



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA  
FACULDADE DE ENGENHARIA QUÍMICA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM  
ENGENHARIA QUÍMICA



# Implementação Prática de um Controlador Preditivo a um Processo Não-Linear

Daniel Gonçalves

Uberlândia - MG  
2012

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA  
FACULDADE DE ENGENHARIA QUÍMICA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM  
ENGENHARIA QUÍMICA

# Implementação Prática de um Controlador Preditivo a um Processo Não-Linear

Daniel Gonçalves

Uberlândia - MG  
2012

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA  
FACULDADE DE ENGENHARIA QUÍMICA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM  
ENGENHARIA QUÍMICA

# Implementação Prática de um Controlador Preditivo a um Processo Não-Linear

Daniel Gonçalves

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química da Universidade Federal de Uberlândia como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia Química, área de concentração Desenvolvimento de Processos Químicos.

Uberlândia - MG  
2012

GXXXX      Gonçalves, Daniel, 19XX  
Implementação Prática de um Controlador Preditivo a um Processo  
Não-Linear. - 2012                      XXXf.: il.

Orientador: Humberto Molinar Henrique.  
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia, Pro-  
grama de Pós-Graduação em Engenharia Química.  
Inclui bibliografia

1. Controle de Processo - Dissertação. 2. Engenharia Química - Dis-  
sertação.

I. Henrique, Humberto Molinar. II. Universidade Federal de Uberlândia.  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química. III. Título

CDU- 681.51

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO SUBMETIDA AO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA COMO PARTE DOS REQUISITOS PARA OBTENÇÃO DO TÍTULO DE MESTRE EM ENGENHARIA QUÍMICA EM 30 DE JUNHO DE 2012.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Humberto Molinar Henrique  
FEQUI/UFU

Prof. Luís Cláudio Oliveira Lopes  
PPGEQ/FEQUI/UFU

Prof. Rubens Gedraite  
FEQUI/UFU

Prof. André Luis Beloni dos Santos  
CEFORES/UFTM

---

# Agradecimentos

Ao Prof. Humberto Molinar Henrique  
e Prof. Luís Cláudio Oliveira Lopes.

---

# SUMÁRIO

<b>Lista de Figuras</b>	<b>viii</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>xi</b>
<b>Lista de Abreviaturas</b>	<b>xii</b>
<b>Lista de Símbolos</b>	<b>xii</b>
<b>Resumo</b>	<b>xv</b>
<b>Abstract</b>	<b>xvi</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
1.1 Objetivo . . . . .	2
1.2 Estrutura do Trabalho . . . . .	2
<b>2 Controle Preditivo</b>	<b>1</b>
2.1 Introdução . . . . .	1
2.2 Breve Cronologia . . . . .	3
2.3 Elementos do Controle Preditivo . . . . .	4
2.3.1 Modelo do Processo . . . . .	4
2.3.2 Função Objetivo . . . . .	5

---

2.3.3	Lei de Controle . . . . .	6
2.4	As Diferentes Estratégias de Controle Preditivo . . . . .	6
2.5	Estabilidade . . . . .	7
2.5.1	Controle Preditivo com Horizonte de Predição Infinito . . . . .	8
2.5.2	Controle Preditivo Não-Linear . . . . .	8
2.6	Análise Complementar dos Sistemas de Controle . . . . .	10
2.6.1	Representação no Espaço de Estados . . . . .	10
<b>3</b>	<b>Sistema Experimental</b>	<b>1</b>
3.1	Introdução . . . . .	1
3.2	Planta Piloto . . . . .	1
3.3	Equipamentos Usados na Montagem Experimental . . . . .	3
3.3.1	Reator . . . . .	3
3.3.2	Tanques de Armazenamento . . . . .	4
3.3.3	Bombas . . . . .	5
3.3.4	Instrumentação da Planta Piloto . . . . .	5
3.3.5	Sistema de Aquisição de Dados . . . . .	8
3.3.6	<i>Software LabVIEW®</i> . . . . .	9
3.3.7	<i>Software MatLab®</i> . . . . .	10
3.4	Comentários Complementares . . . . .	10
<b>4</b>	<b>Operação em Malha Aberta</b>	<b>1</b>
4.1	Introdução . . . . .	1
4.2	Modelagem Matemática do Processo de Neutralização . . . . .	1
4.3	Modelagem Matemática do Comportamento Dinâmico do Nível do Reator . . . . .	3
4.4	Aspectos Fundamentais do Procedimento de Operação em Malha Aberta . . . . .	4
4.4.1	Filtragem de Sinais . . . . .	4
4.4.2	Tempo de Amostragem . . . . .	9
4.4.3	Excitação na Entrada . . . . .	12



4.4.4	Estimação de Parâmetros . . . . .	14
4.5	Procedimento de Operação em Malha Aberta . . . . .	16
4.6	Comentários Complementares . . . . .	17
<b>5</b>	<b>Operação em Malha Fechada</b>	<b>1</b>
5.1	Introdução . . . . .	1
5.2	Comportamento do Sistema Estudado Utilizando Controlador PID . .	1
5.3	Comportamento do Sistema Estudado Utilizando Controlador MPC .	2
5.4	Implementação Prática do Controlador MPC . . . . .	7
<b>6</b>	<b>Conclusão e Sugestões para Trabalhos Futuros</b>	<b>1</b>
6.1	Conclusão . . . . .	1
6.2	Sugestões para Trabalhos Futuros . . . . .	2
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>3</b>
	<b>Apêndice A</b>	<b>10</b>
6.3	Introdução . . . . .	10
6.4	Calibração dos Transmissores de Vazão . . . . .	10
6.5	Calibração do Transmissor de Nível . . . . .	13
6.6	Calibração do Transmissor de $pH$ . . . . .	14
	<b>Apêndice B</b>	<b>15</b>
6.7	Introdução . . . . .	17
6.8	Solução de Ácido . . . . .	17
6.9	Solução de Base . . . . .	18
6.10	Solução Tampão . . . . .	19

---

## LISTA DE FIGURAS

2.1	Esquema Ilustrativo para o Controle Preditivo. . . . .	2
2.2	Estrutura básica do controle preditivo. . . . .	5
3.1	Diagrama da Planta Piloto. . . . .	2
3.2	Foto da Planta Piloto. . . . .	3
3.3	Reator de Neutralização da Planta Piloto. . . . .	4
3.4	Bomba de Engrenagem usada na Planta Piloto. . . . .	5
3.5	Eletrodo Utilizado como Sensor de $pH$ . . . . .	6
3.6	Transmissor de $pH$ usado na Planta Piloto. . . . .	7
3.7	Transmissor de Nível usado na Planta Piloto. . . . .	7
3.8	Sensor de Vazão usado na Planta Piloto. . . . .	8
3.9	Transmissor de Vazão usado na Planta Piloto. . . . .	9
3.10	Sistema de Aquisição de Dados. . . . .	9
3.11	Filtro Usado no Tratamento da Água. . . . .	11
4.1	Esquema Ilustrativo do Reator de Neutralização. . . . .	2
4.2	Comportamento Dinâmico da Vazão da Corrente de Ácido. . . . .	5
4.3	Comportamento Dinâmico da Vazão da Corrente de Base. . . . .	6
4.4	Comportamento Dinâmico da Vazão da Corrente de Solução Tampão. . . . .	6
4.5	Comportamento Dinâmico do Nível do Reator de Neutralização. . . . .	7

---

4.6	Comportamento Dinâmico do $pH$ . . . . .	7
4.7	Desvio Padrão da Vazão da Corrente de Ácido. . . . .	8
4.8	Desvio Padrão da Vazão da Corrente de Base. . . . .	9
4.9	Desvio Padrão da Vazão da Corrente de Solução Tampão. . . . .	9
4.10	Desvio Padrão do Nível do Reator de Neutralização. . . . .	10
4.11	Desvio Padrão do $pH$ . . . . .	10
4.12	Painel Frontal da sub- VI do Filtro Digital. . . . .	11
4.13	Diagrama de Blocos da sub- VI do Filtro Digital. . . . .	11
4.14	Tempo de Assentamento do Sistema. . . . .	13
4.15	Excitação Provocada nas Vazões de Ácido e de Base. . . . .	13
4.16	Perturbação Provocada nas Vazões de Entrada do Reator. . . . .	14
4.17	Gráfico Comparativo entre o Nível Predito e o Experimental. . . . .	15
4.18	Erro Existente entre o Nível Predito e o Experimental. . . . .	15
4.19	Painel Frontal da VI Usada na Operação em Malha Aberta. . . . .	18
4.20	Diagrama de Blocos da VI Usada na Operação em Malha Aberta. . . . .	19
4.21	Painel Frontal da Sub- VI do Controlador PID. . . . .	20
4.22	Diagrama de Blocos da Sub- VI do Controlador PID. . . . .	20
4.23	Comportamento da Vazão de Ácido Durante a Operação em Malha Aberta. . . . .	21
4.24	Comportamento da Vazão de Base Durante a Operação em Malha Aberta. . . . .	21
4.25	Comportamento do Nível Durante a Operação em Malha Aberta. . . . .	22
4.26	Comportamento do $pH$ Durante a Operação em Malha Aberta. . . . .	22
4.27	Erro Existente entre o Nível Experimental e o Predito. . . . .	23
4.28	Erro Existente entre o $pH$ Experimental e o Predito. . . . .	23
4.29	Histograma do Erro na Predição do Nível. . . . .	24
4.30	Histograma do Erro na Predição do $pH$ . . . . .	24
4.31	Curva de Titulação; . . . . .	25
5.1	Comportamento do Nível Durante a Operação em Malha Fechada para o Controlador PID. . . . .	3

---

5.2	Comportamento do pH Durante a Operação em Malha Fechada para o Controlador PID. . . . .	3
5.3	Comportamento das Variáveis Manipuladas Durante a Operação em Malha Fechada para o Controlador PID. . . . .	4
5.4	Comportamento do Nível Durante a Operação em Malha Fechada para o Controlador MPC. . . . .	5
5.5	Comportamento do pH Durante a Operação em Malha Fechada para o Controlador MPC. . . . .	6
5.6	Comportamento das Variáveis Manipuladas. . . . .	6
5.7	Resultados da Primeira Implementação Prática do Controlador MPC. . . . .	10
5.8	Resultados da Segunda Implementação Prática do Controlador MPC. . . . .	11
5.9	Resultados da Terceira Implementação Prática do Controlador MPC. . . . .	12
6.1	Sistema Utilizado no Procedimento de Calibração. . . . .	12
6.2	Curva de Calibração do Transmissor da Corrente de Ácido. . . . .	12
6.3	Curva de Calibração do Transmissor da Corrente de Base. . . . .	13
6.4	Curva de Calibração do Transmissor da Corrente de Solução Tampão. . . . .	14
6.5	Curva de Calibração do Sensor-Transmissor de Nível do Reator de Neutralização. . . . .	15
6.6	Curva de Calibração do Transmissor de $pH$ . . . . .	16

---

# LISTA DE TABELAS

3.1	Concentração Molar das Correntes de Alimentação. . . . .	3
4.1	Desvio Padrão das Voltagens dos Sensores da Planta Piloto. . . . .	8
5.1	Parâmetros do Controlador MPC para a Primeira Implementação Prática. . . . .	8
5.2	Parâmetros do Controlador MPC para a Segunda Implementação Prática. . . . .	8
5.3	Parâmetros do Controlador MPC para a Terceira Implementação Prática. . . . .	9
6.1	Configuração da Entrada Serial da Balança BALMAK; . . . . .	11
6.2	Especificações do Ácido Nítrico Usado na Solução de Ácido. . . . .	18
6.3	Especificações do Hidróxido de Sódio Usado na Solução de Base. . . . .	19
6.4	Especificações do Bicarbonato de Sódio Usado na Solução de Tampão. . . . .	20

---

# LISTA DE ABREVIATURAS

ARIMA - *Auto-Regressive and Integrated Moving Average*  
BIBO - *Bounded Input-Bounded Output*  
CARIMA - *Controlled Auto-Regressive and Integrated Moving Average*  
CARMA - *Controlled Auto-Regressive Moving-Average*  
DMC - *Dynamic Matrix Control*  
EPSAC - *Extended Prediction Self Adaptive Control*  
EWMA - *Exponentially Weighted Moving Average*  
GPC - *Generalized Predictive Control*  
GMC - *Generic Model Control*  
IMC - *Internal Model Control*  
LabVIEW - *Laboratory Virtual Instruments Engineering Workbench*  
LQR - *Linear Quadratic Regulator*  
MAC - *Model Algorithmic Control*  
MatLab - *Matrix Laboratory*  
MIMO - *Multiple-Input Multiple-Output*  
MPC - *Model Predictive Control*  
MPHC - *Model Predictive Heuristic Control*  
NARMAX - *Nonlinear Autoregressive Moving Average with Exogenous Variables*  
PID - *Proportional Integral Derivative*  
QDMC - *Quadratic Dynamic Matrix Control*  
SISO - *Single-Input Single-Output*

---

# LISTA DE SÍMBOLOS

$\int$  - Integral  
 $\sum$  - Somatória  
 $\frac{d}{d(t)}$  - Derivada  
 $\log$  - Função logarítma  
 $|||$  - Norma  
 $\lambda$  - Variável folga  
 $\alpha$  - Parâmetro de ajuste do filtro  
 $\rho$  - Densidade da mistura  
 $\mathbb{R}$  - Conjunto de números reais  
 $\tau_I$  - Constante de tempo integral  
 $\tau_D$  - Constante de tempo derivativa  
 $\Delta u$  - Variação da vazão de ácido e de base  
 $A$  - Matriz de estado  
 $B$  - Matriz de saída  
 $C$  - Matriz de entrada  
 $C_V, a$  - Parâmetros de ajuste  
 $e$  - Erro de controle  
 $h$  - Nível do reator de neutralização  
 $i, n$  - Índice  
 $J$  - Índice de desempenho da função  
 $k$  - Instante de amostragem  
 $K$  - Parâmetro de sintonia  
 $K_c$  - Ganho proporcional  
 $\dot{m}$  - Vazão mássica de entrada  
 $\dot{m}_0$  - Vazão mássica de saída  
 $m$  - Massa  
 $n_x$  - Número de estados  
 $n_u$  - Número de Entradas  
 $n_y$  - Número de Saídas  
 $P$  - Horizonte de predição  
 $q_1$  - Vazão de ácido  
 $q_2$  - Vazão de base

$q_3$  - Vazão de solução tampão  
 $q_4$  - Vazão de saída  
 $Q$  - Matriz de pesos dos estados  
 $R$  - Matriz de pesos das entradas  
 $S$  - Matriz de pesos da variação dos sinais de entrada  
 $sp$  - Índice referente ao valor de *set point*  
 $s$  - Variável de Laplace  
 $t$  - Tempo  
 $t_s$  - Tempo de assentamento  
 $T$  - Tempo de amostragem  
 $u$  - Vetor de entradas  
 $u_{min}$  - Vazão mínima de ácido e de base  
 $u_{max}$  - Vazão máxima de ácido e de base  
 $V$  - Volume do reator de neutralização  
 $w_a, w_b$  - Invariantes da reação  
 $x$  - Vetor dos estados  
 $y$  - Vetor das saídas  
 $y^*$  - Trajetória de referência da variável controlada  
 $z$  - Variável do domínio discreto



---

# Resumo

A padronização dos procedimentos operacionais nas plantas químicas através do emprego de automação vem tornando-se uma prática obrigatória para as atuais empresas que ocupam ou tentam ocupar um lugar de destaque no competitivo mercado de *commodities*. Ganhos reais de produtividade e recuperação estão intimamente associados ao desempenho dos controladores utilizados nos processos químicos destas empresas. Dentre as diversas estratégias de controle existentes, o controle preditivo corresponde a uma poderosa ferramenta que apresenta resultados bastante atrativos.

Este trabalho investiga a aplicação prática de controle preditivo em uma planta piloto representativa de processos não-lineares MIMO (*Multiple-Input Multiple-Output*). O processo não-linear é um sistema experimental composto por um reator de neutralização com três correntes de entrada e uma de saída, sendo que as variáveis manipuladas correspondem ao nível do tanque e ao *pH* da mistura. As correntes de entrada são uma de ácido, uma de base e uma de solução tampão e correspondem às variáveis controladas.

Informações necessárias para o projeto do controlador foram coletadas através do procedimento de operação em malha aberta, no qual provocou-se perturbações nas variáveis de entrada e observou-se o comportamento das variáveis de saída. O desempenho do controlador MPC (*Model Predictive Control*) proposto foi inicialmente avaliado em simulação e posteriormente na planta piloto. Os resultados obtidos na simulação e na implementação prática comprovam o excelente desempenho do controlador para o processo em estudo.

**Palavras-chave:** Controle Preditivo, Processo Não-linear, Planta Piloto.

---

# Abstract

The standardization of operational procedures in chemical plants through the use of automation have become a mandatory practice for the current companies that tries or have tried a place in the commodities competitive stock. Real gains in productivity and recovery are closely related to controller's performance used in chemical process of this companies. There are a several controllers strategies in which the predictive control is a powerful tool that shows attractive results.

The use of predictive control is achieved by the implementation of the control strategy in a pilot plant of a MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) non-linear process. The nonlinear process is a experimental system of a neutralization reactor with three input flows and one output flow, and the manipulated variable are the level of reactor and the  $pH$  of mixture. The input flows are one of acid, one of base and one of buffer solution and this are the controlled variables.

The information used to controller project was obtained in a open loop procedure. In this procedure, it was made disturbances in input variable and watched the output variable behavior. The MPC ( Model Predictive Control) performance was tested in a simulation and after in the pilot plant. The results achieved in simulation and practice implementation shows the excellent performance of controller to the process.

**Keywords:** Predictive Control, Nonlinear Process, Pilot Plant.

---

---

# CAPÍTULO 1

---

## Introdução

O controle de processos apresenta fundamental importância para o desenvolvimento da indústria química, e contribui de maneira significativa para o aumento da sua competitividade que está intimamente ligada a melhoria contínua da qualidade de seus produtos e a diminuição dos custos operacionais. A correta aplicação de estratégias de controle resulta numa forma eficiente de operar a planta química e manter as variáveis relevantes nas suas respectivas condições desejadas. O objetivo do controle consiste na determinação de como deve ser modificada a variável manipulada de forma a corrigir desvios entre o valor desejado para a variável controlada e a saída real da planta. A representação matemática por meio da elaboração de modelos é uma forma de obter a relação existente entre variáveis manipuladas e controladas, e conseqüentemente prever o comportamento dinâmico do processo em questão. A modelagem matemática pode ser feita através da aplicação de relações físico-químicas ou por meio da utilização de dados empíricos.

A existência de processos complexos e inerentemente não-lineares nas indústrias químicas é um fato comprovado, e geralmente, a utilização de técnicas lineares nestes processos consiste numa prática corrente e usualmente aplicada quando a perda de desempenho do controlador é pequena. A estratégia de controle predominante nas indústrias químicas é o PID (*Proportional Integral Derivative*), que combina o efeito proporcional (P) ao erro da variável medida, à integral (I) e à derivada (D) do erro entre o valor desejado da variável e seu valor medido. A sua empregabilidade deve-se a vantagens como a trivialidade de implementação, facilidade de compreensão por parte do operador que a utiliza e principalmente ao fato de dispensar o uso de modelo. Entretanto, o seu uso em determinados processos que são altamente não-lineares acarreta numa sub-utilização do potencial do sistema de controle. Outra estratégia usada na indústria, mas em quantidade bastante inferior ao PID, é o controle preditivo MPC (*Model Predictive Control*). Nesta técnica ocorre a predição do comportamento futuro do sistema num determinado horizonte de predição e apresenta como principal vantagem a capacidade de incorporação de restrições na ação

de controle. O projeto e construção de controladores MPC obedece a critérios de otimização que o controlador PID não consegue alcançar e por este motivo, pequenos incrementos obtidos na condição de operação de um determinado equipamento resulta em benefícios que proporcionam a melhoria do desempenho da planta e permitem um aumento significativo da sua eficiência.

## 1.1 Objetivo

Desenvolver estratégia de controle preditivo aplicada um processo MIMO não-linear e implementar experimentalmente em uma planta piloto.

Os principais objetivos desta dissertação são:

- Construir e tornar operacional planta piloto do processo de neutralização.
- Validar modelo do processo por meio da operação em malha aberta.
- Realizar implementação da estratégia de controle preditivo para processo MIMO não-linear.
- Avaliar desempenho do controlador e realizar comparação por meio de simulação entre PID e MPC para o processo em estudo.
- Realizar implementação prática do controlador preditivo na planta piloto por meio da operação em malha fechada.

## 1.2 Estrutura do Trabalho

Na parte inicial do trabalho, no Capítulo 1 e 2, apresenta-se uma vasta revisão bibliográfica sobre estratégias de controle avançado, destacando-se atenção especial a conceitos e formulações associados aos controladores preditivos. No Capítulo 3 apresentada-se a planta piloto usada na implementação prática da estratégia de controle, sendo que toda a instrumentação empregada juntamente com o sistema de aquisição de dados foi descrita de forma minuciosa e objetiva. Superado o desafio da construção e operabilidade da unidade experimental, apresenta-se no Capítulo 4 o passo trilhado no caminho do projeto do controlador a partir da execução do processo de operação em malha aberta e em seguida no Capítulo 5 apresenta-se a operação em malha fechada. A operação em malha aberta foi feita com o intuito de recolher informações necessárias para o projeto do controlador e conseqüente operação em malha fechada para avaliação do desempenho do mesmo. O desfecho do trabalho no Capítulo 6 ocorre toda a avaliação a respeito do desenvolvimento e implementação do controlador proposto. Curvas de calibração dos instrumentos presentes na planta piloto são dadas no Apêndice.

---

---

# CAPÍTULO 2

---

## Controle Preditivo

### 2.1 Introdução

O ritmo de desenvolvimento imposto pela teoria de controle e a dificuldade existente na aplicação prática das novas técnicas evidenciam a importância dos projetos em planta piloto para a otimização da automação industrial. É óbvio que a incorporação de novas tecnologias é um processo demorado, entretanto, deve-se realizar um esforço no sentido de concretizar certos projetos por meio da sua respectiva implementação prática. A predominância de controladores convencionais e baseados em estratégias clássicas como o PID na indústria química é um fato comprovado e o seu emprego de maneira ociosa e tradicional gera uma diminuição da capacidade produtiva. É preciso ressaltar que o PID consiste em um ótimo controlador que leva a resultados desejados, mas quando envolve processos complexos a sua ação torna-se morosa e resulta numa queda de desempenho. A principal consequência desta negligência do potencial do controlador é a perda de produto ou da qualidade deste, elevação de custos operacionais e possível violação de critérios de segurança e de responsabilidade ambiental.

O MPC consiste numa estratégia avançada de controle e apresenta uma vasta gama de possíveis aplicações na indústria química (CUTLER; RAMAKER, 1980; RICHLET *et al.*, 1978). Os resultados obtidos no seu emprego em processos não-lineares são bastante promissores e leva a crer num crescimento do seu uso nos próximos anos. O conceito básico do MPC é mostrado na Figura 2.1 . Em um determinado instante " $k$ " de amostragem, o controlador recebe informações sobre o estado corrente do sistema e, baseado nestas informações e no modelo do pro-

cesso, prediz o comportamento dinâmico futuro do sistema em todo um horizonte de predição  $P$ . A partir daí, determina-se para todo o horizonte de controle  $M$ , com  $M$  sempre menor ou igual a  $P$ , a trajetória das variáveis manipuladas que otimizaram uma função objetivo pré-determinada para o laço fechado (GARCIA *et al.*, 1989). Se não existissem erros de modelagem nem perturbações e se o problema de otimização pudesse ser resolvido para um horizonte infinito, então toda a trajetória das variáveis manipuladas, calculada no instante de amostragem " $k$ " poderia ser implementada. No entanto, isto não é possível, fazendo com que o comportamento real do sistema seja diferente do comportamento predito pelo modelo. Por isso, para a incorporação de mecanismos *feedback*, a função obtida para todo o horizonte de controle tem apenas seu primeiro termo implementado e todo cálculo é repetido no próximo instante de amostragem e assim sucessivamente. Quando uma nova medida é realizada, todo o procedimento de predição e otimização é repetido para encontrar o novo conjunto de entradas que levam o sistema ao ponto de operação desejado. O horizonte de predição e controle vão se movendo juntos, ou seja,  $P$  e  $M$  não mudam.

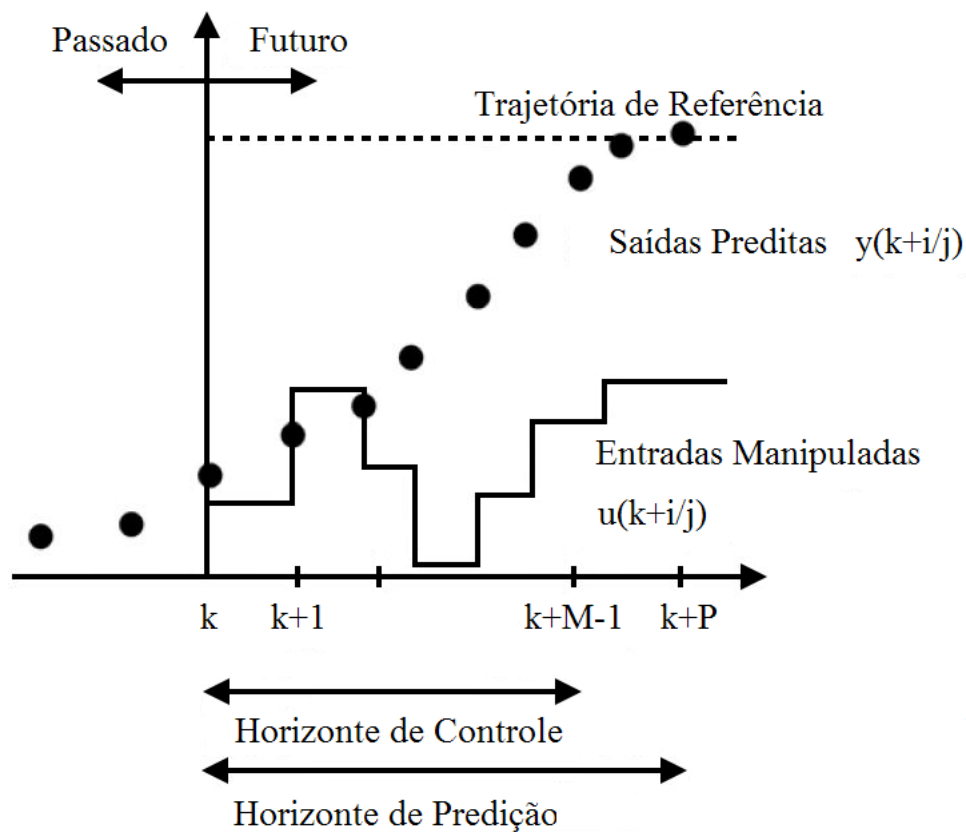


Figura 2.1: Esquema Ilustrativo para o Controle Preditivo.

Estratégias de controle que lidam satisfatoriamente com sistemas não-lineares consiste num interesse comum de pesquisadores e o seu desenvolvimento pode ser acompanhado pela análise dos trabalhos de Kravaris e Kantor (1990), Mclellan *et al.* (1990), Bequete (1991), Biegler e Rawlings (1991), Henson e Seborg (1991) e Souza Jr. (1993). Pesquisadores como Economou *et al.* (1986), Hunt e Sbarbaro (1991), Nahas *et al.* (1992) e Saint-Donat *et al.* (1991) obtiveram sucesso ao estender a aplicação de técnicas lineares à problemas não-lineares.

Uma praxe também adotada na resolução de problemas não-lineares é a aplicação da teoria de linearização exata, de técnicas que utilizam versões não-lineares do controlador IMC (*Internal Model Control*), do desacoplamento não-linear descrito por Balchen (1995) e o uso do GMC (*Generic Model Control*) citado por Lee e Sullivan (1988).

## 2.2 Breve Cronologia

O PID era, até meados da década de 70, à técnica de controle mais aceita e usada na indústria química. A possibilidade do seu emprego sem a necessidade do conhecimento do modelo do processo o tornava bastante atraente. Apesar deste cenário favorável, notava-se que em determinados processos a condição de otimalidade de operação não era alcançada devido a restrições não incorporadas pelo controlador. A planta funcionava de forma satisfatória dentro de uma faixa de operação que poderia ser ampliada para gerar mais produto sem comprometer a segurança dos colaboradores e a integridade do meio ambiente. Como qualquer incremento na produção da indústria química é sinônimo de lucro, surgiu desse modo a motivação para o desenvolvimento de novas estratégias de controle.

A estratégia MPC foi inicialmente elaborada com o propósito de contornar obstáculos impostos pelos problemas multivariáveis em que as interações entre variáveis controladas e manipuladas representava uma significativa limitação de desempenho para o controlador. Richalet *et al.* (1976) deram o primeiro passo no longo caminho de desenvolvimento dos controladores preditivos a partir da construção do MPHC (*Model Predictive Heuristic Control*), cuja aplicação destinava-se a plantas petroquímicas. Em seguida, a Shell Oil (Houston, Texas) apresentou a estratégia DMC detalhada por Cutler e Ramarker (1979). Superado o momento de pioneirismo, o surgimento de novas técnicas de MPC contribuiu para aprimoramento da teoria de controladores preditivos. Prett e Gillette (1979) realizaram novas aplicações para o DMC, enquanto que Cutler *et al.* (1983) criou uma extensão do DMC denominada *Quadratic Dynamic Matrix Control* (QDMC) que foi aprimorada posteriormente por Garcia e Morshedi (1986). Em meados da década de 80, Grosdidier *et al.* (1988) implementou melhorias no algoritmo criado por Richalet *et al.* (1976) e no começo da década de 90 inicia-se o estudo de estratégias MPC com restrições.

A preocupação em se projetar sistemas de controle robusto surgiu no início da década de 90 com o objetivo de lidar com problemas frequentemente encontrados como por exemplo: incertezas aleatórias, tempo morto, desvio planta/modelo, modelo estável/planta instável, discrepâncias entre fases e modelo linear/planta não-linear. Silva (2007) apresentou um completo estudo de controle preditivo robusto linear seguido de uma avaliação experimental em planta piloto de neutralização na qual é mostrada o excelente desempenho deste tipo de estratégia.

Costa (2010) desenvolveu interessante trabalho no qual o controlador preditivo proposto utiliza um procedimento de otimização baseado no modelo linear local do processo. Para a avaliação e análise do desempenho do controlador foi realizada a

implementação prática em planta piloto de controle de  $pH$ . É importante ressaltar que todo o estudo foi implementado utilizando código aberto e esse fato merece ser destacado e valorizado. Casillo (2009) também utilizou a não-linearidade do processo de neutralização para avaliar o desempenho do controlador preditivo.

## 2.3 Elementos do Controle Preditivo

Existem várias formulações e diferentes estratégias de implementação para um controlador MPC. O uso de funções de transferência, representação no espaço de estados ou resposta ao degrau ou impulso no desenvolvimento das estratégias de controle são exemplos da ampla gama de algoritmos que podem ser utilizados na modelagem de processos. Segundo Camacho e Bordons (1998) essas diversas alternativas de estratégias esbarram numa singularidade apresentada em todas as técnicas que é a existência de determinados elementos em comum. Tais elementos, detalhados e discutidos posteriormente, são:

- Modelo do processo;
- Função objetivo;
- Lei de controle.

### 2.3.1 Modelo do Processo

A devida modelagem matemática realizada de forma correta e precisa gera um modelo que é a chave do sucesso do projeto do controlador. Modelos fenomenológicos baseados em relações físico-químicas ou modelos empíricos são utilizados para representar a dinâmica linear ou não-linear do processo. Modelos híbridos que utilizam modelos fenomenológicos associados a parâmetros identificados também são usados na predição de valores correntes.

Os modelos matemáticos podem assumir muitas formas diferentes. Dependendo do sistema e das circunstâncias que o envolve, um determinado modelo pode ser mais adequado que outro. Em problemas de controle ótimo é vantajoso usar representações no espaço de estados, enquanto que na análise de resposta transitória a representação utilizando função de transferência é mais conveniente.

O compromisso existente entre simplicidade e precisão justifica a escolha de um modelo que represente a dinâmica de um sistema de maneira adequada e coerente. A precisão é acompanhada pelo aumento da complexidade do modelo e consequente esforço computacional utilizado na descrição completa de um determinado processo. Quando a necessidade de precisão não é um requisito mandatório, normalmente o número de equações usado no modelamento é reduzido por meio da adoção de hipóteses. Independentemente do modelo adotado, é necessário que o mesmo apresente resultados condizentes com o processo real.



A estrutura básica da estratégia MPC é ilustrada no diagrama de blocos apresentada na Figura 2.2. O modelo é usado na estimação do comportamento futuro da planta química e a elaboração da ação de controle deve resultar num erro em relação a trajetória de referência que minimize a função objetivo.

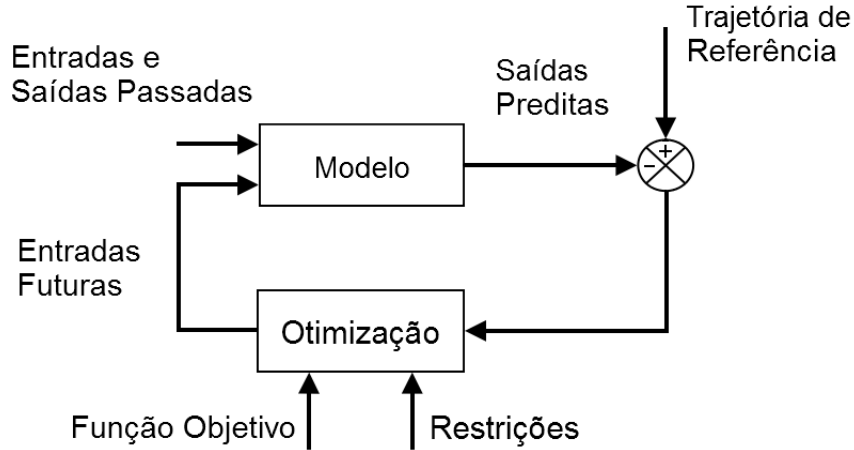


Figura 2.2: Estrutura básica do controle preditivo.

As diferentes estratégias do MPC podem usar vários modelos para representar a relação entre saídas e entradas. A elaboração de um modelo para representar as perturbações pode ser um caminho alternativo para descrever o comportamento que não é dado pelo modelo do processo, tais como perturbações não medidas, ruído e erros de modelagem. O CARIMA (*Controlled Auto-Regressive and Integrated Moving Average*) é um exemplo de modelo de perturbações usado quando as perturbações ocorrem de maneira randômica em tempos radômicos. Existe ainda o CARMA (*Controlled Auto-Regressive Moving-Average*) e uma variação do CARIMA denominado ARIMA (*Auto-Regressive and Integrated Moving Average*).

### 2.3.2 Função Objetivo

A construção de um controlador MPC corresponde a solução de um problema de otimização e a obtenção da lei de controle é feita através do procedimento de minimização da função objetivo. A função objetivo, normalmente, é o índice de desempenho do controlador e a sua respectiva minimização é feita por meio da redução do valor do erro existente entre a saída medida e a predita. Uma expressão típica utilizada como função objetivo é dada na Equação 2.1.

$$J(x_0) = \min \left[ x^T(P)Sx(P) + \sum_{i=0}^{P-1} x^T(i)Qx(i) + \sum_{i=0}^{M-1} u^T(i)Ru(i) \right] \quad (2.1)$$

Na qual, os parâmetros  $P$  e  $M$  correspondem respectivamente aos horizontes de predição e de controle, e  $P \geq M$ . A matriz  $S$  é positiva definida e tem como finalidade ponderar o valor dos estados preditos do sistema ao final do horizonte

de predição  $x(P)$ . As matrizes  $Q$  e  $R$  são positivas semi-definidas e, constituem os pesos da função objetivo que penalizam os estados e a ação de controle do sistema de modo a garantir a estabilidade da malha fechada.

Normalmente, o procedimento de minimização da função objetivo está acoplado a restrições. As restrições estão presentes em praticamente todos os sistemas e a sua incorporação no desenvolvimento da estratégia de controle torna a ação do controlador mais apropriada com a realidade, já que as plantas químicas apresentam limites nas variáveis do processo impostos por condições físicas ou por políticas operacionais associadas a interesses econômicos. O problema de otimização da função objetivo, dado na Equação 2.5, está sujeito a restrições como:

$$Ex(i) + Fu(i) \leq G \quad (2.2)$$

Na qual as matrizes  $E$ ,  $F$  e  $G$  determinam as restrições sobre os estados internos do sistema e as ações de controle.

O uso de restrições na resolução de um problema de otimização deve ser feita de maneira cuidadosa para evitar a obtenção de uma solução que não seja viável. Por motivos operacionais, as restrições nas variáveis manipuladas, geralmente, não podem ser violadas em nenhum momento (*hard constraints*). Restrições nas variáveis controladas podem ser violadas eventualmente (*soft constraints*), mas com consequências possivelmente indesejáveis para o desempenho da malha fechada.

### 2.3.3 Lei de Controle

O objetivo principal da construção de um controlador é determinar a sequência discretizada de ações de controle que minimize os desvios existentes entre a saída predita e saída medida, isto é, encontrar os valores de  $u(i)$  que ao serem substituídos na função objetivo  $J$  minimizem esta ao longo de um horizonte de predição.

## 2.4 As Diferentes Estratégias de Controle Preditivo

Diferentes estratégias de controle com métodos sistemáticos de implementação tornam o controle preditivo uma grande família, onde cada técnica de controle apresenta diferentes tipos de modelo para a planta e diferentes funções objetivo a serem minimizadas. Dentre os algoritmos que compõe o controle preditivo, destaca-se o DMC (*Dynamic Matrix Control*), o MAC (*Model Algorithmic Control*), o GPC (*Generalized Predictive Control*), o EPSAC (*Extended Prediction Self Adaptive Control*) e o LQR (*Linear Quadratic Regulator*).

## 2.5 Estabilidade

Diversas características associadas a dinâmica do sistema ajudam a prever e principalmente entender o comportamento do processo, seja este operado em malha aberta ou malha fechada. A estabilidade é uma destas características e apresenta fundamental importância no projeto do controlador, uma vez que a mesma é o resultado da viabilidade da solução do problema de programação quadrática.

Conceitualmente a estabilidade pode ser definida de acordo com o critério BIBO (*Bounded Input-Bounded Output*) o qual enuncia que, um sistema será estável se, para todo sinal de amplitude limitada aplicado em sua entrada, o sinal de saída também será limitado. De forma semelhante, se o sistema é instável, ao aplicarmos um sinal de amplitude limitada em sua entrada, sua saída irá divergir com o passar do tempo, ou seja, a amplitude do sinal de saída irá crescer indefinidamente. Diversos critérios foram criados para ajudar a classificar um determinado sistema como sendo estável ou não, como por exemplo o teste de Routh, a localização das raízes da função de transferência  $H(s)$  no domínio de Laplace no plano imaginário  $s$ , o diagrama de Nyquist no domínio da frequência e a localização das raízes da função de transferência  $H(z)$  no domínio  $\mathbf{Z}$  no círculo unitário. Entretanto, todos os métodos citados acima e empregados como testes de estabilidade derivam de uma única e poderosa ferramenta denominada Teorema de Lyapunov, o qual afirma que se existe uma função não-crescente do estado do sistema, limitada inferiormente, então o processo em questão converge para um estado estável.

Para controladores MPC sem restrição a determinação da lei de controle é realizada de forma analítica e a confirmação da estabilidade do sistema é feita observando-se a natureza dos autovalores da respectiva função de transferência. Já os controladores MPC com restrições, geralmente, necessitam da formulação de condições adicionais para garantir a sua respectiva estabilidade. Modificações feitas no projeto do controlador e na estrutura básica do algoritmo de controle satisfazem o problema de estabilidade. A alteração dos controladores MPC através da introdução de novas formulações que garantam a estabilidade do sistema gera diferentes estratégias de controle, como por exemplo, o Controle Preditivo com Restrição de Fim e o Controle Preditivo com Restrição de Contração. Todavia, a proposta de controle mais utilizada é o Controle Preditivo com Horizonte de Predição Infinito. Ryu *et al.* (2002) apresentou o conceito de passividade utilizado no projeto de controladores com estabilidade garantida sem exigir um conhecimento exato das informações do modelo.

A obtenção de controladores preditivos não-lineares com garantia de estabilidade, é sem dúvida, um aspecto relevante no contexto de processos químicos, indústria aeronáutica, automobilística, entre outras. Casillo (2009) realizou com sucesso o estudo e prova da estabilidade para controlador preditivo não-linear baseado no modelo de Hammerstein.

### 2.5.1 Controle Preditivo com Horizonte de Predição Infinito

A implementação de controladores MPC, no qual o horizonte de predição  $P$  é infinito, consiste numa formulação bastante singular que assegura a estabilidade do sistema. Inicialmente proposto por Rawlings e Muske (1994), o Controle Preditivo com Horizonte de Predição Infinito tem a estabilidade comprovada por meio da utilização do Teorema de Lyapunov fazendo-se a função objetivo como uma função de Lyapunov da malha fechada. O projeto do controlador é obtido através da resolução do seguinte problema de controle preditivo:

$$\min \sum_{i=1}^{\infty} \|x_{k+i/k}\|_Q^2 + \sum_{i=0}^{M-1} \|u_{k+i/k}\|_R^2 \quad (2.3)$$

sujeito a:

$$\begin{cases} x_{k+i+1/k} = Ax_{k+i/k} + Bu_{k+i/k} & (i = 0, \dots, \infty) \\ x_{k+i/k} \in X & (i = 1, \dots, \infty) \\ u_{k+i/k} \in \Omega & (i = 0, \dots, M-1) \end{cases}$$

Onde os termos  $\|x\|$  e  $\|u\|$  da função objetivo correspondem a norma-2 dos estados no instante  $k+i$  com peso  $Q$  e norma -2 da entrada predita no instante  $k+i$  com peso  $R$ . Os conjuntos  $X$  e  $\Omega$  representam as restrições das variáveis de estado e controle. É importante lembrar que os valores dos estados e da entrada predita no instante  $k$  são conhecidos, e podem ser representados pela solução do problema de otimização neste respectivo instante dado por  $U_k = u_{k/k}, \dots, u_{k+M-1/k}$  com  $u_{k+i/k} = 0$  para  $i \geq M$ .

### 2.5.2 Controle Preditivo Não-Linear

Um determinado sistema é dito não-linear quando a aplicação do princípio da superposição não é possível. Assim, para um processo não-linear, a resposta de  $n$  entradas não pode ser calculada tratando-se uma entrada de cada vez e somando-se os resultados.

A maioria dos processos químicos empregados nas indústrias apresentam uma formulação não-linear, já que os modelos contínuos desenvolvidos na elaboração de estratégias de controle preditivo possuem na sua essência um caráter associado a não-linearidade devido a aplicação dos princípios físico-químicos. Entretanto, é importante salientar que existem diferentes graus de não-linearidades associados as diversas situações presentes nas indústrias. Em determinados processos, o modelo usado na faixa de operação desejada pode apresentar um comportamento similar ao linear e, estratégias de controle lineares podem ser usadas sem prejudicar o desempenho do controlador. Quando a não-linearidade é considerada severa, a lei de controle clássica não pode ser utilizada, e torna-se necessário propor a escolha de caminhos alternativos para encontrar novas estratégias de controle. Montadon

(2005) desenvolveu o projeto de um controlador MPC, com modelo baseado em redes neurais. O sistema em questão correspondia a um processo não-linear SISO, onde o modelo do controlador era linearizado sucessivamente em torno do ponto de operação. Modelos de Hammerstein, NARX (*Nonlinear Autoregressive Moving Average with Exogenous Variables*), Volterra e *fuzzy* também podem ser empregados para contornar o obstáculo imposto pela não-linearidade de sistemas.

### Programação Não-Linear

Um caminho alternativo na elaboração de estratégias de controle para processos não-lineares é interpretar o projeto do controlador como sendo a resolução de um problema de programação quadrática, onde o desempenho do controlador corresponde a função objetivo e as limitações físicas do processo correspondem as restrições. Este procedimento de otimização no qual as equações envolvidas apresentam não-linearidade é bastante aplicado em indústrias químicas de forma prática como uma técnica de planejamento operacional.

Existem diversas técnicas empregadas na resolução de problemas em que a função objetivo e as restrições a ela associada expressam uma relação não-linear. Problemas típicos de engenharia podem ser solucionados por meio da utilização de algoritmos como a Programação Quadrática Sucessiva, Programação Quadrática Sequencial, Método dos Multiplicadores de Lagrange ou mesmo o Método do Gradiente Reduzido Generalizado. Texeira (2003) utiliza a abordagem de Programação Quadrática Sequencial na construção de um controlador preditivo não-linear para um reator de policondensação.

### Trajetória de Referência

A trajetória de referência apresentada pela Equação 2.4 é utilizada no projeto do controlador não-linear como uma restrição do problema de otimização. A mesma corresponde a uma equação diferencial linear de 1ª ordem, em que  $K$  é um parâmetro de sintonia do controlador,  $y^{sp}$  é o valor desejado da variável controlada,  $y^*$  é o valor da trajetória de referência da variável controlada e  $y$  é a predição da variável controlada no tempo  $t$ .

$$\frac{dy^*}{dt} = K(y^{sp} - y) \quad (2.4)$$

## 2.6 Análise Complementar dos Sistemas de Controle

### 2.6.1 Representação no Espaço de Estados

Um sistema dinâmico que consiste num número finito de elementos pode ser escrito por equações diferenciais ordinárias em que o tempo é a variável independente. Esta representação singular e útil no conhecimento do comportamento do sistemas foi incorporada na resolução de problemas de controle preditivo com o intuito de superar a representação de modelos em coeficientes de resposta. Atualmente a sua aplicação no estudo de controladores preditivos encontra-se bastante difundida e a sua presença na literatura relativa a sistemas de controle é um fato comum.

A representação de sistemas dinâmicos por espaço de estados, onde o tempo é discreto e o sistema é linear, multidimensional e invariante no tempo é dado por:

$$\begin{cases} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) &= Cx(k) \end{cases} \quad x(0) = x_0 \quad (2.5)$$

O vetor dado por  $x(k) \in \mathbb{R}^{nx}$  corresponde aos estados do sistema e  $nx$  é o número de estados,  $u(k) \in \mathbb{R}^{nu}$  corresponde ao vetor composto por variáveis de entrada e  $nu$  é o número de entradas manipuladas,  $y(k) \in \mathbb{R}^{ny}$  ao vetor composto por variáveis de saída e  $ny$  é o número de saídas controladas,  $k$  é o instante de amostragem atual e  $A$ ,  $B$  e  $C$  são matrizes de dimensões adequadas denominadas matriz de estado, matriz de saída e matriz de entrada, respectivamente.

---

---

# CAPÍTULO 3

---

## Sistema Experimental

### 3.1 Introdução

A aplicação dos princípios do controle automático a processos químicos é realizada neste trabalho por meio da concretização prática dos fundamentos da teoria de controle e consequente operação de uma planta piloto. O sistema experimental é representado por uma planta piloto que corresponde a um processo de neutralização. Toda a estrutura usada pertence ao Laboratório de Controle de Processos da Faculdade de Engenharia Química da Universidade Federal de Uberlândia, sendo sua construção e desenvolvimento realizados na Unidade de Pesquisa da mesma.

### 3.2 Planta Piloto

O sistema experimental usado para o projeto de ações de controle é uma planta piloto composta por um reator com três correntes de entrada e uma de saída. O reator é composto por chicanas na sua parede e o líquido presente no seu interior é continuamente misturado por um agitador. A montagem do agitador é feita de maneira bastante peculiar, já que o motor do agitador é fixo numa parede para evitar a propagação de ruído no sistema. A transmissão de movimento para a sua haste presente no interior do reator é realizada através do uso de uma correia dentada.

As três correntes que alimentam o reator correspondem a uma de ácido, uma

de base e uma de solução tampão. Existem três tanques responsáveis pelo armazenamento destas substâncias localizados próximo ao reator. O objetivo do controle é manipular as correntes de ácido e de base para controlar o  $pH$  e o nível do reator. A saída do tanque tem vazão constante e a resistência imposta pela válvula manual presente nesta corrente apresenta uma relação não-linear com a coluna de líquido dentro do reator. As vazões das correntes de entrada são limitadas por valores máximos e mínimos que são adotados como restrições no projeto do controlador. A variação da vazão nesta faixa de valores, que é dada por um incremento para não saturar o elemento final de controle, também é incorporada como restrição.

O processo é um sistema MIMO (*Multiple-Input Multiple-Output*) e a existência de interações entre as variáveis será um fator que aliado ao comportamento dinâmico não-linear da neutralização tornará o processo interessante do ponto de vista do controle. Pequenas variações provocadas nas vazões de ácido e de base provocam alterações no nível do reator e também no  $pH$  da mistura. A escolha da corrente de entrada para controlar o nível foi realizada justamente para proporcionar a interação entre as variáveis e representar um desafio a ser superado. Caso a corrente de saída fosse escolhida para controlar o nível as variáveis estariam desacopladas e a interação entre elas não existiria. A Figura 3.1 apresenta um diagrama da planta piloto e a Figura 3.2 é uma foto da mesma.

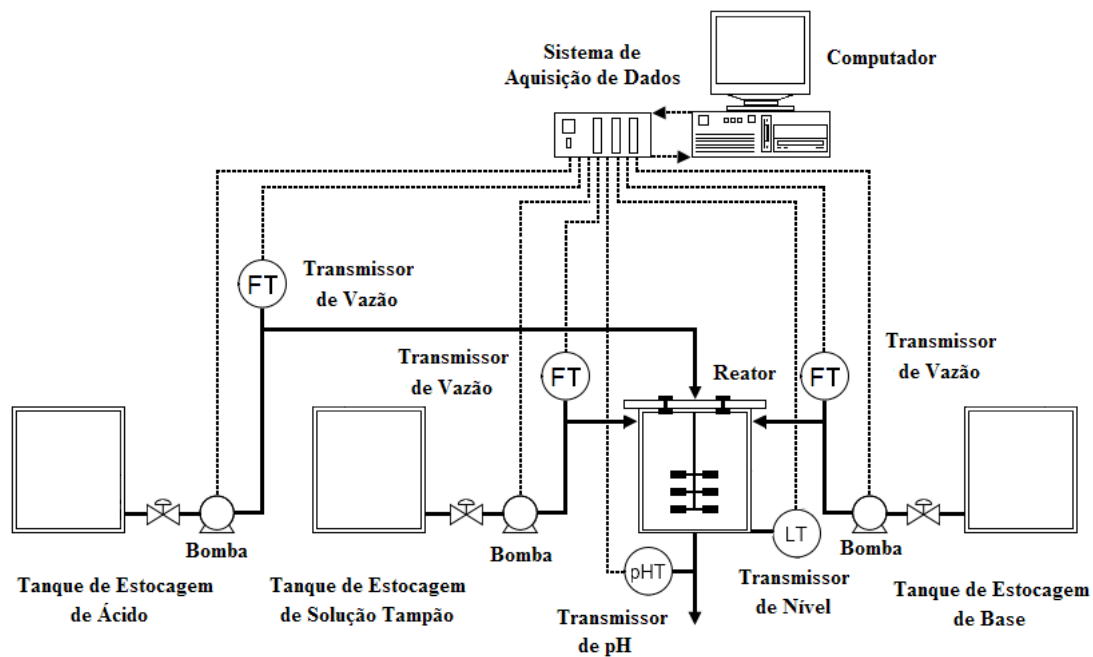


Figura 3.1: Diagrama da Planta Piloto.





Figura 3.2: Foto da Planta Piloto.

### 3.3 Equipamentos Usados na Montagem Experimental

#### 3.3.1 Reator

O reator usado no processo de neutralização é um sistema continuamente agitado, com dimensões aproximadas de  $15,6\text{cm}$  de diâmetro externo,  $15,1\text{cm}$  de diâmetro interno e  $25\text{cm}$  de altura. As chicanas existentes no seu interior apresentam  $0,5\text{cm}$  de largura,  $24\text{cm}$  de comprimento e  $1,0\text{cm}$  de distância da parede.

O reator é alimentado por uma corrente de ácido nítrico ( $\text{HNO}_3$ ), uma de hidróxido de sódio ( $\text{NaOH}$ ) e outra de solução tampão de bicarbonato de sódio ( $\text{NaHCO}_3$ ) por meio da ação de bombas centrífugas de  $180\text{-}3600\text{rpm}$ . As concentrações molares das correntes alimentadas ao reator são dadas na Tabela 3.1.

Tabela 3.1: Concentração Molar das Correntes de Alimentação.

Corrente	Concentração Molar
$\text{HNO}_3$	$3,611 \cdot 10^{-3}$
$\text{NaOH}$	$3,611 \cdot 10^{-3}$
$\text{NaHCO}_3$	$3,611 \cdot 10^{-2}$

O agitador instalado no reator, promove com o auxílio das chicanas, a mistura eficiente sem contaminar a leitura dos dados com ruídos resultantes da sua operação.

A medição do  $pH$  é feita por um sensor localizado na corrente de saída do reator. Caso o eletrodo estivesse localizado em algum ponto dentro do reator, a leitura dos dados estaria incorporada de ruídos provenientes do processo de mistura, isto é, o ácido ou a base das correntes de entrada poderiam entrar em contato direto com o sensor e mascarar a correta leitura da mistura do reator. Assim, a localização estratégica deste eletrodo impõem que a leitura do  $pH$  seja efetuada após todo o líquido passar pelo reator e ser completamente misturado.

A Figura 3.3 apresenta o reator desenvolvido para os experimentos.



Figura 3.3: Reator de Neutralização da Planta Piloto.

### 3.3.2 Tanques de Armazenamento

O ácido e a base alimentados no reator de neutralização são armazenadas em dois tanques de polietileno de 200 litros de capacidade. A solução tampão é armazenada em um tanque de polietileno de 100 litros de capacidade. Com essas dimensões, estes tanques podem abastecer o reator por um período aproximado de 4 horas operando em condições nominais de projeto. Cada tanque apresenta três correntes de saídas, sendo uma destinada a alimentação do reator e as outras duas destinadas a suprir possíveis eventualidades que possam ocorrer. Na corrente de alimentação ao reator existe um filtro de material particulado cuja finalidade é evitar o envio de impurezas que possam prejudicar o processo e também remover sólidos que possam danificar os sensores de vazão.

### 3.3.3 Bombas

O transporte do ácido, da base e da solução tampão presentes nos tanques de armazenamento para o reator de neutralização é realizado por meio de três bombas de engrenagem dotadas de Gear Pump Drive e fabricadas pela Cole-Palmer. As bombas usadas no transporte do ácido e da base são iguais e pertencem ao modelo 7144-02 enquanto que a bomba usada no transporte da solução tampão pertence ao modelo 7144-02. As vazões podem ser reguladas através do envio de corrente elétrica por meio do sistema de aquisição e controle de dados ou por meio da operação direta de um painel de controle localizado no próprio equipamento. A Figura 3.4 apresenta a bomba usada no processo.

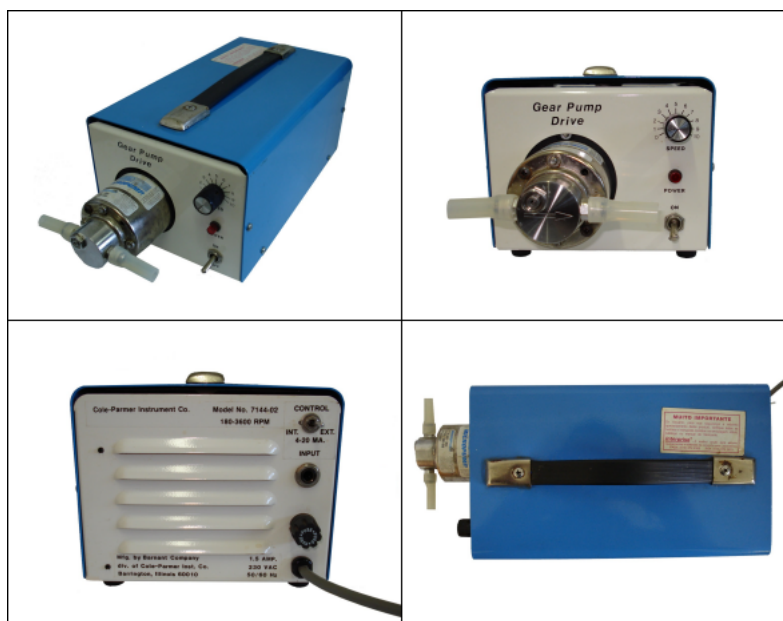


Figura 3.4: Bomba de Engrenagem usada na Planta Piloto.

### 3.3.4 Instrumentação da Planta Piloto

O sistema experimental usado no projeto do controlador utiliza instrumentos, tais como sensores e transmissores, para obter informações da planta piloto e enviar sinais de comando para que a operação da mesma esteja de acordo com o desejado. Variáveis como o nível, o  $pH$  e a vazão são medidas através de sensores e enviadas para o controlador por meio da ação de transmissores.

#### Sensor de $pH$

A leitura do  $pH$  é feita com um eletrodo de vidro da Leeds & Northrup modelo 7082, apresentado na Figura 3.5, localizado na corrente de saída do reator de neutralização. O eletrodo apresenta um corpo de epóxi que garante uma longa durabilidade aliada

a baixa manutenção. Quando não está sendo usado, o eletrodo deve ter a sua extremidade mantida dentro de uma solução tampão para evitar o ressecamento desta e possível danificação do equipamento.



Figura 3.5: Eletrodo Utilizado como Sensor de  $pH$ .

### Transmissor de $pH$

A transmissão dos dados medidos pelo sensor de  $pH$  é responsabilidade de um amplificador/transmissor de sinal, apresentado na Figura 3.6, que atua numa faixa de 4-20  $mA$  para o sinal transmitido. Este equipamento apresenta um visor de cristal líquido no painel de controle para o ajuste de diversas funções e tecnologia de controle baseada em microprocessadores que assegura uma correta leitura de dados.

### Transmissor de Nível

O nível do reator é medido por um transmissor de pressão diferencial fabricado pela Yokogawa Electric Corporation, modelo YA 11-SMK4, apresentado na Figura 3.7. O transmissor tem saída 4-20 $mA$ , alimentação de 24V e o sinal enviado para o controlador apresenta uma relação linear com a altura de líquido presente dentro deste.

O equipamento apresenta duas conexões de processo no bloco de medição, sendo que uma delas recebe a pressão exercida pela coluna do líquido dentro do reator de neutralização e a outra está aberta para a atmosfera. A diferença de pressão que surge entre estes dois orifícios provoca o deslocamento da membrana sensora localizada dentro do equipamento, que por sua vez origina um sinal em voltagem que corresponde a altura de líquido dentro do reator.

Figura 3.6: Transmissor de  $pH$  usado na Planta Piloto.

Figura 3.7: Transmissor de Nível usado na Planta Piloto.

### Sensor de Vazão

As correntes de ácido e de base tem as suas vazões medidas através de sensores infravermelho tipo turbina modelo Cole-Parmer U-32250-00, apresentado na Figura 3.8. A vazão da solução tampão é medida por um sensor tipo turbina com detecção eletro-óptica fabricado pela McMillian modelo 100.



Figura 3.8: Sensor de Vazão usado na Planta Piloto.

### Transmissor de Vazão

A transmissão do sinal medido pelos sensores de vazão é feita por um transmissor-conversor pulso-corrente, apresentado na Figura 3.9 , fabricado pela Cole-Parmer modelo U-94787-11 para as vazões de ácido e base e modelo U-94788-11 para a vazão de solução tampão. A diferença existente entre estes modelos está na entrada analógica de sinais que cada um é capaz de reconhecer. O modelo U-94787-11 opera com sinais compreendidos na faixa de 4-20  $mA$ , 0-20  $mA$ , 0-5  $V$ , 1-5  $V$  e 0-10  $V$ , enquanto que o modelo U-94788-11 realiza a leitura de sinais de onda pulso ou onda quadrada na faixa 0-5  $V$  ou 0-12  $V$ . Todos os modelos são dotados de seletores localizados na parte traseira do equipamento que podem ser dispostos de acordo com o tipo de sinal que o transmissor recebe do sensor.

### 3.3.5 Sistema de Aquisição de Dados

A transmissão de dados realizada entre a planta piloto e o controlador é feita por meio do sistema de aquisição de dados. Este equipamento, fabricado pela National Instruments, é composto por um módulo condicionador de sinais e por uma placa de aquisição.

O módulo condicionador de sinais corresponde a um chassi que abriga uma variedade de sinais e os envia para a placa de aquisição que está diretamente ligada ao microcomputador. A foto ilustrativa do chassi SCXI-1000 e da placa de aquisição de dados é dada na Figura 3.10.



Figura 3.9: Transmissor de Vazão usado na Planta Piloto.

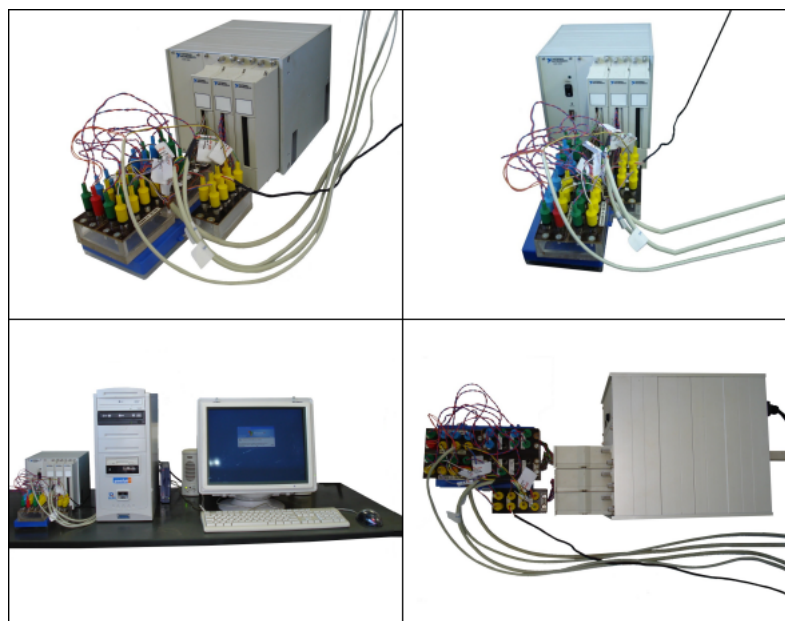


Figura 3.10: Sistema de Aquisição de Dados.

### 3.3.6 Software LabVIEW®

Uma característica relevante do presente projeto diz respeito ao *software LabVIEW®* criado pela National Instruments, que foi empregado na elaboração do sistema computacional. O *LabVIEW®* é um *software* aplicativo baseado na linguagem G (linguagem de programação gráfica) que emprega ícones ao invés de textos para criar aplicações. Em contraste com as linguagens de programação baseadas em texto, onde as instruções determinam a execução do programa, a programação em *LabVIEW®*

está baseada no fluxo de dados, onde os dados determinam a execução, trazendo algumas vantagens para aplicações científicas e de engenharia, principalmente em aplicações de aquisição e manipulação de dados.

Este pacote foi escolhido pelas suas características gráficas atrativas e por sua compatibilidade com o *hardware*. Rodando sob o sistema operacional *Windows NT* versão 4.0, *LabVIEW*® é uma linguagem de programação de alto nível, baseada em diagramas de blocos intuitivos. Instrumentos físicos, tais como *switches* e voltímetros, podem ser trocados por instrumentos virtuais (*VI*), os quais são dispositivos de *software* com as mesmas características. Cada *VI* será programada para ter um painel frontal com todos os controles e indicadores como um instrumento físico. Este painel frontal é manipulado usando o mouse ou o teclado do computador. Atrás do painel de controle está o diagrama de blocos, o qual se mostra como uma rede de fios e componentes eletrônicos necessários para rodar o instrumento virtual. O diagrama de blocos contém elementos de entrada e saída que se comunicam diretamente com as placas de aquisição de dados instalada no computador.

### 3.3.7 *Software MatLab*®

Desenvolvido pela MathWorks, o *MatLab*® é um *software* com ambiente computacional técnico de alto nível para resolver diversos tipos de problemas científicos e de engenharia.

Originalmente desenvolvido para um uso específico e daí a origem do seu nome "Matrix Laboratory", as capacidades deste *software* vão muito além das originalmente pensadas: é um sistema interativo e que permite o vasto emprego de linguagem de programação. O *MatLab*® faz uso de matrizes como estrutura de dados básicas e permite implementar e resolver problemas matemáticos de forma muito mais rápida e eficientemente que através de outras linguagens como C, Basic, Pascal ou Fortran.

O *MatLab*® possui uma família de aplicativos específicos denominados *Toolbox*, que são coleções de funções usadas para resolver determinados problemas tais como: otimização, manipulação algébrica, redes neurais, processamento de sinais, simulação de sistemas dinâmicos, entre outros.

## 3.4 Comentários Complementares

A construção e posterior operação da planta piloto consistiu num obstáculo de enorme dificuldade que a partir do momento em que foi superado proporcionou a aquisição de uma inestimada experiência aliada a um profundo conhecimento prático. Os inúmeros problemas encontrados foram resolvidos de maneira metódica e usando a aplicação do bom senso empírico. O caminho percorrido na resolução destes problemas foi de suma importância para evolução do projeto do controlador, e por isto alguns aspectos interessantes associados a estes merecem ser ressaltados.



Inicialmente, a atenção dada a qualidade da água utilizada no preparo das soluções de ácido, de base e de tampão corresponde a um fato de bastante relevância para a operação da planta piloto. A confiança no tratamento público feito para o uso doméstico foi abalada a partir do momento em que uma série de problemas associados aos sensores da vazão começou a acontecer. Devido a alta quantidade de sólidos particulados, tais sensores que tem o princípio de funcionamento baseado na leitura infravermelho apresentaram inúmeros problemas de operação, além de mascarar o verdadeiro valor das vazões de entrada do reator. Detectado o problema, a solução encontrada consistiu em projetar um filtro para reter o material particulado contido na água que alimenta os tanques de armazenamento. Vale ressaltar que, antes da construção e operação deste filtro existiam dois outros filtros já instalados na planta piloto e localizados estrategicamente entre o tanque de armazenamento e as bombas que alimentam o reator. A Figura 3.11 apresenta o filtro usado no tratamento da água. Note a quantidade de material particulado retido no meio filtrante durante a filtração de aproximadamente 200 litros de água.



Figura 3.11: Filtro Usado no Tratamento da Água.

A presença de ruídos provenientes da instalação elétrica da planta piloto e do laboratório de controle de processos onde a mesma está localizada também foi um problema constante e, diferentemente dos outros obstáculos, não pode ser completamente eliminado. A sua minimização é conseguida através da implementação de filtros digitais que serão discutidos e estudados posteriormente. Como a prática experimental quando associada a aquisição *on-line* de dados está sempre associada ao surgimento de ruídos, o problema ocasionado foi uma situação esperada e sem maiores complicações.

Outros problemas como a sensibilidade dos sensores de vazão devido a presença de bolhas nas correntes de entrada ou mesmo as ocasionalidades associadas a instrumentação contribuíram para um maior entendimento do processo e posterior melhoria da operabilidade da planta piloto.

---

# CAPÍTULO 4

---

## Operação em Malha Aberta

### 4.1 Introdução

A operação em malha aberta é realizada com o intuito de recolher dados experimentais necessários para o projeto do controlador e conseqüente operação em malha fechada. O sistema a ser analisado corresponde a um processo MIMO que envolve o comportamento dinâmico do  $pH$  e da altura de líquido no reator de neutralização. O desenho esquemático apresentado na Figura 4.1 ilustra o reator de neutralização onde o processo ocorre. O sistema possui três correntes de entrada, sendo uma de  $HNO_3$  representada por  $q_1$ , uma de  $NaOH$  representada por  $q_2$  e uma de solução tampão  $NaHCO_3$  dada por  $q_3$ , e uma corrente de saída representada por  $q_4$ .

### 4.2 Modelagem Matemática do Processo de Neutralização

O modelo físico do processo de neutralização foi desenvolvido por Hall (1987) e é baseado nas hipóteses de mistura perfeita, densidade constante e solubilidade completa dos íons envolvidos. As reações químicas envolvidas no processo de neutralização são:

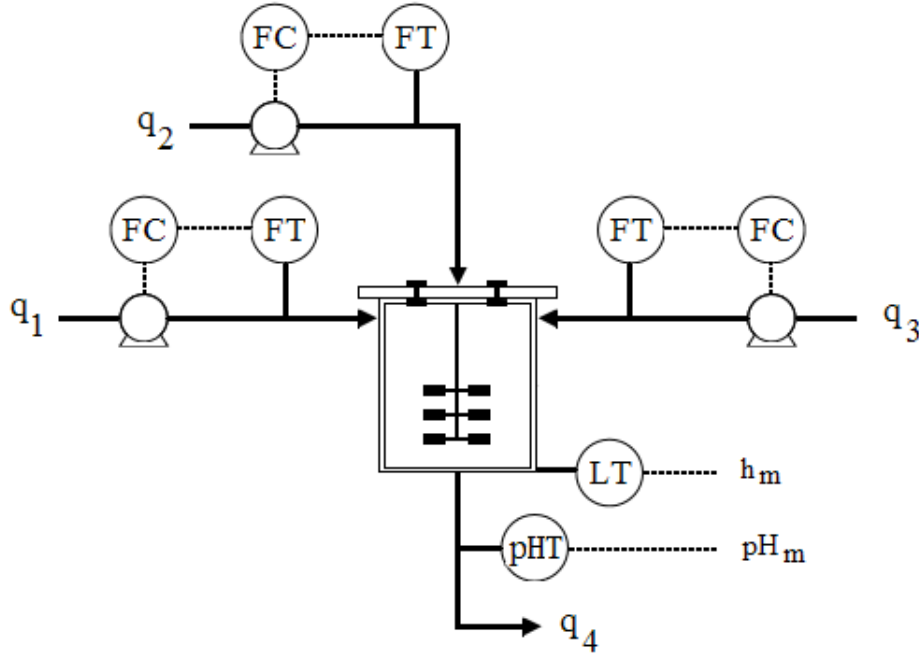


Figura 4.1: Esquema Ilustrativo do Reator de Neutralização.



Segundo Gustaffson and Waller (1983), dois invariantes da reação são definidos para a  $i$ -ésima corrente:

$$W_{ai} = [H^+]_i - [OH^-]_i - [HCO_3^-]_i - 2[CO_3^{2-}]_i \quad (4.4)$$

$$W_{bi} = [H_2CO_3]_i + [HCO_3^-]_i + [CO_3^{2-}]_i \quad (4.5)$$

As quantidades  $W_a$  e  $W_b$  são chamadas de invariantes da reação porque suas concentrações não são afetadas ao longo da reação. As reações são rápidas o bastante para permitir que o sistema seja considerado em equilíbrio. Logo, as relações de equilíbrio podem ser usadas para determinar a concentração do íon hidrogênio através da concentração dos invariantes reacionais. As concentrações de equilíbrio são dadas por:

$$K_{a1} = \frac{[HCO_3^-][H^+]}{[H_2CO_3]} \quad (4.6)$$

$$K_{a2} = \frac{[CO_3^{2-}][H^+]}{[HCO_3^-]} \quad (4.7)$$

$$K_w = [H^+][OH^-] \quad (4.8)$$

A partir da combinação das Equações 4.4 a 4.8 obtêm-se a seguinte relação implícita entre  $[H^+]$ ,  $W_a$  e  $W_b$  dada na Equação 4.9:

$$W_a = [H^+] - \frac{K_w}{[H^+]} - W_b \frac{\frac{K_{a1}}{[H^+]} + 2 \frac{K_{a1}K_{a2}}{[H^+]^2}}{1 + \frac{K_{a1}}{[H^+]} + \frac{K_{a1}K_{a2}}{[H^+]^2}} \quad (4.9)$$

Se  $q_4$  é tomada como a soma das vazões de entrada do reator ( $q_1 + q_2 + q_3$ ), o modelo dinâmico do processo de neutralização consiste somente dos balanços de moles dos invariantes reacionais:

$$\frac{dW_a}{dt} = \frac{q_1(W_{a1} - W_a) + q_2(W_{a2} - W_a) + q_3(W_{a3} - W_a)}{Ah} \quad (4.10)$$

$$\frac{dW_b}{dt} = \frac{q_1(W_{b1} - W_b) + q_2(W_{b2} - W_b) + q_3(W_{b3} - W_b)}{Ah} \quad (4.11)$$

As Equações 4.10 e 4.11 permitem calcular as concentrações dos invariantes reacionais como uma função do tempo, uma vez que as concentrações iniciais e as vazões sejam conhecidas. A partir dos valores obtidos para os invariantes reacionais e utilizando-se a Equação 4.9 é possível encontrar o valor da  $[H^+]$  e obter o  $pH$  por meio da Equação 4.12.

$$pH = -\log[H^+] \quad (4.12)$$

## 4.3 Modelagem Matemática do Comportamento Dinâmico do Nível do Reator

O comportamento do nível do reator é obtido de maneira trivial por meio da aplicação da Equação da Continuidade ao sistema em questão.

$$\frac{dm}{dt} = \dot{m}_0 - \dot{m} \quad (4.13)$$

O primeiro membro da Equação 4.13 corresponde ao termo de acúmulo de massa dentro do reator enquanto que, no segundo membro tem-se a diferença entre a vazão mássica de entrada e a vazão mássica de saída respectivamente. A vazão mássica de

entrada é representada pela soma das vazões de ácido, de base e de solução tampão. Considerando  $\rho$  constante, pode-se escrever que:

$$\rho \frac{dV}{dt} = \rho_1 q_1 + \rho_2 q_2 + \rho_3 q_3 - \rho_4 q_4 \quad (4.14)$$

$$\frac{dh}{dt} = \frac{q_1 + q_2 + q_3 - q_4}{A} \quad (4.15)$$

A vazão de saída  $q_4$  foi definida de acordo com a Equação 4.16.

$$q_4 = C_V h^a \quad (4.16)$$

## 4.4 Aspectos Fundamentais do Procedimento de Operação em Malha Aberta

### 4.4.1 Filtragem de Sinais

A aplicação de filtros digitais está intimamente relacionada a possível eliminação de ruídos que estão associados aos dados adquiridos da planta piloto. O aparecimento dos mesmos é um fato sempre presente em estudo experimentais e interfere na qualidade de interpretação e posterior utilização de medidas importantes para a compreensão do processo. Segundo Galvão *et al.* (2001), os principais tipos de ruídos que contaminam as medidas são o *Johnson*, o *Shot*, o *Flicker* e o ruído proveniente do ambiente. Diferentes tipos de filtros digitais podem ser implementados e a maioria destes emprega métodos bastante conhecidos e de eficiência comprovada como, por exemplo, o filtro de média *boxcar*, de média móvel e Savitsky-Golay. A filtragem de sinais instrumentais usando a Transformada de Fourier e a Transformada Wavelet também apresenta melhorias, tal como os tipos de filtros citados anteriormente.

Segundo Seborg *et al.* (2004), um filtro digital de bastante importância, dado pela Equação 4.17, é o filtro EWMA (*Exponentially Weighted Moving Average*) que utiliza a soma ponderada de valores medidos e filtrados em tempos correntes distintos para gerar o sinal filtrado desejado. O termo  $\alpha$  corresponde a um parâmetro de ajuste do filtro compreendido no intervalo dado por  $0 < \alpha \leq 1,0$ .  $y_{F_i}$  é o sinal filtrado desejado no tempo corrente,  $y_{F_{i-1}}$  é o sinal filtrado do tempo corrente anterior e  $y_i$  é o sinal que se deseja filtrar proveniente da planta piloto.

$$y_{F_i} = (1 - \alpha)y_{F_{i-1}} + \alpha y_i \quad (4.17)$$

A planta piloto possui cinco instrumentos usados para realizar a leitura de medidas experimentais, que são os três sensores de vazão localizados nas correntes de entrada, o transmissor de nível e o sensor de  $pH$ . Uma breve operação da planta piloto é realizada com o intuito de obter dados necessários para uma análise que justifique a implementação de um filtro digital. O procedimento empregado nesta análise é o mesmo para os cinco sensores e consiste em operar a planta no estado estacionário por um determinado período de tempo, e em seguida provocar uma certa perturbação que leve a planta para um novo estado estacionário. Todos os dados obtidos ainda não passaram pela curva de calibração para a devida conversão na unidade desejada e estão na forma de voltagem.

A partir dos dados experimentais e da Equação 4.17 descrita anteriormente foi possível obter o sinal filtrado para um dado valor de  $\alpha$  estipulado. Os gráficos dados nas Figuras 4.2 a 4.6 demonstram como o valor de  $\alpha$  altera a dinâmica do sinal e diminui a sua amplitude de oscilação no estado estacionário. O valor de  $\alpha$  igual a 1,0 corresponde ao caso em que o sinal está sem o filtro.

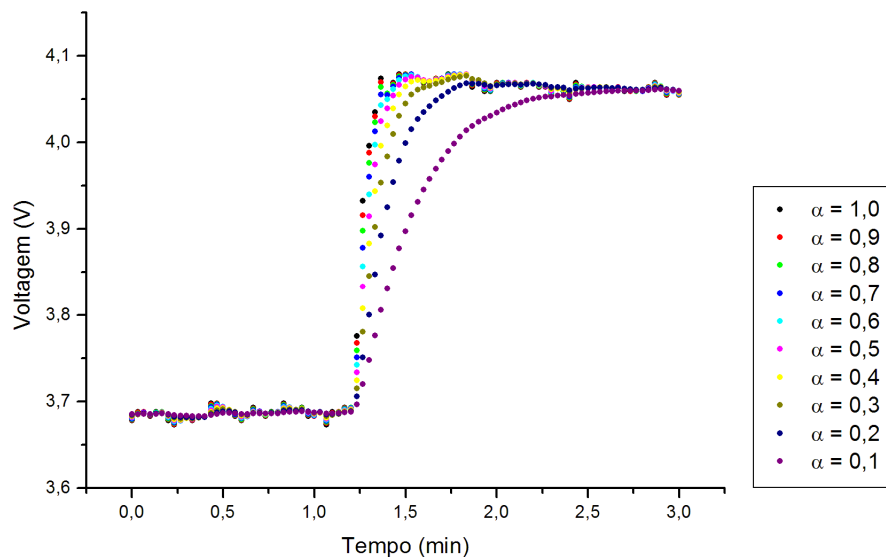


Figura 4.2: Comportamento Dinâmico da Vazão da Corrente de Ácido.

Note que para os transmissores de vazão os menores valores de  $\alpha$  praticamente eliminam os ruídos e geram um sinal limpo. Entretanto a dinâmica torna-se muito lenta e no caso de menor  $\alpha$  o sistema leva aproximadamente dois minutos para alcançar o novo estado estacionário.

Um estudo complementar pode ser feito através da avaliação do desvio padrão dos dados obtidos durante o período de operação em estado estacionário. A Tabela 4.1 apresenta os valores de desvio padrão obtidos para os diferentes valores de  $\alpha$  usados na obtenção do sinal filtrado.

O desvio padrão para os sensores de vazão é significativamente diminuído quando acontece a implementação do filtro digital, fato este observado quando o valor de

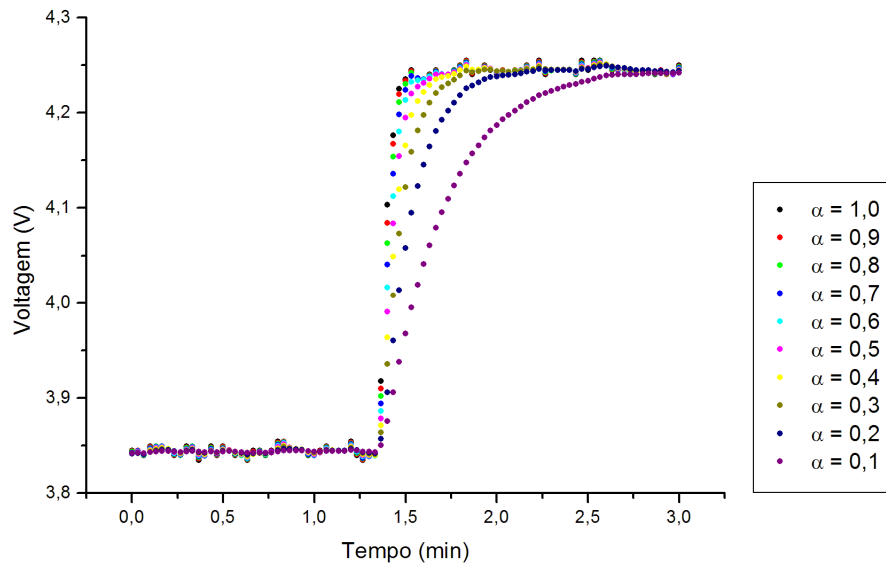


Figura 4.3: Comportamento Dinâmico da Vazão da Corrente de Base.

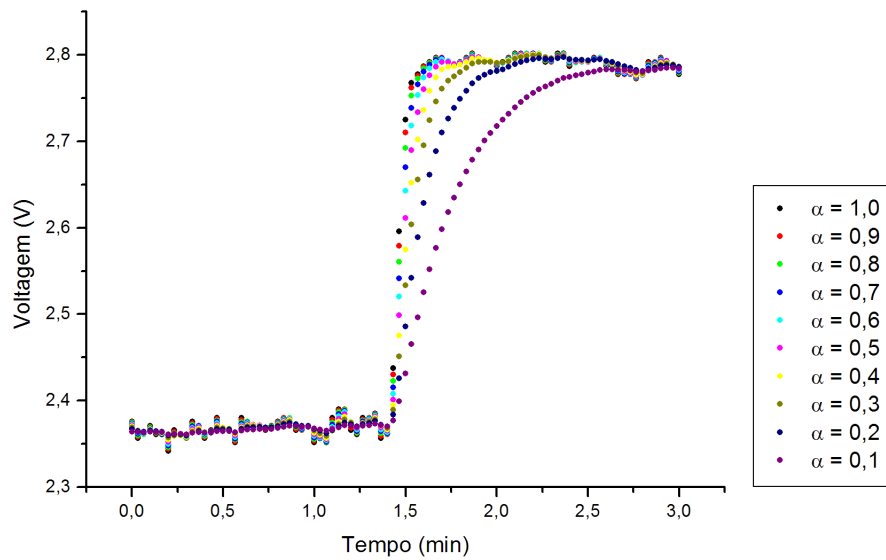


Figura 4.4: Comportamento Dinâmico da Vazão da Corrente de Solução Tampão.

$\alpha$  é alterado de 1,0 para 0,9. Analisando os demais valores dos desvios associados aos respectivos valores de  $\alpha$  para os sensores de vazão pode-se afirmar que, para um valor de  $\alpha$  igual a 0,5 o desvio padrão é reduzido aproximadamente pela metade e sem alteração pronunciada da dinâmica apresentada nas Figuras 4.2 a 4.4. A variação do desvio padrão devido a implementação do filtro nos sinais provenientes dos instrumentos utilizados na medição do nível e do  $pH$  não acontece de forma

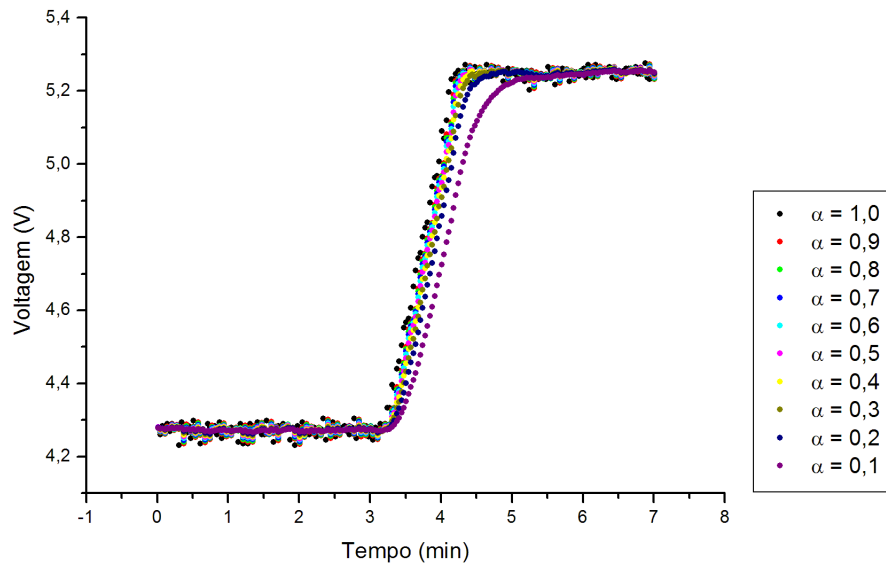


Figura 4.5: Comportamento Dinâmico do Nível do Reator de Neutralização.

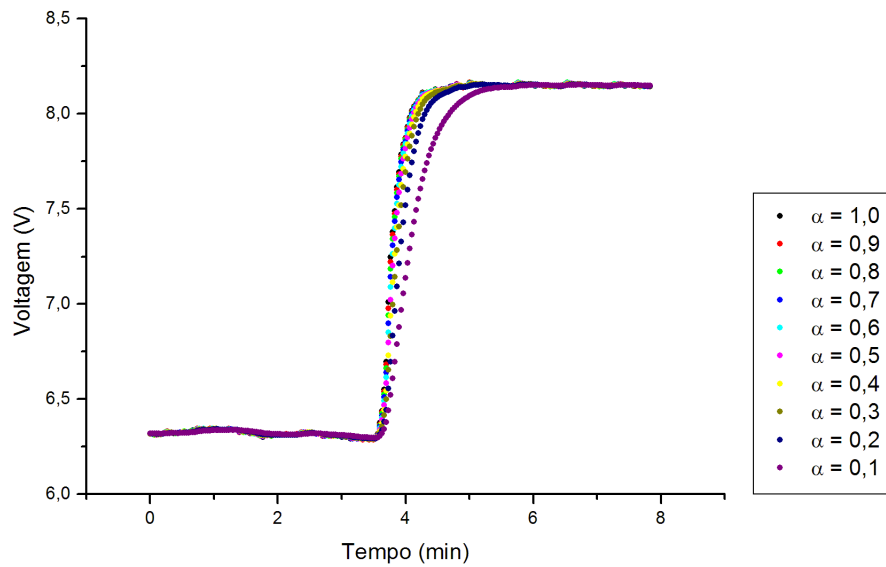


Figura 4.6: Comportamento Dinâmico do  $pH$ .

tão clara como nos sensores de vazão, mas a tendência de diminuição é acompanhada. Este fato pode ser explicado, para o caso do sensor de  $pH$ , pela posição estratégica da sua localização que reduz consideravelmente o ruído do sinal. Para o caso do transmissor de nível, apesar da alteração do nível provocada pela turbulência do processo de agitação, a qualidade de leitura de dados do equipamento da Yokogawa é notável. Assim, o procedimento de filtragem dos sinais provenien-



Tabela 4.1: Desvio Padrão das Voltagens dos Sensores da Planta Piloto.

Sensor	$\alpha$									
	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9	1,0
$q_1$	0,0029	0,0035	0,0040	0,0044	0,0048	0,0051	0,0054	0,0057	0,0060	0,1854
$q_2$	0,0039	0,0042	0,0045	0,0047	0,0050	0,0052	0,0054	0,0057	0,0059	0,2019
$q_3$	0,0141	0,0138	0,0139	0,0142	0,0145	0,0149	0,0153	0,0157	0,0162	0,2154
$h$	0,0025	0,0039	0,0053	0,0067	0,0081	0,0096	0,0112	0,0130	0,0151	0,0175
$pH$	0,0111	0,0132	0,0140	0,0144	0,0148	0,0150	0,0153	0,0156	0,0158	0,0161

tes dos instrumentos utilizados na medição do nível e  $pH$  torna-se desnecessário e caso seja implementado apenas introduzirá uma dinâmica adicional ao processo. O comportamento detalhado da relação existente entre o desvio padrão e o valor de  $\alpha$ , para todos os sensores que compõem a planta piloto, pode ser verificado nos gráficos presentes nas Figuras 4.7 a 4.11.

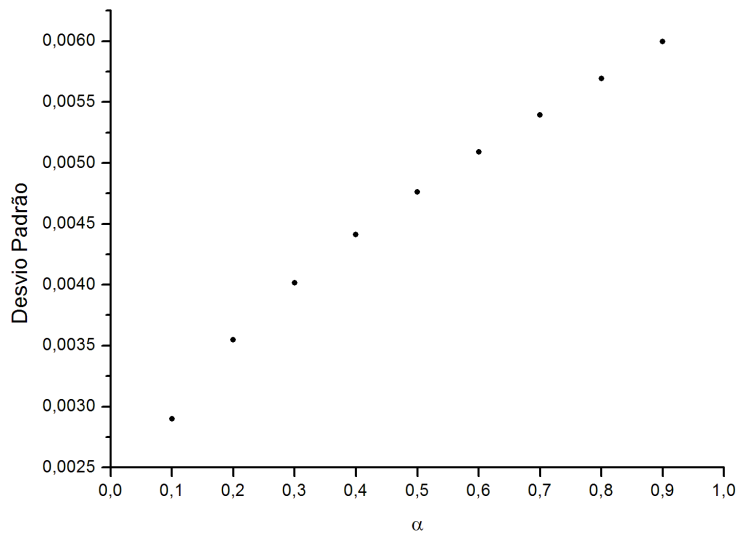


Figura 4.7: Desvio Padrão da Vazão da Corrente de Ácido.

Em suma, a partir das considerações realizadas anteriormente e da avaliação dos valores de  $\alpha$  empregados é possível implementar uma sub-*VI* que melhore a qualidade do sinal processado. A mesma consiste na aplicação prática da Equação 4.17 com os valores de  $\alpha$  iguais a 0,5 para os sensores de vazão e 1,0 para os instrumentos utilizados na medição do nível e  $pH$ . As Figuras 4.12 e 4.13 ilustram o painel frontal e o diagrama de blocos do filtro digital implementado como sub-*VI*.

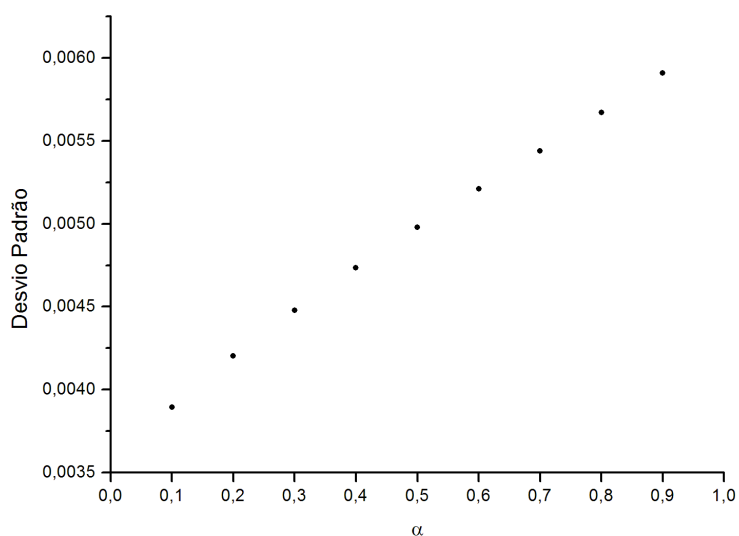


Figura 4.8: Desvio Padrão da Vazão da Corrente de Base.

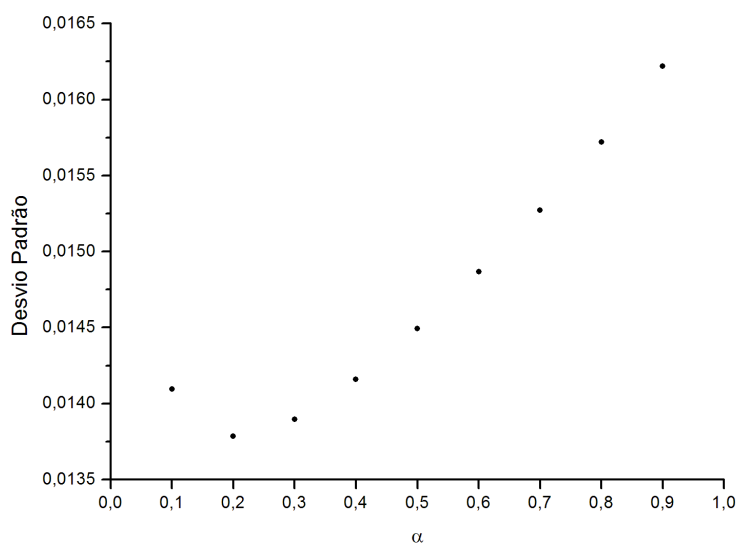


Figura 4.9: Desvio Padrão da Vazão da Corrente de Solução Tampão.

#### 4.4.2 Tempo de Amostragem

A maioria dos processos químicos assim como vasta gama de fenômenos naturais são observados no tempo de forma contínua, enquanto que o processamento digital de sinais realizado por meio da tecnologia computacional emprega a leitura seqüencial de dados. Tal incompatibilidade de processamento devido a diferença existente entre as formas de tempo contínua e discreta é contornada através do emprego de amostras

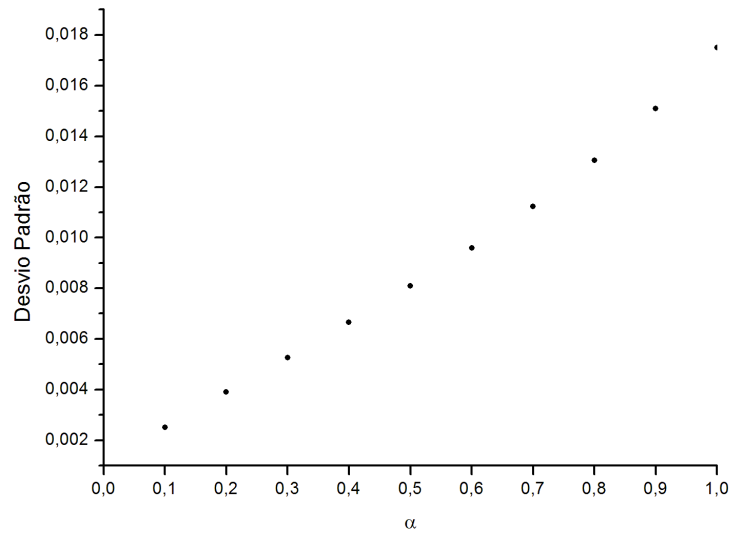


Figura 4.10: Desvio Padrão do Nível do Reator de Neutralização.

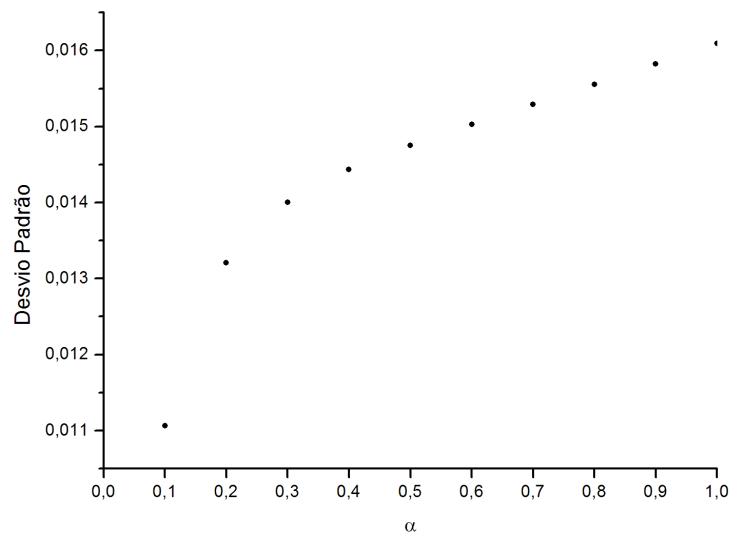


Figura 4.11: Desvio Padrão do  $pH$ .

que coincidem com os sinais originais do tempo contínuo em determinados instantes de tempo discreto. Para Diniz *et al.* (2004) um dado sinal  $x(n)$  no tempo discreto consiste em amostras de um sinal  $x_a(t)$  no tempo contínuo, ou seja:

$$x(n) = x_a(nT) \quad (4.18)$$

Onde a simbologia dada por  $T$  corresponde ao tempo de amostragem usado.

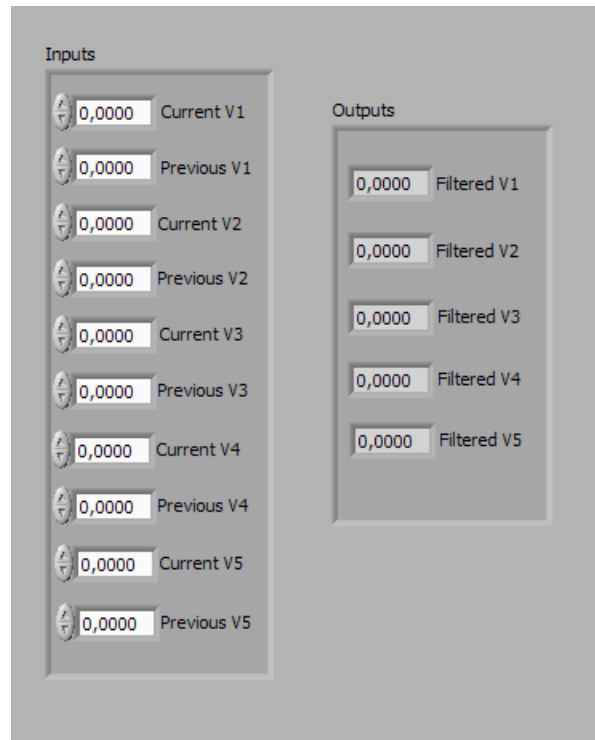


Figura 4.12: Painel Frontal da sub- VI do Filtro Digital.

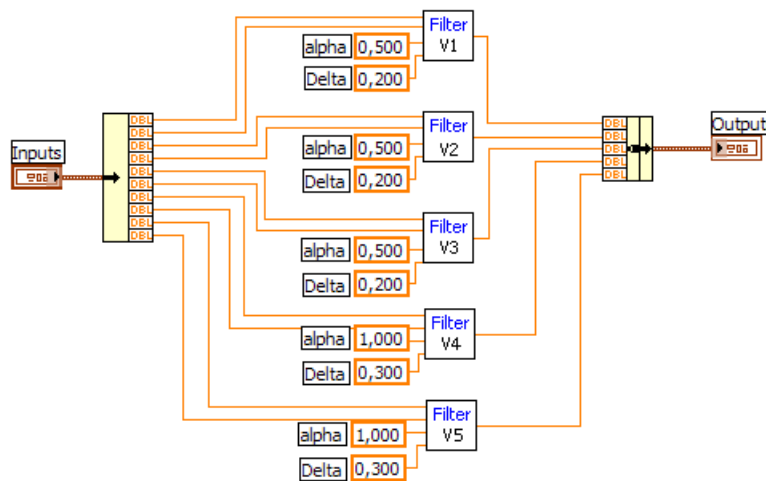


Figura 4.13: Diagrama de Blocos da sub- VI do Filtro Digital.

Nota-se que, quanto menor o tempo de amostragem mais o processo em tempo discreto se aproxima do processo em tempo contínuo, o que ocasiona um aumento do esforço computacional da máquina responsável pelo processamento de dados. Para casos onde o tempo de amostragem é muito grande, informações importantes para a compreensão do processo podem ser ignoradas e prejudicar a análise do mesmo.

Åström e Wittenmark (1990) *apud* Seborg *et al.*(2004) propuseram uma expressão empírica, dada pela Equação 4.19, para estimar o tempo de amostragem.

Embora seja baseada na experiência prática dos autores, a utilização desta é bastante comum na determinação do valor do tempo de amostragem. A simbologia dada por  $t_S$  na Equação 4.19 representa o tempo de assentamento do processo.

$$\frac{t_S}{15} \leq T \leq \frac{t_S}{6} \quad (4.19)$$

Uma operação da planta piloto foi realizada com o objetivo de determinar o tempo de assentamento do processo e conseqüentemente estimar o tempo de amostragem através da aplicação da Equação 4.19. Como existem duas variáveis a serem controladas, o tempo de amostragem a ser encontrado consiste naquele que satisfaz a maior constante de tempo de uma destas. Para o nível não existe problema, já que o seu comportamento é estritamente linear e a sua constante de tempo é pequena. Para o caso do  $pH$  existem duas regiões de ganhos distintos sendo que, na região próximo de  $pH$  7,0 o ganho estático é alto e na região de  $pH$  próximo de 4,0 e de 10,0 o ganho estático é pequeno. Desse modo, o tempo de assentamento a ser determinado deve obedecer ao caso onde o valor de  $pH$  está próximo de 7,0. A metodologia empregada na estimação do tempo de assentamento consiste em deixar o  $pH$  do sistema no estado estacionário e provocar uma perturbação que o leve a outro estado estacionário. Toda esta operação deve ser realizada na região de  $pH$  próximo de 7,0 e o emprego do filtro digital implementado anteriormente deve ser realizado adicionando-se a sua respectiva dinâmica no cálculo do tempo de amostragem. O gráfico apresentado na Figura 4.14 ilustra tal procedimento.

Nitidamente observa-se que o valor do tempo de assentamento corresponde a aproximadamente 5 minutos. A partir da Equação 4.19 é possível afirmar que o valor do tempo de amostragem deve permanecer na faixa entre 20s e 50s. Apoiando-se na experiência adivinda da prática operacional da planta piloto em estudo, adotou-se como tempo de amostragem o valor de 30s.

### 4.4.3 Excitação na Entrada

A aquisição de dados realizada no procedimento de operação em malha aberta deve gerar um conjunto de informações suficiente para fazer a identificação empírica do modelo fenomenológico do processo. A manipulação das correntes de entrada, feita de forma aleatória através da introdução de degraus com amplitude e duração variáveis, é a maneira prática de avaliar o comportamento dinâmico das variáveis de saída. A Figura 4.15 mostra a excitação provocada nas correntes de ácido e de base da planta piloto.

Durante a operação em malha aberta e com o sistema no estado estacionário, a VI implementada efetua a leitura de um banco de dados que consiste em pequenos deltas no valor da vazão a serem enviados para o elemento final de controle. Assim, o valor final da vazão corresponde ao valor inicial do estado estacionário somado ao delta lido anteriormente.

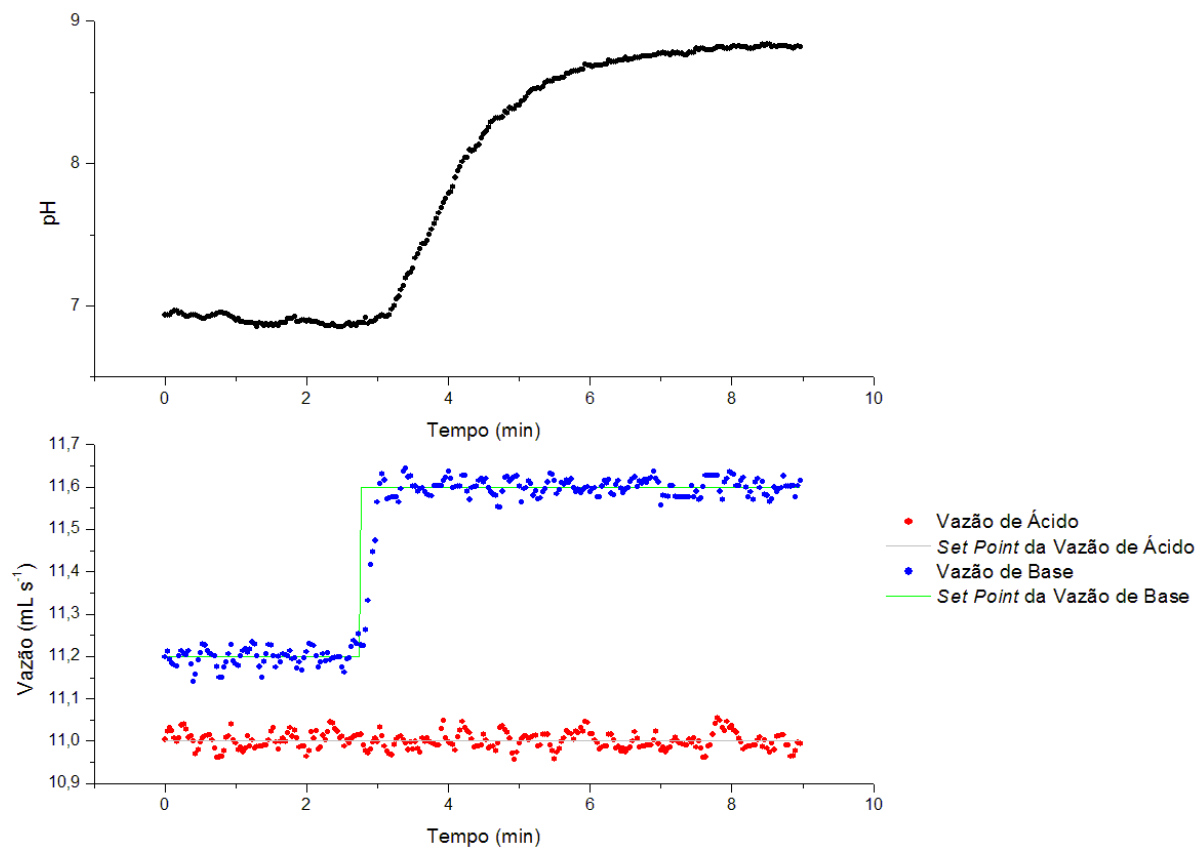


Figura 4.14: Tempo de Assentamento do Sistema.

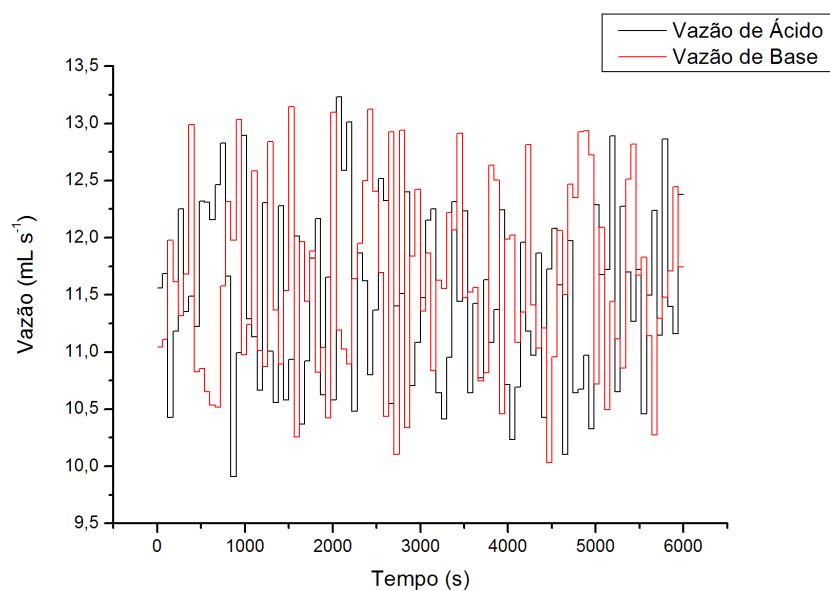


Figura 4.15: Excitação Provocada nas Vazões de Ácido e de Base.

#### 4.4.4 Estimação de Parâmetros

A corrente de saída do reator de neutralização apresenta uma série de resistências ao escoamento que vão desde a rugosidade do material empregado na tubulação até a presença de válvulas manuais. Como definido anteriormente, a Equação 4.16 ilustra o comportamento da corrente de saída e as variáveis  $C_V$  e  $a$  correspondem a parâmetros de ajuste. Perturbações na entrada do sistema feitas através da variação das vazões das correntes de alimentação provocam alterações na resposta da saída e conseqüentemente geram informações necessárias para estimar os parâmetros da Equação 4.16, que são usados para a construção do modelo utilizado na operação em malha fechada.

Como a dinâmica do nível do reator apresenta um comportamento semelhante a um sistema integrante, o estado estacionário não pode ser alcançado na prática. Assim, o procedimento de estimação dos parâmetros é feito enviando-se diferentes valores de vazões ao reator e observando-se a dinâmica do nível. A metodologia empregada para estimar os parâmetros  $C_V$  e  $a$  consiste em utilizar uma quantidade inicial dos dados experimentais obtidos da operação da planta piloto e determinar os melhores valores dos parâmetros desejados que ajustem a curva do modelo. Em seguida, com os valores estimados realiza-se a validação do modelo fenomenológico do comportamento do nível. A Figura 4.16 mostra os valores da soma das vazões de entrada alimentada ao reator e a Figura 4.17 é a resposta do nível frente a tais perturbações. Na Figura 4.17 também é mostrado o comportamento esperado pelo modelo do processo.

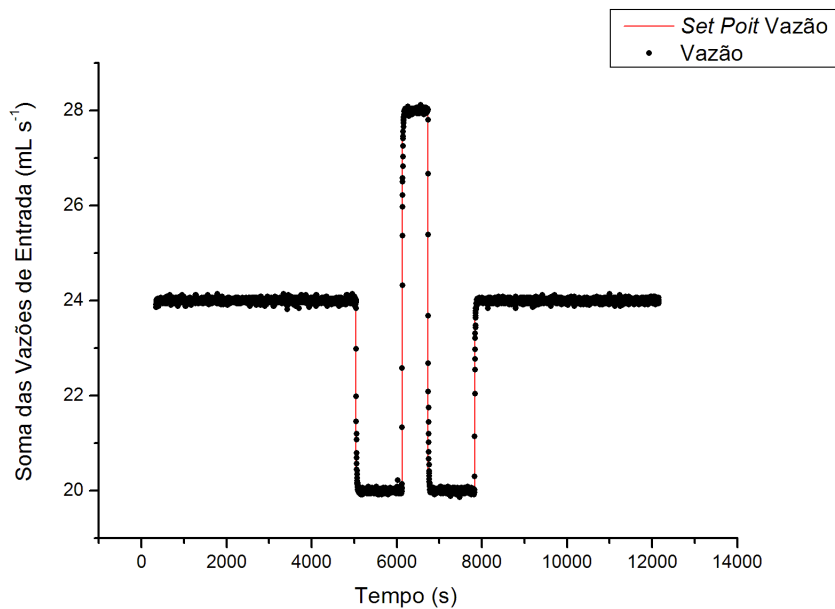


Figura 4.16: Perturbação Provocada nas Vazões de Entrada do Reator.

Efetuada todo o procedimento de estimação e validação, os parâmetros encontrados são  $C_V = 2,024 \cdot 10^1$  e  $a = 5,125 \cdot 10^{-2}$ . O gráfico dado na Figura 4.18 mostra o erro existente entre o nível experimental obtido da operação da planta piloto e o

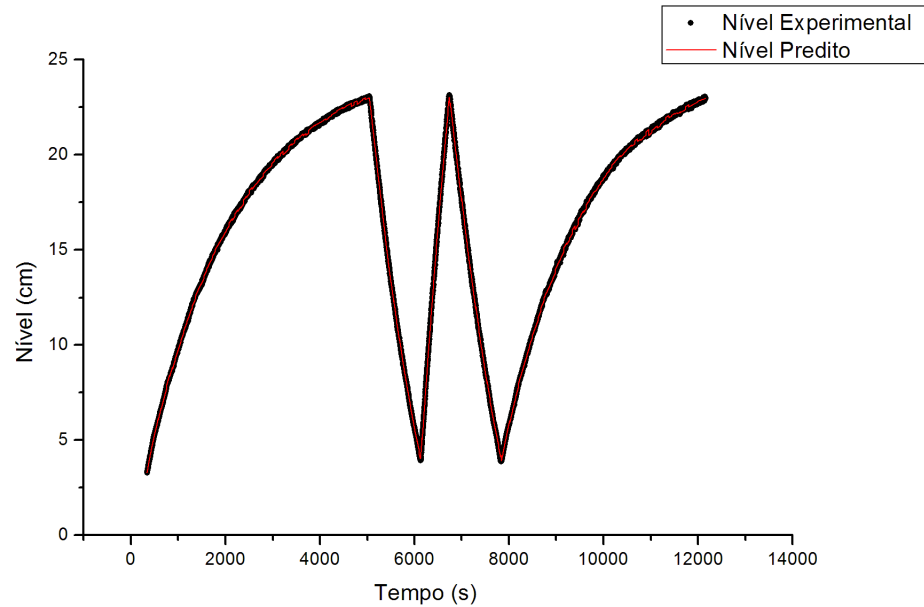


Figura 4.17: Gráfico Comparativo entre o Nível Predito e o Experimental.

nível predito pelo modelo. Note que os valores do erro são bastante pequenos e a explicação da sua existência está mais associada a imprecisão dos instrumentos usados na leitura dos dados do que a imprecisão ocasionada pelo modelo usado. O valor do erro médio encontrado é de aproximadamente 0,0016.

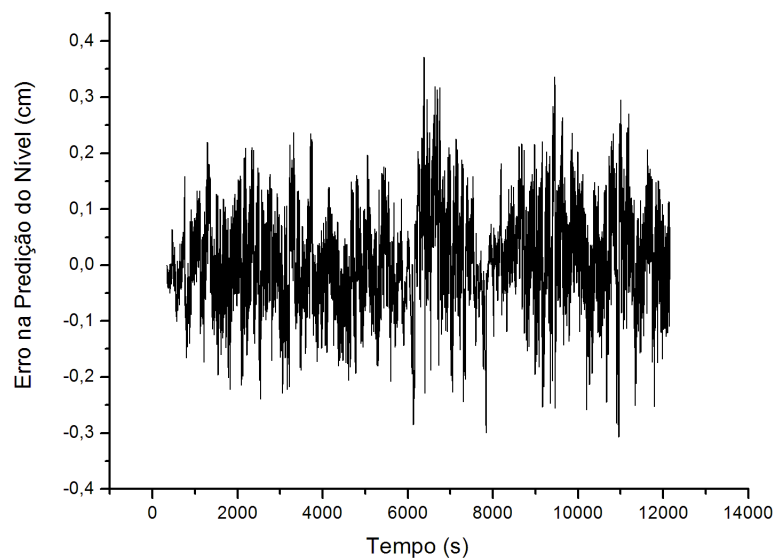


Figura 4.18: Erro Existente entre o Nível Predito e o Experimental.



## 4.5 Procedimento de Operação em Malha Aberta

O procedimento de operação em malha aberta realizado na planta piloto apresenta como objetivo reunir dados experimentais necessários para o projeto da estratégia de controle. Uma *VI* foi implementada para efetuar tal tarefa. A Figura 4.19 ilustra o painel frontal da *VI* enquanto que a Figura 4.20 ilustra o diagrama de blocos da mesma.

Como o elemento final de controle é regulado por meio da alteração da corrente elétrica enviada para este, a elaboração do controlador MPC pode ser feita através da manipulação direta da corrente elétrica visando o controle MIMO desejado. Entretanto, a atuação do controlador MPC na possível variável manipulada corrente ocorre de forma incorreta já que no decorrer do processamento do valor de corrente que corresponde aos valores desejados de nível e *pH*, o nível dos tanques de armazenamento alteram e o efeito da pressão da coluna de líquido provoca uma mudança na vazão. Ou seja, a corrente calculada anteriormente já não corresponde ao valor de vazão esperado que resulta nos níveis e *pH* desejados. Para contornar este problema, um controlador PID foi projetado e incorporado dentro da *VI* como uma sub-*VI* com o objetivo de manter as vazões de entrada dentro dos valores especificados. Assim, a partir do momento em que o controlador MPC estiver em pleno funcionamento, a atuação da variável manipulada no elemento final de controle será efetuada através do envio dos valores diretos de vazão, isto é, a saída do controlador MPC passará a ser o valor de *set point* do controlador PID.

O painel frontal e o diagrama de blocos desta sub-*VI* são apresentados nas Figuras 4.21 e 4.22. É importante ressaltar que existem dois laços de controle envolvidos no processo, sendo um para as vazões de entrada do reator que consiste no PID apresentado e discutido anteriormente, e o outro para o nível e para o *pH* que será calculado posteriormente através de técnicas de controle avançado. A existência destes laços de controle operando em conjunto resulta numa melhoria do processo inerente a todo controle em cascata, que neste caso tem como objetivo evitar que os distúrbios na vazão afetem o controle do nível e do *pH*.

A metodologia empregada no procedimento de operação em malha aberta consiste em manter a planta piloto operando, num momento inicial, com valores de vazão igual a  $12 \frac{mL}{s}$  para as correntes de ácido e de base até que o *pH* e o nível alcancem valores próximos 7,0 e 18,0cm, respectivamente. Atingido o estado desejado, começa-se o processo de excitação das vazões de entrada. Em determinados períodos de tempo, as vazões de ácido e de base sofrem alterações que influenciam na resposta obtida na saída. Os gráficos contidos nas Figuras 4.23 e 4.24 ilustram o comportamento real das vazões de entrada junto com o valor de *set point* calculados pela sub-*VI* do controlador PID. Os gráficos apresentados nas Figuras 4.25 e 4.26 é a resposta das variáveis de saída nível e *pH* frente as excitações provocadas na entrada do sistema. A predição realizada para o nível e o *pH* é feita para um horizonte de predição infinito, isto é, o modelo desenvolvido utiliza apenas os valores de entrada iniciais para prever o comportamento das variáveis de saída.

Uma análise complementar em relação a qualidade dos valores resultantes da predição das variáveis de saída pode ser feita através do estudo do erro existente

entre o modelo fenomenológico e a planta piloto. Os gráficos dados nas Figuras 4.27 e 4.28 mostram o comportamento do erro ao longo do tempo. Por meio de um simples cálculo pode-se afirmar que, para o nível o erro médio existente é aproximadamente 0,0876 enquanto que para o  $pH$  este valor é igual a 0,9151. O valor do erro médio encontrado para o nível é bastante aceitável e está dentro da faixa de imprecisão imposta pela instrumentação da planta piloto. Já o valor encontrado para o  $pH$ , apesar de ser um pouco elevado quando comparado com o do nível, também é esperado e aceitável. A explicação para o seu alto valor é dada pela sensibilidade do modelo quando a planta opera na região de  $pH$  próximo de 7,0 e pode ser comprovada através da observação da curva de  $pH$  predito na Figura 4.26. Isto é, o modelo do processo prediz um comportamento muito agressivo na região de maior ganho estático e na realidade o comportamento notado não é tão agressivo como o predito, o que ocasiona um aumento do erro nesta região.

Uma outra análise, mais completa que a realizada anteriormente, é feita através da representação gráfica da distribuição de frequências do erro das saídas. As Figuras 4.29 e 4.30 são histogramas que agrupam as diferentes ocorrências de erros e mostra a existência de tendência ou dispersão dos dados avaliados. O histograma da Figura 4.29 mostra que o erro presente na predição do nível segue o comportamento da função normal e desse modo, não é tendencioso. Já o histograma dado na Figura 4.30 mostra uma certa tendência dos dados devido ao comportamento exótico do  $pH$  analisado e discutido no parágrafo anterior. A explicação plausível para a surgimento dos erros nas variáveis de saída é dada pela existência de ruídos, que não podem ser completamente eliminados, no sinal processado dos instrumentos da planta piloto.

## 4.6 Comentários Complementares

A não-linearidade apresentada pela variável de saída  $pH$  é bastante peculiar quando analisada sob o ponto de vista do seu ganho estático. A observação da curva de titulação dada na Figura 4.31 demonstra que, na região de  $pH$  próximo de 7,0 pequenas alterações nas vazões de ácido ou de base provocam uma súbita mudança no valor do  $pH$ . Diferentemente, nas regiões abaixo de  $pH$  6,0 e acima de  $pH$  8,0 a alteração do valor do  $pH$  somente é possível quando acontece grandes mudanças nas vazões de ácido ou de base. O comportamento dinâmico agressivo da variável de saída  $pH$  foi objeto de estudo de pesquisadores como Bomberger e Seborg (1998), Borges (2001), Hall (1987), Henrique (1999), Henson e Seborg (1991), Nahas *et al.* (1992) e Draeger *et al.* (1999).

A adição de solução tampão modifica a dinâmica do processo e suaviza o forte comportamento não-linear do  $pH$  quando este está na região próximo de 7,0. Entretanto, desvantagens são introduzidas no projeto do controlador como por exemplo o surgimento de um novo estado representado pelo invariante  $w_B$ .

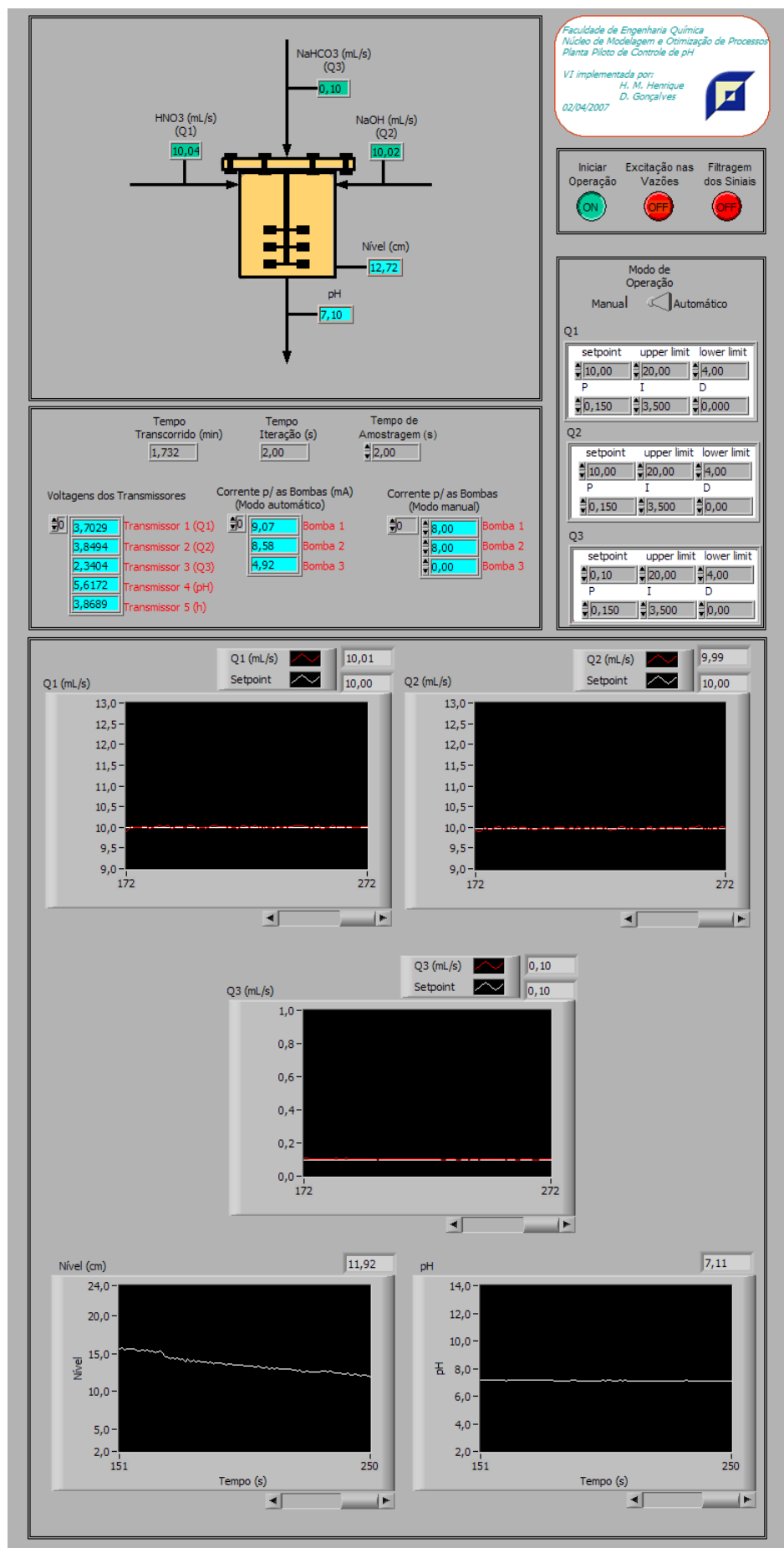


Figura 4.19: Painel Frontal da VI Usada na Operação em Malha Aberta.

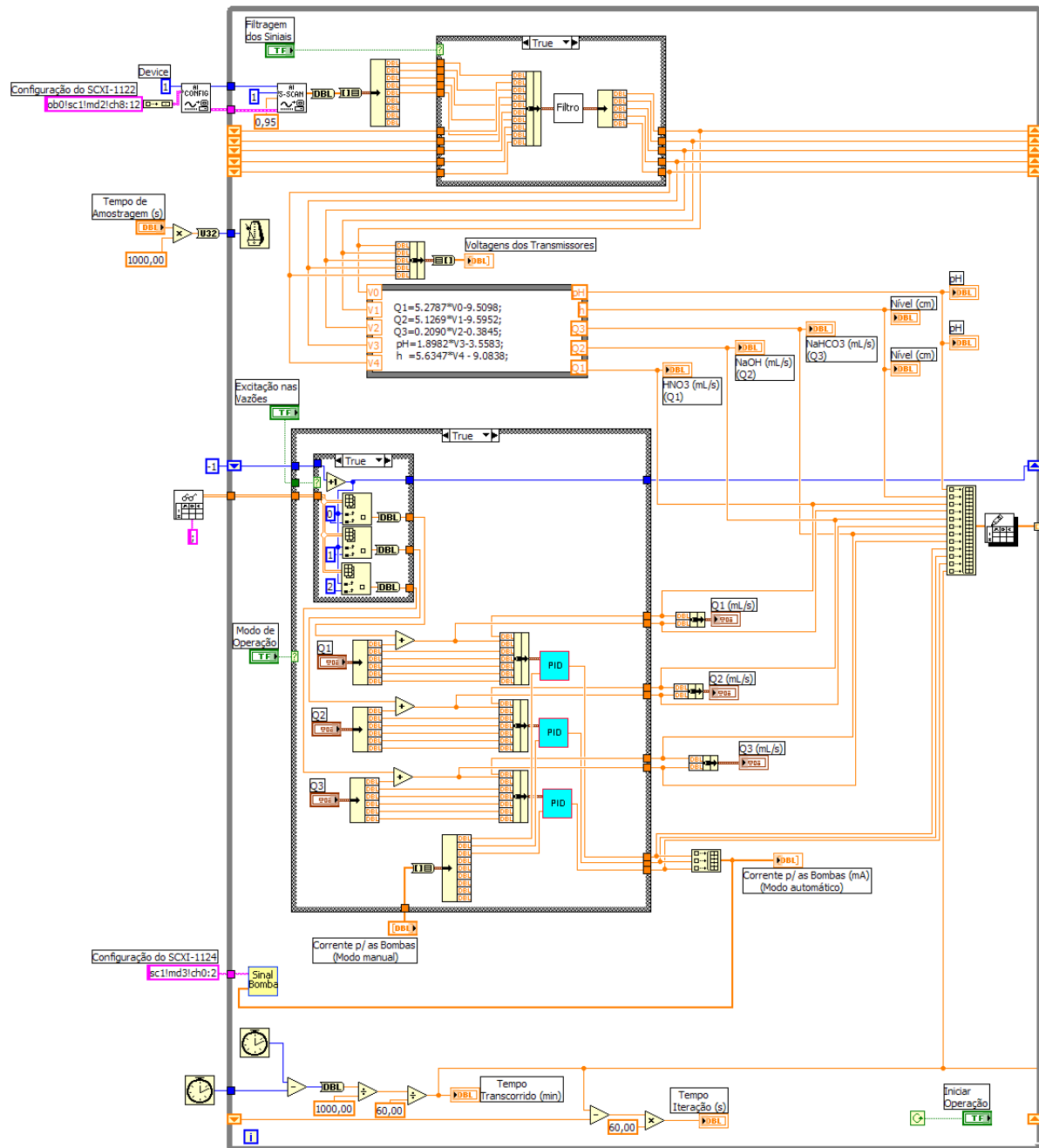


Figura 4.20: Diagrama de Blocos da VI Usada na Operação em Malha Aberta.

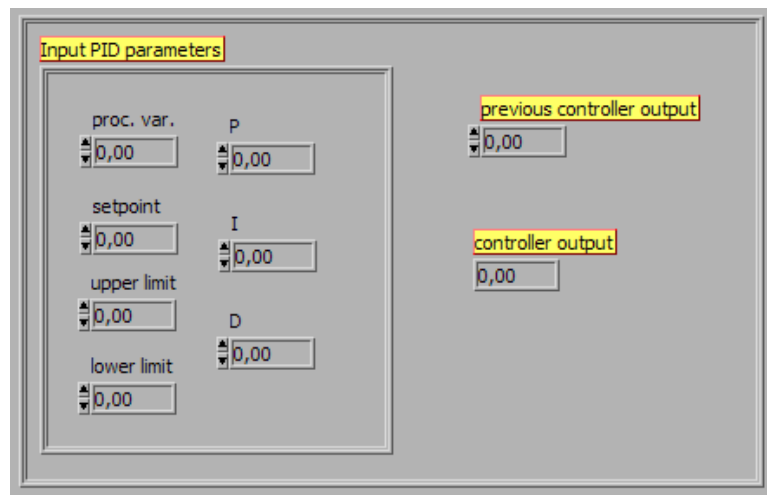


Figura 4.21: Painel Frontal da Sub-VI do Controlador PID.

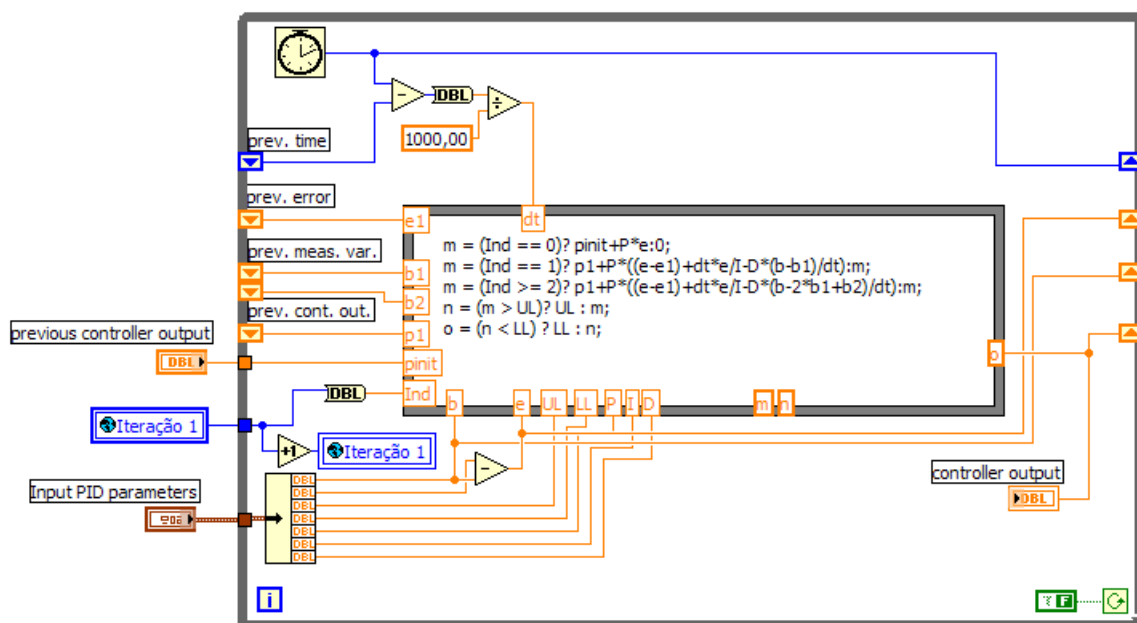


Figura 4.22: Diagrama de Blocos da Sub-VI do Controlador PID.

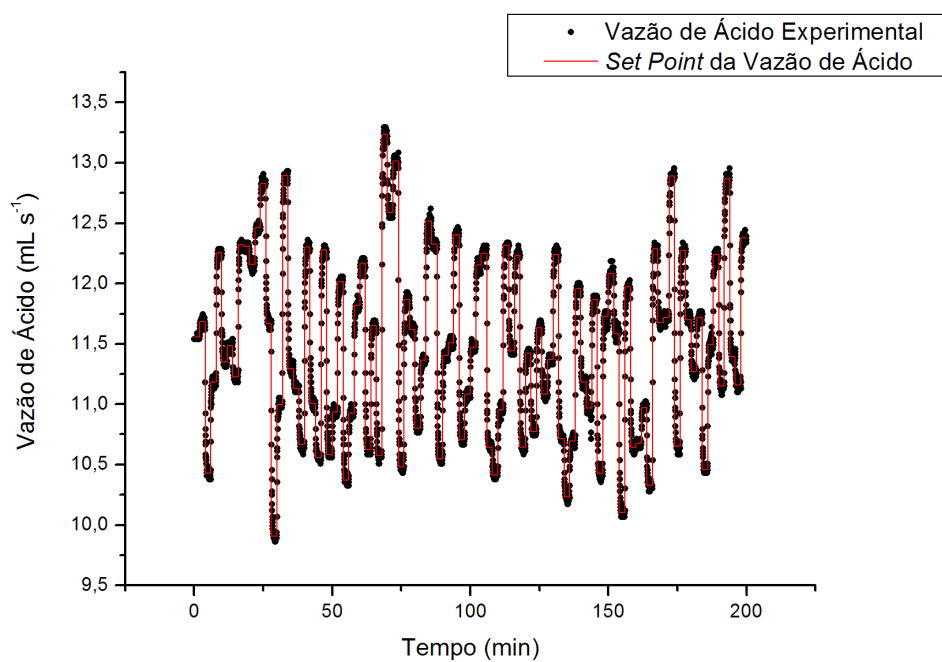


Figura 4.23: Comportamento da Vazão de Ácido Durante a Operação em Malha Aberta.

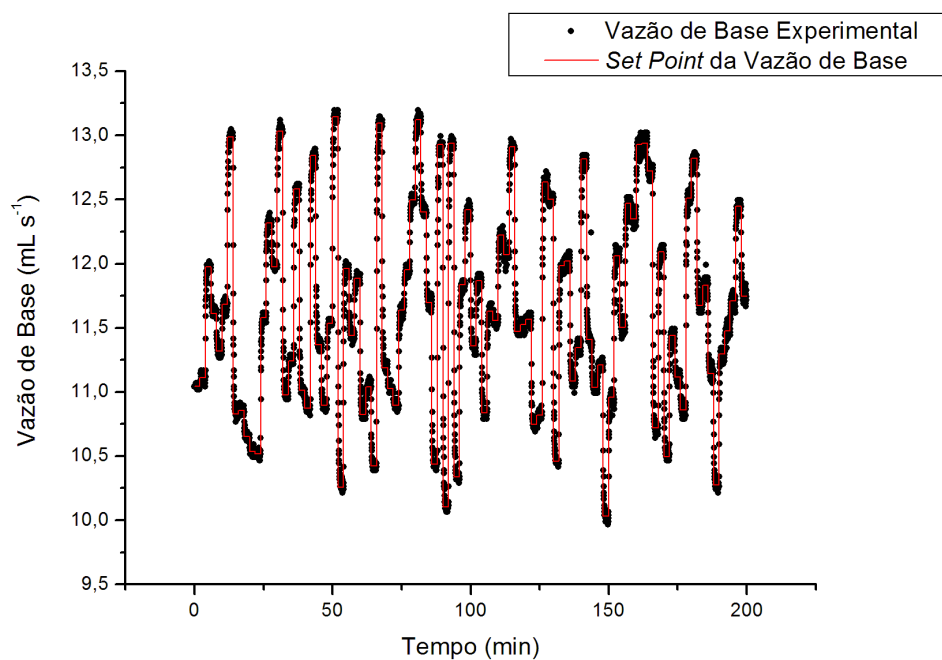


Figura 4.24: Comportamento da Vazão de Base Durante a Operação em Malha Aberta.

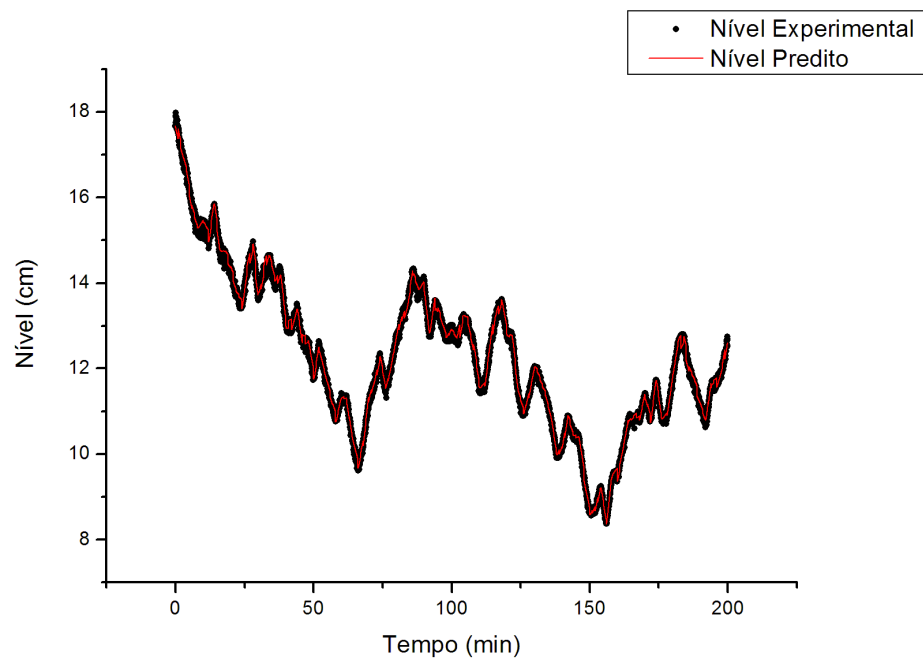


Figura 4.25: Comportamento do Nível Durante a Operação em Malha Aberta.

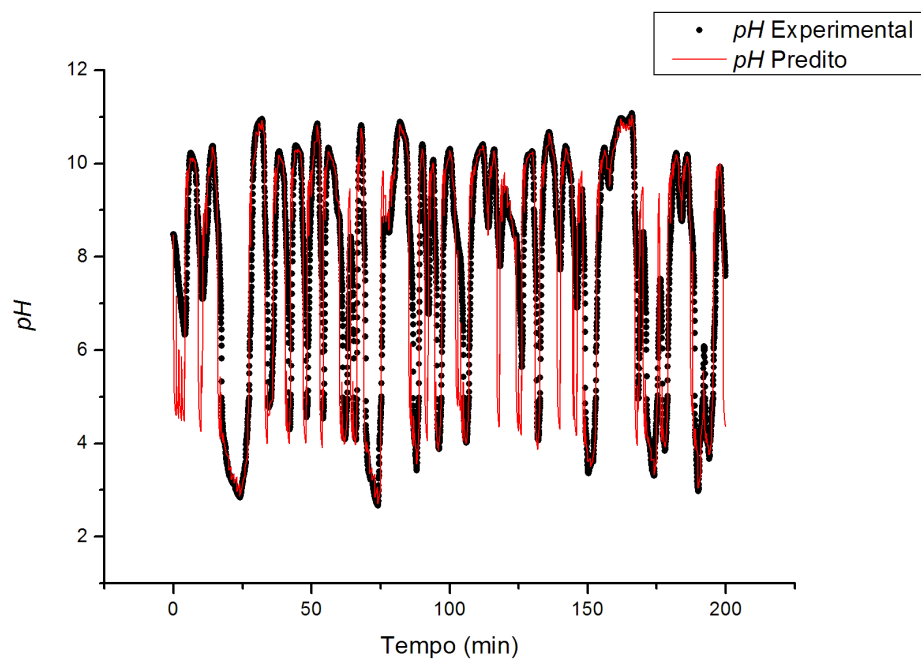


Figura 4.26: Comportamento do  $pH$  Durante a Operação em Malha Aberta.

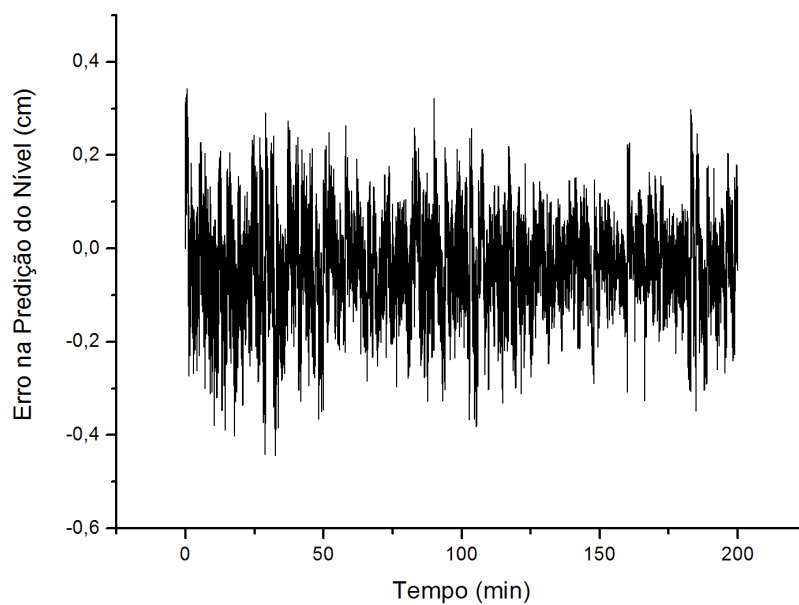


Figura 4.27: Erro Existente entre o Nível Experimental e o Predito.

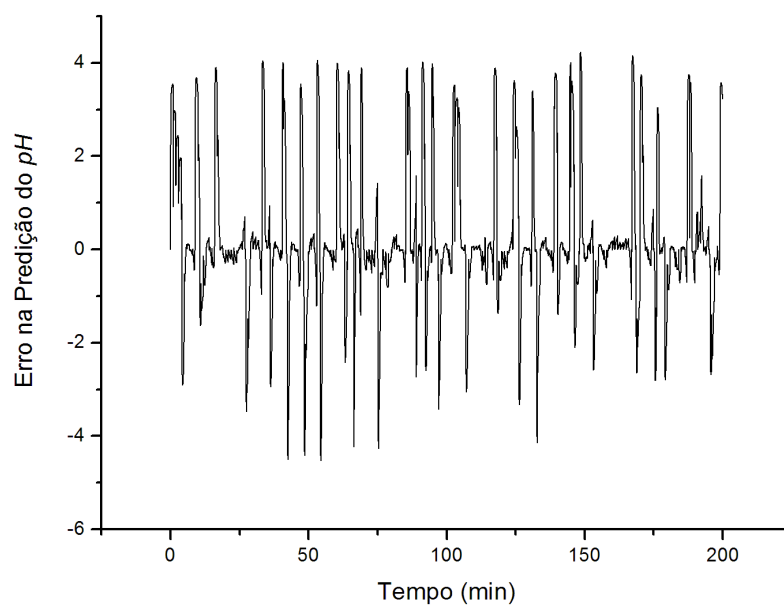


Figura 4.28: Erro Existente entre o  $pH$  Experimental e o Predito.



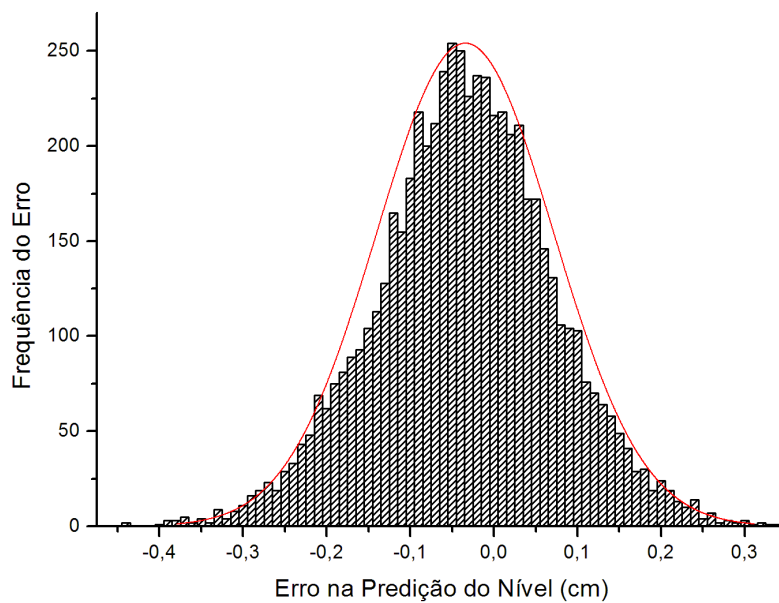
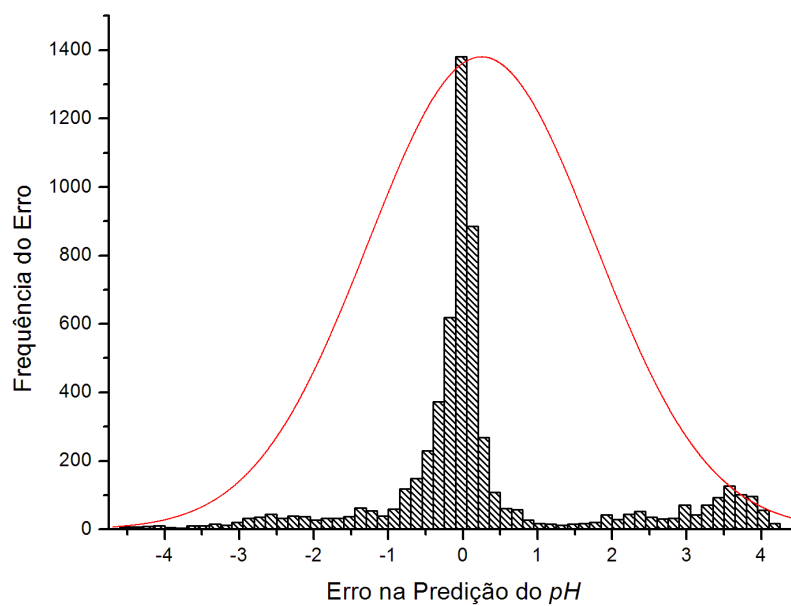


Figura 4.29: Histograma do Erro na Predição do Nível.

Figura 4.30: Histograma do Erro na Predição do  $pH$ .

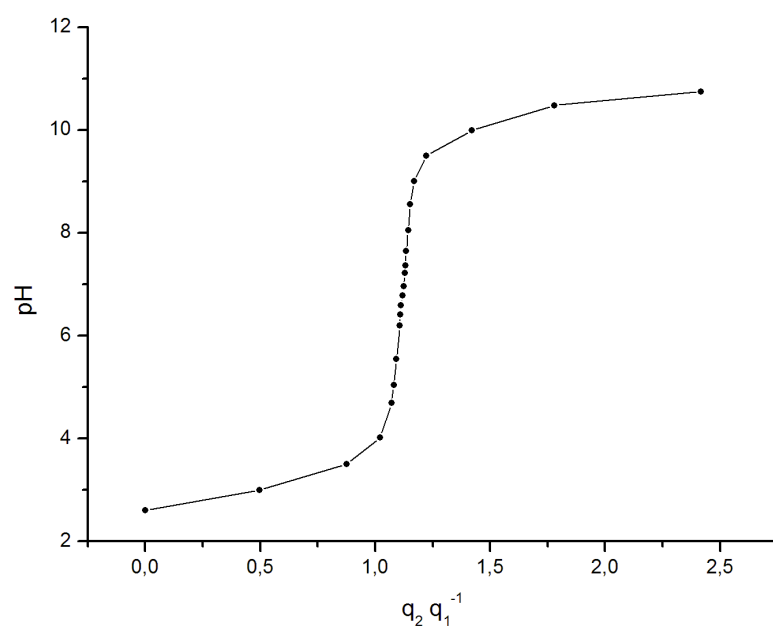


Figura 4.31: Curva de Titulação;

---

---

# CAPÍTULO 5

---

## Operação em Malha Fechada

### 5.1 Introdução

A operação em malha fechada da planta piloto é realizada por meio da implementação prática da estratégia de controle, na qual o  $pH$  e o nível do reator de neutralização correspondem as variáveis controladas e as vazões de ácido e de base correspondem as variáveis manipuladas.

A estratégia proposta foi elaborada e desenvolvida inicialmente através de uma simulação computacional feita no *software* MatLab<sup>®</sup>. Em seguida, a aplicação real é concretizada na planta piloto com o emprego do *software* LabVIEW<sup>®</sup>.

### 5.2 Comportamento do Sistema Estudado Utilizando Controlador PID

O projeto do controlador PID é realizado a partir da Lei de Controle dada pela Equação 5.1:

$$u(t) = \bar{u} + K_c \left[ e(t) + \frac{1}{\tau_I} \int_0^t e(t) dt + \tau_D \frac{de(t)}{dt} \right] \quad (5.1)$$

Onde  $K_c, \tau_I$  e  $\tau_D$  são os parâmetros de sintonia do controlador e  $u(t)$  corresponde as variáveis manipuladas ou saída do sistema.

A implementação, realizada por meio do *software* MatLab®, utiliza a versão digital da Lei de Controle do PID, dada pela Equação 5.2, onde os termos contínuos são substituídos pelos equivalentes discretos.

$$u(k) = \bar{u} + K_c \left[ e(k) + \frac{\Delta(t)}{\tau_I} \sum_{k=1}^n e(k) - \frac{\tau_D}{\Delta(t)} (y(k) - y(k-1)) \right] \quad (5.2)$$

A aplicação da estratégia de controle PID ao processo em estudo resulta numa perda de desempenho esperada. Apesar do PID proposto por Montadon (2005) ao processo SISO (*Single-Input Single-Output*) não-linear de neutralização ser empregado experimentalmente com sucesso, a aplicação experimental do controlador PID ao processo MIMO em estudo não corresponde a uma tarefa viável devido aos resultados alcançados durante a sua respectiva simulação. As Figuras 5.1 e 5.2 mostram o comportamento do nível e do *pH* frente a mudanças de *set point*. A Figura 5.3 mostra o comportamento das variáveis manipuladas. A simulação foi realizada inicialmente mantendo-se o nível do reator de neutralização constante e promovendo mudanças de *set point* no *pH*. Num segundo momento, o *pH* foi mantido constante e as mudanças de *set point* foram realizadas no nível.

Note que a estratégia de controle resultou numa resposta oscilatória com grande amplitude em torno dos pontos desejados e não foi capaz de controlar o processo devido a forte interação existente entre as variáveis. O controlador PID não consegue realizar a transição entre os *set points* de maneira estável, e na região onde o ganho é maior, isto é, na região de *pH* próximo a 7,0, é onde o controlador apresenta o seu pior desempenho.

## 5.3 Comportamento do Sistema Estudado Utilizando Controlador MPC

A estratégia de controle proposta consiste na resolução de um problema de programação quadrática onde a sequência de ação de controle é calculada de forma a minimizar a função objetivo dada pela Equação 5.3 e sujeita a restrições estabelecidas pelas Equações 5.4 a 5.6.

$$J = \frac{1}{2} (\lambda^T Q \lambda + \Delta u^T R \Delta u) \quad (5.3)$$

$$\frac{dy}{dt} = f(y, u) \quad (5.4)$$

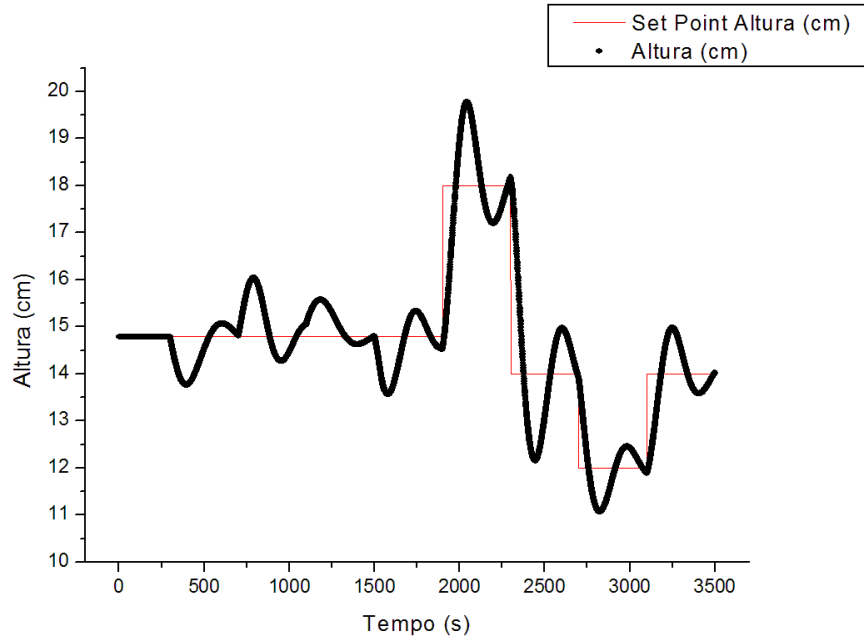


Figura 5.1: Comportamento do Nível Durante a Operação em Malha Fechada para o Controlador PID.

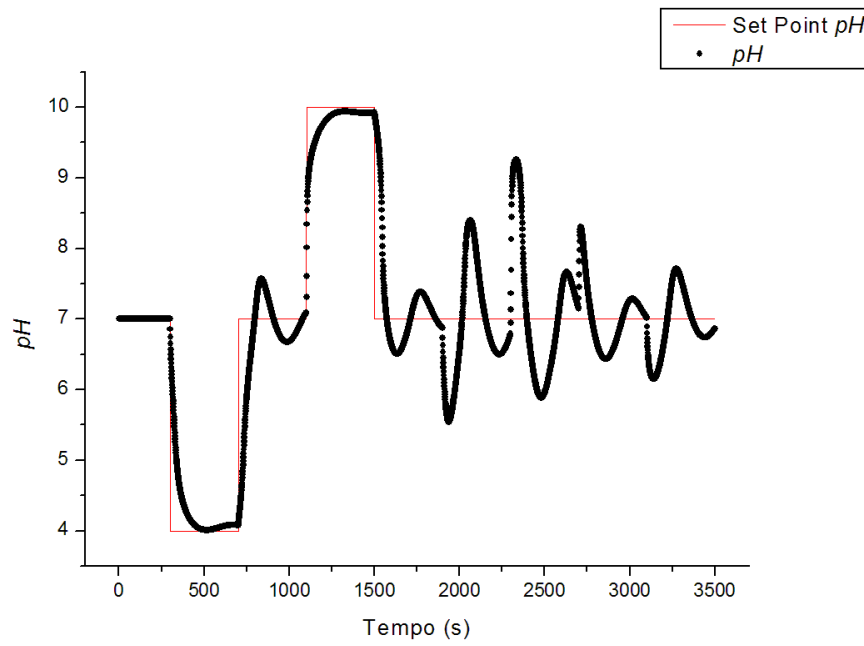


Figura 5.2: Comportamento do pH Durante a Operação em Malha Fechada para o Controlador PID.

$$\frac{dy^*}{dt} = K(y^{sp} - y) \quad (5.5)$$

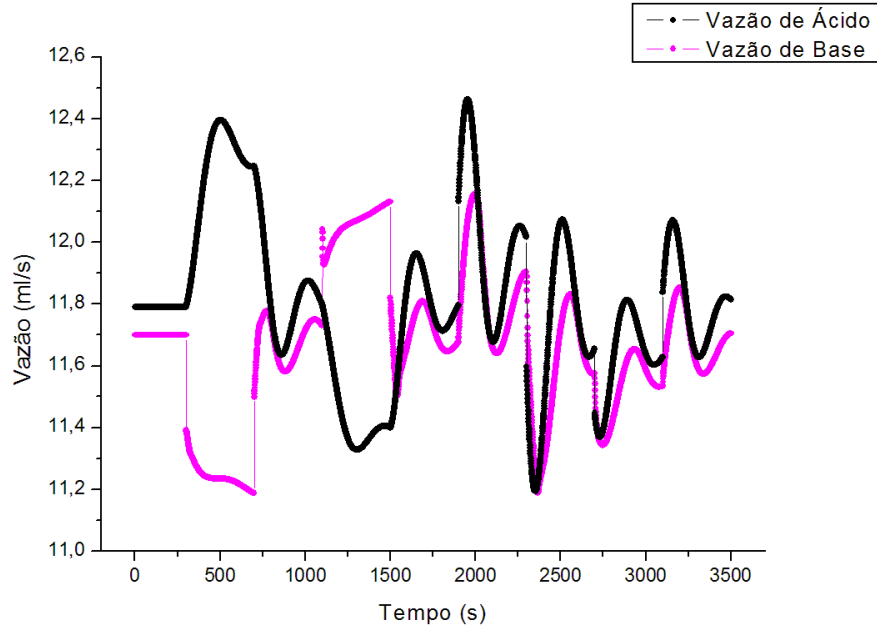


Figura 5.3: Comportamento das Variáveis Manipuladas Durante a Operação em Malha Fechada para o Controlador PID.

$$\Delta u_{min} \leq \Delta u \leq \Delta u_{max} \quad (5.6)$$

Onde:

$$y = \begin{bmatrix} h \\ pH \end{bmatrix} \quad u = \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \end{bmatrix}$$

Note que a Equação 5.4 corresponde ao comportamento dinâmico do sistema cuja modelagem matemática foi desenvolvida no Capítulo 4. As variáveis  $y$  e  $u$  são as variáveis controladas e manipuladas do processo. A Equação 5.5 é a trajetória de referência, sendo  $K$  um parâmetro de sintonia do controlador,  $y^{sp}$  o valor desejado da variável controlada,  $y^*$  o valor da trajetória de referência da variável controlada e  $y$  a predição da variável controlada. A variável  $\lambda$  que aparece na função objetivo do problema corresponde a uma variável de folga usada para permitir o afastamento entre a trajetória de referência e o vetor das variáveis controladas e possibilitar desse modo as restrições fixadas nas variáveis manipuladas. Já a Equação 5.6 representa as limitações físicas das correntes de entrada do sistema, isto é, as restrições fixadas nas variáveis manipuladas que foram citadas anteriormente. As variáveis  $R$  e  $Q$  presentes na função objetivo são parâmetros de sintonia do controlador.

Assim, o problema de otimização pode ser escrito da seguinte forma:

$$\min \quad \frac{1}{2} (\lambda^T Q \lambda + \Delta u^T R \Delta u) \quad (5.7)$$

sujeito a:

$$\begin{cases} \frac{dy}{dt} - f(y, u) = 0 \\ f(y, u) - K(y^{sp} - y) = 0 \\ \Delta u_{min} \leq \Delta u \leq \Delta u_{max} \end{cases} \quad (5.8)$$

A simulação computacional do controlador foi concretizada por meio da implementação em linguagem de programação *MatLab*® de uma rotina de linearização sucessiva do modelo não-linear proposto no Capítulo 4. Na estratégia de controle proposta o modelo do processo foi localmente linearizado e discretizado. As Figuras 5.4 e 5.5 correspondem ao comportamento do nível e do *pH* enquanto que a Figura 5.6 corresponde ao comportamento das vazões de ácido e de base. Assim como na simulação da estratégia de controle PID, o nível do reator permaneceu constante num primeiro momento enquanto que, mudanças de *set point* no *pH* foram introduzidas. Num segundo momento, o *pH* foi mantido constante e as mudanças de *set point* foram feitas no nível.

Na estratégia de controle proposta, a variável  $\lambda$  descrita anteriormente e associada a função objetivo, obriga o controlador a seguir a trajetória de referência satisfazendo ao mesmo tempo as restrições impostas. Diferentemente do PID, o desempenho do controlador preditivo apresenta resultados satisfatórios conseguindo realizar as transições entre os pontos desejados de forma estável, inclusive na região de maior ganho estático onde o controle torna-se mais difícil.

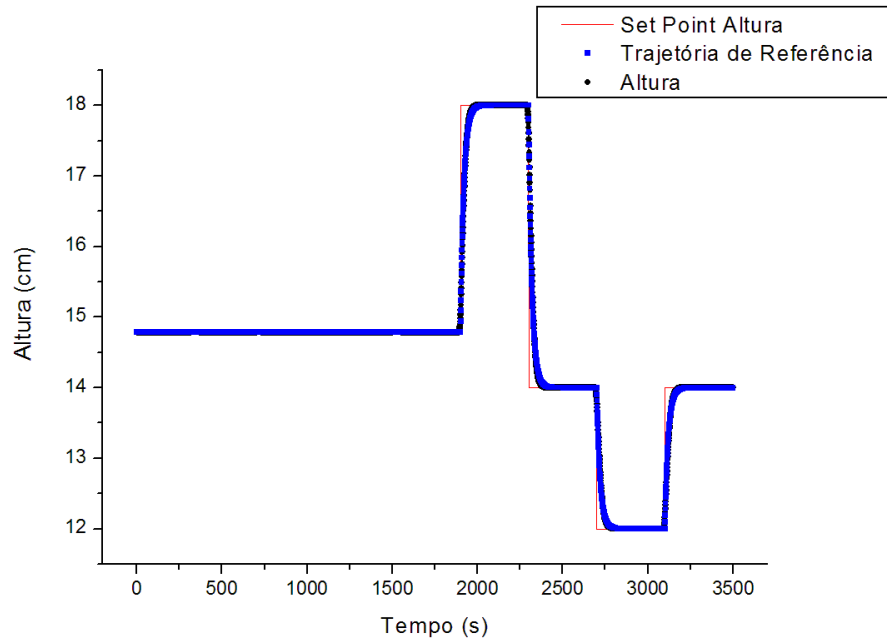


Figura 5.4: Comportamento do Nível Durante a Operação em Malha Fechada para o Controlador MPC.

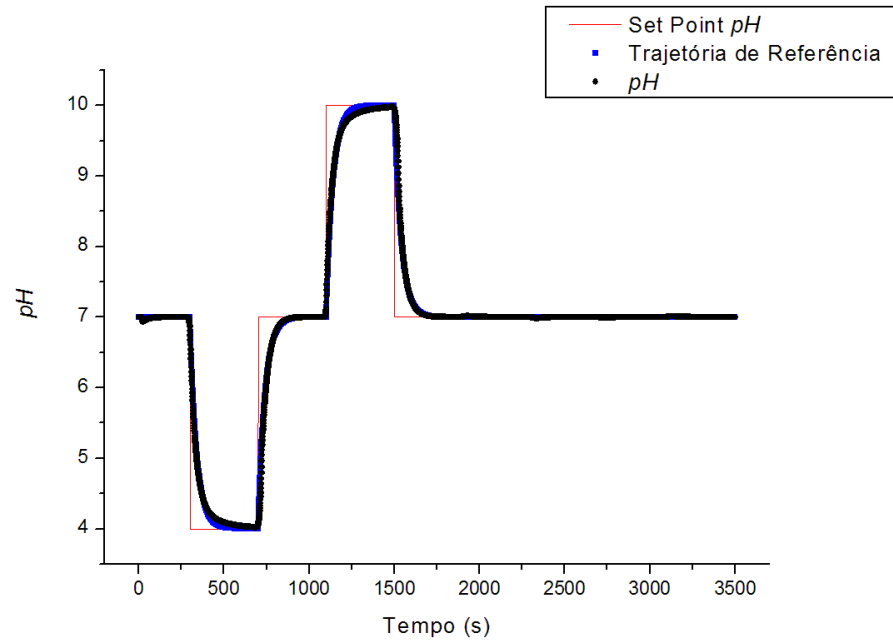


Figura 5.5: Comportamento do pH Durante a Operação em Malha Fechada para o Controlador MPC.

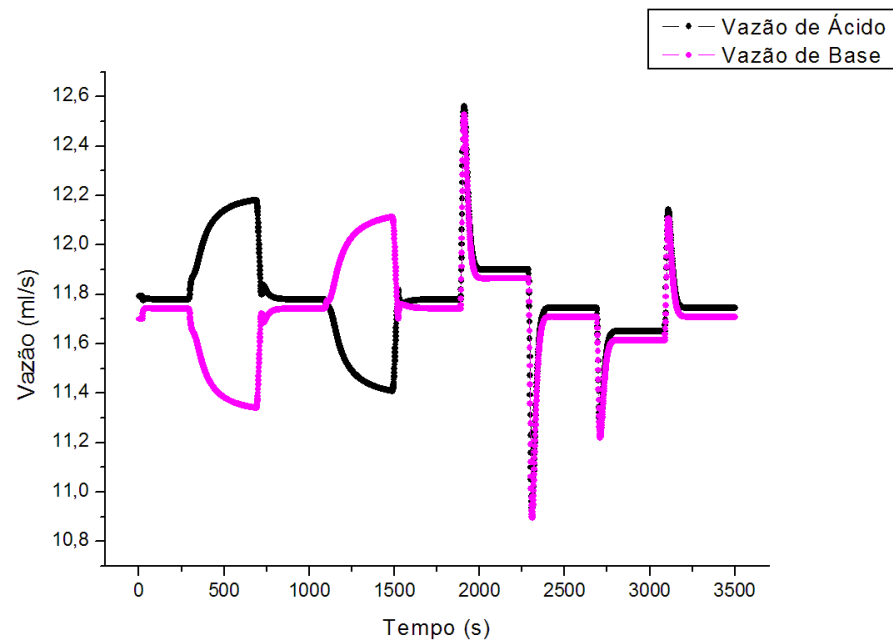


Figura 5.6: Comportamento das Variáveis Manipuladas.



## 5.4 Implementação Prática do Controlador MPC

A etapa de implementação prática do controlador é executada pelo *software LabVIEW*® em associação com o *Software MatLab*®, isto é, todo o cálculo envolvendo o controlador preditivo para o processo não-linear em estudo é implementado no *MatLab*® enquanto que, a aquisição e manipulação dos dados experimentais originados na planta piloto e relevantes ao processo é de inteira responsabilidade do *LabVIEW*®. O que ocorre na realidade é uma *interface* entre os dois *softwares* que corresponde a uma ferramenta bastante prática do *software LabVIEW*®.

Diversas implementações práticas foram realizadas com o intuito de avaliar o desempenho do controlador preditivo e validar os resultados alcançados na simulação computacional do processo MIMO não-linear. As implementações que apresentam os resultados mais interessantes e que agregam um maior valor ao trabalho em questão foram dispostas a seguir, da forma mais didática possível, relacionado o desempenho do controlador preditivo com a sua respectiva sintonia. Tal sintonia foi realizada por meio da alteração dos parâmetros do controlador como o ganho em malha fechada, peso das folgas e vazão da solução tampão no modelo. O ganho em malha fechada e o peso das folgas foram modificados apenas para a variável controlada  $pH$ , visto que é a que apresenta maior influência no desempenho do controlador devido a sua não-linearidade.

A primeira implementação prática do controlador, realizada com os parâmetros descritos na Tabela 5.1, é dada pelos gráficos da Figura 5.7. Note que, no gráfico da variável controlada  $pH$ , além da curva de  $pH$  não conseguir acompanhar a trajetória de referência exatamente, a mesma apresenta um comportamento agressivo devido a rapidez de resposta ao sistema.

Para contornar este problema e melhor ajustar o sistema, o ganho em malha fechada foi reduzido visando tornar o controlador menos agressivo e o peso das folgas foi aumentado para aproximar a curva de  $pH$  à trajetória de referência. A Tabela 5.2 corresponde aos novos parâmetros de sintonia e a Figura 5.8 aos respectivos gráficos desta nova implementação. Analisando o gráfico referente a variável controlada  $pH$ , nota-se que o controlador conseguiu seguir exatamente a trajetória de referência conforme desejado, entretanto o comportamento antes agressivo tornou-se moroso e lento após a alteração do ganho em malha fechada de 0,0050 para 0,0025.

Como o desempenho do controlador, com um ganho em malha fechada igual a 0,0050 apresenta um comportamento agressivo e para um ganho em malha fechada igual a 0,0025 um comportamento moroso, a nova implementação realizada empregou um valor de 0,004 para este parâmetro. Os parâmetros dados na Tabela 5.3 foram utilizados na implementação prática da Figura 5.9. A curva da variável controlada  $pH$  continua obedecendo a tendência da trajetória de referência de forma precisa e a resposta do sistema as mudanças de *set point* é feita de maneira suave.

Tabela 5.1: Parâmetros do Controlador MPC para a Primeira Implementação Prática.

Especificação	Valor	Unidade
Ganho do Nível em Malha Fechada	0,005	—
Ganho do $pH$ em Malha Fechada	0,005	—
Peso da Folga Nível	300	—
Peso da Folga $pH$	1000	—
Vazão da Solução Tampão do Modelo	0,100	$\frac{mL}{s}$
Horizonte de Controle	2	—
Horizonte de Predição	10	—
R Nível	1	—
R $pH$	1	—
Vazão de Ácido	$u_{min} = 4, u_{max} = 30, \Delta u = 0,05$	$\frac{mL}{s}$
Vazão de Base	$u_{min} = 4, u_{max} = 30, \Delta u = 0,05$	$\frac{mL}{s}$

Tabela 5.2: Parâmetros do Controlador MPC para a Segunda Implementação Prática.

Especificação	Valor	Unidade
Ganho do Nível em Malha Fechada	0,005	—
Ganho do $pH$ em Malha Fechada	0,0025	—
Peso da Folga Nível	300	—
Peso da Folga $pH$	2000	—
Vazão da Solução Tampão do Modelo	0,050	$\frac{mL}{s}$
Horizonte de Controle	2	—
Horizonte de Predição	10	—
R Nível	1	—
R $pH$	1	—
Vazão de Ácido	$u_{min} = 4, u_{max} = 30, \Delta u = 0,05$	$\frac{mL}{s}$
Vazão de Base	$u_{min} = 4, u_{max} = 30, \Delta u = 0,05$	$\frac{mL}{s}$

Tabela 5.3: Parâmetros do Controlador MPC para a Terceira Implementação Prática.

Especificação	Valor	Unidade
Ganho do Nível em Malha Fechada	0,005	—
Ganho do $pH$ em Malha Fechada	0,004	—
Peso da Folga Nível	300	—
Peso da Folga $pH$	2000	—
Vazão da Solução Tampão do Modelo	0,050	$\frac{mL}{s}$
Horizonte de Controle	2	—
Horizonte de Predição	10	—
R Nível	1	—
R $pH$	1	—
Vazão de Ácido	$u_{min} = 4, u_{max} = 30, \Delta u = 0,05$	$\frac{mL}{s}$
Vazão de Base	$u_{min} = 4, u_{max} = 30, \Delta u = 0,05$	$\frac{mL}{s}$

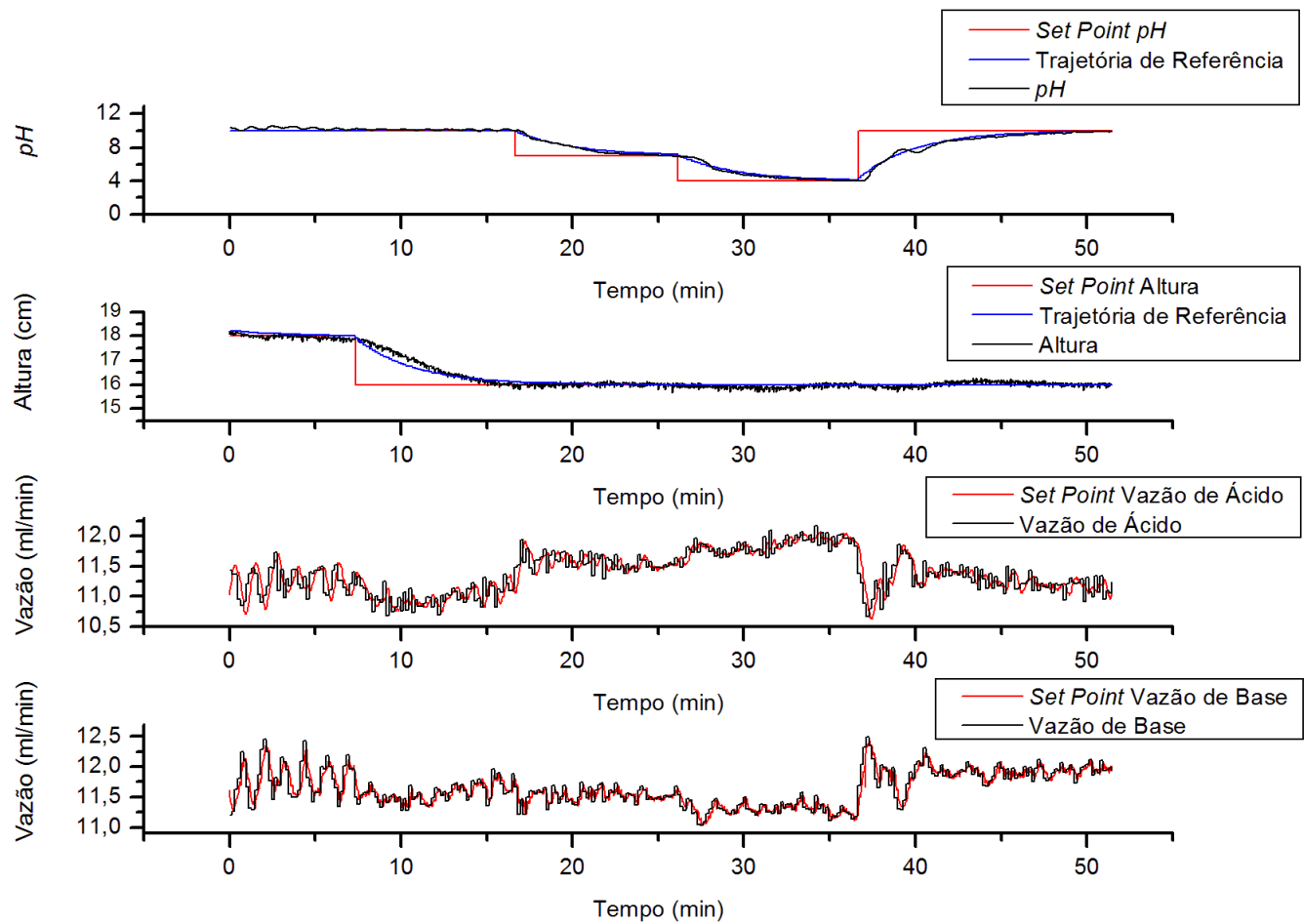


Figura 5.7: Resultados da Primeira Implementação Prática do Controlador MPC.

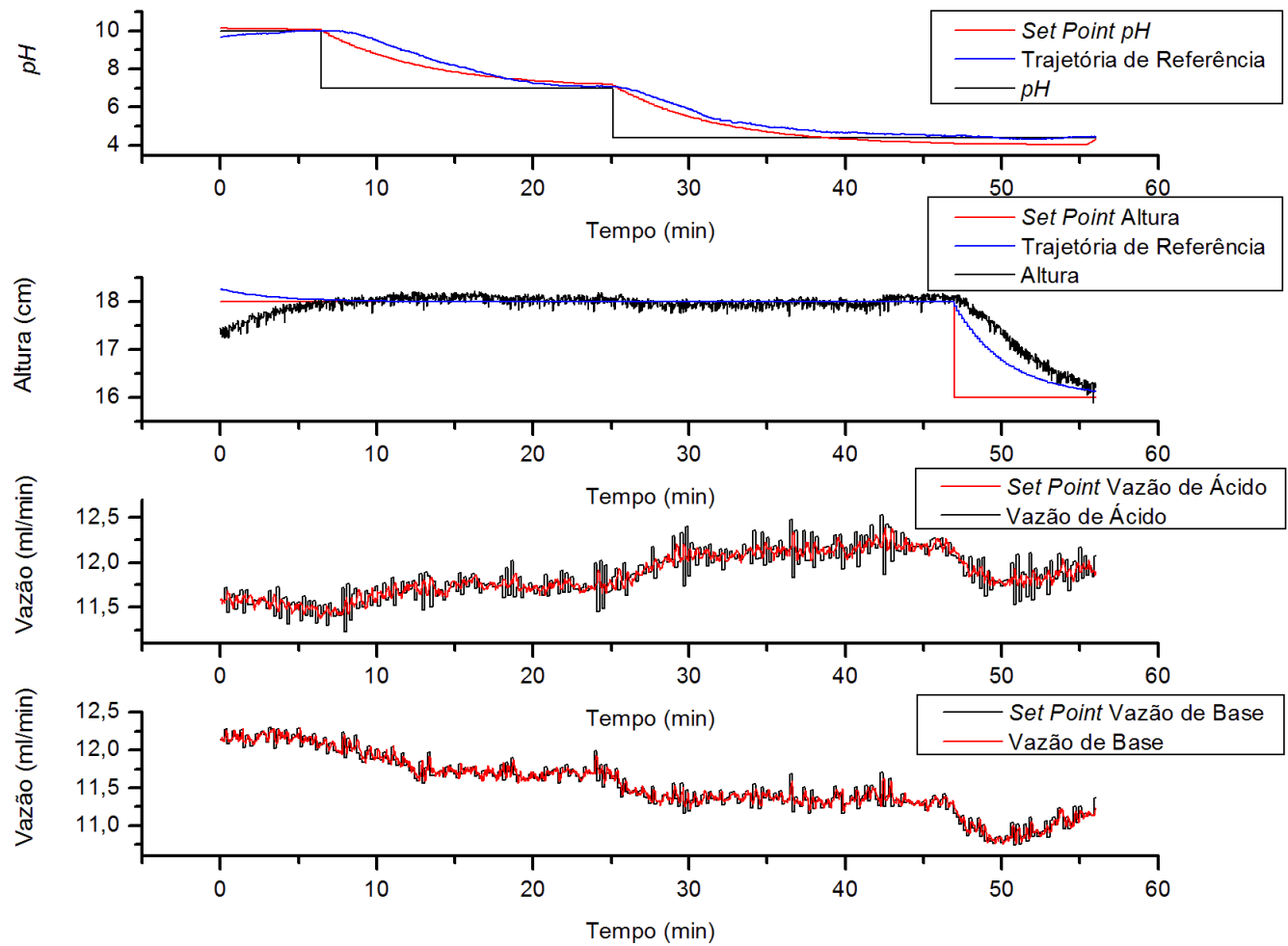


Figura 5.8: Resultados da Segunda Implementação Prática do Controlador MPC.

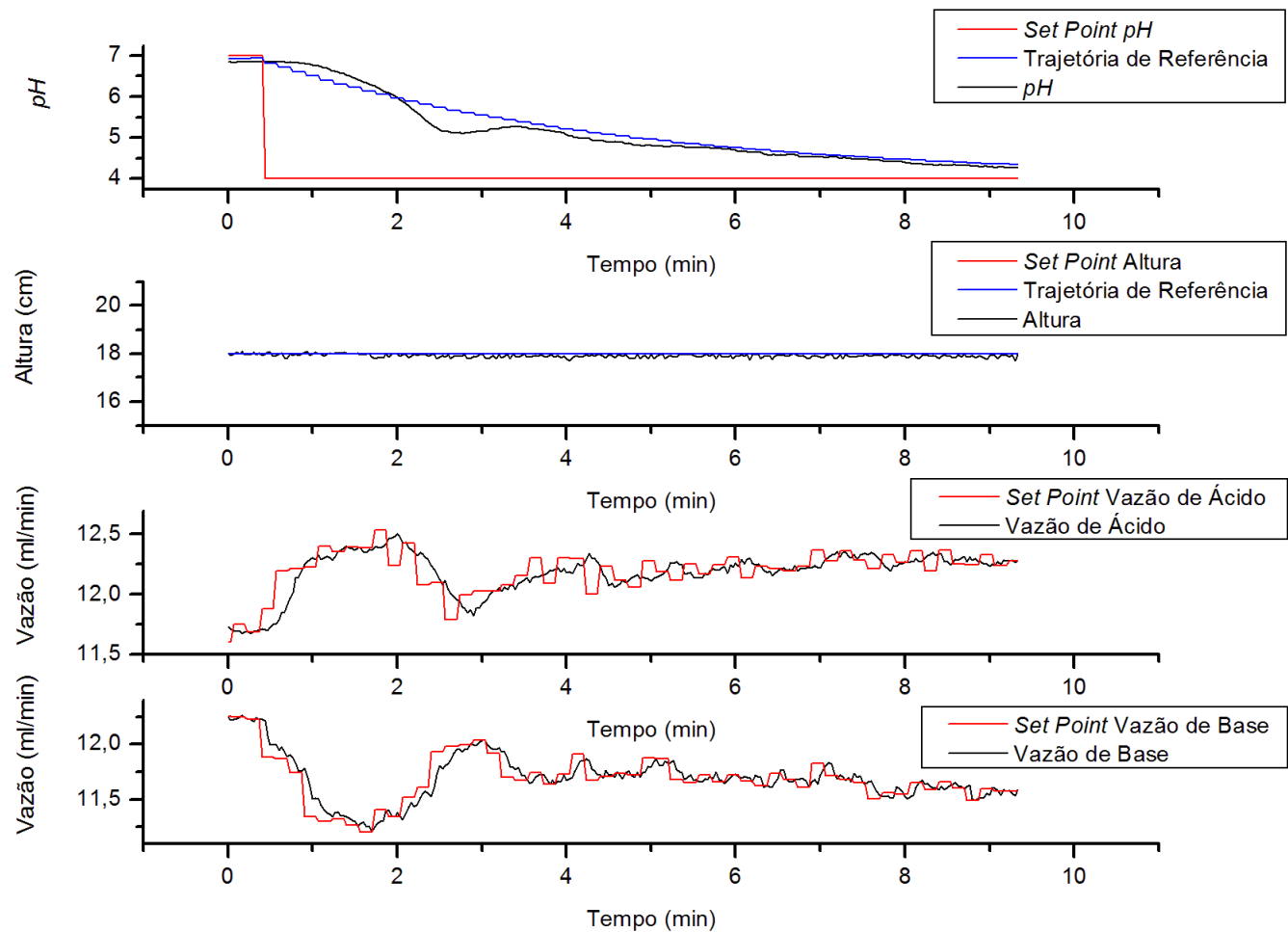


Figura 5.9: Resultados da Terceira Implementação Prática do Controlador MPC.

---

---

# CAPÍTULO 6

---

## Conclusão e Sugestões para Trabalhos Futuros

### 6.1 Conclusão

A implementação prática do controlador preditivo foi realizada, utilizando um modelo fenomenológico, a um processo MIMO não-linear representado por um reator de neutralização onde o nível e o  $pH$  correspondem as saídas do sistema e as vazões de ácido e base as entradas. O processo escolhido para a aplicação experimental apresenta um comportamento não-linear com forte interação entre as variáveis de controle que afeta diretamente o desempenho do controlador. A aquisição e o tratamento dos dados de controle da planta piloto é feita pelo *Software LabVIEW*® e o cálculo das ações de controle pelo *Software MatLab*® através de uma interface bastante dinâmica do sistema experimental.

Dados experimentais necessário para a elaboração da estratégia de controle foram coletados durante a operação em malha aberta e a consolidação do desempenho do controlador em malha fechada foi realizada por meio de diversas implemetações práticas.

A estratégia proposta na implementação do controlador preditivo utilizou uma rotina de linearização sucessiva do modelo proposto, onde a penalização da variável folga presente na função objetivo obriga o controlador a seguir a trajetória de referência obedecendo as restrições estabelecidas. O desempenho do controlador PID

implementado na simulação computacional demonstra a dificuldade existente no controle quando existe interação entre as variáveis e a necessidade de elaboração de uma estratégia mais refinada para processos complexos.

## 6.2 Sugestões para Trabalhos Futuros

Seguem-se como sugestões para trabalhos futuros:

- Realizar um estudo para reduzir a complexidade de implementação do controlador preditivo;
- Avaliar o desempenho do controlador aumentando o número de entradas e saídas do sistema experimental;
- Avaliar o ganho no desempenho do controlador utilizando-se equipamentos de instrumentação mais sofisticados e sistemas mais robustos de leitura, aquisição e manipulação de dados;
- Realizar a implementação computacional e prática do controlador preditivo não-linear;
- Aplicar a estratégia proposta a outro processo não-linear e avaliar o desempenho do controlador.



---

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ÅSTRÖM, K. J., and WITTENMARK, B., Adaptive Control Systems, Addison-Wesley, Reading, MA, 1988.
- ÅSTRÖM, K. J., and WITTENMARK, B., 1990, "Computer Control Systems", Prentice-Hall, 2nd ed.
- BALCHEN, J. G. and SANDRIB, B. , Input saturation in nonlinear multivariable processes resolved by nonlinear decoupling", 1995, Model. Ident. Control, v. 16, p.95-106.
- BAZARAA, M. S. and SHETTY, C. M., Nonlinear programming theory and algorithms, 1979, Wiley, N. Y.
- BEQUETTE, B. W., Nonlinear control of chemical processes - a review, Ind. Eng. Chem. Res., 1991, v. 30, p. 1391-1413.
- BIEGLER, L. T., and RAWLINGS, J. B., Optimization approaches to model predictive control, In: Proc. Chemical Process Control IV, 1991.
- BOMBERGER, J. D. and SEBORG, D. E., Estimation of model order from input-output data applied to radial basis function network identification, 1995, J. Process Control, 1998.
- BORGES, R. M., Controle Preditivo Baseado em Sistema de Referência. Dissertação de Mestrado, 2001, Uberlândia, Brasil.
- BRAGA, A., P., LUDEMIR, T. B., CARVALHO, A. C. P. L. F., Redes neurais artificiais - Teoria e aplicações, LTC, 2000.
- CAMACHO E. F., BORDONS C., 1998, "Model Predictive Control", Springer-Verlag London Limited.
- CASILLO, D. S. S., 2009, Controle Preditivo Não-Linear Baseado no Modelo de Hammerstein com Prova de Estabilidade, Tese de Doutorado, Universidade Federal do Rio Grande do Norte.

- CASILLO, D. S. S., Maitelli, A. L. F., 2009, Controle Preditivo Não-Linear com Compensação Iterativa Aplicado a um Processo de Neutralização de pH. V Congresso Rio Automação, IBP121 09.
- CHEN, S. S., BILLINGS, S. A., COWAN, C. F. and GRANT, P. M., Practical Identification of NARMAX models using radial basis function, *Int. J. Control*, 1990, v. 52, p. 1327-1350.
- CLARKE, D. W., MOHTADI, C. and TUFFS, P. S. Generalized Predictive Control. Part 1: The Basic algorithm, *Automatica*, 1987, N. 26, p. 137-148.
- COSTA, T. V., 2010, Controle Preditivo Baseado em Rede de Modelos Lineares Locais Aplicado a um Reator de Neutralização, Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas.
- CUTLER, C. R. and RAMAKER, B. L., Dynamic matrix control - a computer control algorithm, 1979,. AICHE National Meeting, Houston, Texas.
- CUTLER, C. R., and RAMAKER, B. L., Dynamic Matrix Control - A Computer Control Algorithm, In: *Proc. A. Control Conf.*, 1980, San Francisco, CA.
- CUTLER, C. R., MORSHED, A. and HAYDEL, J., An industrial perspective on advanced control, AICHE Annual Meeting, 1983, Washington.
- DAOUTIDIS, P. and KAPOOR, N., *Proc. American Control Conf.*, 1995, Seattle, WA, p. 3192.
- DINIZ, P. S. R., SILVA, E. A. B. e NETTO, S. L., *Processamento Digital de Sinais*, 2004, Porto Alegre, Bookman.
- DREYFUS, S. E., *Dynamic programming and the calculus of variations*, Academic Press, New York, 1965.
- ECONOMOU, C. G., ET AL., Internal Model Control 5: Extension to Nonlinear Systems, *Ind. Eng. Chem. Process Des. Dev.*, 1986, v. 25, p.403-411.
- ECONOMOU, C. G. and MORARI, M., Newton Control laws for nonlinear controller design, *Proceedings IEEE Conference on Decision and Control*, 1985, p. 1361-1366.
- EDGAR, T. F., HIMMELBLAU, D. M., 1988, "Optimization Of Chemical Processes". McGraw-Hill, Inc.
- FLETCHER, R., *Practical methods of optimization*, vols. 1 e 2, Wiley, Chchester, 1980.
- FORSSEL, U., LINDSKOPNG, P., 1997, Combining semi-physical and neural network modeling: an example of its usefulness, *SYSID'97*.
- GALVÃO, R. K. H., ARAÚJO, M. C. U., SALDANHA, T. C. B., VISANI, V., PIMENTEL, M. F. Estudo Comparativo Sobre Filtragem de Sinais Instrumentais Usando Transformadas de Fourier e Wavelet, *Química Nova*, Vol. 24, No. 6, 874-884, 2001.

- 
- GARCIA, C. E.. Quadratic/Dynamic Matrix control of Nonlinear Processes: An application to a Bath Reaction Process, 1984. AIChE Annual Meeting, San Francisco, CA.
- GARCIA, C. E. and MORSHEDI, A. M., Quadratic programming solution of dynamic matrix control (QDMC), 1986, Chem. Eng. Comm., N. 46, p. 73-87.
- GARCIA, C. E., PRETT, D. M. e MORARI, M., Model predictive control: theory and practice - a survey, Automatica, 1989, N. 25, p. 335-348.
- GILL, P.E., W. MURRAY, and M.H. WRIGHT, Numerical Linear Algebra and Optimization, 1991, Addison Wesley, v.1.
- GILL, P.E., W. MURRAY, M.A. SAUNDERS, and M.H. WRIGHT, Procedures for Optimization Problems with a Mixture of Bounds and General Linear Constraints, 1984, ACM Trans. Math. Software, v. 10, p. 282-298.
- GROSDIDIER, P., FROISY, B. and HAMMANN, M., The IDCOM-M controller, Proceedings of the 1988 IFAC Workshop on Model based Process Control, Oxford, 1988, p. 31-36.
- GUSTAFSSON, T. K. and WALLER, K. V., Dynamic Modeling and Reaction Invariant Control of pH, 1983, Chem. Eng. Sci., v. 38, pp. 389-398.
- HABER, R., UNBEHAUEN, H., Structure Identification of Nonlinear Dynamic Systems - A Survey on Input/Output Approaches, Automatica, 1991, v. 26, pp. 651-677.
- HAGAN, M. T., and M. MERNHAI, Training feedforward networks with the Marquardt algorithm, 1994, IEEE Transactions on Neural Networks, v. 5, n. 6, p. 989-993.
- HALL, R. C., Development of a Multivariable pH Experiment , M.Sc. Thesis, University of California, Santa Barbara, California, USA, 1987.
- HENRIQUE, H. M., Uma Contribuição ao Estudo de Redes Neurais Aplicadas ao Controle de Processos, Tese de Doutorado, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, 1999.
- HENSON, M. A. and SEBORG, D. E., Theoretical analysis of unconstrained nonlinear model predictive control, Int. J. Control, 1993, v. 58, n° 5, p. 1053-1080.
- HENSON, M. A. and SEBORG, D. E., An internal model control strategy for nonlinear system, AIChE Journal., 1991, v. 37, p. 1065-1081.
- HILL Jr., C. G., An Introduction to Chemical Engineering Kinetics & Reactor Design, 1982, John Wiley & Sons, New York.
- HIRSCHORN, R. M., Invertibility of nonlinear control systems, SIAM J. Control Optim., 1979, N.17 ,p. 289.
- ISERMANN, R., Digital Control Systems, Springer-Verlag, Berlin, 1981. Landau, Y. D., Adaptive Control, Dekker, New York, 1978.

- KALMAN, R. E., Contributions to the theory of optimal control, Bull. Soc. Math. Mex., 1960, N. 5, p. 102-119.
- KENDI, T. A. e DOYLE, F. J., An anti-windup scheme for input-output linearization, In: Proc. European Control Conf., Rome, Italy, 1995.
- KRAVARIS, C. and CHUNG, B., Nonlinear state feedback synthesis by global input/output linearization, AIChE J., 1987, N. 33, p. 592.
- KRAVARIS, C. e SOROUSH, M., Synthesis of multivariable nonlinear controllers for input/output linearization, 1990, AIChE J., N. 36, p. 294.
- KRAVARIS, C. e KANTOR, J. C., Geometric methods for nonlinear process control: 1. Background, Ind. Eng. Chem. Res., 1990, v. 29, p. 2295-2310.
- KURTZ, J. M. e HENSON, M. A., Input-output linearizing control of constrained nonlinear processes, J. Process Control, 1997, v. 7, p. 3-17.
- LEE, A. W. And HEDRICK, J. K., Dynamic systems, measurement and control, ASME J., 1994, v. 116, p. 429.
- LEE, P. L., and SULLIVAN, G. R., Generic model control (GMC), Comp. Chem. Engng., 1988, v. 12, p. 573-580.
- LI, W. C., BIEGLER, L. T., ECONOMOU, C. G. and MORARI, M., A constrained pseudo strategy for nonlinear systems, Computer and Chemical Eng., 1990, N. 14, p. 451-468.
- LJUNG, L., System identification: Theory for the user. Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey, 1987.
- LIPTAK, B. G., Instrument Engineering Handbook, vol. 2, Chilton, Philadelphia, p.813, 1970.
- NISE, N. S., Engenharia de Sistemas de Controle, LTC, Rio de Janeiro, 2002.
- MARCO, R., SEMINO, D., BRAMBILLA, A., From linear to nonlinear model predictive control: Comparison of different algorithms, Ind. Eng. Chem. Res., 1997, v.36, p. 1708-1716.
- MARCHETTI, J. L., MELLICHAMP, D. A. and SEBORG, D. E. Predictive control based on discrete convolution models. Ind. Eng. Chem. Process Des. Dev., 1983, v. 22, p. 488.
- MAURATH, P. R., MELLICHAMP, D. A. and SEBORG, D. E., Predictive controller design for single- input/single-output (SISO) systems, Ind. Eng. Chem. Research, 1988, N. 27, p. 956-963.
- MAYNE, D. Q., and MICHALSKA, H. Model predictive control of nonlinear systems, Proceeding of the American Control Conference, Massachusetts, 1991, p. 2243-2348.
- McLELLAN, P. J., HARRIS, T. J., and BACON, D. W, Error trajectory descriptions of nonlinear controllers designs, Chem. Eng. Sci., 1990, v. 45, pp. 3017-3034.

- McCULLOCH, W. S., PITTS, W, A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *Bulletim of Mathematical Biophysics*, 1943, v. 5, pp. 115-133.
- MEADOWS, E. S., HENSON M. A., EATON, J. W.e RAWLINGS, J. B, Recending horizon control and discontinuous state feedback stabilization, *Int. J. Control*, 1995, v. 62, pp. 1217-1229.
- MELlichAMP, D. A., COUGHANOER, D. R. and KOPPEL, L. B., Identification and Adaptation in Control Loops with Time-Varying Gain, *AIChE J.*, 1996, v. 12, p. 83.
- MONTANDON, A. G., 2005, "Controle Preditivo em Tempo Real com Trajetória de Referência Baseado em Modelo Neural para Reator de Neutralização", *Disseração de Mestrado*, UFU, Uberlândia.
- MOOG, C. H., Nonlinear decoupling and structure at infinity, *Mathematics of Control, Signals nad Systems*, 1988, v. 1, p. 257.
- MORSHEDI, A. M., and FITZPATRIK, C. R., A method of controlling a process combining the quadratic linear programming of optimization with dynamic matrix control, U. S. Patent Applied for, 1982.
- MORSHEDI, A. M., CUTLER, C. R., FITZPATRICK, T. J. and SKROVANEK, T. A., A method of controlling a process combining the quadratic/linear programming method of optimization with dynamic matrix control, U. S. Patent Applied for.(Applic. nº k-8838), 1982.
- NAHAS, E. P., HENSON, M. A., SEBORG, D. E., Nonlinear Internal Model Control Strategy for Neural Network Models, 1992, *Computers Chem. Eng*, v. 16, p. 1039-1057.
- OGUNNAIKE, B. A., Dynamic Matrix Control: A nonstochastic, industrial process control technique with parallels in applied statistics, 1986, *Ind. Eng. Chem. Fundam*, v. 25, p. 712.
- OGUNNAIKE, B. A., and WRIGHT, R. A., 1997, Industrial application of nonlinear control, *AIChE Symposium Series*, v. 93, p. 46-59.
- PALANKI, S. and KRAVARIS, C., Controller synthesis for time-varying systems by input/output linearization, 1997, *Comp. Chem. Engn.*, v. 21, n 7 8, p. 42.
- PIRON, E., LATRILLE,E., RENÉ, F., 1995, Application of neural network for crossflow microfiltration modeling: black-box and semi-phisical approaches, *Computers Chem. Eng.*, v. 21, p. 1021-1030.
- POTTMANN, M. and SEBORG, D. E, Identification of nonlinear processes using reciprocal multiquadratic functions, 1992, *J. Process Control*, v. 21, p. 965-980.
- PRETT, D. M and GILLETTE, R. D., Optimization and constrained multivariable control of a catalytic cracking unit, *Proceedings of the Joint Automatic Control Conference*, 1979.
- PRETT, D. M. e GARCIA, C. E., *Fundamental Process Control*, Boston, 1988.

- RAWLINGS, J. B., MEADOWS, E. S. e MUSKE, K. R., Nonlinear model predictive control: A tutorial and survey, 1994, In: Proc. IFAC Symposium on Advanced Control of Chemical Processes, Kyoto, Japan, p. 203-214.
- RICHALET, J., RAULT, A., TESTUD, J. L. e PAPON, J., Algorithmic control of industrial processes, Proceedings of the 4th IFAC Symposium on Identification and System Parameter Estimation, 1976, p. 1119-1167.
- RICHALET, J., RAULT, A., TESTUD, J. L. e PAPON, J., Model predictive heuristic control: applications to industrial process, Automatica, 1978, N. 14, p. 413-128.
- RUMELHART, D. E., HINTON, G. E., WILLIAMS, R. J., 1986, Learning representations by back propagating errors, Nature, v. 323, p. 533-536.
- RYU, J. H., KNOW, D.S., HANNAFORD, B. 2002, Stability Guaranteed Control: Time Domain Passivity Approach, IROS2002.
- SAFAVI, A. A., NOORAIL, A., ROMAGNOLI, J. A., 1999, a hybrid model formulation for a distillation column and the on-line optimization study, Journal of Process Control, v. 9, p. 125-134.
- SANTOS, L. O., AFONSO, P. A. F. N. A., CASTRO, J. A. A. M., OLIVEIRA, N. M. C., BIEGLER, T.L., On-line implementation of nonlinear MPC: an experimental case study, 2001, Control Eng. Practice, v. 9, p. 847-857.
- SEKI, H., OGAWA, M., OOHAMA, S., AKAMATSU, K., OHSHIMA, M., YANG, W., Industrial application of a nonlinear model predictive control to polymerization reactors, 2001, Control Eng. Practice, v. 9, p. 819-828.
- SISTU, P. B. e BEQUETTE, B. W., Nonlinear control of uncertain chemical processes - application to a CSTR, AIChE Journal, 1991, N. 37, p. 1711-1723.
- SILVA, C. H. F., 2007, Controle preditivo robusto linear: Restrição de estabilidade robusta e incerteza politópica na forma LMI, Tese de Doutorado, UFU, Uberlândia.
- SEBORG, D. E., THOMAS, T. F., MELLICHAMP, D. A., Process dynamics and Control, John Wiley & Sons, Second Edition, 2004.
- SEBORG, D. E., A perspective on advanced strategies for process control, Modeling, Identification and Control, 1994, v. 15, p. 179-189.
- SEBORG, D. E., EDGAR, T. F. e SHAH, S. L., Adaptive Control Strategies for Process Control: A Survey, AIChE J., 1996, v. 32, p. 881.
- SHINSKEV, F. G., Process Control System, 3d ed., McGraw Hill, 1988.
- SKOGESTAD, S. and POSTLETHWAITE, 1996, "Multivariable Feedback Control: Analysis and Design", Wiley.
- SKOGESTAD, S. and MORARI, M., The dominant time constant for distillation columns, 1987, Comp. Chem. Eng., v. 1, p. 607.

- SOUZA Jr, M. B, Redes Neurais Multicamadas Aplicadas a Modelagem e Controle de Processos Químicos., Tese de Doutorado, 1993, PEQ/Coppe/UFRJ.
- STOICA, P. et al, Model-Structure selection by cross validation”, Int. J. Control, 1986, v. 43, p. 1841-1878.
- TEXEIRA, R. A., (2003), ”Aplicação de Controlador Preditivo Não-Linear a um Reator de Policondensação”, Dissertação de Mestrado, USP, São Paulo.
- TSE, E. Y. e ATHANS, M., Adaptative stochastic control for a class of systems, IEEE Transactions on Automatic Control, 1972, N. 17, p. 38-52.
- WRIGHT, G. T., BREEDIJK, T. B. and EDGAR, T. F., On-line parameter estimation and adaptation in nonlinear model-based control, American Control Conference, Boston, 1991.
- YOU, Y., NIKOLAOU, M., Dynamic Process Modeling with Recurrent Neural Networks, AIChE Journal, 1993, v. 39, p. 1654-1667.

---

# Apêndice A

## Procedimento de Calibração

### 6.3 Introdução

A leitura dos sinais de entrada e de saída, mediante o uso dos sensores, é enviada para o microcomputador na forma de voltagem. A devida conversão é realizada através de uma calibração na qual é possível relacionar o sinal recebido com o seu respectivo valor na unidade desejada. A correta calibração dos instrumentos resulta numa leitura coerente com a realidade e influencia posteriormente na qualidade do resultado obtido.

### 6.4 Calibração dos Transmissores de Vazão

O procedimento de calibração dos transmissores de vazão foi realizado separadamente para cada corrente de entrada do reator. Inicialmente envia-se uma determinada corrente em  $mA$  para a bomba da respectiva entrada que deseja-se calibrar. Esta corrente provoca o acionamento da bomba que passa a operar em um correspondente valor de vazão. Ao passar pelo sensor, o fluido gera um sinal em voltagem que o transmissor recebe. O transmissor relaciona a medida de voltagem dada pelo sensor com o correspondente valor de vazão através da correta operação de um *display* presente no equipamento. O transmissor por meio da leitura dos pontos voltagem-vazão realiza uma regressão linear e determina a relação existente entre estas variáveis. Assim, com a curva de calibração construída é possível determinar para qualquer sinal de voltagem o respectivo valor em vazão.



A medição das vazões correspondentes a cada sinal enviado para a bomba foi realizada de forma bastante singular e prática através do uso de uma balança com saída de sinal digital. Fabricada pela BALMAK, a balança do modelo MP-2 apresenta uma saída serial NP-9 com as especificações dadas na Tabela 6.1. A capacidade máxima e a precisão da mesma é de 2,5 kg e 0,5 g respectivamente.

Tabela 6.1: Configuração da Entrada Serial da Balança BALMAK;

Especificação	Valor
Porta	COM1
Baud Rate	2400
Data Bits	8
Stop Bits	1
Flow Control	none
Parity	none

Um béquer localizado na corrente de saída do reator de neutralização e sobre a balança BALMAK tem a sua capacidade preenchida no decorrer de um determinado período. Apenas uma bomba está em funcionamento e a vazão de saída do reator é igual a vazão de entrada já que não existe acúmulo no sistema. A partir dos dados do tempo de operação do procedimento e do valor da massa presente no béquer dada pela balança juntamente com a densidade do fluido utilizado é possível avaliar o valor da vazão. Um algoritmo foi desenvolvido no *software MatLab* para realizar a leitura do sinal digital enviado pela balança. No decorrer de um período de tempo especificado, o algoritmo adquire a variação do valor da massa presente no béquer e por meio de uma regressão linear calcula a vazão da corrente desejada. A Figura 6.1 é um desenho esquemático do sistema construído e acoplado na planta piloto para realizar a aquisição de dados da balança e efetuar o procedimento de calibração dos transmissores de vazão.

É importante ressaltar que no decorrer do procedimento de determinação da vazão, o nível do tanque de armazenamento correspondente a corrente que se deseja encontrar a vazão deve ser mantido constante para evitar que a possível variação da coluna de fluido presente neste influencie na operação da bomba e mascare e verdadeiro valor da vazão.

As Figuras 6.2, 6.3 e 6.4 correspondem aos gráficos da curva de calibração dos transmissores presentes nas correntes de ácido, base e solução tampão, respectivamente. Cada ponto experimental apresentado nos gráficos corresponde a um determinado valor de corrente que a bomba operou.

Uma regressão linear dos dados obtidos fornece a relação existente entre as variáveis vazão e voltagem. As Equações 6.1, 6.2 e 6.3 é o resultado do procedimento de regressão linear aplicada ao dados referentes aos gráficos apresentados nas Figuras 6.2, 6.3 e 6.4, sendo que o ajuste obtido é igual a  $r^2 = 1,0000$ ,  $r^2 = 0,9999$  e  $r^2 = 1,0000$  para as correntes de ácido, base e solução tampão.

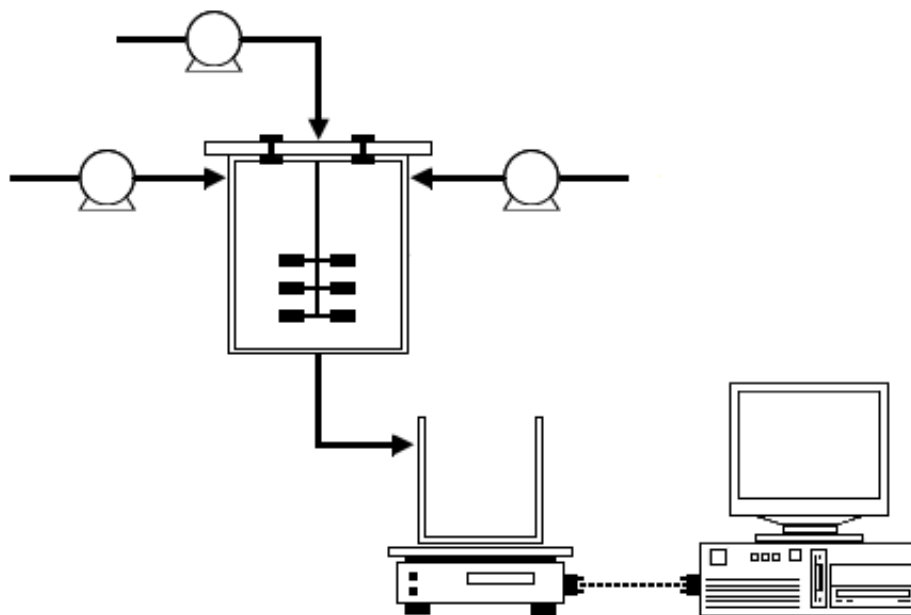


Figura 6.1: Sistema Utilizado no Procedimento de Calibração.

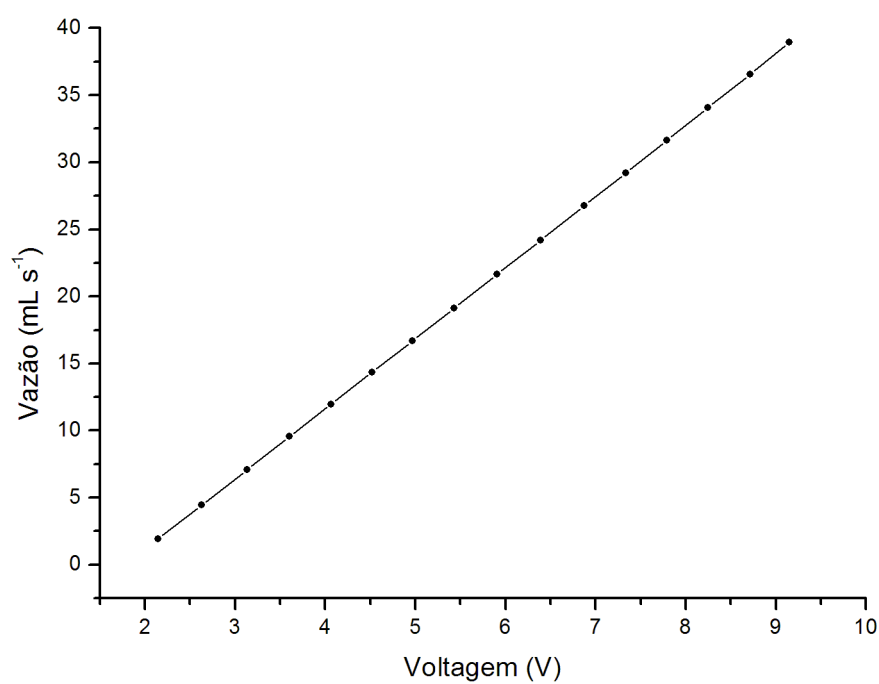


Figura 6.2: Curva de Calibração do Transmissor da Corrente de Ácido.

$$q_1 = 5,2788V_1 - 9,4776 \quad (6.1)$$

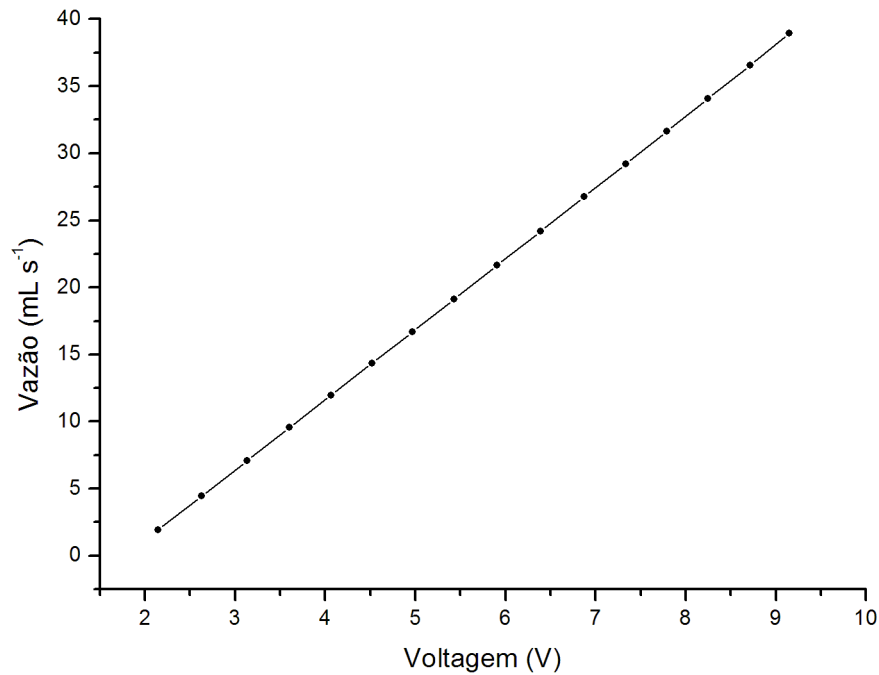


Figura 6.3: Curva de Calibração do Transmissor da Corrente de Base.

$$q_2 = 5,1761V_2 - 9,7466 \quad (6.2)$$

$$q_3 = 0,2090V_3 - 0,3845 \quad (6.3)$$

## 6.5 Calibração do Transmissor de Nível

O primeiro passo a ser realizado no procedimento de calibração do transmissor de nível é efetuar um ajuste inicial do equipamento através da seleção dos valores de *zero* e *spam*. O *zero* é ajustado para uma saída de 4 *mA* e com o nível do reator de neutralização localizado na parte superior do orifício de saída da corrente usada pelo transmissor na medida do nível. O ajuste de *spam* normalmente é feito com o reator totalmente cheio e para uma saída de 20 *mA*. Todavia, como o reator de neutralização apresenta altura máxima igual a 25 *cm* e o transmissor utilizado no procedimento deve ser empregado na leitura de alturas superiores a 50*cm*, o ajuste de *spam* realizado para a saída de 20 *mA* não foi possível. Assim, o correspondente ajuste foi realizado com o reator totalmente cheio e para uma nova saída igual 14 *mA*.

Superado os desafios iniciais de ajuste operacional, o procedimento de calibração

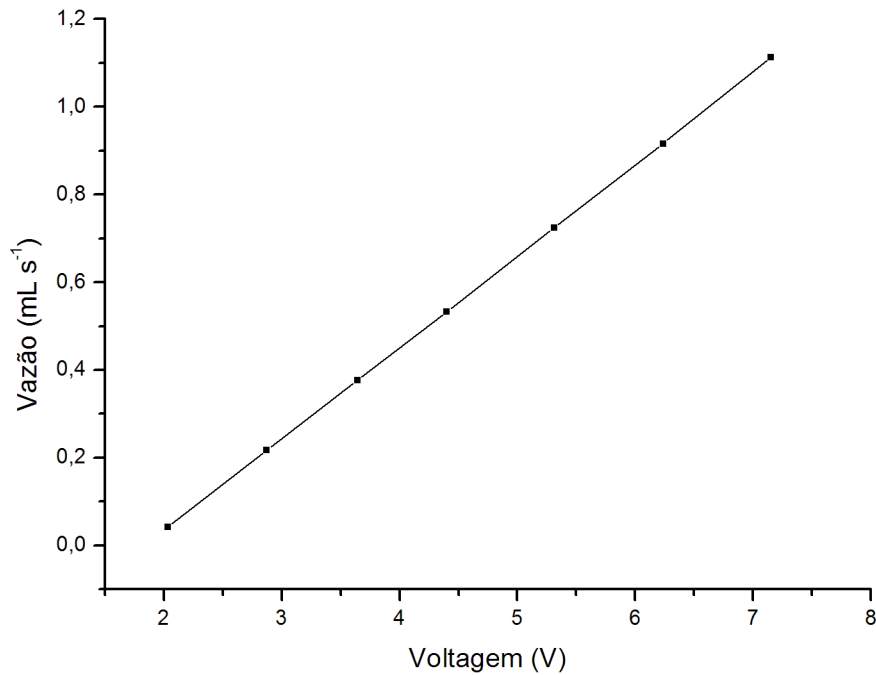


Figura 6.4: Curva de Calibração do Transmissor da Corrente de Solução Tampão.

do transmissor de nível é concretizado de forma bastante simples. Com o reator de neutralização na sua capacidade máxima de nível e através da manipulação da válvula manual localizada na corrente de saída deste, observa-se qual o valor de voltagem que corresponde a determinada altura de líquido quando o nível do reator é gradualmente abaixado. Para evitar imprecisões e eliminar quaisquer dúvidas provenientes de uma possível histerese do equipamento, realiza-se o procedimento novamente com o reator vazio e através da manipulação de uma das correntes de entrada verifica-se o valor da voltagem que corresponde a determinada altura de líquido quando o nível do reator é gradualmente elevado.

A Figura 6.5 corresponde a curva de calibração do transmissor de nível e a Equação 6.4 é o resultado de uma regressão linear entre as variáveis voltagem e nível. O ajuste alcançado é igual a  $r^2 = 1,0000$ .

$$h = 5,6306V_4 - 6,8908 \quad (6.4)$$

## 6.6 Calibração do Transmissor de $pH$

Para auxiliar no processo de calibração do transmissor de  $pH$ , diversas soluções cujo valor do  $pH$  é conhecido são preparadas. Quando o eletrodo é mergulhado em determinada solução, o mesmo gera um sinal em voltagem que corresponde a um

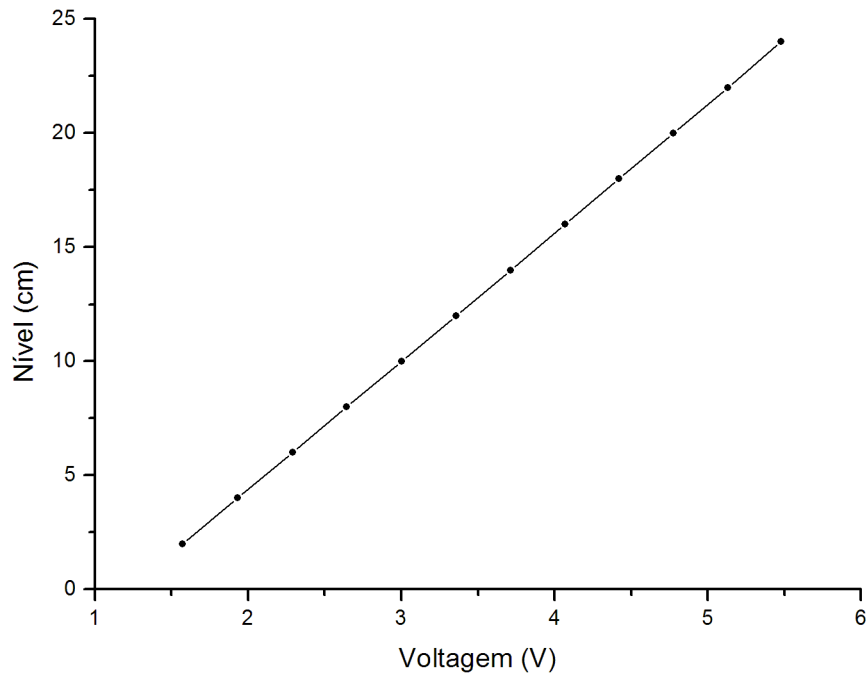
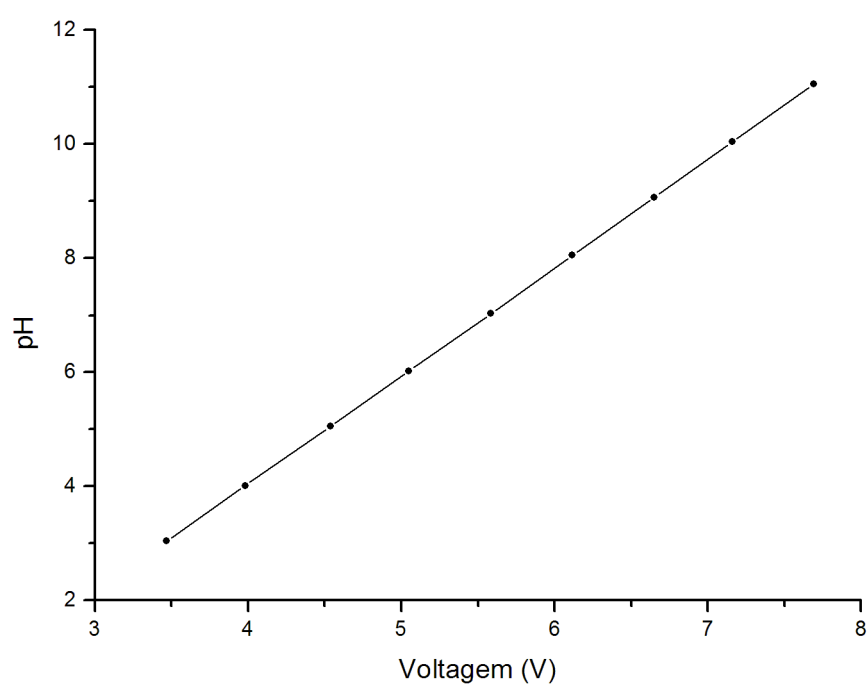


Figura 6.5: Curva de Calibração do Sensor-Transmissor de Nível do Reator de Neutralização.

valor de  $pH$ . Foram empregadas soluções com  $pH$  compreendido entre 3 e 11, e sempre que o eletrodo é retirado de uma solução para ser mergulhado em outra é realizada a sua limpeza com água destilada com o intuito de evitar a contaminação e possível propagação de impurezas de uma solução para outra.

O gráfico apresentado na Figura 6.6 é o resultado do procedimento de calibração do transmissor de  $pH$  e a relação dada pela Equação 6.5 é o resultado do processo de regressão linear dos dados obtidos. O ajuste alcançado é de  $r^2 = 1,0000$ .

$$pH = 1,8982V_5 - 3,5583 \quad (6.5)$$

Figura 6.6: Curva de Calibração do Transmissor de  $pH$ .

---

## Apêndice B

### Preparação das Soluções

#### 6.7 Introdução

O sucesso do processo de controle de  $pH$  está associado a correta preparação das soluções utilizadas na planta piloto. A falta de precisão pode acarretar no preparo de soluções com diferentes valores de concentração, o que influencia de maneira significativa no valor final do  $pH$  medido no reator de neutralização. Por se tratar de um processo não-linear, qualquer alteração das concentrações das correntes de entrada podem ocasionar uma brusca mudança no valor do  $pH$  e omitir a verdadeira realidade do processo. Todos os cálculos feitos e a metodologia empregada no preparo das soluções está descrito a seguir.

#### 6.8 Solução de Ácido

A solução de ácido utilizada no processo de neutralização é preparada a partir de ácido nítrico P.A. com as especificações descritas na Tabela 6.2. Todo o processo de preparo é feito no tanque de armazenamento que tem volume nominal igual a 200l e volume efetivo ou verdadeiro igual a 205,72l. O preparo será realizado adicionando-se um volume de 50ml de ácido nítrico dentro do tanque de armazenamento por meio do uso de uma pipeta volumétrica. Os cálculos feitos a seguir expressam o valor da concentração da solução de ácido.

$$M = \frac{n}{V_{TA}} \quad (6.6)$$

$$M = \frac{m_{HNO_3}}{PM_{HNO_3} \cdot V_{TA}} \quad (6.7)$$

$$M = \frac{\tau \cdot \rho \cdot V_{pipeta}}{PM_{HNO_3} \cdot V_{TA}} \quad (6.8)$$

$$M = \frac{0,65 \cdot 1,4 \frac{g}{ml} \cdot 50ml}{63,01 \frac{g}{gmol} \cdot 205,72 l} \quad (6.9)$$

$$M = 0,00351 M \quad (6.10)$$

Tabela 6.2: Especificações do Ácido Nítrico Usado na Solução de Ácido.

Especificação	Valor	Unidade
Fórmula Química	$HNO_3$	—
Peso Molecular	63,01	$\frac{g}{gmol}$
Pureza	65,0	%
Fabricante	QUIMEX	—
Estado Físico	Líquido	—
Densidade (25°C)	1,400	$\frac{g}{ml}$

## 6.9 Solução de Base

O preparo da solução de base é feito com hidróxido de sódio P.A. no tanque de armazenamento com volume nominal de 200l e verdadeiro de 206,40l. Os cálculos são feitos com o propósito de preparar uma solução de base com a mesma concentração da solução de ácido. Como o hidróxido de sódio empregado está na forma de sólido granulado, o objetivo dos cálculos é determinar a quantidade do mesmo que deve ser adicionada no tanque de armazenamento que resulte numa solução de base com concentração molar de 0,00351M. A Tabela 6.3 descreve as especificações do hidróxido de sódio.

$$M = \frac{n}{V_{TB}} \quad (6.11)$$

$$M = \frac{m_{NaOH}}{PM_{NaOH} \cdot V_{TB}} \quad (6.12)$$



$$0,00351 = \frac{m_{NaOH}}{40 \frac{g}{gmol} \cdot 206,40 l} \quad (6.13)$$

$$m_{NaOH} = 28,98438 g \quad (6.14)$$

Tabela 6.3: Especificações do Hidróxido de Sódio Usado na Solução de Base.

Especificação	Valor	Unidade
Fórmula Química	$NaOH$	—
Peso Molecular	40,00	$\frac{g}{gmol}$
Pureza	99,0	%
Fabricante	ISO FAR	—
Estado Físico	Sólido	—

É importante ressaltar que a adição da massa de hidróxido de sódio não pode ser feita diretamente no tanque de armazenamento, pois esta não irá dissolver-se completamente e formará um depósito no fundo do tanque. Para contornar este problema basta retirar uma determinada quantidade de água do tanque com um béquer para efetuar a dissolução do hidróxido de sódio de forma adequada. Após completa dissolução, o material contido no béquer deve ser adicionado no tanque de armazenamento para formar a solução de base na concentração desejada a ser utilizada no processo de neutralização.

## 6.10 Solução Tampão

As correntes de ácido e de base são alimentadas ao reator de neutralização a uma vazão bastante superior a vazão da corrente de solução tampão. Portanto, a concentração da solução tampão não deve ser igual a das soluções de ácido e de base, mas sim superior a estas para que o seu efeito seja notado. Obedecendo a esta hipótese e a faixa de operação do sensor localizado na corrente de tampão, estipulou-se empregar uma concentração igual a dez vezes a empregada nas soluções de ácido e de base. A partir desta adequação, os cálculos feitos a seguir demonstram a quantidade de bicarbonato de sódio P.A. que deve ser adicionado ao tanque de armazenamento para fazer o preparo a solução tampão desejada. As especificações do bicarbonato são dadas na Tabela 6.4 e o volume nominal do tanque de armazenamento é igual ao verdadeiro, que por sua vez é igual a 100,00l.

$$M = \frac{n}{V_{TT}} \quad (6.15)$$

$$M = \frac{m_{NaHCO_3}}{PM_{NaHCO_3} \cdot V_{TT}} \quad (6.16)$$

$$0,0351 = \frac{m_{NaHCO_3}}{84,01 \frac{g}{gmol} \cdot 100,00 l} \quad (6.17)$$

$$m_{NaOH} = 294.8751 g \quad (6.18)$$

Tabela 6.4: Especificações do Bicarbonato de Sódio Usado na Solução de Tampão.

Especificação	Valor	Unidade
Fórmula Química	$NaHCO_3$	—
Peso Molecular	84,01	$\frac{g}{gmol}$
Pureza	99,7	%
Fabricante	VETEC	—
Estado Físico	Sólido	—

Os mesmos cuidados tomados no preparo da solução de base em relação a dissolução do sólido devem ser aplicados para a preparação da solução de tampão.