor real apresenta um valor que não condiz com os *trends* analisados, possivelmente por, embora estar otimizado, está justamente oscilando constantemente em torno da faixa operacional, o que faz com que o índice de um valor bem abaixo do esperado. O PVI do valor real também é bastante elevado, 46% provavelmente também por essa oscilação do sistema, que faz ora a variável ficar dentro da faixa, ora fora da faixa.

Portanto neste caso o *target* parece mais adequado para representar o sistema, embora ainda não ideal. Um fato importante que ocorre aqui é que o *target* demonstra adequadamente a otimização do sistema, mas é incapaz de mostrar esse ruído que ocorre no mesmo, o que sugere a necessidade de um novo indicador para capturar essa variabilidade.

5.2.1 Melhorias propostas

Como mostrados nos casos anteriores tanto a PV quanto o *target* podem ser representativos do sistema, porém é importante que o valor utilizado funcione em todas as situações. Pensando nisso, um filtro é proposto para ser utilizado na PV, tornando o valor real mais coerente com os dados analisados. Pois, como explicado no capítulo 2, o *target* é o valor calculado pela camada de otimização acima do MPC que está no seu valor estacionário ótimo ao final do horizonte de controle, logo é um indicador importante para possíveis estudos, mas não é o valor instantâneo real que o sistema utiliza para cálculo do MPC. E, como o objetivo é avaliar as melhorias da ferramenta para o processo real, é importante que se use os valores reais.

- Resultados do filtro proposto

O Filtro proposto é o filtro *butterworth*, com a função *filtfilt*, do *software python*, conforme pseudocódigo da Tabela 5.3. Este filtro é um tipo de filtro de processamento de sinal projetado para ter uma resposta de frequência o mais plana possível na banda passante, além disso, como ele é aplicado ao fim da amostragem do período ele pode se utilizar da função *filtfilt*, que filtra a amostra uma vez para frente e outra para trás, fazendo com que o vetor obtido não defase do vetor da amostra original. O *default* do *python* para o filtro *butter* é um filtro *lowpass*, ou seja, passa as frequências mais baixas.

Tabela 5.3. Pseudocódigo para filtro *butterworth*

| |
|--|
| <p>a) Filtra-se as CVs com a função pronta do <i>software</i>. Para cada CV i aplicar:</p> $b, a = \text{signal.butter}(3, 0.03)$ $CV_filt_i = \text{signal.filtfilt}(b, a, CV_i)$ <p>Onde,</p> <ul style="list-style-type: none"> • b, a: São parâmetros do filtro; • CV_filt_i: É a variável já filtrada. |
|--|

Os parâmetros descritos na Tabela 5.3 foram selecionados após a testagem de diversos parâmetros, sendo estes os mais adequados para filtrar as oscilações desejadas.

A Tabela 5.4. Apresenta os índices do PGA para os sistemas estudados acima, com os valores filtrados.

Tabela 5.4. Índices do PGA para os subsistemas A e B, utilizando CV_filt .

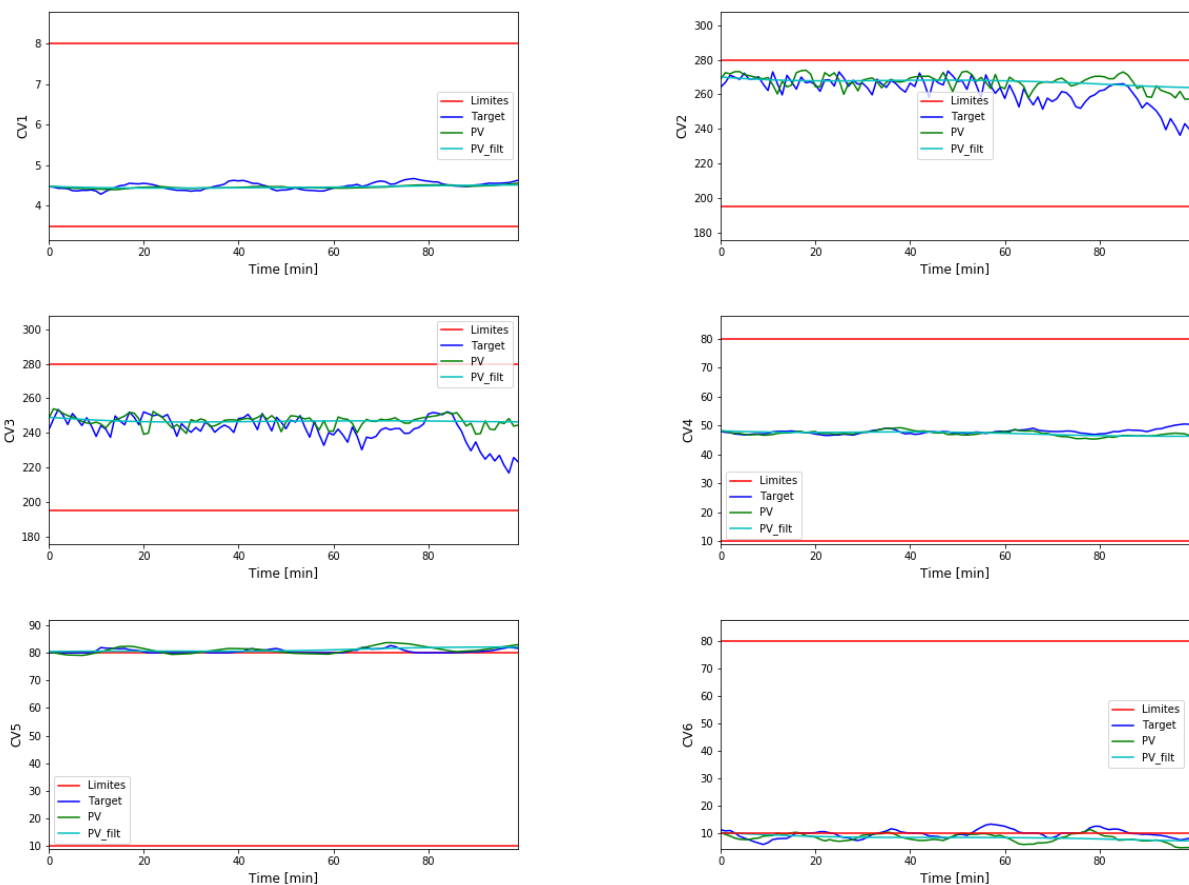
| | GUT | PCAT | PVI | PMAT_SP | PDMOV |
|--------------|-------|-------|-----|---------|-------|
| Subsistema A | 98,7% | 38,3% | 11% | 0% | 56,6% |

Subsistema B | 100% 13,3% 43,6% 0% 22,45%

Como pode ser observado, mesmo aplicando um filtro que remove boa parte das frequências maiores (suposto ruído), os valores não diferenciaram muito do valor real. O que leva a crer que o problema pode estar não na variável em si, mas sim na maneira que é calculada a banda em torno da faixa operacional, para considerar a variável na restrição ou ativa. É possível que os valores atuais estejam muito restritivos ou incoerentes. Logo uma análise na largura de banda é realizada.

5.2.2 Análise de largura de banda

Ao longo dos testes realizados com a metodologia *MPC-ADM*, foi verificado forte influência do parâmetro utilizado para escolha da Banda sobre os valores de faixa inferior e superior para cálculo dos indicadores utilizados na mesma. Para demonstrar tal influência, selecionou-se um período de tempo de 100 coletas de amostra do subsistema A do estudo de caso, o motivo de pegar menos pontos é permitir melhor visualização e remover a presença de distúrbios no período.



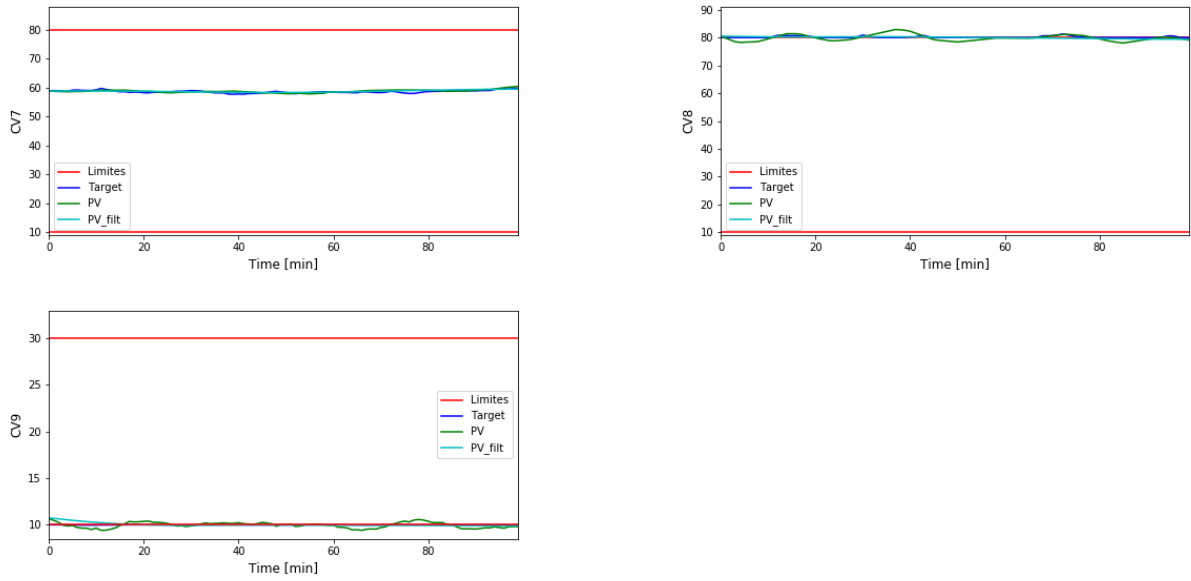


Figura 5.5. Variáveis controladas do período de tempo em análise.

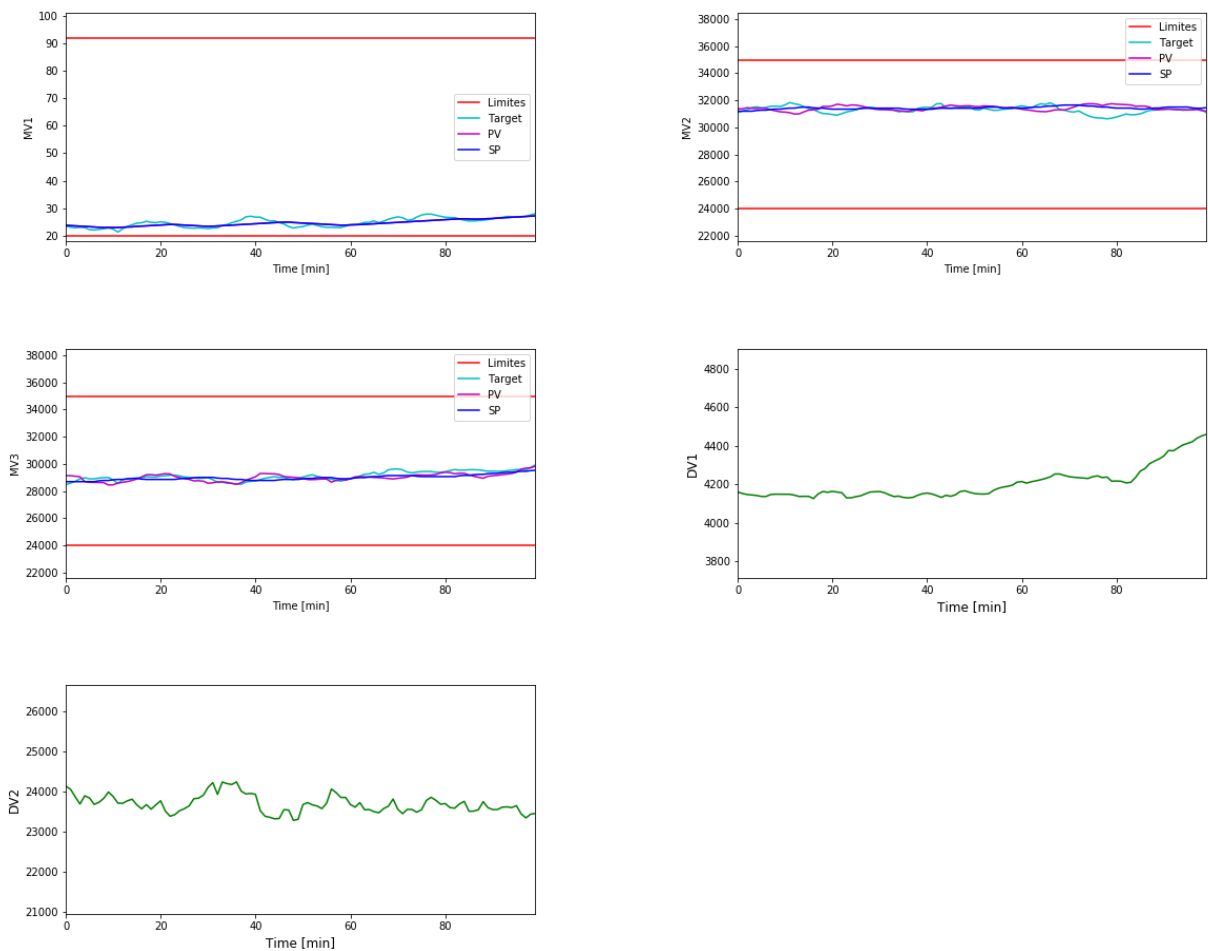


Figura 5.6. Variáveis manipuladas e distúrbios medidos do período de tempo em análise.

Como pode ser observado na Figura 5.5 o sistema apresenta 4 variáveis controladas otimizadas, ou seja, sobre as faixas do MPC por faixas e na Figura 5.6 pode se verificar que nenhuma variável manipulada, das três existentes encontram-se saturadas.

Atualmente para definir se a variável está ou não em cima da faixa de controle, o sistema implementa os cálculos para variáveis controladas e manipuladas demonstrados na Tabela 5.5.

Tabela 5.5. Pseudocódigo utilizado para dimensionar a largura de banda das faixas operacionais.

| |
|---|
| <p>a) Cálculo da banda morta (BM) para CVs.</p> <p>A BM é definida para cada CV i em cada instante de tempo j. O vetor de dados BM_i é então salvo para cada CV.</p> $BM1_{i,j} = \frac{CLS_{i,j} - CLI_{i,j}}{100}$ $BM2_{i,j} = \frac{CLS_{i,j} + CLI_{i,j}}{2} \cdot \frac{5}{1000}$ $BM3_{i,j} = \text{máx}(0.001, BM1_{i,j}, BM2_{i,j})$ $BM_{i,j} = \text{mín}(1., BM3_{i,j})$ $StCV_i = \begin{cases} \text{se, } (CLI_{i,j} - BM_{i,j}) < CV_{i,j} < (CLI_{i,j} + BM_{i,j}) \\ \text{ou } (CLS_{i,j} - BM_{i,j}) < CV_{i,j} < (CLS_{i,j} + BM_{i,j}): & CV_{i,j} \text{ está sobre a faixa;} \\ \text{se, } CV_{i,j} < (CLI_{i,j} - BM_{i,j}) \text{ ou } CV_{i,j} > (CLS_{i,j} + BM_{i,j}): & CV_{i,j} \text{ saiu da faixa;} \\ \text{se não:} & CV_{i,j} \text{ está dentro da faixa.} \end{cases}$ <p>Onde,</p> <ul style="list-style-type: none"> • $BM1_{i,j}$, $BM2_{i,j}$, $BM3_{i,j}$ e $BM_{i,j}$: São os cálculos dos percentuais de banda atribuídos atualmente para cada CV i, a cada instante j; • $CLS_{i,j}$: É a faixa superior da CV i, no instante j; • $CLI_{i,j}$: É a faixa inferior da CV i, no instante j; • $StCV_i$: É o status da CV i no instante j. <p>b) Cálculo de MVs para serem consideradas na faixa:</p> $StMV_k = \begin{cases} \text{se, } 0.9999 \cdot MLI_{k,j} < M_{k,j} < 1.0001 \cdot MLI_{k,j} \\ \text{ou } 0.9999 \cdot MLS_{k,j} < M_{k,j} < 1.0001 \cdot MLS_{k,j}: & MV_{k,j} \text{ está sobre a faixa;} \\ \text{se não:} & MV_{k,j} \text{ está dentro da faixa.} \end{cases}$ <p>Onde,</p> <ul style="list-style-type: none"> • $MLS_{k,j}$: É a faixa superior da MV k, no instante j; |
|---|

- $MLI_{k,j}$: É a faixa inferior da MV k, no instante j;
- $StMV_k$: É vetor de status da MV k.

c) Cálculo de MVs com restrição de movimento:

$$MVrest_k = \begin{cases} se, & (0.9999 \cdot DU_k < |SPMV_{k,j} - SPMV_{k,j-1}| < 1.0001 \cdot DU_k: \\ & MV_{k,j} \text{ está com restrição de movimento;} \\ se não, & MV_{k,j}, \text{ não está com restrição de movimento.} \end{cases}$$

Onde,

- $SPMV_{k,j}$: É o SP da MV k, no instante j;
- $SPMV_{k,j-1}$: É o SP da MV k, no instante j-1;
- DU_k : É o máximo de variação de SP permitido da MV k definido no MPC;
- $MVrest_k$: É o vetor de status da MV k.

5.2.3 Proposta de alteração da banda e resultados

Inicialmente optou-se por manter a estrutura de cálculo da banda das CVs e apenas alterar os percentuais em relação a banda, porém mesmo com essas alterações os resultados não foram satisfatórios, uma vez que seguidamente eles batiam na restrição do valor mínimo de 1 absoluto conforme a equação 5.4.

$$BM1_{i,j} = \frac{CLS_{i,j} - CLI_{i,j}}{x=100} \quad (5.1)$$

$$BM2_{i,j} = \frac{CLS_{i,j} + CLI_{i,j}}{2} \cdot \frac{5}{y=1000} \quad (5.2)$$

$$BM3_{i,j} = \text{máx}(0.001, BM1_{i,j}, BM2_{i,j}) \quad (5.3)$$

$$BM_{i,j} = \text{mín}(1., BM3_{i,j}) \quad (5.4)$$

Logo a proposta de banda é que se utilize um percentual da $BM1_{i,j}$ com $x=20$, o que significa um percentual de 5% da faixa operacional e um percentual em módulo absoluto dos limites superiores e inferiores de 2%, que estima-se ser um ruído aceitável em medições, após utiliza-se o máximo valor entre eles.

As equações abaixo demonstram o novo cálculo proposto:

$$BM1_{i,j} = \frac{CLS_{i,j} - CLI_{i,j}}{20} \quad (5.5)$$

$$BM2_{i,j} = \frac{CLS_{i,j}}{50} \quad (5.6)$$

$$BM3_{i,j} = \frac{CLI_{i,j}}{50} \quad (5.7)$$

$$BM_{i,j} = \text{Max. ABS}(BM1_{i,j}, BM2_{i,j}, BM3_{i,j}) \quad (5.8)$$

A Tabela 5.6 faz o comparativo dos indicadores já utilizados pelo sistema com a variação do cálculo da banda sobre a faixa das variáveis controladas entre 1% a 10% do valor da banda e de 0,5% a 5% da média e na última coluna tem-se a nova proposta de banda. Esses valores são referentes ao sistema das Figura 5.5 e Figura 5.6.

Tabela 5.6. Análise de largura de banda.

| | X=100 (1%) y=1000(0,5%) | X=50(2%) y=500 (1%) | X=10 (10%) y=100(5%) | Nova proposta |
|-----------|----------------------------|------------------------|-------------------------|---------------|
| PCAT | 51,6% | 75,6% | 82% | 129% |
| PCAT_TGT | 98% | 106% | 106% | 132% |
| PCAT_filt | 83% | 89,3% | 91,6% | 133% |
| PVI | 23,1% | 20,3% | 18,8% | 2,3% |
| PVI_TGT | 12,2% | 9,6% | 9,6% | 0,5% |
| PVI_filt | 0,33% | 18,9% | 18,9% | 0% |
| PMAT | 0% | 0% | 0% | 0% |
| PMAT_TGT | 0% | 0% | 0% | 0% |
| PMAT_SP | 0% | 0% | 0% | 0% |
| PDMOV | 42,7% | 42,7% | 42,7% | 42,7% |
| GUT | 100% | 100% | 100% | 100% |

O único cálculo que foi alterado foi em relação a B.M. das CVs para nova proposta, logo essa alteração impacta os índices PCAT e PVI. Como pode ser visualizado a nova proposta de banda se mostra muito mais coerente com o que se analisa nos *trends*. De fato, o grau de otimização está acima de 100%, pois ele coloca 4 CVs ativas, tendo apenas 3 MVs.

A Figura 5.7 apresenta para cada banda o gráfico do número de cenários encontrados e o gráfico de qualidade do MPC. Novamente a nova proposta de banda se demonstra coerente, já que fica claro que no curto período de tempo analisado não há troca de cenários.

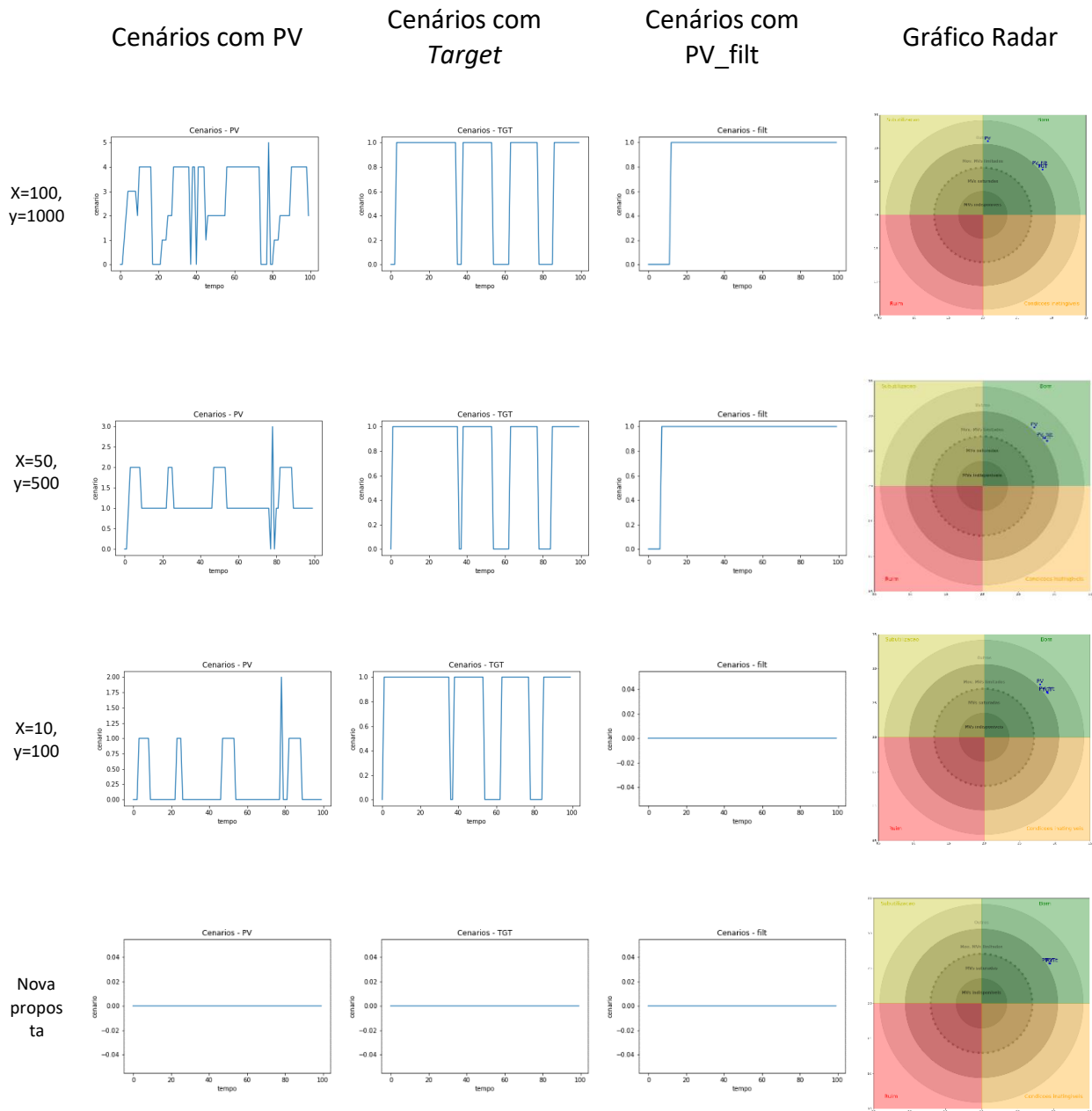


Figura 5.7. Cenários e gráficos de diagnóstico para análise de largura de banda.

5.2.4 Análise dos indicadores para o subsistema A e B com a nova proposta

Nas Tabela 5.7 e Tabela 5.8 têm-se os principais índices do PGA para os casos anteriores analisados com o PV e o target, acrescentadas da nova banda proposta e do filtro das PVs.

Tabela 5.7 Comparativo dos Indicadores PGA para o período do subsistema A.

| | GUT | PCAT | PVI | PMAT | PDMOV |
|--------------------------------|-------|-------|-------|---------|-------|
| PV real | 98,7% | 28,7% | 12,2% | 1,3% | 47,8% |
| <i>Target</i> | 98,7% | 96% | 1,8% | 1,4% | 47,8% |
| Proposta de BM e PV real | 98,7% | 85% | 6% | 0% (SP) | 47,8% |
| Proposta de BM e PV filtrada | 98,7% | 86,4% | 5,8% | 0% (SP) | 47,8% |
| Proposta de BM e <i>Target</i> | 98,7% | 105% | 1,8% | 1,4% | 47,8% |

Tabela 5.8. Comparativo dos Indicadores PGA para o período do subsistema B.

| | GUT | PCAT | PVI | PMAT | PDMOV |
|--------------------------------|------|------|-------|------|--------|
| PV real | 100% | 6% | 46% | 0% | 22,45% |
| <i>Target</i> | 100% | 98% | 10,6% | 0% | 22,45% |
| Proposta de BM e PV real | 100% | 65% | 40,1% | 0% | 22,45% |
| Proposta de BM e PV filtrada | 100% | 111% | 12,3% | 0% | 22,45% |
| Proposta de BM e <i>Target</i> | 100% | 113% | 5,1% | 0% | 22,45% |

Para o sistema A, a BM proposta tanto para o valor real, quanto com o valor filtrado, se mostra mais coerente com os *trends* analisados, pois de fato ocorrem distúrbios que removem as variáveis da faixa, mas isso ocorre entre 10 e 20% do tempo analisado, o que condiz com um PCAT em torno de 85% e o PVI em torno de 6% também é adequado pois 3 CVs violam as faixas de 9 CVs existentes também em torno de 20% do tempo.

Para o sistema B com os valores reais e a nova proposta de banda, tem-se uma avaliação do sistema com desempenho bastante aquém ainda do que em uma primeira análise visualiza-se nos gráficos. Isso ocorre porque embora as CVs estejam em cima da faixa operacional elas possuem uma oscilação do sistema em torno dos limites operacionais em

torno de 25% do valor da faixa de operação, o que de fato é bem elevado. Porém quando se observa o PCAT do valor filtrado com a nova BM, nota-se que o valor fica acima de 100%, pois ele inclusive considera a CV1 em cima da faixa inferior. O valor filtrado faz a integral dos valores oscilatórios minimizando o erro, de posse das duas avaliações é possível concluir que o sistema é otimizado, além de oscilatório como é possível verificar nos *trends*. Os indicadores do PVI corroboram a mesma ideia, pois o índice avaliado com o valor real é bastante elevado, visto que devido à oscilação as CVs violam constantemente a faixa operacional, já o valor filtrado desse índice é menor pois ele considera que mesmo oscilando, as CVs não estão durante o período fora da faixa operacional e sim em cima dela na maior parte do tempo. Então é possível verificar que a nova proposta de cálculo de banda é mais adequada com o valor real filtrado da variável, e a diferença do mesmo com o valor real sugere oscilação do sistema.

5.3 Avaliação do gráfico de diagnóstico da Metodologia MPC-ADM

Para avaliação do gráfico de diagnósticos períodos de tempo de cada subsistema foram selecionados. Avaliou-se o gráfico com a utilização do *target*, principalmente, uma vez que esse é o método utilizado atualmente pela ferramenta, embora em alguns períodos utilizou-se também os valores reais para fins de comparação. Além disso, a largura de banda foi mantida a original da metodologia.

Novamente os *trends* dos períodos são confrontados com o resultado apresentado e os motivos de sucesso são apontados bem como os pontos de melhoria.

5.3.1 Análise do período 1 para o subsistema A em relação ao gráfico de diagnóstico – Problemas com diluição no tempo e restrição das MVs

Na Figura 5.8 e Figura 5.9 tem-se as CVs, MVs e DVs do subsistema A em um período de tempo onde o MPC está em sua maior parte do tempo otimizado, porém por volta do instante de tempo 300 u.t., um distúrbio não medido afeta o sistema, fazendo com que algumas variáveis saiam da faixa de operação, para contornar o distúrbio, uma das MVs é desligada pelo operador da planta do MPC e conduzida em malha aberta, após a minimização do distúrbio a variável é colocada novamente no sistema do MPC.

Na Figura 5.9 é possível verificar que nenhuma das variáveis manipuladas apresenta saturação em razão da faixa de operação do MPC.

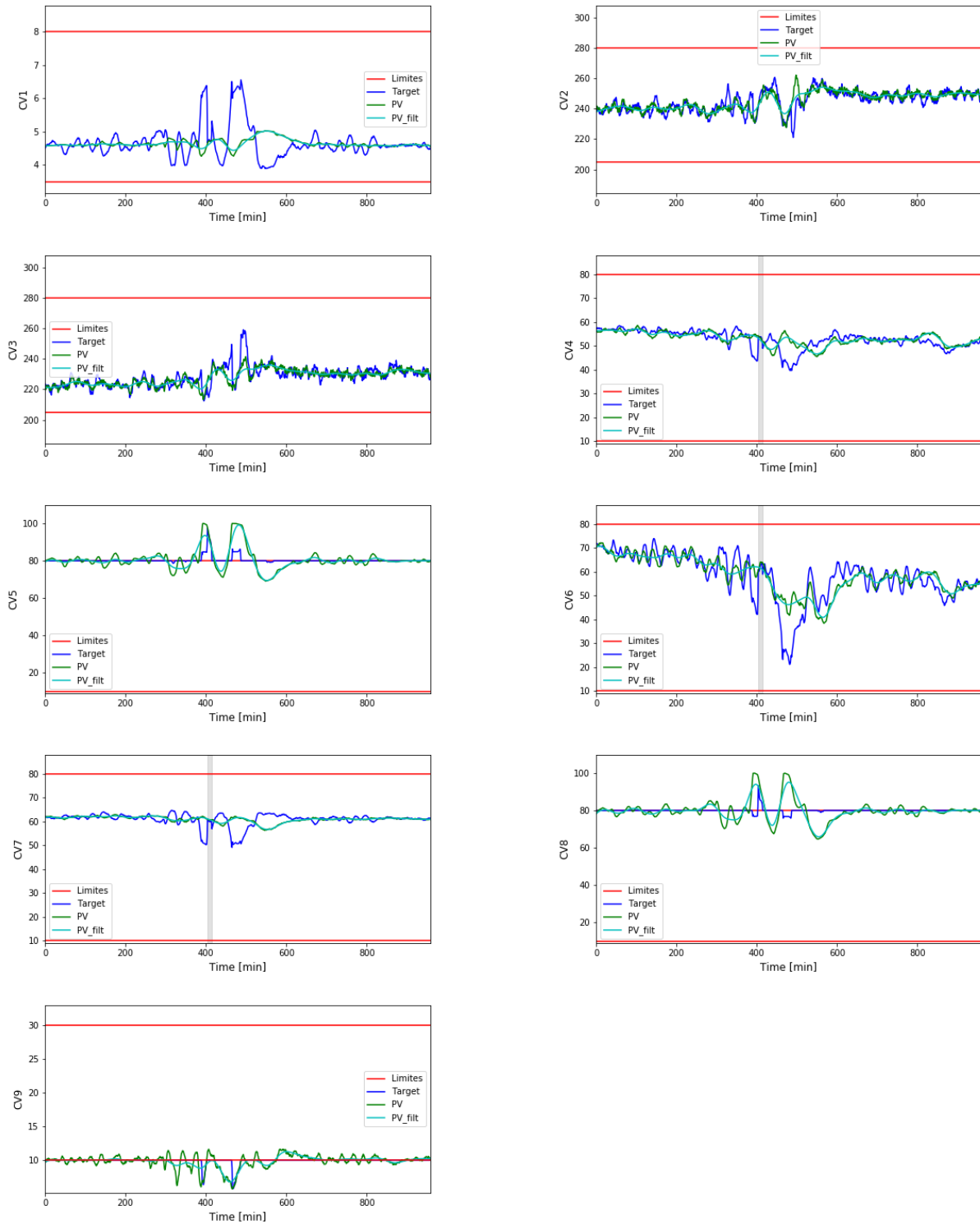


Figura 5.8. Variáveis controladas do subsistema A para análise de diluição no tempo.

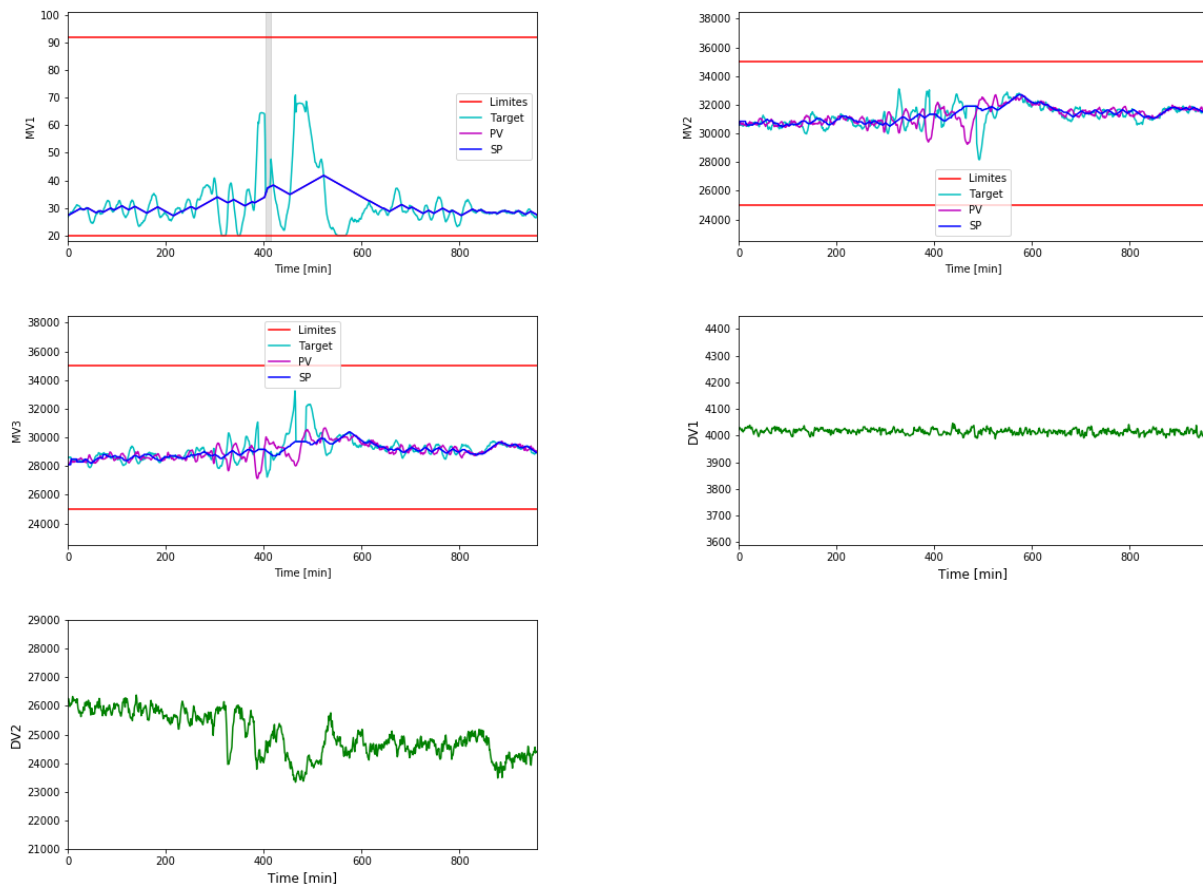


Figura 5.9. Variáveis manipuladas e distúrbios medidos do subsistema A para análise de diluição no tempo.

A Figura 5.10 mostra o gráfico de diagnóstico representativo do sistema acima, embora ocorra um distúrbio que afeta o sistema, a diluição do evento em um período sem distúrbios acaba mascarando a falta de eficiência desejada do controlador no momento do distúrbio não medido. Os pontos em azul da figura descritos como PV, PV_filt e TGT, indicam indicadores do MPC calculados com base nos valores reais, filtrados e *targets* das variáveis de processo, respectivamente.

Outro fator importante notado no gráfico é que o MPC (*target*) além de estar na área verde que o classifica como bom, com relação as variáveis manipuladas ele também é classificado como “outros”, ou seja, a classificação considera que nenhum dos problemas dos *layers* de raio menores esteja impactando em um possível baixo desempenho do controlador. Porém, como pode ser visualizado na Tabela 5.9 o PDMOV total do período fica em 47,4%, o que é um número bem expressivo quanto a restrição de movimento das MVs.

Tabela 5.9. Índices do PGA para o MPC do subsistema A período 1.

| | GUT | PCAT | PVI | PMAT | PDMOV |
|---------------|-------|------|------|------|-------|
| <i>Target</i> | 99,6% | 95% | 1,3% | 1% | 47,4% |

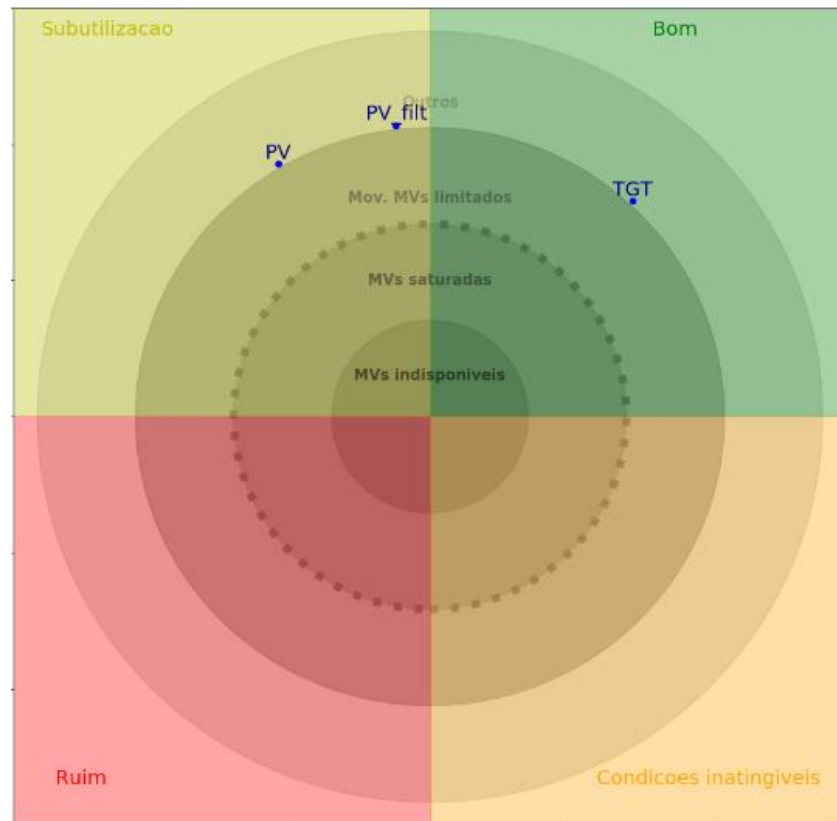


Figura 5.10. Gráfico de diagnóstico do PGA no modelo de média.

A Tabela 5.10 faz o demonstrativo da contribuição de cada MV no total do PDMOV, mostrando que a MV1 está em mais que 50% do tempo em restrição de movimento, o que pode contribuir com um baixo desempenho do controlador no período em que o distúrbio ocorre.

Tabela 5.10. Percentual de cada MV em restrição de movimento.

| | ZZI402 | FIC251 | FIC501 |
|-----------------------------|--------|--------|--------|
| % em restrição de movimento | 62 | 41,5 | 38,7 |

A Figura 5.11 mostra que quando o operador desliga o controlador e atua na MV1 manualmente, “os passos” promovidos pelo operador são significativamente maiores que os demais períodos do tempo analisado.

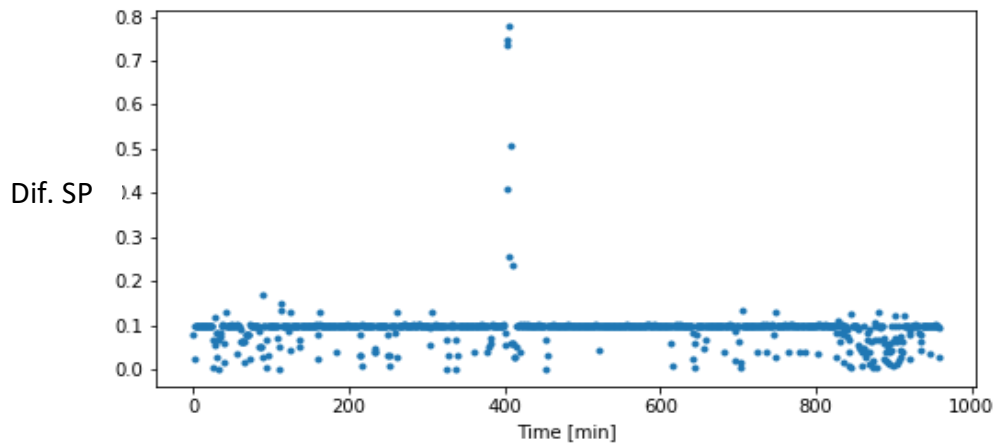


Figura 5.11. Diferença de SP da MV1 para o período 1 do subsistema A.

5.3.2 Proposições

Gráfico dinâmico.

Para solucionar o problema da diluição do tempo o gráfico dinâmico foi proposto, como mostrado na Figura 5.12.

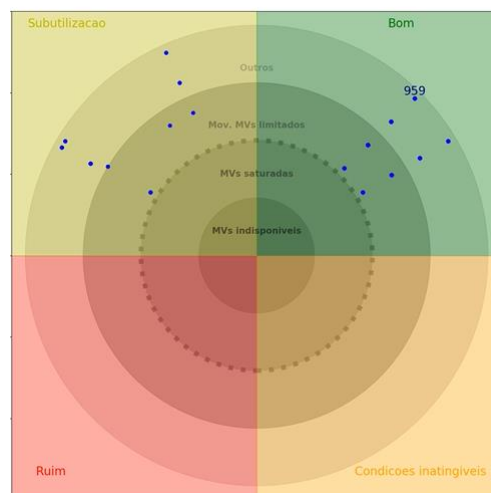


Figura 5.12. Gráfico de diagnóstico do PGA no modelo dinâmico do *target*.

Na Figura 5.12 tem-se a foto ao final do gráfico dinâmico, que percorre o tempo do sistema pintando os pontos onde o MPC se encontrava naquele período. Uma melhora do gráfico como uma zona de calor pode ser proposta, mas dessa maneira é possível visualizar que ocorrem distúrbios e o MPC passa por períodos de subutilização.

Adequação do *layer* de restrição de movimento.

Para solucionar o problema de identificação de MVs nos *layers* um ajuste no cálculo da posição do ponto no gráfico foi proposto:

$$P_{MPC} = Z \cdot (1,5 - 0,5 \cdot PDMOV) \quad (5.9)$$

Onde,

$$PDMOV = \left[\frac{MVs_{rest,mov}}{MVs_{úteis} \cdot nMVs} \right] \quad (5.10)$$

A Equação 5.9 substitui a Equação 2.18, a qual é escrita a seguir para facilitar a visualização da modificação proposta

$$P_{MPC} = Z \cdot (2 - PDMOV) \quad (2.18)$$

sendo que a definição $PDMOV$ é definido pela Equação 5.10 e Z é o raio total, definido na seção 2.2.1, onde o gráfico de análise e diagnóstico é apresentado em detalhes.

O Novo gráfico de identificação com esse ajuste fica como mostrado na Figura 5.13. É possível notar que com o ajuste proposto, existe significativa melhora na visualização das MVs com restrição de movimento.

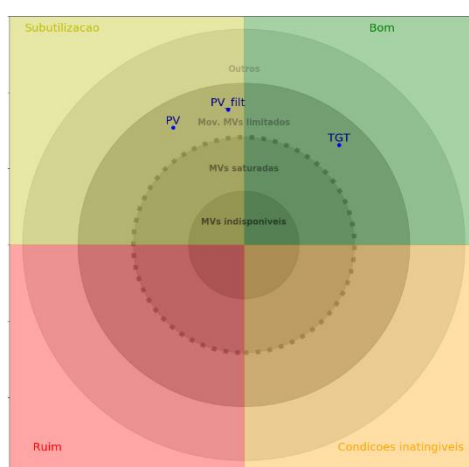


Figura 5.13. Gráfico de diagnóstico com ajuste no cálculo dos *layers* no eixo radial.

Melhorias propostas no subsistema A.

A malha do subsistema A envolve uma série de intertravamentos de segurança da unidade. E como o controle avançado da unidade trabalha em uma dinâmica mais lenta que o controle regulatório, tendo principalmente um caráter de otimização, é importante que as variáveis críticas para unidade tenham uma proteção adicional, que atue anteriormente ao CAV, caso a unidade entre em uma região de insegurança eminente. Devido a essas variáveis críticas, o controle avançado recebe parâmetros bastante conservativos para tais variáveis, mesmo estando em uma zona distante da condição de insegurança. A fim de aumentar a flexibilidade do sistema, sem pôr em risco a operação da unidade, um sistema de controle no regulatório é proposto, para que assuma o controle das variáveis manipuladas caso aconteça um distúrbio acentuado colocando a operação da unidade em risco.

As variáveis controladas que estão relacionadas com a segurança da unidade são:

- Afastamento do surge (ver apêndice A)

Trata-se de uma margem de segurança visando manter o ponto de operação da planta a um afastamento seguro da curva de surge, responsável pela abertura da válvula

anti-surge do compressor, que provoca instabilidade operacional quando aberta. Decorre que no CAV este sistema é bastante conservativo mesmo quando longe da instabilidade. Afim de tornar o controlador mais eficiente, mantendo a segurança da planta, um passa maior é colocado adicionalmente na entrada das válvulas de controle de H₂ para os reatores, assim caso um distúrbio acentuado entre no sistema, o afastamento do surge assume rapidamente o controle dessas variáveis mantendo a unidade em segurança.

- Pressão na descarga do compressor

Esta é uma variável de processo que atualmente não está no controle avançado diretamente, ela entra apenas no cálculo da curva de surge. Porém uma pressão elevada na descarga, que chegue ao *set* de pressão da abertura da PSV da descarga do compressor, provoca o mesmo efeito nocivo ao sistema que a súbita abertura da válvula *anti-surge*, então a mesma também entra no Passa Maior como um dispositivo adicional de segurança. Espera-se que em operação normal, ou sem distúrbios acentuados a malha seja assumida pelo CAV como atualmente. A Figura 5.14. Ilustra o novo dispositivo de segurança sugerido.

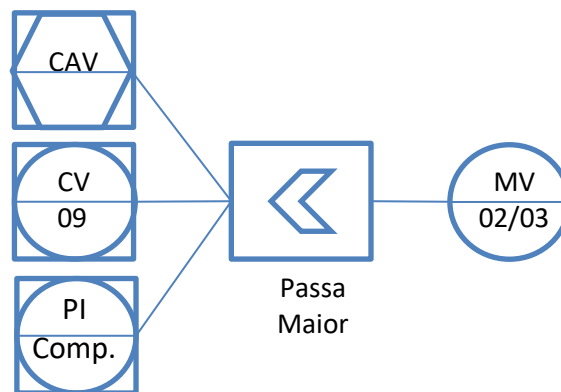


Figura 5.14. Proposta de malha no regulatório para subsistema A.

- PDI da turbina do Compressor

Esta variável controlada do CAV requer excessivo cuidado do controlador, pois já ocasionou a parada da unidade devido ao seu *set* de intertravamento, esta é a razão pela qual embora a mesma seja uma *soft constraint* ela recebe um peso de violação bastante elevado e, além disso, um entrave em sua manipulada faz que a mesma se movimente lentamente. Para adicionar robustez e agilidade ao controlador um Passa Menor é sugerido também para a MV, de forma que, caso um distúrbio acentuado entre no sistema, o PDIC assumo o controle da variável manipulada impedindo que a mesma incremente rotação e atuando para reduzi-la até estar em posição segura novamente. O Passa menor proposto pode ser visualizado na Figura 5.15.

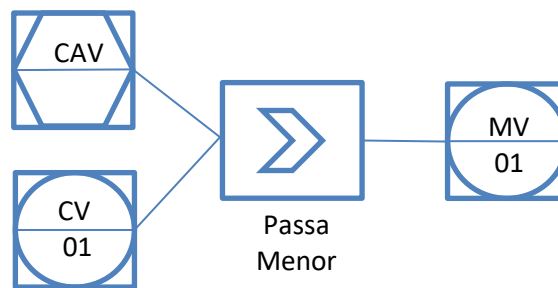


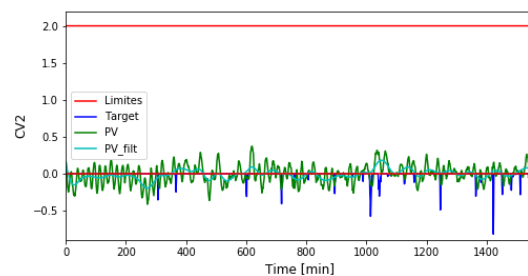
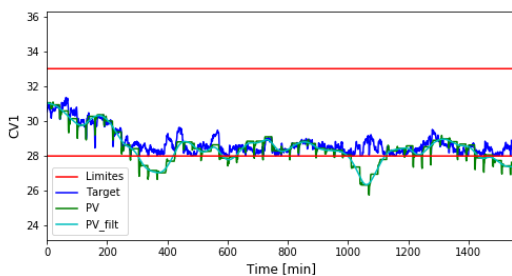
Figura 5.15 a A.

Estes ajustes permitiriam maior liberdade para o subsistema A, melhorando o problema de restrição de movimento encontrados em algumas MVS, o que pode de forma segura melhorar o desempenho do mesmo.

5.3.3 Análise do período 1 para o subsistema B em relação ao gráfico de diagnóstico – Baixa otimização dos leitos e variabilidade

Nas Figura 5.16 e Figura 5.17 tem-se o sistema B em estado estacionário sem distúrbios aparentes. Todas as MVs se encontram dentro das faixas de operação e nas CVs se tem 4 CVs otimizadas. Como é possível notar, o sistema vibra em uma frequência elevada, e fica a dúvida se a variabilidade excessiva das CVs pode ser produzida ou ampliada pelo controlador avançado, embora ainda assim, seja notória a otimização das mesmas, visto que elas oscilam em torno do limite de otimização.

Outra percepção do período dá-se em relação a composição do sistema. A CV1 também fica boa parte do período próxima ao limite inferior e por vezes no limite inferior, quando isto ocorre para o gráfico de diagnóstico baseado nos indicadores da metodologia, a CV1 está otimizada. Porém a CV1 representa a quantidade de contaminante enxofre no produto, logo a otimização correta vai no sentido do limite superior, porém o sistema mantém as outras CVs (diferenças entre WABTs dos leitos) sobre as faixas, ao invés de se deslocar na direção de diminuição de temperatura e consequentemente o contaminante enxofre maximizado.



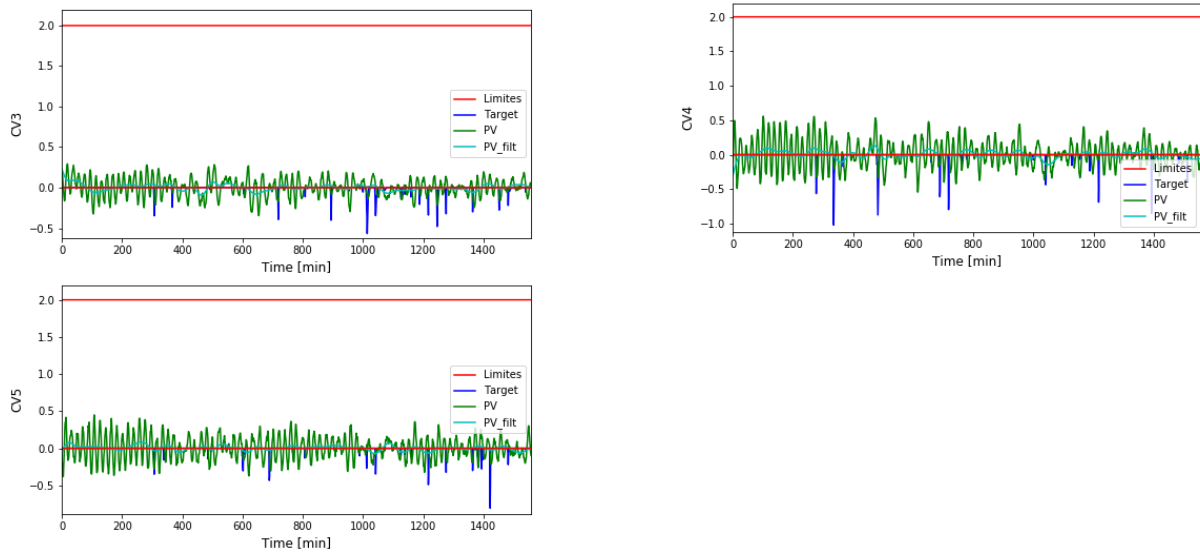


Figura 5.16. Variáveis controladas do subsistema B para análise de variabilidade.

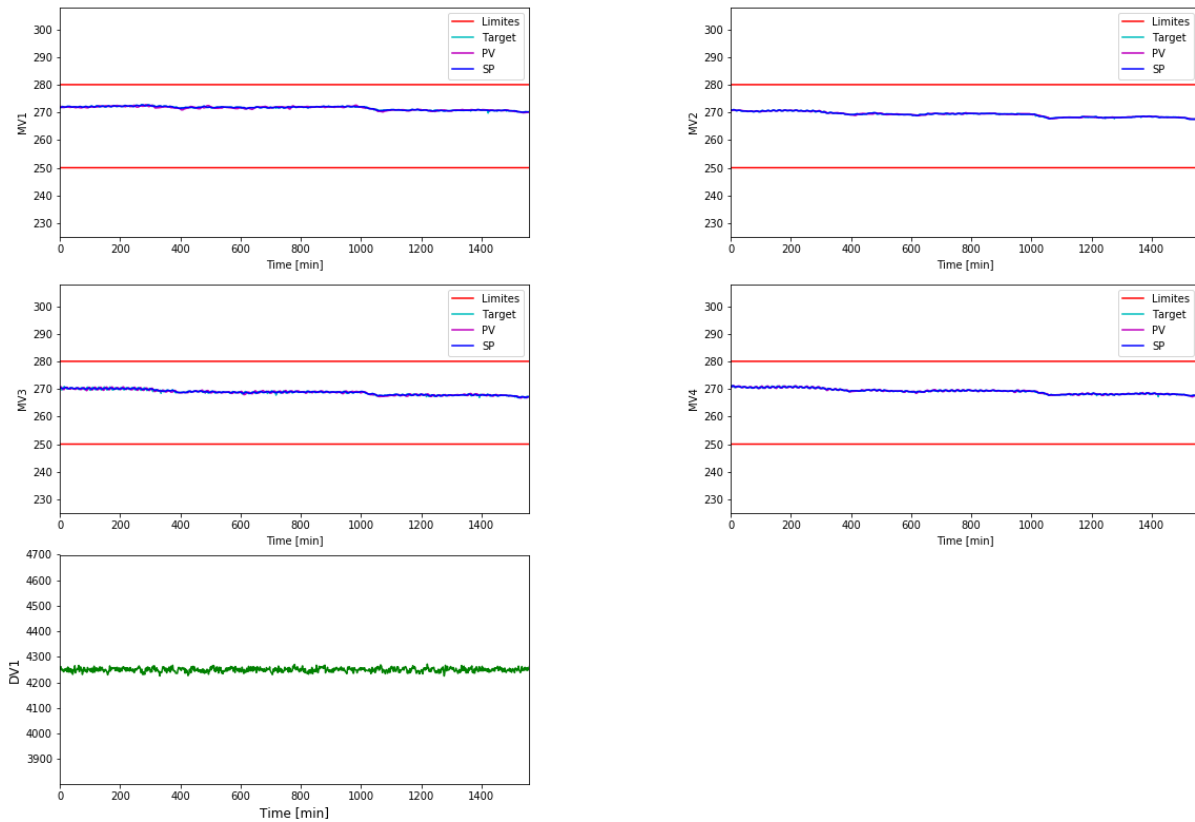


Figura 5.17. Variáveis manipuladas e distúrbio medido do subsistema B para análise de variabilidade.

Para o período seleccionado, os valores dos principais indicadores da metodologia são expostos na Tabela 5.11.

Tabela 5.11. Índices do PGA para o MPC do subsistema B.

| | GUT | PCAT | PVI | PMAT | PDMOV |
|---|------|--------|-------|------|-------|
| <i>Target</i> | 100% | 98% | 10,6% | 0% | 22,5% |
| PV | 100% | 6% | 46% | 0% | 22,5% |
| PVfilt | 100% | 43,6% | 13,3% | 0% | 22,5% |
| Indicadores com alteração da banda proposta (Para fins de comparação) | | | | | |
| <i>Target</i> | 100% | 113% | 5,1% | 0% | 22,5% |
| PV | 100% | 65,1% | 40,2 | 0% | 22,5% |
| PVfilt | 100% | 110,7% | 12,3 | 0% | 22,5% |

A Figura 5.18 A/B apresenta os gráficos de diagnóstico do período. Nota-se que os ajustes propostos de fato são mais adequados, uma vez que é visível a otimização do sistema, além disso, uma restrição de 22,5% é observada nas MVs no gráfico ajustado.



Figura 5.18. Gráficos de diagnósticos. A – Gráfico original B – Gráfico com os ajustes propostos.

No entanto dois problemas parecem ocorrer durante este período e o gráfico de diagnóstico com seus indicadores atuais não consegue apontar: (a) oscilações em demasia e (b) sentido de otimização incorreto. Apenas para exemplificar essas ocorrências, um zoom nas principais oscilações do sistema é mostrado na Figura 5.19.

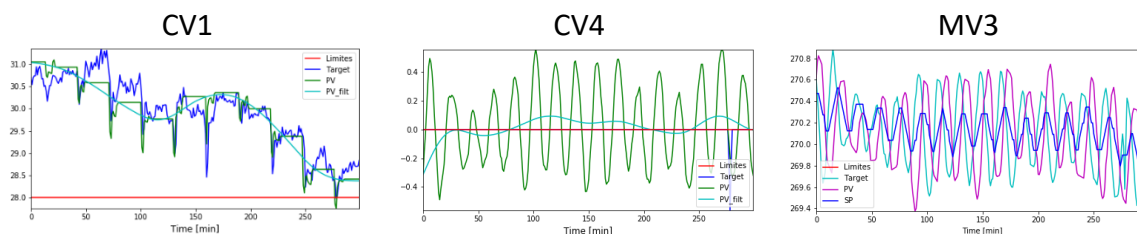


Figura 5.19. Oscilações observadas no Subsistema B.

5.3.4 Proposições

Com relação as oscilações alguns índices foram propostos para a possível captura de tais oscilações, conforme descrito na metodologia nos itens da 3.2.2, 3.2.3 e 3.2.4.

Número de vezes que as CVs cruzam os limites.

O número de vezes que as CVs cruzam os limites inferiores e superiores com uma tolerância de 5% pode ser visualizado na Tabela 5.12.

Tabela 5.12. Número de vezes que as CVs cruzam os limites.

| | CV1 | CV2 | CV3 | CV4 | CV5 |
|--------------------------|-----|-----|-----|-----|-----|
| Troca de faixa Linf | 2 | 148 | 164 | 165 | 162 |
| Troca de faixa Lsup | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Troca de faixa Linf TGT | 0 | 149 | 118 | 131 | 146 |
| Troca de faixa Lsup TGT | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Troca de faixa Linf filt | 2 | 22 | 22 | 28 | 28 |
| Troca de faixa Lsup filt | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

Número de vezes que as MVs mudam de direção.

A Tabela 5.13. Mostra o número de mudanças de direção das MVs contabilizadas pelo SP, *target* e valor medido com 3 valores de tolerância. Essa variação é um percentual do próprio valor, foi-se alterando o percentual e verificado mudança significativa nos valores, logo como sugestão para este parâmetro sugere-se a ordem de grandeza de 5% do passo máximo estipulado pelo projetista para a MV, neste caso, o valor é de 10^{-6} .

Tabela 5.13. Número de vezes que as MVs mudam de direção.

| | MV1 | | | MV2 | | | MV3 | | | MV4 | | |
|-------------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | 10^{-4} | 10^{-5} | 10^{-6} | 10^{-4} | 10^{-5} | 10^{-6} | 10^{-4} | 10^{-5} | 10^{-6} | 10^{-4} | 10^{-5} | 10^{-6} |
| <i>Tol_sign</i> | | | | | | | | | | | | |
| Nº de mudanças de direção SP | 107 | 107 | 107 | 76 | 76 | 76 | 150 | 152 | 152 | 140 | 140 | 140 |
| Nº de mudanças de direção MV | 87 | 145 | 160 | 45 | 93 | 97 | 144 | 153 | 155 | 138 | 148 | 148 |
| Nº de mudanças de direção TGT | 232 | 288 | 308 | 160 | 256 | 268 | 204 | 258 | 266 | 270 | 380 | 394 |

Mudanças de cenário

As mudanças de cenários são baseadas na tolerância de banda, portanto na Figura 5.20 são apresentados os cenários com base na banda original e na banda proposta.

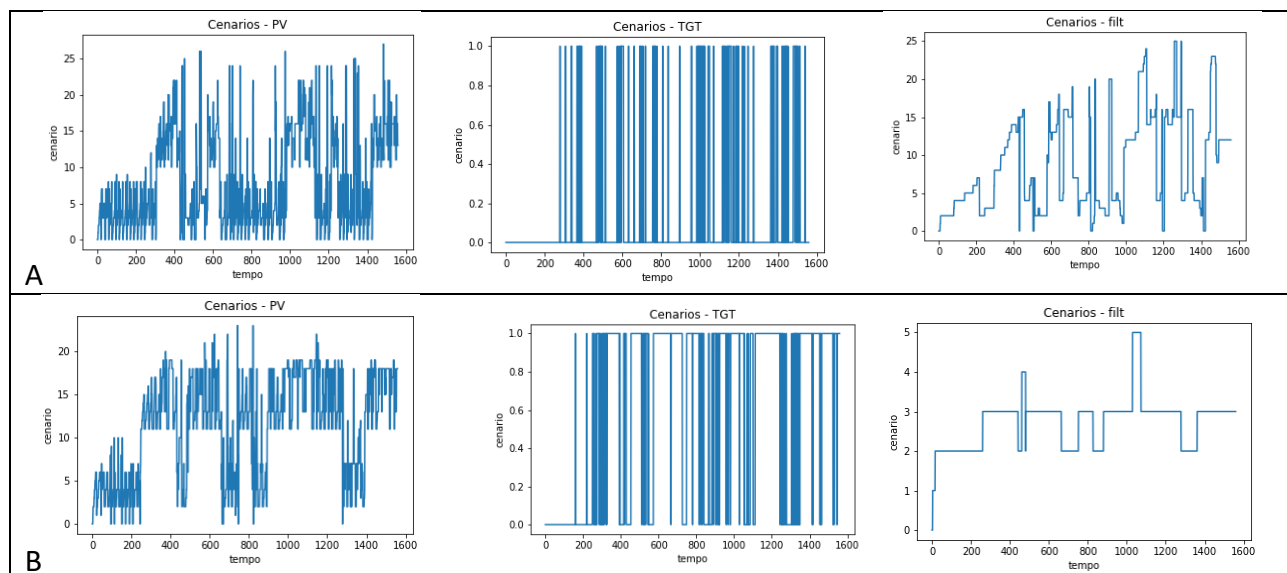


Figura 5.20. Cenários representados em números decimais adimensionais para o subsistema B no período selecionado. A – Banda Monica. B – Banda proposta.

Razão dos coeficientes de variação (Rcv)

Na Tabela 5.14 se tem o total contabilizado de cenários do período, o número de troca de cenários e o cenário que tem o maior percentual de tempo do período, além da razão dos coeficientes de variação, não padronizado pelo *benchmark*. Os valores são calculados a partir da banda proposta, uma vez que a mesma se demonstrou mais coerente com os gráficos analisados.

Tabela 5.14. Dados dos cenários para o subsistema B

| Com banda proposta | PV | Target | CV_filt |
|--------------------------------|-----------|----------|----------|
| <i>Nº de cenários</i> | 24 | 2 | 6 |
| <i>Nº de troca de cenários</i> | 438 | 141 | 15 |
| <i>Cenário com maior %</i> | 19º (16%) | 2º (63%) | 4º (64%) |
| <i>Rcv geral</i> | 1544 | 33952 | 19130 |

O período de tempo analisado foi de 1500 unidades de tempo (u.t.) aproximadamente, o horizonte de predição de 120 u.t. e o de controle de 5 u.t.

Aparentemente, nenhum distúrbio significativo afeta o sistema, apesar disso as faixas inferiores das CVs 2, 3, 4 e 5 são cruzadas em torno de 140 vezes. Esse número representa as oscilações que são percebidas nestas variáveis quando os gráficos são analisados. As MVs por sua vez, mudam de direção na mesma ordem de grandeza que as CVs cruzam as faixas e por vezes os valores de troca de direção superaram os valores de cruzamento de faixas das CVs. Não é possível afirmar que essa oscilação é provocada pelo controlador, embora os dados foram coletados em um período de ausência de distúrbios, além disso, as

próprias malhas internas podem gerar tal oscilação. Com os índices propostos se tem uma boa indicação da oscilação do sistema, mas não é possível ainda afirmar se sua causa é provocada pelo controlador.

Com relação aos gráficos de mudança de cenário, considerando a Figura 5.20. B (banda proposta), até o instante 200 u.t. os cenários alternam-se constantemente, após este tempo novos cenários são atingidos e os mesmos voltam a se alternar constantemente, isso porque mais ou menos por esse instante de tempo a CV1 começa a atingir o limite inferior, gerando novos cenários. Ao total são contabilizadas 438 trocas de cenários em um período em torno de 1500 u.t com um horizonte de controle de 5 u.t., o qual cabe 300 vezes dentro do período e o número de trocas de cenário consegue ser maior que esse valor, o que sugere uma grande oscilação no período.

A razão dos coeficientes de variação corrobora os índices anteriores, uma vez que a mesma apresenta valores muito elevados e embora nenhum *benchmark* tenha sido proposto ainda, espera-se valores inferiores a 1 ou próximo disso. Porém tem-se duas questões em relação a transferência de variabilidade. Existe uma variabilidade decorrente da rejeição dos distúrbios e outra possivelmente decorrente do controlador demasiadamente agressivo. Portanto seria interessante incluir um teste de causalidade, para saber se a causa foi o erro do controlador que provoca a MV ou a MV que provocou o erro no controlador.

Melhorias propostas no subsistema B

Quanto a problemática do sentido de otimização algumas possibilidades surgem:

- O sinal do peso das MVs pode estar errado no sistema -> realizado a conferência e está correto.
- O peso para violação da CV1 (enxofre), é muito maior que o peso das demais CVs -> de fato o peso da CV1 é 100 vezes maior que as demais CVs.
- O sistema está próximo a instabilidade e não consegue levar as MVs para o ponto ótimo -> causa possível.
- As faixas de operação das CVs são muito restritas -> causa possível.

Para o período analisado na Figura 5.21 e Figura 5.22 alterou-se o peso da CV1 para o mesmo valor que as demais CVs, e aumentou-se as faixas operacionais das mesmas. Com isso ocorreu a diminuição das temperaturas a partir da alteração das faixas, por volta de 1100 u.t. e após as temperaturas retornam a subir por conta do aumento da carga (DM). Logo essa é uma possível sugestão para melhora na otimização do sistema. Apesar da melhora proposta, o gráfico de diagnóstico não é capaz de apontar um sentido de otimização errado no sistema, devendo o mesmo ser um ponto de melhoria a ser solucionado.

Além disso, com a obtenção de novos dados após ajustes no sistema, observa-se que o *target* das CVs e MVs das Figura 5.21 e Figura 5.22 oscilam entre os limites inferiores e superiores, com notável perturbação. Analisando a CV1, é possível verificar que a mesma apresenta um ruído no sinal semelhante que por vezes gera uma resposta inversa, podendo o mesmo ser a fonte da oscilação observada no subsistema, logo um filtro como o aplicado

nas PV é proposto para a utilização do mesmo no CAV como uma sugestão de melhoria de controle.

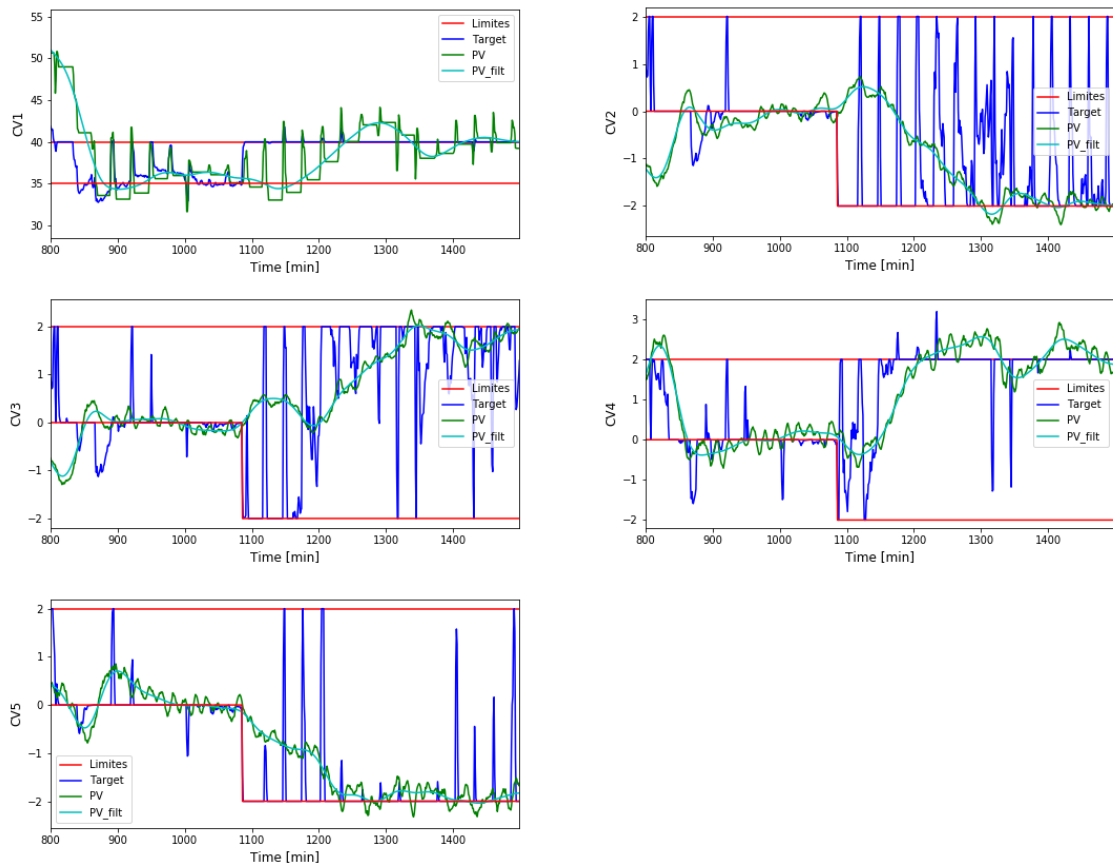
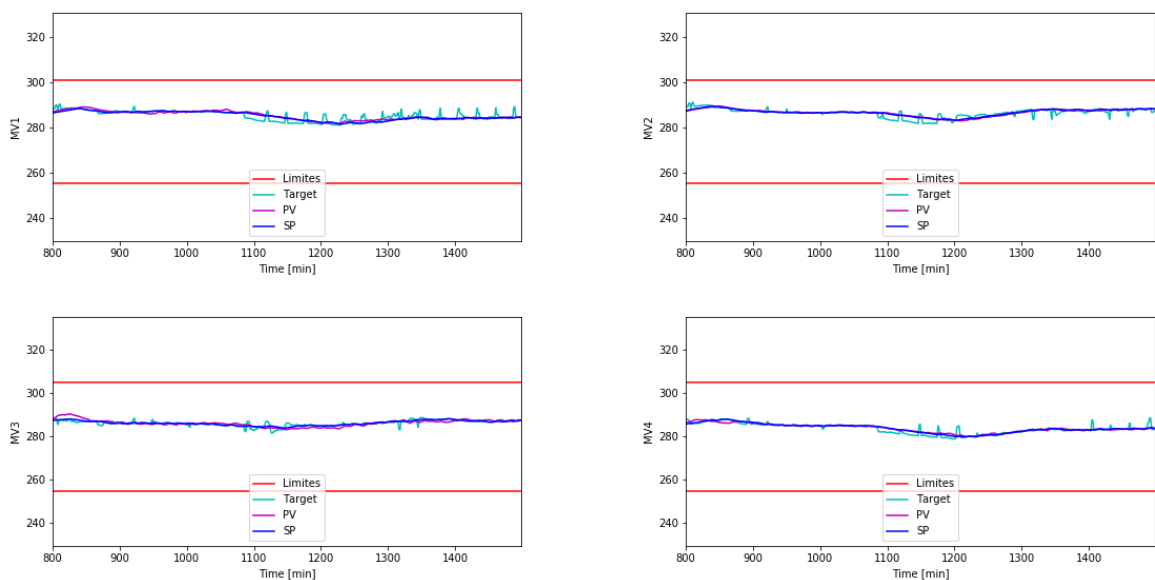


Figura 5.21: CVs do subsistema B com alteração das faixas de operação.



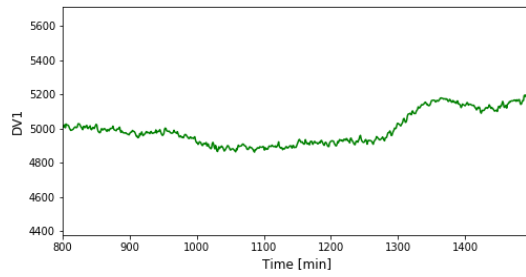


Figura 5.22: MVs e DM do subsistema B com alteração das faixas de operação.

Capítulo 6 – Considerações Finais e Sugestões para Trabalhos Futuros

Esse capítulo será dividido em conclusões gerais, uma avaliação crítica pelo usuário final e sugestões para trabalhos futuros.

6.1 Conclusões gerais

A metodologia MPC-ADM tal como instalada atualmente no *software* PGA foi aplicada com êxito em uma unidade de tratamento de gasolina em uma refinaria no Brasil. Seus indicadores permitem uma análise do desempenho de controladores do tipo MPC. Embora os indicadores não sejam capazes de quantificar o quanto o MPC está longe ou perto do desempenho “perfeito”, eles trazem uma boa noção da utilização do controlador, e se o mesmo faz o mínimo esperado, como tornar o mesmo número de CVS ativas que o número de MVs disponíveis, além disso, erros grosseiros de implementação de modelo inviabilizariam o controle e também seriam mostrados nos índices que somam o tempo que as variáveis controladas ficam fora da faixa de controle ou violam as mesmas, por exemplo. Nas MVs ele sinaliza a saturação das mesmas pelas faixas utilizadas, podendo o engenheiro de acompanhamento verificar se isto decorre de situações atípicas de processo, erros por parte da operação em digitar valores incorretos para as faixas, ou mesmo uma possível revisão da faixa respeitando os valores de projeto da planta.

O Gráfico de diagnóstico é uma ferramenta inovadora e permite fácil visualização de MPCs não operando adequadamente. A versão dinâmica do gráfico proposta no presente trabalho, bem como o ajuste do *layer* das MVs com restrição de movimento complementam a metodologia e ajudam o usuário obter uma indicação mais precisa de momentos de mau desempenho. Como ponto de melhoria fica ainda a indicação correta do sentido de otimização do MPC, que o indicador PCAT tal como implementado atualmente não é capaz de diferenciar.

Com o andamento do trabalho verificou-se a necessidade de estudar a banda da faixa operacional para considerar a variável controlada dentro da faixa, pois pela metodologia atual valores discrepantes e não condizentes com a realidade foram encontrados. Uma sugestão de banda foi proposta, bem como a utilização dos valores reais para CVS e SP para

MVs, embora o *target* seja um bom indicador do comportamento do MPC e de possíveis modelos discrepantes, ele não deve ser utilizado para medir o desempenho real do controlador.

Outro ponto de melhoria da metodologia são indicadores para avaliar o quão oscilatórios os sistemas estão e o quanto essa oscilação pode ser proveniente do controlador. Índices como o número de vezes que as CVs cruzam as faixas operacionais, bem como número de vezes que os *targets* das MVs mudam de direção e o número de troca de cenários são bons indicadores das oscilações. E, especialmente, a análise dos cenários pode contribuir potencialmente com o diagnóstico de variabilidade juntamente com o indicador Rvc, podendo ainda tal método de avaliação ser contribuinte para demais índices existentes no meio acadêmico para desempenho de controladores MPCs aplicados em faixas operacionais. O Rvc tem a vantagem de não utilizar nenhum parâmetro do controlador e passa uma boa ideia da transferência de variabilidade de CVs para MVs.

Os trabalhos da seção 2.4 são importantes fontes de diagnósticos detalhados dos possíveis problemas que possam afetar o desempenho do controlador, e caso o acompanhamento dos controladores por parte da metodologia (A - análise) indiquem um desempenho a baixo do adequado, o engenheiro de acompanhamento da planta de posse de tais códigos possa diagnosticar e aperfeiçoar o sistema de controle.

Os subsistemas A e B estudados apresentaram alguns problemas de restrição de MVs e oscilações, ajustes nos mesmos foram propostos ainda de forma empírica, o que futuramente com a conclusão de metodologia MPC-ADM se pretende realizar de maneira automática e padronizada.

6.2 Avaliação crítica pelo usuário final da metodologia MPC-ADM e do software PGA

Com relação a metodologia MPC-ADM ela é uma ferramenta bastante útil para o acompanhamento de MPCs indústrias. Ela permite uma rápida e fácil visualização de MPCs que não apresentam um funcionamento adequado. Essa visão é baseada em muitos indicadores gerenciais, que não exigem um conhecimento aprofundado de MPCs e da complexidade das auditorias já propostas no meio acadêmico, mas eles funcionam de uma maneira muito satisfatória para o “grosso” dos problemas encontrados em MPCs e lidam muito bem com toda a complexidade de um processo industrial. Por exemplo, o percentual de tempo que uma variável fica desligada pode dizer muito a seu respeito: ou o seu elemento primário está indisponível ou em manutenção, ou ela apresenta dificuldades de controle e o operador da planta rapidamente opta por desligá-la. E, tais informações são facilmente rastreadas pelo sistema, inclusive podendo estas estarem disponíveis na plataforma com a comunicação com os demais *softwares* da companhia. Por exemplo na Figura 6.1, tem-se o ciclo de vida de um controlador MPC, a metodologia MPC-ADM facilmente daria indícios do controle não adequado que poderia levar a desativação do controlador através de seus indicadores e gráfico de diagnóstico.

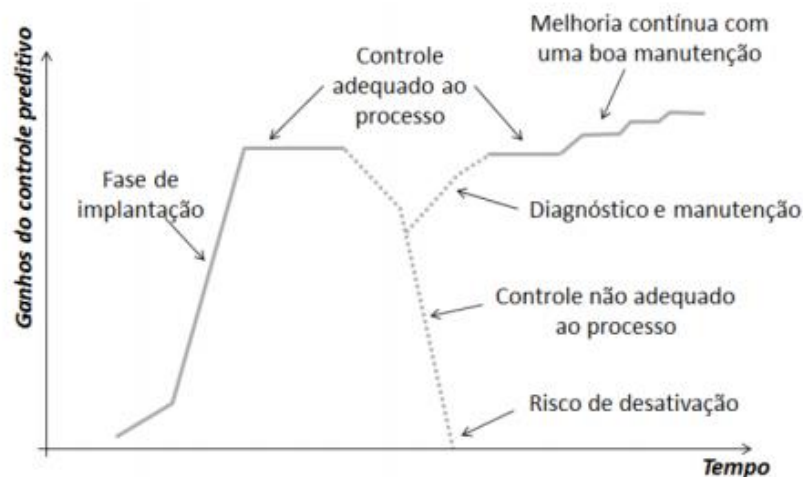


Figura 6.2. Ciclo de vida de um sistema de controle avançado.
Fonte (CAMPOS; GOMES; PEREZ, 2013).

O grande desafio, em minha percepção, que surge para o sistema está em dizer quais entre os diversos fatores e inúmeras variáveis de um MPC está como fonte do desempenho não adequado, para isso algumas propostas neste trabalho foram feitas, embora ainda não tenha se chegado no desejado. As mudanças de cenários e os indicadores de número de vezes que as CVs cruzam as faixas, bem como o número de vezes que as manipuladas mudam de direção parecem efetivos para analisar a oscilação do sistema podendo ser acrescentado na ferramenta. Entretanto, conseguir diagnosticar que a fonte da oscilação pode ser proveniente do controlador MPC fica um pouco mais difícil de solucionar. Além disso, comparar as variabilidades de MVs e CVs normalizadas de uma forma mais ampla, utilizando o mínimo possível de dados oriundos do controlador é altamente desejado pela engenharia.

Os trabalhos descritos aqui no subcapítulo 2.4 são uma fonte promissora, permitindo a equipe de otimização a correção de modelos do sistema de forma automática, bem como a sintonia do controlador. É intuito do grupo de pesquisa fornecer tais ferramentas na metodologia MPC-ADM o que a deixará muito mais completa.

Com relação ao *software* PGA, de uma maneira geral é uma ferramenta bastante intuitiva de usar, além de fornecer ao usuário uma liberdade grande de configurações e parâmetros que facilitam as análises dos ativos de interesse. Por exemplo, para o desenvolvimento desse trabalho foi de meu interesse excluir da análise algumas variáveis de processo que não tinham um comportamento multivariável, além de dividir meu estudo de caso em dois subsistemas independentes. Consegui facilmente configurar esses parâmetros e salvar análises personalizadas dos meus sistemas de interesse com os tempos exatos os quais gostaria de trabalhar.

Uma dificuldade para o usuário, em minha percepção, são os recursos gráficos gerados pelo *software*. Mesmo tendo a disponibilidade de gerar gráficos na plataforma, acabava sempre por gerá-los na interface do PI System, além de ser o sistema padrão para visualização de dados dentro da Companhia, de fato ele é realmente mais eficaz no que diz respeito a dinâmica de ajustes de escalas, seleção de períodos de tempo, configuração de

parâmetros e entre muitos outros. Portanto acredito que se a ferramenta permitisse ao usuário a opção de visualizar suas análises e seus dados no PI System através apenas da interface do PGA seria um ponto bastante positivo para o *software*. Além disso, o sistema era um pouco lento, porém foi me explicado que o servidor disponível para o *software* pela companhia está bastante defasado do que já se tem disponível no mercado.

6.3 Sugestões para trabalhos futuros

Ficam aqui algumas sugestões para trabalhos futuros:

- Propor índices para avaliação da camada de otimização do CAV da unidade, ou seja, avaliar tanto o modelo dinâmico do SICON, quanto o modelo estático da camada de otimização.
- Apontar no gráfico de diagnóstico o sentido correto de otimização de CVs.
- Utilizar aprendizado de máquina para identificar se o erro é no regulatório, na otimização do MPC, na limitação da faixa, no modelo ou nos parâmetros de sintonia do MPC.
- No gráfico dinâmico, propor janelas de tempo para implementar o ponto médio da janela no gráfico e configurar o tamanho do ponto proporcional ao tempo que este ficou nessa região do gráfico.
- Aperfeiçoar índice Rcv para implementá-lo no gráfico de diagnóstico, propondo um *benchmark* adequado e inserir o princípio de causalidade.
- Aplicação do método completo de erro de modelo e ajuste de sintonia para os subsistemas.
- Fazer o filtro no SDCD para remover o ruído da CV1, provocado pela purga do analisador.

Referências

AFRAM, A.; JANABI-SHARIFI, F. Theory and applications of HVAC control systems – A review of model predictive control (MPC). **Building and Environment**, 72, p. 343-355, 2014/02/01/ 2014.

ALGHAZZAWI, A.; LENNOX, B. Model predictive control monitoring using multivariate statistics. **Journal of Process Control**, 19, n. 2, p. 314-327, 2009/02/01/ 2009.

ANP. Resolução ANP nº 807- 2020. D.O.U, pp.

ASTROM, K. J.; HAGGLUND, T. PID Controllers: Theory, Design, and Tuning. 1995.

BADWE, A. S.; GUDI, R. D.; PATWARDHAN, R. S.; SHAH, S. L. *et al.* Detection of model-plant mismatch in MPC applications. **Journal of Process Control**, 19, n. 8, p. 1305-1313, 2009/09/01/ 2009.

BOTELHO, V. R. **Auditoria e diagnóstico de modelos para controladores preditivos industriais**. Orientador: TRIERWEILER, P. D. J. O. e FARENZENA., P. D. M. 2015. (Doutorado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química, UFRGS Departamento de Engenharia química.

CAMPOS, M. C. M. M.; TEIXEIRA, H. C. G. **Controles típicos de equipamentos e processos industriais**. Petrobras, 2010.

CAMPOS, M. C. M. M. D.; GOMES, M. V. D. C.; PEREZ, J. M. G. T. **Controle Avançado e Otimização da Indústria do Petróleo**. EDITORA INTERCIÊNCIA, 2013.

CLARO, É. R. P. **Localização de canais afetando o desempenho de controladores preditivos baseados em modelos**. Orientador: TRIERWEILER, P. D. J. O. e

FARENZENA, P. D. M. 2016. (Mestrado) - Programa de pós graduação em Engenharia Química., UFRGS. Departamento de Engenharia Química, Porto Alegre.

DOMANSKI, P. Performance Assessment of Predictive Control— A Survey. **Algorithms**, 13, p. 97, 04/17 2020.

DOMAŃSKI, P. D. **Control Performance Assessment: Theoretical Analyses and Industrial Practice**. 2020.

FRANCISCO, D. D. O. **Manutenção de modelos para controladores preditivos industriais**. Orientador: TRIERWEILER, P. D. J. O. e BOTELHO, P. D. M. V. R. 2017. (Mestrado) - Programa de Pós Graduação em Engenharia Química., UFRGS, Departamento de Engenharia Química. .

KING, M. **Process Control, A Practical Approach**. Whitehouse Consulting, Isle of Wight, UK: Wiley, 2016.

LONGHI, L. G. S.; PEREIRA, M. V.; KRANZ, A.; ROSELL, R. T. Controle Avançado de uma Unidade de Hidrodessulfurização de Nafta Craqueada na Refap. *In: 5º CICAP, 2017, Rio de Janeiro, RJ. Universidade Petrobras.*

MELO GIAQUINTO, C.; TRIERWEILER, J.; TEIXEIRA, H.; TRIERWEILER, L. *et al.* STATSCANDLEPLOT: A NEW WAY OF MONITORING OPERATIONAL PERFORMANCE INDICATORS. **Brazilian Journal of Chemical Engineering**, 36, p. 393-408, 03/01 2019.

OKÇ, D. **Model predictive controller design of hydrocracker reactors**. 2017.

Petrobras, sobrenome tecnologia. Controle & instrumentação. Valete Editora: 48 p. 2013.

PGA. **PGA**. Versão Versão do Banco de dados: 3.0.20. Versão da interface: 3.0.20. Versão do Build: 96. Petrobras. Trisolutions. Ufrgs 2012.

QIN, S. J.; BADGWELL, T. A. A survey of industrial model predictive control technology. **Control Engineering Practice**, 11, n. 7, p. 733-764, 2003/07/01/ 2003.

SANTOS, J. E. W. **Método de ajuste para MPC baseado em multi-cenários para sistemas não quadrados**. Orientador: TRIERWEILER, P. D. J. O. e FARENZENA, P. D. M. 2016. (mestrado) - Programa de pós graduação em Engenharia Química, UFRGS, Departamento de Engenharia Química, Porto Alegre.

SCHÄFER, J.; CINAR, A. Multivariable MPC system performance assessment, monitoring, and diagnosis. **Journal of Process Control**, 14, n. 2, p. 113-129, 2004/03/01/ 2004.

STEFANIDIS, G. D.; BELLOS, G. D.; PAPAYANNAKOS, N. G. An improved weighted average reactor temperature estimation for simulation of adiabatic industrial hydrotreaters. **Fuel Processing Technology**, 86, n. 16, p. 1761-1775, 2005/11/01/ 2005.

SUN, Z.; QIN, S. J.; SINGHAL, A.; MEGAN, L. Performance monitoring of model-predictive controllers via model residual assessment. **Journal of Process Control**, 23, n. 4, p. 473-482, 2013/04/01/ 2013.

TEOH, W. L.; KHOO, M. B. C.; CASTAGLIOLA, P.; YEONG, W. C. *et al.* Run-sum control charts for monitoring the coefficient of variation. **European Journal of Operational Research**, 257, n. 1, p. 144-158, 2017/02/16/ 2017.

TERUEL, A. M. Melhores Práticas de Controle Avançado em Unidades de Refino de Petróleo. 2011.

TONEL, G.; KEMPF, A.; BARBIERI, R.; DIETRICH, A. *et al.* PGA –Plataformade Gestãode Ativos Treinamento do Módulo de MPC. 2016.

TRIERWEILER, J. O. A Systematic Approach to Control Structure Design. 1997.

TRIERWEILER, J. O. Application of the RPN methodology for quantification of the operability of the quadruple-tank process.: Brazilian. Journal of Chemical Engineering. 19: 195-206 p. 2002.

TRIERWEILER, J. O. Avaliação, Diagnóstico e Manutenção de controladores Preditivos na Indústria 4.0. . *In*: Prêmio. Mercosul de Ciência e Tecnologia – Edição 2018 – Indústria 4.0, 2018.

TRIERWEILER, J. O.; FARINA, L. A. RPN tuning strategy for model predictive control. **Journal of Process Control**, v. 13, n. 7, p. 591-598 2003.

YU, J.; QIN, S. J. Statistical MIMO controller performance monitoring. Part I: Data-driven covariance benchmark. **Journal of Process Control**, 18, n. 3, p. 277-296, 2008/03/01/ 2008a.

YU, J.; QIN, S. J. Statistical MIMO controller performance monitoring. Part II: Performance diagnosis. **Journal of Process Control**, 18, n. 3, p. 297-319, 2008/03/01/ 2008b.

YUI, S.; ADJAYE, J. Determining average bed temperature of nonisothermal fixed-bed hydrotreater. **Fuel**, 83, n. 14, p. 1929-1937, 2004/10/01/ 2004.

ZANIN, A.; MORO, L.; GOMES, A.; SANTOS, E. *et al.* Monitoração on-line do desempenho do controle avançado. . XX Congresso Brasileiro de automática 2014.

ZANIN, A. C.; MORO, L. F. L.; PINTO, G.; SANTOS, M. CURSO SICON10. AB-RE/TR/OT – 12/2007. Petrobras 2007a.

ZANIN, A. C.; MORO, L. F. L.; PINTO, G.; SANTOS, M. Curso Sicon10. AB-RE/TR/OT: Petrobras 2007b.

Apêndice A – Estudo do Controle *Anti-Surge* de Compressores

O estudo do controle de compressores é bastante amplo e aqui será focado no sistema de controle *anti-surge* do compressor, que é uma variável importante do sistema trabalhado. Mas, afinal, o que é o surge?

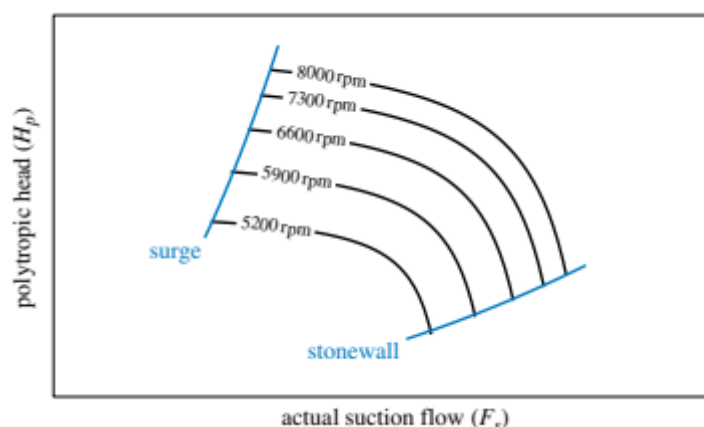


Figura A.1. Performance do compressor. Fonte: (King, 2016).

A Figura A.1 mostra um conjunto típico de curvas de desempenho do compressor. A curva de desempenho para um compressor centrífugo, diferente da bomba, termina antes que o fluxo atinja zero. Em um fluxo muito baixo, o compressor entrará em *surge*¹. A pressão de descarga do impelidor cai temporariamente abaixo da pressão na tubulação de descarga, causando uma reversão transitória do fluxo. Isso causa grandes e rápidas flutuações no fluxo e na pressão. Também pode ser extremamente barulhento, embora muito do ruído possa surgir da válvula de retenção (sem retorno) na tubulação de descarga, abrindo e fechando rapidamente. Em algumas máquinas, a vibração resultante pode

¹ Surto é a tradução de *surge* para o português, pois consiste em uma manifestação súbita e intensa de um fenômeno. Mas como o termo *surge* já é consagrado na literatura técnica ele será mantido no texto.

danificar o compressor e / ou a caixa de engrenagens muito rapidamente. Outros toleram a condição por mais tempo. (KING, 2016).

O limite superior da curva de desempenho é *stonewall*. É quando a capacidade máxima da máquina foi atingida. Nenhum dano imediato à máquina é provável nessas condições, embora o superaquecimento possa ocorrer se for operado com uma carga alta por um longo período (KING, 2016).

A Figura A.2 mostra a progressão de um ciclo de surge. Devido à redução da vazão na descarga do compressor, o ponto de operação migra no mapa de performance do ponto 1 para o ponto 2. Isto também envolve um aumento na pressão da descarga. O ponto 2 marca o alcance da pressão máxima na descarga e isto, ao mesmo tempo, representa o limite de estabilidade, o qual está associado à inversão do fluxo.

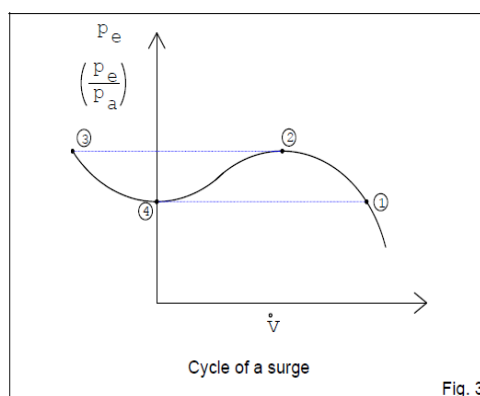


Figura A.2. ciclos de *surge*. Fonte: (King, 2016).

Uma vazão espaçada ocorre no perfil cortado causando um abrupto movimento em direção ao ponto 3 do gráfico. O fluxo de direção reversa força a pressão de operação a cair migrando para o ponto 4. Uma abrupta mudança deve ocorrer novamente causando as precondições para uma vazão nula, ocorrendo o perfil cortado novamente, ou seja, o ponto 1 é novamente alcançado. Se não houver uma intervenção corretiva, um novo ciclo de surge irá começar.

Diversas formas existem de controlar o surge como a redução da descarga, a redução da sucção, manipulação da velocidade da máquina e usar uma válvula de *surge* circulando o gás para a sucção, garantindo o fluxo mínimo (KING, 2016).

De uma forma geral se evita a utilização constante da válvula *anti-surge* pois a mesma quando aberta, pode gerar variações bruscas para o processo, além de gerar mais gastos do que outras estratégias. Porém ela é um importante dispositivo de segurança das máquinas, que em situações atípicas podem chegar próximas a curva de surge e a válvula garante a integridade física do equipamento, o qual usualmente possui um custo elevado.

Controle anti-surge de compressores dinâmicos

Na prática as curvas de surge são obtidas na instalação da máquina, porém é difícil precisar exatamente a curva de surge de modo que uma curva de controle anterior a curva

de surge é calculada, essa vazão fica em torno de 8 e 30% do ponto de inferência do surge. (CAMPOS; TEIXEIRA, 2010).

A curva de controle é obtida a partir da curva de surge do compressor e normalmente é linearizada da seguinte forma:

$$V = a_2 \cdot R_c + b_2 \quad (\text{A.1})$$

Onde,

$$R_c = \frac{P_D}{P_S} \quad (\text{A.2})$$

Converter para vazão mássica:

$$\rho_S = \frac{MW \cdot P_S}{0.0848 \cdot z \cdot T_S} \quad (\text{A.3})$$

$$\dot{M}_{SURGE} = V_{SURGE} \cdot a_2 \cdot \rho_S \quad (\text{A.4})$$

$$\dot{M}_{SURGE} = (a_3 \cdot R_c + b_3) \cdot P_S \quad (\text{A.5})$$

Adiciona-se a folga na vazão mássica e esse valor será o SP do CLP.

$$SP = Folga \cdot \dot{M}_{SURGE} \quad (\text{A.6})$$

$$SP = \dot{M}_{SURGE} + Folga \cdot \dot{M}_{PROJETO} \quad (\text{A.7})$$

A vazão é medida na sucção do compressor e é essa vazão que será o PV do CLP. Na verdade, essa medição é compensada pela pressão no ponto de leitura, no caso da sucção será a seguinte:

$$\dot{M}_{MED} = \frac{\dot{M}_{MAX}}{10} \cdot \sqrt{\frac{P_S}{P_{PROJ}}} \cdot \sqrt{h_W(0 - 100\%)} \quad (\text{A.8})$$

Onde,

- h_W é o diferencial de pressão no elemento do sensor.

Simplificando:

$$\dot{M}_{MED} = c \cdot \sqrt{P_S} \cdot \sqrt{h_W} \quad (\text{A.9})$$

Logo tem-se o SP como:

$$SP = Folga \cdot (a_3 \cdot R_c + b_3) \cdot P_S \quad (\text{A.10})$$

E PV como:

$$PV = c \cdot \sqrt{P_S} \cdot \sqrt{h_W} \quad (\text{A.11})$$

Segundo (CAMPOS; TEIXEIRA, 2010) é comum se passar parte do PV para SP ficando:

$$SP = \left(\text{Folga} \cdot (a_3 \cdot R_c + b_3) \cdot \frac{P_S}{c \cdot \sqrt{P_S}} \right)^2 \quad (\text{A.12})$$

$$PV = h_W \quad (\text{A.13})$$

De posse da curva de controle e do valor da variável de processo, diversas são as estratégias de controle para este sistema crítico, como o uso de dois PIDs, um para abertura e outro para fechamento da válvula, pois a abertura deve ser rápida e o fechamento lento, e a velocidade do controle deve ser 2 vezes superior à velocidade de surge. Outra possibilidade, é um ganho variável do controlador PID, logo o ganho longe do surge pode ter um valor pequeno não reagindo a ruídos nas medições entre outras estratégias.

O importante é que a estratégia seja capaz de garantir o mínimo de distúrbio possível para o processo e a total integridade do equipamento, sendo assim, é preciso ter a certeza que todos os recursos serão esgotados até que o ponto de operação atinja a linha de surge. Pensando nisso, é comum nas estratégias de controle a implementação de uma linha adicional entre a linha de controle e a linha de surge, que caso a PV atinja a mesma, um controle adicional é sobreposto ao PID do CLP, com modo apenas proporcional, de modo que ele deverá garantir que a válvula de reciclo esteja completamente aberta quando o ponto de operação alcançar a linha de surge real da máquina.

Na Figura A.3 se tem um exemplo deste controle, chamado controle *override*, quando o ponto de operação atinge a curva tracejada, o controle PID é sobreposto por um controlador apenas proporcional que abre a válvula gradualmente até que o ponto de operação alcance a linha de surge.

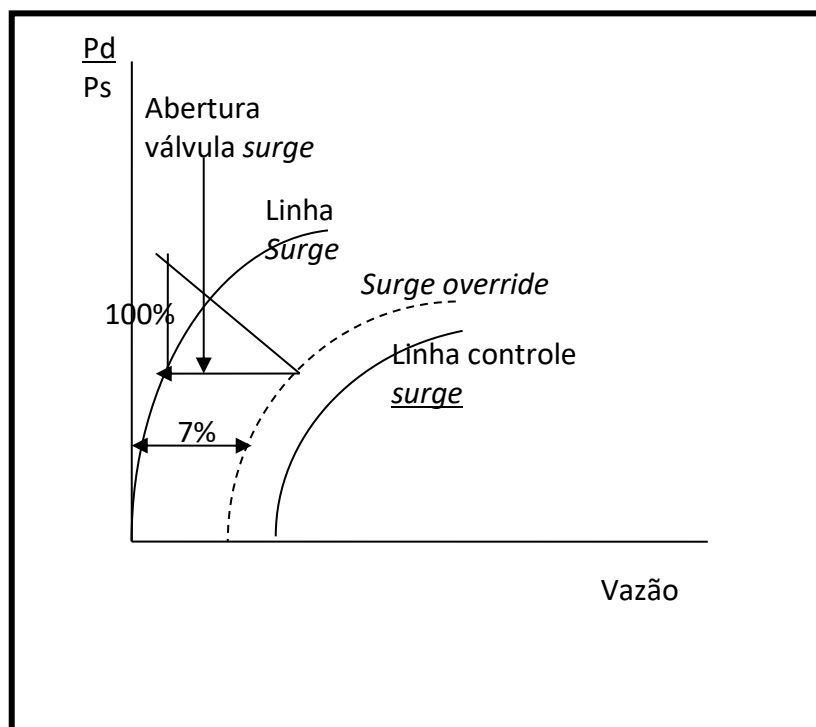


Figura A.3. Esquema de controle anti-surge de compressores. (CAMPOS; TEIXEIRA, 2010).

As falhas que podem levar o compressor ao surge, podem variar muito em proporção e tempo de resposta. Se o ponto de operação se aproxima da linha de controle lentamente, então o controle normal de *anti-surge* realizará a proteção do compressor com o menor grau de influência sobre o processo. Se, por outro lado, o ponto de operação se aproxima rapidamente da linha de surge, então será necessário o início de uma abrupta reação para fornecer uma efetiva proteção do compressor.

Uma estratégia possível para lidar com esses movimentos rápidos do ponto de operação é fazer com que o *set point*, na prática, caminhe em direção ao ponto de operação, ficando próximo ao mesmo (a distância é um parâmetro), mas sempre à esquerda, de forma que a válvula fique fechada. A diminuição do valor de *set point* tem uma constante de tempo ajustada. Desta forma, sempre que a vazão diminuir mais rápido do que esta constante de tempo a variável de processo do PI estará menor que o *set point* e a válvula de reciclo começará a abrir, se antecipando e evitando que esta perturbação leve a máquina ao surge. Outra opção é adicionar à saída do PI um termo derivativo direcional, isto é, que só atue quando a vazão variar no sentido do surge e não na outra direção.

O *Hover point* é uma estratégia adicional de auxílio no controle de *surge*. Quando o ponto de operação está à direita da linha de controle de surge, o set-point do controlador de *surge* é aumentado de forma paulatina até um determinado percentual da vazão naquele ponto (*Hover point*). Quando um pequeno e rápido deslocamento do ponto de operação em direção ao surge ocorre, fazendo-o alcançar o *Hover point*, o controlador abre imediatamente a válvula, protegendo a máquina. Após, um novo *Hover point* é calculado e a válvula é fechada. Se for alcançada linha de controle de *surge*, então a válvula será mantida aberta. A Figura A.4 demonstra o esquema de controle com *hover point*.

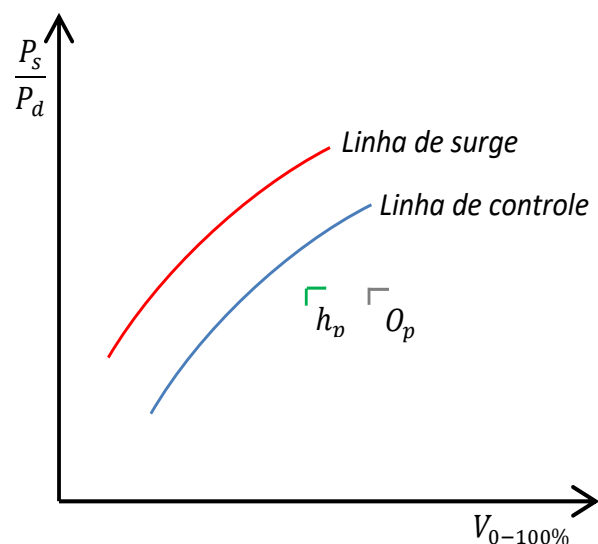


Figura A.4. Esquema do controle com auxílio de *Hover point* para controle *anti-surge* de compressores.

Apêndice B – Estudo de WABTS

WABT (*Weighted Average Bed Temperature*) é uma medida muito utilizada em reatores de HDS industriais para prever o desempenho do reator em um determinado conjunto de condições operacionais. Ou seja, é uma média de temperatura ponderada do leito, que visa sua representatividade quando comparadas com o mesmo processo quando simulado isotermicamente (STEFANIDIS; BELLOS; PAPAYANNAKOS, 2005).

A equação WABT mais comum proposta na literatura para a simulação de reatores de hidrotratamento adiabáticos de leito fixo, assim como para a estimativa de taxa de desativação do catalisador é:

$$WABT = \frac{T_{in} + 2 \cdot T_{out}}{3} \quad (B.1)$$

Onde T_{in} é a temperatura na entrada do reator e T_{out} é a temperatura de saída. A equação acima leva em conta o gradiente do aumento de temperatura e é aplicada a reatores de único leito. Nos casos de reatores com mais de um leito costuma-se utilizar a seguinte equação:

$$WABT = \frac{\sum_{i=1}^n WABT_i \cdot m_{cat,i}}{\sum_{i=1}^n m_{cat,i}} \quad (B.2)$$

Onde o WABT é calculado pela Equação acima para cada leito e $m_{cat,i}$ é a massa de catalisador do leito (STEFANIDIS; BELLOS; PAPAYANNAKOS, 2005).

Segundo (OKÇ, 2017) a temperatura média ponderada do leito (WABT) é também usada como um sinal de atividade do catalisador. No caso de leitos com diferentes carregamentos de catalisador, ou seja, diferentes densidades, o WABT é calculado pela temperatura do leito dos reatores de acordo com a distribuição do peso de catalisador em cada leito.

A desativação do catalisador costuma ser compensada pelo aumento de temperatura na entrada do reator, além disso, uma maior carga processada demanda uma maior temperatura de reação a fim de manter o produto com a mesma especificação (OKÇ, 2017).

Para uma desativação homogênea do catalisador, O aumento de temperatura ponderada média dos leitos deve ser idêntico, WABTs diferentes entre leitos é sinal de má distribuição de reação nos leitos, o que levará à desativação do catalisador de WABT de temperatura mais alta em relação aos outros (OKÇ, 2017).

Vários métodos são usados em indústrias para determinar o WABT de reatores catalíticos não isotérmicos de leito fixo. O WABT determinado a partir da equação Arrhenius, com uma energia de ativação apropriada e usando todas as leituras dos termopares (chamada EIT cinética) pareceu mais perto do real EIT (*equivalente isothermal temperature*) do que quaisquer outros métodos. Energias de ativação de HDS, HDN e MHC são diferentes; portanto, os EITs cinéticos também são diferentes dependendo das reações. Quanto mais termopares utilizados, melhor é a estimativa do EIT cinético. Um mínimo de cinco leituras de temperatura em diferentes níveis do leito do reator resultou no real EIT (*equivalente isothermal temperature*) (YUI; ADJAYE, 2004).

Tabela B.1. Tabela retirada do trabalho de Yui e Adjaye, 2004.

Alguns métodos para determinação de temperatura média do leito de reação

(1) WABT (*Weighted Average Bed Temperature*):

$$WABT = \sum_{n=i}^n w_i T_i$$

Onde,

- n é o número de termopares na direção axial do leito,
 - w_i é a fração de catalisador,
 - T_i é a temperatura da fração i do leito catalítico.
-

(2) 1/2 ou 2/3 ΔT EIT (*equivalente isothermal temperature*):

$$EIT = T_{in} + (1/2 \text{ ou } 2/3) \cdot \Delta T$$

$$\Delta T = T_{in} - T_{out}$$

Onde,

- T_{in} é a temperatura de entrada do leito,
 - T_{out} é a temperatura de saída do leito.
-

(3) EIT (*equivalente isothermal temperature*) modificado:

$$EIT = \frac{T_{in} + 2 \cdot T_{1/2} + T_{out}}{4} \text{ ou } EIT = \frac{T_{in} + 2 \cdot T_{1/3} + 2 \cdot T_{2/3} + T_{out}}{6}$$

Onde,

- $T_{1/2}, T_{1/3}, T_{2/3}$ são, respectivamente, 1/3, 1/2 e 2/3 da altura da temperatura de entrada.
 - T_{out} é a temperatura de saída do leito.
-

(4) EIT (*equivalente isothermal temperature*) cinético:

$$WABT = \frac{-E/R}{\ln \sum_{n=i}^n w_i \cdot \exp(-E/R \cdot T_i)} - 273,15$$

Onde,

- E é a energia de ativação (J/mol),
- R é a constante dos gases (8,314J/mol/K),
- w_i é a fração de catalisador,
- T_i é a temperatura absoluta (K) da fração i do leito catalítico.

Obtenção do WABT da unidade

Ao longo dos leitos de HDS da unidade de estudo, existem 4 alturas de termopares, os leitos têm seu catalisador igualmente distribuído entre eles. Além disso, em cada altura de medida de temperatura existem dois poços e de cada poço são retirados dois valores de temperatura. Os leitos de catalisador têm igual tamanho e possuem 3820mm cada, a disposição dos termopares com relação a distribuição axial pode ser visualizada na Tabela B.2. w_i é a fração mássica de catalisador relativa a cada altura i.

Tabela B.2. Distribuição axial de termopares nos leitos dos reatores de HDS.

| Leito 1 | Termopares | Altura em mm | Comprimento relativo a cada altura i | w_i |
|---------|----------------------|--------------|--------------------------------------|-------|
| topo | - | 3820 | - | - |
| | TI-01A/B, TI-02 A/B | 3450 | 920 | 0,241 |
| | TI-03 A/B, TI-04 A/B | 2350 | 1100 | 0,288 |
| | TI-05 A/B, TI-06 A/B | 1250 | 1100 | 0,288 |
| | TI-07 A/B, TI-08 A/B | 150 | 700 | 0,183 |
| fundo | - | 0 | - | - |
| | Total | 3820 | 3820 | 1 |

| Leito 2 | Termopares | Altura em mm | Comprimento relativo a cada altura i | w_i |
|---------|----------------------|--------------|--------------------------------------|-------|
| topo | - | 3820 | - | - |
| | TI-09 A/B, TI-10 A/B | 3450 | 920 | 0,241 |
| | TI-11 A/B, TI-12 A/B | 2350 | 1100 | 0,288 |
| | TI-13 A/B, TI-14 A/B | 1250 | 1100 | 0,288 |
| | TI-15 A/B, TI-16 A/B | 150 | 700 | 0,183 |
| fundo | - | 0 | - | - |
| | Total | 3820 | 3820 | 1 |

A temperatura que é usada como valor de referência para calcular a atividade dos leitos dos reatores de HDS no controle avançado da unidade é a equação (1) da Tabela B.1 do EIT (*equivalente isothermal temperature*). Os WABTs dos leitos são calculados da seguinte forma:

$$WABT_{R1L1} = TI01A + \frac{2}{3} * (TI08A - TI01A) \quad (B.3)$$

$$WABT_{R1L2} = TI09A + \frac{2}{3} * (TI16A - TI09A) \quad (B.4)$$

$$WABT_{R2L1} = TI01A + \frac{2}{3} * (TI08A - TI01A) \quad (B.5)$$

$$WABT_{R2L2} = TI09A + \frac{2}{3} * (TI16A - TI09A) \quad (B.6)$$

Já o WABT do reator é a média dos WABTs dos leitões e o WABT global, por sua vez, é a média destes.

$$WABT_{R1} = \frac{WABT_{R1L1} + WABT_{R1L2}}{2} \quad (B.7)$$

$$WABT_{R2} = \frac{WABT_{R2L1} + WABT_{R2L2}}{2} \quad (B.8)$$

$$WABT_G = \frac{WABT_{R1} + WABT_{R2}}{2} \quad (B.9)$$

Os cálculos dos deltas WABTs, que são as variáveis de controle do MPC (*model predictive control*) juntamente com o analisador em linha de enxofre, são realizados diminuindo o WABT global do respectivo WABT de leite, como mostrado nas equações a baixo.

$$CV2 = \Delta WABT_{R1L1} = WABT_{R1L1} - WABT_G = \frac{1}{4} \cdot (3WABT_{R1L1} - WABT_{R1L2} - WABT_{R2L1} - WABT_{R2L2}) \quad (B.10)$$

$$CV3 = \Delta WABT_{R1L2} = WABT_{R1L2} - WABT_G = \frac{1}{4} \cdot (3WABT_{R1L2} - WABT_{R1L1} - WABT_{R2L1} - WABT_{R2L2}) \quad (B.11)$$

$$CV4 = \Delta WABT_{R2L1} = WABT_{R2L1} - WABT_G = \frac{1}{4} \cdot (3WABT_{R2L1} - WABT_{R1L1} - WABT_{R1L2} - WABT_{R2L2}) \quad (B.12)$$

$$CV5 = \Delta WABT_{R2L2} = WABT_{R2L2} - WABT_G = \frac{1}{4} \cdot (3WABT_{R2L2} - WABT_{R1L1} - WABT_{R1L2} - WABT_{R2L1}) \quad (B.13)$$