



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA QUÍMICA

VICTOR SANTANA RAMOS

**CONTROLE PREDITIVO BASEADO EM MODELO LINEAR APLICADO EM
PROTÓTIPO EXPERIMENTAL DE REFRIGERAÇÃO**

CAMPINAS

2021

VICTOR SANTANA RAMOS

CONTROLE PREDITIVO BASEADO EM MODELO LINEAR APLICADO EM
PROTÓTIPO EXPERIMENTAL DE REFRIGERAÇÃO

*Tese apresentada à Faculdade de Engenharia
Química da Universidade Estadual de Campinas
como parte dos requisitos para obtenção do título de
Doutor em Engenharia Química.*

Orientador: Prof. Dr. Flávio Vasconcelos da Silva

ESTE EXEMPLAR CORRESPONDE A VERSÃO
FINAL DA TESE DEFENDIDA PELO ALUNO
VICTOR SANTANA RAMOS E ORIENTADA
PELO PROF. DR. FLÁVIO VASCONCELOS DA
SILVA

CAMPINAS

2021

Ficha catalográfica
Universidade Estadual de Campinas
Biblioteca da Área de Engenharia e Arquitetura
Rose Meire da Silva - CRB 8/5974

R147c Ramos, Victor Santana, 1981-
Controle preditivo baseado em modelo linear aplicado em protótipo experimental de refrigeração / Victor Santana Ramos. – Campinas, SP : [s.n.], 2021.

Orientador: Flávio Vasconcelos da Silva.
Tese (doutorado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Química.

1. Controle de processos químicos - Automação. 2. Controle preditivo. 3. Refrigeração. 4. Modelagem de processos. I. Silva, Flávio Vasconcelos da, 1971-. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Química. III. Título.

Informações para Biblioteca Digital

Título em outro idioma: Predictive control based on linear model applied to an experimental refrigeration prototype

Palavras-chave em inglês:

Chemical process control - Automation

Predictive control

Refrigeration

Process Modeling

Área de concentração: Engenharia Química

Titulação: Doutor em Engenharia Química

Banca examinadora:

Flávio Vasconcelos da Silva [Orientador]

Jones Erni Schmitz

Maurício de Melo Freire Figueiredo

Viktor Oswaldo Cardenas Concha

Marlei Roling Scariot

Data de defesa: 25-11-2021

Programa de Pós-Graduação: Engenharia Química

Identificação e informações acadêmicas do(a) aluno(a)

- ORCID do autor: <https://orcid.org/0000-0002-5129-5537>

- Currículo Lattes do autor: <http://lattes.cnpq.br/0419561926689242>

Folha de Aprovação da Defesa de Tese de Doutorado defendida por **VICTOR SANTANA RAMOS** aprovada em 25 de novembro de 2021 pela banca examinadora constituída pelos seguintes doutores:

Prof. Dr. Flavio Vasconcelos da Silva - Presidente e Orientador
FEQ/UNICAMP
Videoconferência

Dr. Jones Erni Schmitz
(Universidade Tecnológica Federal do Paraná)
Videoconferência

Dr. Maurício de Melo Freire Figueiredo
(Unicamp - Universidade Estadual de Campinas Videoconferência)

Dr. Viktor Oswaldo Cardenas Concha
UNIFESP - Campus Diadema
Videoconferência

Dra. Marlei Roling Scariot
Universidade Federal de Integração Latino Americana
Videoconferência

ATA da dissertação com as respectivas assinaturas dos membros encontra-se no SIGA/Sistema de Fluxo de Dissertação / Tese e na Secretaria do Programa da Unidade.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer em primeiro lugar a Deus e a minha família, em especial para minha mãe Valdete, pela criação, amor, educação e condições de fazer com que eu ingressasse no ensino superior e para o meu irmão Tarcísio, pela amizade, ajuda fundamental na minha preparação para o vestibular, e dicas em como me manter na universidade e em educação financeira.

Gostaria de agradecer também ao meu orientador Prof. Dr. Flávio Vasconcelos da Silva pela oportunidade de trabalho que me foi dada, e pelas dicas, ajudas, espaço, materiais etc. que têm me dado desde então para me ajudar na minha formação como professor. Gostaria de agradecer também aos técnicos Marcos Estevom da FEQ e Carlos Parreira da FEA pela ajuda fundamental no projeto e montagem do protótipo experimental que utilizei para o desenvolvimento deste trabalho.

Agradeço também ao corpo docente da Faculdade de Engenharia Química pelo conhecimento passado durante minha graduação, em especial aos professores Ana Frattini Filleti, Roger Zemp, Antônio Luz Lisboa e José Vicente D'Angelo pela contribuição na participação em bancas, dicas, e em disciplinas ministradas na pós-graduação, e para o professor Osvaldir Pereira Taranto pela orientação em minha iniciação científica.

Aos meus grandes amigos Rafael Barbosa, Bruno Valente, Tarcísio Dantas e Bruno Lopes pela amizade e todos os momentos que passamos juntos desde minha vinda a Campinas. Aos colegas de laboratório Breno, Carlos, Rejane, Darlan, Brunno, Rafael Sêncio e Raphael Ribeiro e aos colegas de academia Diogo, Eduardo Pardin, Eduardo Rebelo, Wilson e Rodrigo Ignatti.

O presente trabalho foi realizado com o apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), bolsa processo nº 164900/2015-2.

RESUMO

Os sistemas de refrigeração industrial são processos constituídos de muitas variáveis interligadas e com dinâmica não linear, neste tipo de processo costuma-se utilizar estratégia de controle clássica, com controlador do tipo *on-off* ou por realimentação (P, PI ou PID). No entanto, estes processos podem ser controlados com um melhor desempenho utilizando-se controladores avançados, podendo estes serem preditivos ou adaptativos ou ainda uma combinação de ambos. Logo, de modo a apresentar uma alternativa para o controle destes sistemas este trabalho teve como objetivo principal o projeto de um controlador preditivo, que utiliza funções ortonormais de Laguerre para o cálculo dos sinais enviados as entradas, e um modelo linear de predição com horizonte infinito. Como variável controlada foi considerada a temperatura da linha de propilenoglicol que sai do evaporador, e como variáveis manipuladas foram consideradas a frequência de rotação do compressor, frequência de rotação da bomba do evaporador e frequência de rotação da bomba do condensador, como distúrbio foi considerado a variação da carga térmica. No controle servo alcançou-se mudanças positivas do valor de referência de no máximo 6 °C em relação ao ponto operacional, já no caso de mudanças abaixo do valor de referência conseguiu-se uma redução de até 2 °C. Houve sobressinal de no máximo 26% na resposta da variável controlada, e comportamento suave do sinal enviado aos atuadores. Maiores faixas no aumento e redução do *set point* não foram alcançadas devido às limitações físicas do processo. No controle regulatório conseguiu-se rejeitar distúrbios na carga térmica de até $\pm 10\%$ em relação ao valor considerado no ponto operacional, a variável controlada retornou ao valor de referência considerado sem apresentar sobressinal, com as variáveis manipuladas apresentando comportamento suave nos seus sinais como observado no problema servo. Em relação aos parâmetros de sintonia do controlador preditivo conclui-se que a resposta em malha fechada pode ser melhorada através de uma redução no fator de escala e número de termos das funções ortonormais de Laguerre, sendo que nessa última mudança conseguiu-se reduzir em 29,3% o parâmetro ISE da resposta da variável controlada, e reduzir-se em 29,8%, 28,7% e 29,9% os esforços de controle do compressor, bomba do evaporador e bomba do condensador respectivamente. Assim, os resultados permitiram concluir que é possível controlar com um bom desempenho um sistema experimental de refrigeração, de natureza não linear e com múltiplas variáveis ligadas entre si, utilizando-se de um controlador preditivo baseado em modelo de predição linear com funções de Laguerre em seu algoritmo.

Palavras chave: refrigeração, controle preditivo, identificação de sistemas, modelagem empírica.

ABSTRACT

Industrial refrigeration systems are processes made up of many interconnected variables and with non-linear dynamics. In this type of process, which are processes made up of many interconnected variables and with nonlinear dynamics, usually is used a classic control strategy, with an on-off or feedback controller (P, PI or PID). However, these processes can be controlled with better performance using advanced controllers. Therefore, in order to present an alternative for the control of these systems, this work had as main objective the design of a predictive controller, which uses Laguerre's orthonormal functions to calculate the signals sent to the inputs, and a linear prediction model with infinite horizon. The temperature of the propylene glycol line leaving the evaporator was considered as the controlled variable, and the compressor rotation frequency, the evaporator pump rotation frequency and the condenser pump rotation frequency were considered as manipulated variables, and the thermal load variation as a disturbance. The results showed that in the servo control, positive changes in the reference value of about 6 °C were achieved in relation to the operational point, in the case of changes below the reference value, a reduction of a maximum of 2 °C was achieved. There was a maximum of 26% in the response of the controlled variable, and smooth behavior of the signal sent to the actuators, without the presence of spikes or sudden changes. Greater ranges in increasing and reducing the set point were not achieved due to physical limitations of the process. In the regulatory control, it was possible to reject disturbances in the thermal load of about $\pm 10\%$ in relation to the one adopted at the operational point, the controlled variable returned to the reference value considered practically without showing overshoot or undershoot, with the manipulated variables showing smooth behavior in their signals as observed in the servo problem. In relation to the tuning parameters of the predictive controller, it is concluded that the closed loop response can be improved through a reduction in the scale factor and number of terms in Laguerre's orthonormal functions, and in this last change it was reduced by 29,3% the ISE parameter of the response of the controlled variable, and reducing the control efforts of the compressor, evaporator pump and condenser pump respectively by 29,8%, 28,7% and 29,9%. Thus, the results allowed us to conclude that it is possible to control with good performance an experimental refrigeration system, with non-linear nature and multiple variables linked together, using a predictive controller based on a linear prediction model with Laguerre functions in your algorithm.

Keywords: refrigeration, predictive control, systems identification, modeling.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	10
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	13
2.1 Hipótese.....	22
2.2 Etapas	22
3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	23
3.1 Ciclos de Refrigeração por Compressão a Vapor	23
3.2 Controle Preditivo Baseado em Modelo.....	26
4. MATERIAL E MÉTODOS	32
4.1 Protótipo Experimental.....	32
4.2 Definição do Regime Permanente.....	38
4.3 Análise de Linearidade	39
4.4 Modelo Matemático Representativo do Processo.....	41
4.5 Controle Preditivo Baseado em Modelo (MPC).....	43
4.5.1 Abordagem Clássica	43
4.5.2 MPC Discreto Utilizando Funções de Laguerre (DMPC)	46
4.5.3 Laguerre MPC com Restrições	52
4.5.4 Estabilidade da Malha Fechada.....	53
4.5.5 Extensão para Sistemas com Múltiplas Entradas e Múltiplas Saídas.....	54
4.6 Critérios de Desempenho do Controlador	56
4.7 Estrutura do Controlador no Matlab	56
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	59

5.1 Adequação do Protótipo Experimental.....	59
5.2 Programa Supervisório	65
5.3 Obtenção do Regime Permanente	68
5.4 Análise de Linearidade	70
5.5 Modelo Matemático Empírico do Processo.....	72
5.6 Controle Servo	75
5.7 Controle Regulatório	83
5.8 Avaliação da Mudança do Peso dos Incrementos (R).....	85
5.9 Avaliação da Mudança do Fator de Escala da Função de Laguerre (a)	92
5.10 Avaliação da Mudança do Número de Termos da Função de Laguerre (N)	97
6. CONCLUSÕES.....	104
7. SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS.....	106
8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	107
9. ANEXOS	111
A.I Programa Ladder.....	111
A.II Comunicação Indusoft Web Studio e CLP	118
A.III Programa do Controlador (Off-line).....	120
A.IV Programa do Controlador (On-line)	121
A.V Funções Utilizadas nos Programas do Controlador.....	122

1. INTRODUÇÃO

Nos últimos anos o esforço para manter-se um desempenho operacional satisfatório em processos industriais é cada vez maior. Tal dificuldade é devida a elevada competitividade existente no mercado, leis ambientais, procedimentos de segurança e mudanças na economia mundial. Ressaltam-se ainda que as plantas modernas possuem grande complexidade e elevada integração entre as variáveis (composições, vazões, pressões e temperaturas), logo, neste tipo de processo há uma grande dificuldade em prevenir distúrbios que se propagam entre unidades interligadas. Assim, o projeto e implementação de um controlador automático de processos, de modo a manter as variáveis do processo nas condições de projeto, obedecendo a restrições ambientais e de segurança, torna-se cada vez mais necessário e indispensável (SEBORG et al., 2011).

Entre os processos industriais com comportamento complexo encontram-se os sistemas de refrigeração, estes podem ser encontrados em indústrias químicas, petroquímicas, farmacêuticas, e de alimentos. A refrigeração é uma tecnologia indispensável para a humanidade atualmente, pois a partir do seu desenvolvimento foi possível armazenar alimentos perecíveis, trazendo como consequências um aumento do seu tempo de vida útil, e ainda redução do seu desperdício. No entanto, apesar da grande utilização de sistemas de refrigeração na indústria, o domínio das etapas de projeto e também de operação de plantas de refrigeração não é comum, pois cada sistema de refrigeração utilizado na indústria é único, tornando difícil a generalização, logo, existem muitos sistemas operando fora de sua condição de eficiência máxima, ou seja, geralmente ocorre desperdício de energia. Como consequência, há uma grande demanda pelo emprego de estratégias, entre estas o controle automático do processo, que visam reduzir a utilização da energia e reduzir seu custo na refrigeração industrial (MANSKE et al., 2001).

Os controladores mais usados convencionalmente são do tipo *on-off*, proporcional (P), proporcional-integral (PI) e proporcional-integral-derivativo (PID). Em sistemas de refrigeração industrial a técnica mais utilizada tradicionalmente para o controle das variáveis de interesse é o controle tipo *on-off*, entretanto esta estratégia de controle possui a desvantagem de provocar picos nas variáveis manipuladas durante os estados de transição, ou seja, tal técnica proporciona um desgaste prematuro de compressores e bombas, e leva ainda a um aumento no consumo da energia elétrica (FRANCO, 2012).

Como exemplo, em refrigeradores domésticos e utilizados em supermercados o controle do evaporador possui papel chave na obtenção de um alto desempenho, tal controle é

realizado através de manipulação da abertura da válvula de expansão, de modo a manter o superaquecimento na faixa recomendada de 4 K a 7 K e alcançar a máxima entalpia específica de vaporização (NANAYAKKARA et al., 2002).

No entanto, os controladores tradicionais possuem atuação limitada em sistemas de refrigeração, pois são projetados para o controle de uma única malha (SISO), incluem-se também incertezas nos parâmetros do sistema, atrasos de resposta (tempo morto) e pontos limitados de operação, o que pode levar a uma redução da eficiência do sistema. Para o controle de processos industriais complexos pode-se utilizar controladores preditivos baseados em um modelo matemático do processo (MPC), cuja utilização se deu com maior ênfase a partir do final dos anos 70, a partir do desenvolvimento do controlador preditivo DMC (*Dynamic Matrix Control*) pela petrolífera Shell (QIN et al., 2003).

Os controladores preditivos possuem como maior vantagem em relação a utilização de controladores convencionais por realimentação o fato de poder lidar com sistemas com variáveis múltiplas, ou seja, pode-se controlar diversas variáveis de saída utilizando diversas variáveis de entrada, e ainda o fato de os limites físicos (restrições) das variáveis do processo poderem ser analisados de maneira explícita no algoritmo do controlador. A parte mais importante de um controlador preditivo é o modelo matemático representativo do processo, podendo este ser do tipo linear, representado através de funções de transferência ou modelo espaço de estados, ou ainda do tipo não linear, representado por redes neurais artificiais, lógica *Fuzzy*, entre outros.

Os controladores preditivos lineares possuem a vantagem de implementação mais rápida e simples, e demandam pouca carga computacional devido a resolução de um problema de otimização linear, além disso, basta a realização de poucos experimentos em regiões próximas ao ponto operacional para obtenção do modelo matemático. Já os controladores não lineares possuem implementação mais complexa devido a necessidade de resolução de um problema de otimização não linear, que demandam alta carga computacional, além disso, a obtenção do modelo matemático exige experimentos longos e mais perigosos, devido a necessidade de se colher dados em regiões distantes do ponto operacional do processo.

Logo, este trabalho tem como objetivo principal o projeto de um controlador preditivo linear para aplicação em um protótipo experimental de refrigeração. O controlador utilizado possui o diferencial de possuir funções ortonormais de Laguerre em sua formulação matemática em comparação a um controlador preditivo clássico, tal característica proporciona entre outras coisas uma menor carga computacional e evita problemas de mau condicionamento numérico.

Encontrou-se na literatura um bom desempenho no controle de diversas aplicações utilizando este tipo controlador, como no controle de conversores DC-DC (SAEED et al., 2021), manipuladores robóticos (PINHEIRO et al., 2021), rastreamento do caminho de veículos elétricos (ZHANG et al., 2019), sistemas caldeira-turbina (LIU et al., 2018), reatores Van de Vusse (JAIN et al., 2018), e sistemas de energia (ZHENG et al., 2017), que possuem características similares aos sistema de refrigeração utilizado nesse trabalho, como a presença de variáveis múltiplas e comportamento não linear. Além disso, não encontrou-se também na literatura nenhuma aplicação deste tipo de controlador em sistemas de refrigeração.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Esta seção contém um breve resumo sobre o conteúdo das referências que de alguma maneira foram relevantes para o desenvolvimento deste trabalho. Assim, separou-se primeiramente o resumo das referências que abordavam a modelagem matemática e técnicas de controle utilizadas em sistemas de refrigeração, e em seguida, as referências que tratavam exclusivamente sobre o emprego de controladores preditivos, aplicados em sistemas de refrigeração e outros processos.

MANSKE et al. (2001) desenvolveram a modelagem matemática de um sistema de refrigeração industrial, sendo que este modelo foi utilizado como ferramenta para avaliar um projeto alternativo do sistema e para elaboração de estratégias de operação que levam a uma otimização do desempenho do sistema. Os resultados encontrados pelos autores permitiram a conclusão de que o controle da pressão de condensação, o controle dos ventiladores do condensador, e as dimensões do condensador possuem relação entre si e significância no consumo total de energia elétrica em sistemas de refrigeração que se utilizam de condensadores evaporativos para rejeição de calor. Os autores chegaram à conclusão também que a pressão de condensação possui dependência linear com a temperatura de bulbo úmido do ar exterior. Pode-se ainda de acordo com os autores obter uma redução de 11% do consumo anual de energia da planta através das estratégias de controle sugeridas, estes chegaram a esta conclusão através de resultados obtidos pela realização de simulação do sistema.

NAVARRO-ESBRÍ et al. (2007) desenvolveram o modelo de um sistema de refrigeração que possui compressor com velocidade variável através da utilização de redes neurais artificiais. As variáveis de entrada da rede foram selecionadas de forma a serem facilmente encontradas em sistemas de refrigeração comerciais ou industriais, estas foram à temperatura da corrente de entrada da água no condensador, temperatura da corrente de entrada da água no *chiller*, temperatura da corrente de saída do refrigerante do evaporador e velocidade de rotação do compressor, como saída da rede foram consideradas variáveis que indicam bem o desempenho do sistema, estas foram a carga térmica, consumo de energia pelo compressor e temperatura da corrente de saída do *chiller*. Uma parte dos dados obtidos da planta foi utilizada para o treinamento da rede e outra parte dos dados foi utilizada para validação da rede proposta. Os resultados encontrados pelos autores permitiram a conclusão de que a rede proposta foi capaz de produzir um modelo que realiza a predição do desempenho da planta de refrigeração com ótima precisão, concluíram também que o modelo proposto pode ser utilizado para futuras

pesquisas em otimização do consumo de energia e também para diagnóstico e detecção de falhas em sistemas que operam com compressores de velocidade variável.

ZHAO et al. (2010) propuseram uma modelagem híbrida no regime permanente e análise de um sistema de resfriamento de água (*chiller*) cujo compressor é do tipo parafuso com economizador, tal modelo consistia na junção de dois modelos, um corresponde ao modelo matemático do compressor expresso em polinômios representativos de redes neurais artificiais, o outro corresponde ao modelo matemático dos outros componentes do ciclo, baseados em leis de conservação de massa e energia aplicados no sistema de refrigeração. O modelo desenvolvido para o compressor foi capaz de prever operações com carga total (*full load*) e carga parcial (*part load*), e com o ciclo operando na ausência ou presença do economizador, os resultados mostraram boa concordância entre os dados preditos pelo modelo e os dados fornecidos pelo fabricante do compressor. O modelo proposto do *chiller* também apresentou boa concordância com dados experimentais retirados do sistema operando nos modos com e sem economizador. Os autores concluíram ainda que a estratégia proposta pode ser utilizada para melhorar a eficiência energética em sistemas de refrigeração que operam com carga parcial do compressor.

DANTAS (2017) realizou em seu trabalho uma identificação de processos estocástica, aplicada em um sistema experimental de refrigeração por compressão de vapor. O autor visou obter modelos do tipo ARMAX do superaquecimento no evaporador, temperatura de condensação e temperatura de evaporação, que são variáveis importantes e características de sistemas de refrigeração. O autor notou em seus experimentos um sistema com comportamento variante no tempo, e com isso, realizou novamente identificação de processos visando obter modelos ARMAX variantes no tempo, e ainda, devido à natureza não-linear de sistemas de refrigeração, obteve também modelos do tipo NARMAX. O autor concluiu que os modelos gerados representaram muito bem o processo, mesmo em situações que houve um ruído excessivo nos sinais fornecidos pelos sensores, o autor concluiu ainda que o método aplicado é relativamente simples, demandando poucos experimentos, e também que os modelos gerados possuem uma representação matemática clara, podendo ser extrapolados facilmente para algoritmos de controladores preditivos estocásticos.

PICHÉ et al. (2000) apresentaram em seu trabalho o desenvolvimento de um controlador MPC não-linear, utilizando para tal combinação de um modelo não-linear no regime permanente e um modelo linear dinâmico. Sendo que o modelo não-linear foi obtido utilizando-se redes neurais artificiais no histórico dos dados experimentais do reator, já o modelo linear foi obtido através da resposta do processo frente a perturbações de grau nas

variáveis manipuladas em malha aberta. O autor aplicou o controlador desenvolvido em dois casos, primeiro em um reator CSTR com reações consecutivas, e em seguida em um reator de polimerização, ambos os casos possuem dinâmicas não-lineares, evidenciadas pela mudança dos ganhos no regime permanente conforme mudam-se os pontos de operação. Como resultado os autores encontram um desempenho satisfatório do controlador em ambas as aplicações, pois o controlador levou os sistemas novamente ao *set point* frente a distúrbios provocados nos reatores, e levou as variáveis controladas a novos valores frente a mudanças no *set point*. Os autores ressaltam ainda que seu controlador obteve bom desempenho ao ser aplicado em indústrias de papel e celulose, refinarias e indústrias de alimentos, e recomendam assim a utilização deste para o controle de sistemas com dinâmica não-linear, que possuem múltiplas entradas e saídas (MIMO) e ainda com presença de restrições, que são processos tipicamente difíceis de controlar.

YU e GOMM (2003) implementaram um controlador preditivo baseado em modelo via redes neurais em um reator químico com múltiplas variáveis em escala de laboratório, tal reator continha características comuns encontradas em sistemas industriais, entre tais podem-se citar a dinâmica não-linear, efeitos de ligações entre as variáveis e ausência de modelo matemático representativo do processo. As variáveis controladas no reator eram a temperatura, o pH e a quantidade de oxigênio dissolvido no meio, as variáveis manipuladas eram a vazão de ar, vazão de hidróxido de amônio e vazão de ácido acético fornecidas ao reator. O modelo neural representativo do processo foi elaborado combinando-se em paralelo subsistemas de múltiplas-entradas/única-saída (MISO). Para efeito de comparação os autores implementaram três controladores PID para o controle de cada variável de interesse e chegaram à conclusão de que o controle da temperatura e do pH utilizando-se de controladores PID não possui desempenho ruim em comparação ao controlador preditivo com modelagem neural, entretanto, para o controle da quantidade de oxigênio dissolvido no meio o controlador PID mostrou-se inadequado, pois além de não manter a variável controlada no *set point* frente aos distúrbios proporcionou também variações bruscas na variável manipulada, os autores justificam tal comportamento devido a dinâmica não-linear da quantidade de oxigênio dissolvido no reator, ou seja, sistemas com dinâmicas não-lineares podem ser controlados com a metodologia proposta.

MUNIZ (2004) desenvolveu um controlador preditivo e adaptativo baseado em modelo neural aplicado em um reator de pirólise operando em regime semi-batelada. O controlador projetado tinha como objetivo o controle da temperatura interna do reator, para representar o modelo do processo o autor utilizou uma rede neural multicamada recursiva, esta

fornecia como saída o valor da temperatura do reator através de um horizonte de predição pré-definido, de posse deste valor estimava-se a entrada do processo (sinal de controle) via minimização de uma função objetivo. O autor notou, no entanto, a presença de um desvio permanente (*offset*) na variável controlada no regime permanente. Segundo o autor o erro que ocorre no regime permanente deve-se ao fato de que a rede treinada de maneira *off-line* não era capaz de representar adequadamente a dinâmica do processo no estado estacionário, como forma de contornar este problema o autor realizou uma nova estratégia de controle, realizando o treinamento da rede de forma *on-line*, desta forma os pesos da rede eram atualizados, e com isso o controlador adaptou-se as novas condições do processo, o desempenho obtido após modificar a estratégia foi satisfatório, pois não houve *overshoots* significativos e eliminou-se o *offset* existente com o primeiro controlador adotado.

FUJIKI (2009) desenvolveu um controlador digital baseado em modelo neural e um otimizador de uma planilha eletrônica. O controlador projetado tinha como objetivo o controle da temperatura interna de tanque utilizado para precipitação de bromelina. A autora utilizou-se dos dados experimentais obtidos do tanque para treinamento de uma rede neural através da utilização do software *Matlab*, de forma a obter o modelo *black-box* representativo do processo, sendo que o algoritmo de treinamento utilizado para o treinamento da rede era o de *Levenberg-Marquardt*. Com os pesos e bias obtidos após o treinamento da rede a autora implementou as equações algébricas do modelo neural no *software Excel*, neste mesmo *software* utilizou-se da ferramenta *Solver*, com as devidas restrições das variáveis, de modo a minimizar o erro quadrático existente entre o valor atual da variável controlada e o valor de referência (*set point*), obtendo-se assim um controlador preditivo alternativo. Os resultados obtidos mostraram que o controlador desenvolvido foi capaz de manter a temperatura do meio ao redor do *set point*.

MARCHETTI et al. (2014) realizou a integração de um controlador preditivo baseado em modelo (MPC) com uma otimização em tempo real (RTO). Onde o otimizador em tempo real calculava o ponto operacional ótimo do processo, utilizando-se de um modelo não linear da planta, enquanto o controlador preditivo implementava na prática o ponto operacional considerado, utilizando-se de um modelo linear do processo. Segundo os autores a estratégia geralmente é dividida em duas etapas, na primeira foca-se em atingir o um alvo em regime permanente através de otimização (SSTO), em seguida o controlador MPC atua como um regulador dinâmico (problema regulatório). Assim, o trabalho consistiu em avaliar a integração de RTO com MPC na rejeição de distúrbios, utilizando-se de três estudos de caso diferentes na otimização e perturbações aplicadas. Tal estudo permitiu aos autores concluir em que tipo de

cenário a estratégia implementada pode trazer ganhos satisfatórios ou situações em que a estratégia adotada não resulta em ganhos relevantes.

CAPRON et al. (2015) utilizou uma combinação entre o Regulador Quadrático Linear (LQR) e o Controlador Preditivo Baseado em Modelo (MPC) aplicada em sistemas de processos industriais, com o objetivo de controlar-se a zona das saídas e as metas econômicas das entradas, sendo as entradas e os movimentos das entradas sujeitos a restrições. Na estratégia proposta pelos autores as saídas do sistema foram controladas através do controlador por realimentação de estados LQR e os valores das referências da variável de saída foram manipulados pelo controlador MPC, impondo restrições na entrada e metas de entrada. O controlador apresentado teve seu desempenho avaliado através da simulação do controle de uma coluna debutanizadora industrial, e apresentou um desempenho satisfatório segundo os autores, apresentando boa convergência e estabilidade em malha fechada do processo estudado.

BUSTOS et al. (2016) propôs um controlador preditivo baseado em modelo (MPC) linear, utilizando-se de um simulador para realizar novas identificações em malha fechada de um processo de polimerização não linear. A proposta tinha o objetivo de resolver os conflitos da excitação persistente do sistema (identificação do sistema) e o controle em tempo real. Os resultados encontrados pelos autores demonstraram robustez do controlador em realizar as novas identificações em malha fechada, e mostraram que o controlador pode ser aplicado em um sistema não linear qualquer para gerar um conjunto de dados de entrada e saída não relacionados, mesmo quando o processo é submetido a mudanças em seu ponto operacional. A garantia de estabilidade é também segundo os autores um dos benefícios em utilizar-se tal controlador para esta finalidade.

D'JORGE et al. (2017) implementaram uma estratégia de controle preditivo de modelo baseado em gradiente (MPC), com o objetivo de reduzir-se a alta demanda computacional originada como consequência de uma otimização econômica em tempo real (RTO). A estratégia principal do trabalho consistiu em calcular uma solução sub-ótima, resultante da combinação de uma solução viável e a solução de um problema linear. Os autores utilizaram-se de uma simulação para representar diferentes cenários e mostrar os principais benefícios de utilizar-se tal estratégia, os resultados obtidos mostraram uma boa convergência em malhada fechada e que o controlador proposto foi capaz de levar o sistema a uma operação econômica ideal.

ZHENG et al. (2017) propuseram em seu trabalho um esquema distribuído de MPC-LFC com funções de Laguerre em tempo discreto, de modo a melhorar o desempenho do controle da regulação de frequência em sistemas de energia. Segundo os autores a maior

contribuição do artigo reside no desenvolvimento de formulações sistemáticas e expressões matemáticas do problema distribuído MPC-LFC, incluindo transformações da trajetória de estado prevista, função de custo e diferentes tipos de restrições na forma baseada em Laguerre, usando um modelo de espaço de estados aumentado da área de controle distribuído. Caso de estudo foram realizados em um sistema hidrotermal de duas áreas e um sistema térmico clássico de três áreas usando o MPC proposto, e comparativos incluindo PID distribuído, MPC centralizado e MPC descentralizado. Os resultados das simulações indicaram a eficácia do MPC-LFC distribuído proposto e validaram sua superioridade sobre os métodos comparativos, nos aspectos de amortecimento de oscilações, tratamento de restrições e viabilidade de otimização online.

CAPRON et al. (2018) propuseram uma estratégia para o controle de sistemas que possuem saídas estáveis e instáveis, utilizando para tal finalidade uma combinação entre o Regulador Quadrático Linear (LQR), responsável pelo controle das variáveis de saída do sistema, e o Controlador Preditivo Baseado em Modelo (MPC), que era responsável pelo fornecimento dos valores de referência para o controlador LQR, de modo a manter as variáveis controladas em zonas bem definidas, e respeitando-se as restrições das entradas. Os autores testaram o desempenho do controlador proposto via realização de uma simulação de um processo industrial de ordem baixa, uma coluna debutanizadora. Os resultados apresentados pelos autores comprovaram o bom desempenho do controlador em malha fechada, pois mostraram que foi possível alcançar a referência da variável controlada de maneira estável, mesmo com o sistema sendo sujeito a imposição de restrições rígidas nas entradas, em um processo caracterizado por possuir incertezas em seu modelo.

SAEED et al. (2018) implementou um controlador preditivo baseado em modelo utilizando funções de Laguerre, com o objetivo de reduzir a elevada carga computacional encontrada em sistemas que demandam amostragem rápida, como consequência da resolução do problema de otimização. Os autores aplicaram o controlador em um conversor DC-DC de ponte completa de deslocamento de fase (PSFB), que consiste em um sistema de entrada única e saída única (SISO), onde a tensão de saída é a variável controlada. Os resultados obtidos mostraram que dependendo dos parâmetros de Laguerre considerados pode-se realmente obter uma malha fechada que resulta uma menor carga computacional, facilitando como consequência o processo de conversão de frequência.

ZHANG et al. (2019) desenvolveram um controlador MPC utilizando funções de Laguerre com peso exponencial para o rastreamento de caminho de veículos elétricos. Os resultados alcançados permitiram aos autores concluir que o controlador proposto reduz

significativamente a complexidade computacional, no entanto, sem sacrificar o desempenho do controle de rastreamento de caminho, sendo que a dimensão da matriz de parâmetros de controle de otimização é reduzida de 37 para 5, ainda houve uma redução de 95,11% do mal condicionamento. Além disso, o método proposto forneceu parametrização, que é fundamental para ajustar desempenho do controle de rastreamento de caminho online para diversas condições de condução. Segundo os autores ainda o controle de rastreamento de caminho adaptável deve ser desenvolvido em trabalhos futuros.

NANAYAKKARA et al. (2002) realizaram o design da arquitetura de redes neurais dinâmicas para o controle do evaporador em uma planta de refrigeração cujo refrigerante é a amônia. O objetivo principal segundo os autores era obter o controle do fluxo de calor do evaporador e da temperatura de saída do fluido secundário através da manipulação da vazão do fluido refrigerante e da vazão do fluido secundário do evaporador, de modo a manter o superaquecimento na faixa de 4 a 7 K. A rede proposta foi validada através de dados experimentais da planta citada e foi capaz de realizar o controle do evaporador de maneira eficiente.

LEDUCK et al. (2006) desenvolveram um algoritmo de otimização para realização de um controle preditivo em um ciclo de refrigeração por compressão de vapor em escala laboratorial. O algoritmo foi testado na planta e os critérios de maximização do coeficiente de desempenho (COP), redução do consumo de energia e as restrições devido à faixa de utilização dos componentes foram inclusos. Os resultados encontrados mostraram que o algoritmo de otimização proposto para realização do controle preditivo da planta foi capaz de proporcionar reduções entre 8 % e 20 % no consumo de energia. O controle proposto segundo os autores pode ainda ser facilmente adaptado para outros ciclos, e sistemas com múltiplas variáveis ou plantas em escala industrial.

ATUONWU et al. (2010) desenvolveram um controlador preditivo não-linear baseado em modelo obtido via redes neurais de um sistema de refrigeração industrial com evaporador de múltiplos estágios, o controlador desenvolvido foi implementado em paralelo com um controlador PI. Para o treinamento da rede foi utilizado o algoritmo baseado no método de Levenberg-Marquardt com diferenciação automática, utilizou-se do mesmo algoritmo para realização do controle preditivo da planta. O controlador preditivo neural em paralelo com controlador PI possui esquema similar a combinação de controlador *feedback* com controlador *feedforward* e os resultados obtidos pelos autores permitiram a conclusão de que tal arranjo é capaz de melhorar o desempenho de um controlador PI através da predição e da otimização. Os autores concluíram ainda que o controlador preditivo baseado em modelo (MPC) com arranjo

em paralelo com controlador PI pode apresentar desempenho ruim se for configurado com modelagem interna pobre, pois tal deficiência pode ocasionar perturbações severas no controlador.

EKREN et al. (2010) verificaram os efeitos de diferentes metodologias de controle para utilização no controle de um compressor com velocidade variável (VSC) e para o controle de uma válvula de expansão eletrônica, ambos são componentes de uma planta de refrigeração com fluido secundário no evaporador (*chiller*). As metodologias de controle analisadas pelos autores foram o controle realizado através de controlador PID, controlador baseado em lógica nebulosa (*Fuzzy*) e controlador baseado em redes neurais artificiais (ANN). Dois casos foram propostos pelos autores para comparar-se o desempenho dos controladores, o primeiro caso consistia em controlar o compressor ou a válvula de maneira isolada, mantendo-se o outro componente em um valor constante, o segundo caso consistia no controle de ambos os componentes com o mesmo algoritmo. Os resultados mostraram que para o primeiro caso o controlador PI foi capaz de controlar de maneira satisfatória a planta, obtendo no regime permanente valores estáveis do superaquecimento e da temperatura da corrente de saída do fluido secundário do evaporador, entretanto, no segundo caso o controlador baseado em redes neurais proporcionou no regime transiente o alcance do consumo mínimo de energia, proporcionou também valores estáveis de superaquecimento e temperatura da corrente de saída do fluido secundário do evaporador, e apresentou ainda um melhor tempo de subida que os outros controladores. Os autores chegaram à conclusão ainda de que o algoritmo de controle baseado em redes neurais proporciona uma resposta mais robusta frente a distúrbios provocados na planta em comparação aos outros controladores utilizados.

FRANCO (2012) desenvolveu um sistema de monitoramento e controle avançado para uma planta de refrigeração em escala laboratorial para resfriamento de líquido. As variáveis de interesse comuns em sistemas de refrigeração como a temperatura de evaporação e temperatura do fluido secundário (propilenoglicol) tiveram modelos de predição representados através de modelos *Takagi-Sugeno*, que foram desenvolvidos através de técnica ANFIS (*Adaptive Network Based Fuzzy Inference Systems*), estes modelos foram validados através de dados experimentais obtidos da planta e serviram como base para o projeto de controladores preditivos generalizados (GPC). O autor projetou assim três controladores preditivos generalizados: controlador da temperatura de evaporação utilizando-se o modelo de predição da temperatura de evaporação em função da frequência do compressor (GPC1), controlador da temperatura do propilenoglicol utilizando-se do seu modelo de predição em função da frequência do compressor (GPC2) e controlador da temperatura de propilenoglicol

utilizando-se de seu modelo de predição em função da frequência da bomba do evaporador (GPC3). De modo a avaliar o desempenho dos controladores utilizados o autor utilizou-se de cálculo do VAF (*Variance Accounted For*), os resultados mostraram que os controladores projetados tiveram desempenho satisfatório, com destaque para os controladores GPC1 e GPC2, que apresentaram desvio em relação ao set point de cerca de $\pm 0,3$ °C.

Logo, existe um consenso na literatura científica, que corrobora com a teoria, de que os sistemas de refrigeração possuem uma dinâmica não-linear, com muitas variáveis interligadas, com atrasos de transporte e variação de parâmetros do processo, como o ganho e a constante de tempo, quando o processo é submetido a mudanças no ponto de operação.

Como consequência da utilização de controladores por realimentação em sistemas não-lineares pode-se obter respostas com elevado sobressinal, ou ainda com elevada oscilação ao redor do *set point*, os atuadores podem também receber sinais de comando oscilatórios entre seu valor máximo e mínimo, com a presença de picos e mudanças bruscas no sinal, com isso, desgastam com maior rapidez, aumentando o custo de manutenção. Além disso os controladores por realimentação só podem ser aplicados em uma única malha, com uma entrada e saída (sistema SISO), para se controlar outras variáveis deve-se utilizar outro controlador por realimentação. Outra dificuldade é a incorporação das restrições no algoritmo do controlador, onde só é possível restringir a amplitude ou incremento do sinal enviado ao atuador.

De acordo com a literatura conseguiu-se obter um controle satisfatório apenas da abertura da válvula de expansão utilizando controle PI, ou seja, o controle do superaquecimento. Como alternativa a utilização de controladores por realimentação, tanto para o problema servo como regulatório, pode-se utilizar controladores preditivos baseados em modelo (MPC), controladores adaptativos e outros controladores avançados.

Para o projeto de controladores MPC conclui-se que o mais importante é a determinação de um modelo que possa representar bem processo, podendo este ser de natureza linear ou não linear. Tais modelos podem ser obtidos através de dados experimentais ou modelagem matemática (balanço de massa, energia e momento etc.), encontrou-se também trabalhos que utilizam combinação de modelos lineares e não-lineares. Pode-se ainda utilizar a integração de um controlador preditivo baseado em modelo com uma otimização em tempo real, visando obter uma operação no ponto ótimo, onde os custos de produção são minimizados.

Da literatura concluiu-se também que as redes neurais artificiais (RNA) são muito úteis para a modelagem de sistemas, que podem ser lineares ou não lineares, e de difícil formulação matemática, podendo representar bem sistemas compostos por muitas variáveis que

são interligadas entre si, entretanto os testes para obtenção do modelo podem demandar alto tempo para sua execução.

Deve-se ter atenção também para a função objetivo que será utilizada no controlador preditivo, pois o desempenho do controlador pode tornar-se insatisfatório ao utilizar-se pesos inadequados ou violar-se restrições de atuação das variáveis manipuladas ou ainda das variáveis controladas, podendo causar saturação nos atuadores e instabilidade no processo.

Observou-se na revisão bibliográfica a ausência de qualquer trabalho de aplicação de controlador preditivo baseado em modelo linear utilizando funções de Laguerre em processos de refrigeração, sendo encontrados somente trabalhos com abordagens diferentes da utilizada neste trabalho.

2.1 HIPÓTESE

Como hipótese para esse trabalho temos que:

“O controlador preditivo baseado em modelo linear utilizando funções de Laguerre pode ser aplicado de forma eficiente no controle de uma planta teste de refrigeração com variáveis múltiplas e comportamento não linear.”

2.2 ETAPAS

As principais etapas deste trabalho de modo a corroborar a hipótese acima apresentada foram:

- Projetar e montar um protótipo experimental de refrigeração por compressão de vapor.
- Desenvolver um programa de aquisição e supervisão de dados através da utilização do *software Indusoft Web Studio versão 7.1*.
- Desenvolver um modelo dinâmico da planta de refrigeração utilizando-se de funções de transferência, obtidas através de regressão linear em dados experimentais.
- Desenvolver um controlador preditivo utilizando o *software Matlab®*.
- Avaliar o desempenho do controlador frente aos problemas servo e regulatório.
- Avaliar o efeito dos parâmetros de sintonia no desempenho do controlador desenvolvido.

3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1 CICLOS DE REFRIGERAÇÃO POR COMPRESSÃO A VAPOR

A refrigeração tem um papel importante no desenvolvimento da civilização moderna, a descoberta de que o gelo poderia possibilitar a conservação e armazenamento de alimentos proporcionou uma alternativa bem melhor aos métodos até então utilizados para esta finalidade, a adição de sal por exemplo alterava de maneira significativa o sabor dos alimentos. No entanto, a utilização de gelo para a conservação de alimentos não era disponível a todos, e ficava restrita em regiões com temperaturas ambiente muito frias, aonde a formação de gelo ocorria naturalmente devido ao clima. Tal dificuldade só foi contornada a partir da utilização de máquinas de vapor no final do século XVIII, entretanto tais máquinas não eram economicamente viáveis, pois necessitavam entre outras coisas de um fornecimento constante de refrigerante para sua operação. A refrigeração industrial teve então seu desenvolvimento impulsionado somente em meados do século XX, com a utilização de máquinas que operavam de maneira cíclica e com a descoberta de fluidos refrigerantes sintéticos, sendo estes principalmente os hidrocarbonetos fluorados (CFC's).

Um sistema de refrigeração industrial tem como componentes principais compressores, trocadores de calor, ventiladores, bombas, tubos e controlador de fluxo de refrigerante, assim como os sistemas de condicionamento de ar (STOECKER et al., 2002). Na [Figura 1](#) a seguir pode-se visualizar um esquema básico de um ciclo teórico de refrigeração por compressão de vapor e seus principais componentes, e na [Figura 2](#) pode-se compreender cada operação que ocorre em um ciclo teórico através da representação em um diagrama de Mollier (Pressão Absoluta x Entalpia Específica).

Figura 1: Ciclo teórico de refrigeração por compressor a vapor.

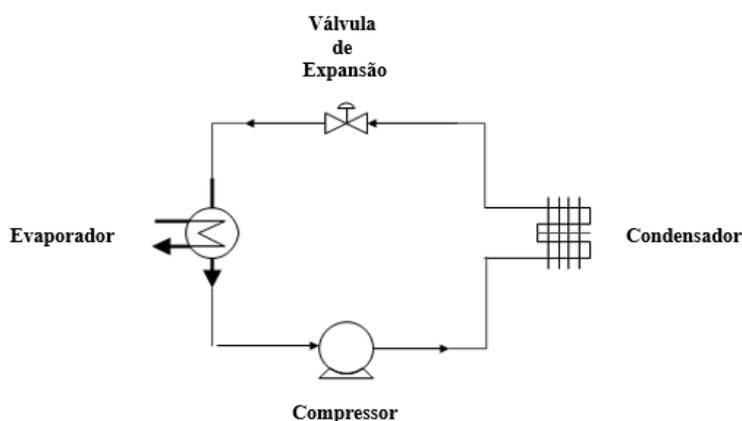
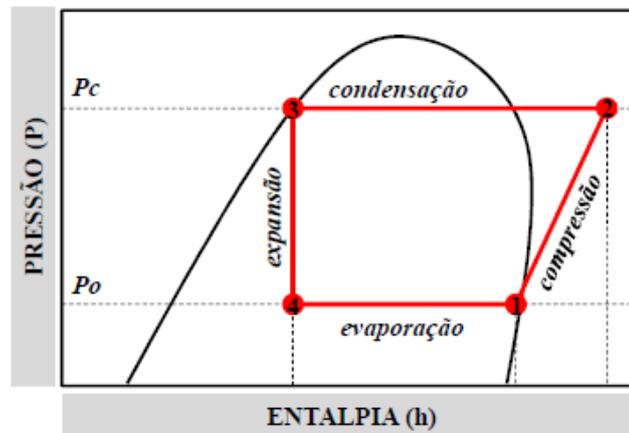


Figura 2: Ciclo teórico de refrigeração por compressor a vapor representado no diagrama de Mollier.



Fonte: FRANCO, 2012.

Num ciclo ideal de refrigeração conforme a [Figura 2](#) o compressor recebe o refrigerante no estado de vapor saturado (**ponto 1**) e o comprime de maneira isentrópica ($S = \text{constante}$) até atingir a pressão de condensação (**Pc**), neste processo o refrigerante torna-se um vapor superaquecido (**ponto 2**). Em seguida ocorre processo de rejeição de calor no condensador à uma pressão constante e o refrigerante deixa o equipamento no estado de líquido saturado (**ponto 3**). O refrigerante é então alimentado ao equipamento responsável pelo controle do fluxo de refrigerante, aonde ocorre uma expansão adiabática ($H = \text{constante}$) fazendo com o que refrigerante se torne uma mistura líquido vapor (**ponto 4**) na pressão de evaporação (**Pe**). Finalmente, a mistura líquido-vapor é fornecida ao evaporador, onde ocorre retirada de calor do meio ou substância de interesse a uma pressão constante, fazendo com que o refrigerante se torne novamente um vapor saturado, que é fornecido ao compressor de forma a reiniciar o ciclo.

Dois parâmetros são utilizados para se avaliar o desempenho de um ciclo ideal de refrigeração, o efeito de refrigeração (Q_o) e o coeficiente de performance ($C.O.P$). O efeito de refrigeração corresponde à diferença de entalpia específica entre os pontos 1 e 4 mostrados na [Figura 2](#), ou seja, de acordo com a Equação (1):

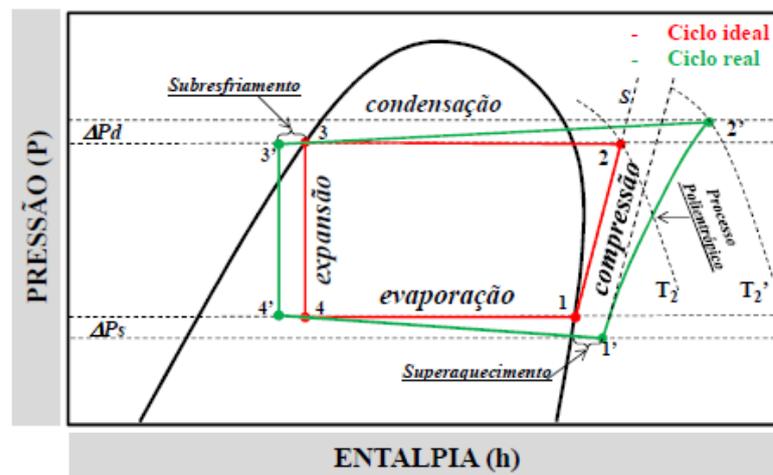
$$Q_o = h_1 - h_4 \quad (1)$$

Já o coeficiente de performance do ciclo teórico pode ser calculado com base na relação entre as diferenças de entalpia que ocorre na operação de evaporação e operação de compressão do fluido refrigerante, ou seja, de acordo com a Equação (2) a seguir:

$$COP_{ideal} = \frac{Q_o}{W_c} = \frac{h_1 - h_4}{h_2 - h_1} \quad (2)$$

No entanto, diferentemente do que foi considerado no ciclo ideal de refrigeração em um ciclo real de refrigeração ocorre queda de pressão durante todo o percurso percorrido pelo fluido refrigerante. Tal queda é devido ao atrito que ocorre no interior dos tubos, trocadores de calor, filtros, acidentes presentes nas linhas como cotovelos e válvulas de bloqueio, perda de calor para o meio ambiente, entre outras coisas. Assim, pode-se representar graficamente tais perdas de pressão no diagrama de Mollier nas regiões de alta e baixa pressão, conforme a Figura 3 a seguir:

Figura 3: Ciclo real de refrigeração por compressor a vapor.



Fonte: FRANCO, 2012

Além disso, pode-se notar ainda na Figura 3 que os sistemas reais de refrigeração são projetados para garantir um sub-resfriamento do fluido refrigerante ao deixar o condensador, de modo a aumentar o efeito de refrigeração, e também são projetados para promover um superaquecimento do fluido refrigerante ao deixar o evaporador, de modo a evitar a presença de líquido no compressor, e com isso, aumentar seu tempo de vida útil. Por último, em ciclos reais nota-se de acordo com a Figura 3 que a compressão não é isentrópica, ou seja, o compressor apresenta uma certa eficiência devido a irreversibilidades presentes no processo de compressão.

Conforme as diferenças citadas entre os ciclos reais e ideais costuma-se calcular o COP de maneira diferente para sistemas reais, ou seja, tal parâmetro é calculado levando em consideração a energia que é fornecida ao compressor, sendo esta última maior que a utilizada em ciclos ideais devido as irreversibilidades que ocorrem no processo de compressão. Assim, o coeficiente de performance de um sistema real pode ser calculado de acordo com a Equação (3):

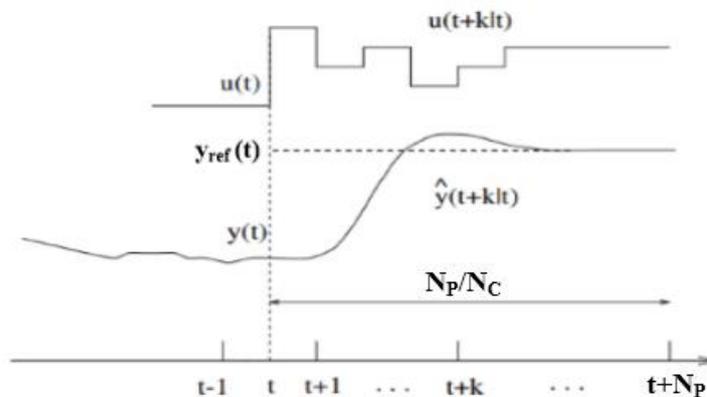
$$COP_{real} = \frac{h_1 - h_4}{Energia} \quad (3)$$

3.2 CONTROLE PREDITIVO BASEADO EM MODELO

Os controladores preditivos pertencem a uma classe particular que utiliza um modelo matemático explícito do processo para realização de uma predição do comportamento futuro da planta. Este tipo de controlador surgiu em decorrência do desempenho ruim dos controladores convencionais por realimentação (P, PI e PID) em realizar o controle de processos industriais complexos, como usinas termoelétricas e indústrias petroquímicas (QIN e BADGWELL, 2003).

O princípio de funcionamento de um controlador preditivo baseia-se na utilização de um modelo representativo do processo para previsão de seu comportamento futuro, e com isso obter os valores futuros dos sinais que devem ser enviados aos atuadores, com a finalidade de minimizar o erro existente entre as variáveis de saída do processo e seus respectivos pontos operacionais.

Figura 4: Estratégia do controlador preditivo baseado em modelo.



Fonte: Adaptado de CAMACHO, 2004.

Na Figura 4 pode-se compreender melhor o princípio de funcionamento de um controlador preditivo baseado em modelo. No instante de tempo atual (t) ocorre uma previsão dos valores futuros da saída da planta até um instante de tempo pré-determinado (N_p), denominado de horizonte de predição. A seguir, de acordo com a diferença entre os valores preditos da saída (y) e o valor de referência considerado (y_{ref}) há uma minimização de uma função objetivo, geralmente uma função custo, de modo a encontrar a sequência dos valores futuros a serem enviados aos atuadores (u), tal sequência corresponde ao horizonte de controle (N_c), que possui dimensão menor ou igual ao horizonte de predição. Da sequência obtida então

somente o primeiro valor, que corresponde ao instante atual (t), é enviado aos atuadores. A seguir o procedimento é reiniciado, caracterizando com isso um horizonte móvel de predição.

Os primeiros conceitos acerca de controle moderno foram desenvolvidos no início da década de 1960 (KALMAN, 1960ab). Este primeiro controlador preditivo passou a ser conhecido na literatura por LQG (*Linear Quadratic Gaussian Controller*), e possui como principais características um algoritmo que utiliza um horizonte de predição infinito, que proporciona um controlador com propriedades estáveis (QIN e BADGWELL, 2003). No entanto, de acordo com a literatura esse controlador apresenta algumas limitações no seu desempenho, entre estas pode-se citar a impossibilidade de incorporação das restrições (limites físicos das variáveis) do processo no algoritmo, bons resultados somente em processos lineares, modelos imprecisos ou pouco robustos, um único critério de performance e ainda, por razões culturais.

Assim, como o controlador LQG não apresentou desempenho satisfatório em processos com comportamento não-linear, que são a maior parte dos processos industriais, e apresentou ainda respostas incapazes de manter os processos nos pontos operacionais exigidos, sem que ocorresse violação das restrições, ocorreu uma alta demanda por controladores que poderiam contornar os obstáculos citados.

Esse cenário impulsionou então o desenvolvimento de controladores baseados em modelos mais gerais, onde o problema de otimização poderia ser resolvido de maneira on-line, a cada instante de execução. Os valores calculados para as entradas eram obtidos de modo a otimizar o comportamento futuro da planta, num intervalo de tempo denominado por horizonte de predição, sendo que no caso geral, qualquer função objetivo poderia ser utilizada. A dinâmica das plantas industriais passou agora a ser representada por um modelo explícito do processo, que poderia em princípio assumir qualquer forma matemática. As restrições das variáveis de entrada e saída do processo eram incorporadas diretamente no algoritmo, de modo que futuras violações das restrições poderiam ser antecipadas e previstas. Assim, os primeiros valores calculados pelo algoritmo eram enviados aos atuadores (entradas) do processo, em seguida, após um instante de amostragem os valores das variáveis saídas eram medidos e atualizados, e o problema era reiniciado novamente (QIN e BADGWELL, 2003).

Em adição ao desenvolvimento de tecnologias de controle mais flexíveis houve também a descoberta de novas tecnologias de identificação de sistemas, levando com isso a uma rápida estimativa dos modelos dinâmicos empíricos representativos dos processos. Esta nova metodologia no emprego de modelagem e controle de processos industriais passou a ser

denominada pelo que conhecemos atualmente por Controladores Preditivos Baseados em Modelo (MPC). Os controladores DMC (*Dynamic Matrix Control*) e IDCOM (*Identification and Command*), e representam a 1ª geração dos controladores preditivos baseados em modelo (MPC).

O controlador IDCOM foi apresentado em meados da década de 70 em uma conferência (RICHALET et al., 1976), entre as principais características do controlador desenvolvido estão a utilização de modelo matemático da planta baseado em resposta a uma perturbação tipo impulso nas entradas, inclusão das restrições do processo diretamente na formulação do problema, variáveis de saída da planta com comportamento futuro especificado por uma trajetória de referência e objetivo de desempenho quadrático através de um horizonte de predição finito. Como a ação de controle deste tipo de controlador é não linear, e não pode ser representada através de uma função de transferência o autor classificou o controlador como heurístico, assim, no contexto atual o controlador desenvolvido pode ser classificado como um MPC linear. Segundo os autores o algoritmo poderia ser empregado para a realização do controle de uma unidade fluída de craqueamento catalítico, colunas de destilação fracionada, usinas termoelétricas de geração de energia e plantas de produção do polímero PVC.

Já o controlador DMC foi desenvolvido por engenheiros da petroleira Shell, em meados dos anos 1970, e representou um marco na história dos controladores preditivos, pois a partir do seu desenvolvimento houve um grande impulso na utilização deste tipo de controlador na indústria. Entre os principais recursos deste tipo de controlador pode-se citar um modelo linear do processo, baseado em resposta a perturbação tipo degrau nas entradas, objetivo de desempenho quadrático através de um horizonte de predição finito, variáveis de saída da planta com comportamento futuro tentando seguir o valor de referência (*set point*) da maneira mais próxima possível e valor ótimo das entradas calculado com base na solução de um problema de mínimos quadrados (CUTLER & RAMAKER, 1979). Os autores mostraram bons resultados no controle de temperatura uma caldeira utilizando-se do controlador DMC. Houve melhores respostas na rejeição de distúrbios na temperatura da corrente de entrada ao se utilizar o controlador DMC ao invés de um controlador convencional PID com compensação de atraso. Houve também trabalhos de aplicação do controlador DMC para o controle de reatores FCCU.

No entanto, apesar do bom desempenho do controlador DMC no controle dos processos citados este tipo de algoritmo também possuía algumas deficiências, assim como o controlador IDCOM o modelo estimado ainda possuía alta incerteza, e não era possível

incorporar as restrições do processo diretamente no algoritmo do controlador (QIN e BADGWELL, 2003).

Assim, apesar dos controladores IDCOM e DMC serem uma excelente alternativa para o controle de alguns processos com múltiplas variáveis o problema de avaliação das restrições ainda não havia sido superado, os engenheiros da Shell trabalharam então na melhoria do algoritmo original, colocando este como um problema de programação quadrática, onde as restrições das entradas e saídas do processo apareciam de forma explícita no algoritmo do controlador. O controlador desenvolvido foi denominado como QDMC pelos respectivos autores, as características principais deste tipo de controlador são similares as do DMC, podemos citar utilização de modelo linear baseado em resposta a perturbação degrau nas entradas, objetivo de desempenho quadrático utilizando-se de um horizonte de predição finito, variáveis de saída da planta com comportamento futuro tentando seguir o valor de referência (*set point*) da maneira mais próxima possível e ainda sujeitas a um termo de supressão, e valor ótimo das entradas calculado com base na solução de um problema quadrático (GARCIA e MORSHEDI., 1986).

O controlador QDMC pode ser considerado como um representante da 2ª geração dos controladores preditivos baseados em modelo, seu algoritmo proporcionou de uma maneira sistemática a incorporação de restrições severas nas entradas e saídas, no entanto, não existia ainda uma maneira clara em se lidar com soluções inviáveis (QIN e BADGWELL, 2003).

Os avanços obtidos no desenvolvimento dos controladores preditivos da segunda geração proporcionou uma maior aceitação e conseqüentemente uma maior utilização desses tipos de controladores na indústria, no entanto, uma maior utilização também trouxe novos problemas e dificuldades a serem contornadas, entre elas podemos citar a falta de clareza em lidar com soluções inviáveis, além disso, a estrutura do controlador não permitia a classificação das restrições como suaves ou rígidas, e assim, não era possível distinguir uma restrição que não poderia ser violada em hipótese alguma daquela que poderia ser eventualmente violada.

Estas dificuldades levaram diversos engenheiros a desenvolverem novas versões de algoritmos MPC, entre estes podemos citar o IDCOM-M (*Identification and Command Multiple*), apresentado por GROSDIDIER et al., 1988. Entre suas principais características estão a utilização de um modelo linear baseado em resposta frente a perturbação tipo impulso, supervisor de controle para filtrar subconjuntos de plantas com mau condicionamento numérico, formulação de função objetivo múltipla, cálculo de subconjuntos com valores futuros de cada uma das saídas do processo de acordo com uma trajetória de referência, cálculo das

ações de controle de cada entrada do processo, e classificações das restrições como suaves ou rígidas, sendo as últimas colocadas como prioridade. Outra característica importante do algoritmo IDCOM-M consiste no fato deste utilizar duas funções objetivo separadas, uma utilizada as saídas e a outra, caso haja graus de liberdade extras, utilizada para as entradas (QIN e BADGWELL, 2003).

No final da década de 1980 engenheiros da Shell que trabalhavam no *Shell Research in France* desenvolveram o SMOC (*Shell Multivariable Optimizing Controller*) estabelecendo uma ligação entre os algoritmos de controladores MPC e modelos tipo espaço de estados. O algoritmo do controlador SMOC desenvolvido possuía agora características que são tidas como essenciais para qualquer controlador preditivo moderno, entre estas pode-se citar a utilização de um modelo espaço de estados linear, que permite representar a dinâmica de qualquer tipo de processo (estável, instável ou integrativo), um modelo explícito que descreve distúrbios não mensuráveis, utilização de filtro de Kalman para estimativa de estados desconhecidos e distúrbios não mensuráveis, via medição dos dados de saída, e incorporação das restrições das entradas e saídas através de programação quadrática.

Além dos controladores IDCOM-M e SMOC foram desenvolvidos nesse período os controladores denominados HIECON (*Hierarchical Constraint Control*) e SMCA (*Set Point Multivariable Control Architecture*). Estes controladores são classificados como representantes da 3ª geração dos controladores preditivos baseados em modelo. A partir dos anos 2000 encontram-se os controladores classificados como da 4ª geração dos controladores MPC, estes correspondem ao controlador DMC-plus e ao controlador RMPC. Como características principais destes controladores podem-se citar utilização de interface gráfica através do sistema operacional Windows, múltiplos níveis de otimização com prioridade de objetivos de controle, flexibilidade adicional em otimização com alvo no espaço estacionário, inclusão de objetivos econômicos, consideração das incertezas do modelo, e melhorias na etapa de identificação de sistemas.

O modelo do processo é o principal componente presente em um controlador preditivo, e quanto mais próximo do processo real este se aproximar melhor será o desempenho do controlador utilizado. Inicialmente os modelos experimentais eram obtidos com base na resposta do processo frente a perturbações do tipo impulso, mas estes resultavam em muitos parâmetros e demandavam alta demanda computacional, que era pouco acessível na época. Como consequência, estes modelos foram substituídos por modelos baseados em espaço de estados, que demandavam uma menor carga computacional por possuírem representação em

forma matricial com poucos parâmetros, além disso, a utilização desses modelos resulta em controladores capazes de lidar melhor com sistemas que possuem múltiplas variáveis (WANG, 2009).

Os modelos baseados em espaço estados são ainda muito utilizados nos controladores preditivos atualmente, principalmente devido a maneira relativamente fácil de se obter tais modelos de maneira experimental. Entretanto, como possuem característica do tipo linear são utilizados mais no controle regulatório, ou seja, para manter um determinado processo no seu ponto operacional. Tal justificativa é baseada na natureza não linear da maioria dos processos encontrados na indústria, tornando difícil a extrapolação do modelo para regiões distantes do ponto operacional. De modo a contornar tal dificuldade, a partir dos anos 90 começou se a utilizar com maior proporção controladores baseados em modelos não lineares do processo, pois com o progresso da área computacional foi possível implementar algoritmos baseados na utilização de modelos baseados em redes neurais e lógica *Fuzzy*, que são ferramentas conhecidas por utilizarem alta carga computacional.

Entre os aprimoramentos considerados em relação aos controladores clássicos podemos citar a incorporação de restrições das variáveis do processo no algoritmo de controle e a capacidade de lidar com sistemas que possuem múltiplas variáveis, o que não era possível anteriormente com a utilização de apenas um controlador *feedback*.

4. MATERIAL E MÉTODOS

4.1 PROTÓTIPO EXPERIMENTAL

Para o desenvolvimento deste trabalho foi projetado, montado e automatizado um protótipo experimental de refrigeração, localizado no LCAP (Laboratório de Controle e Automação de Processos) pertencente a FEQ (Faculdade de Engenharia Química) da UNICAMP. Grande parte dos equipamentos utilizados para o desenvolvimento deste trabalho foram provenientes do trabalho desenvolvido por PINELLI (2008), e posteriormente dos trabalhos desenvolvidos por FRANCO (2012) e DANTAS (2017). O novo projeto do sistema de refrigeração foi realizado com o objetivo de proporcionar um protótipo com um melhor desempenho operacional que os anteriores, e para proporcionar maior segurança e aumento de vida útil do protótipo. A planta utilizada consiste em um ciclo de refrigeração por compressão do vapor utilizando-se atualmente de R404A como fluido refrigerante, e tem como finalidade o resfriamento de líquido, no caso uma solução de propilenoglicol-água (25% V/V). Escolheu-se utilizar a solução de propilenoglicol como líquido a ser resfriado devido sua propriedade anticongelante, conforme pode ser verificado na [Tabela 1](#) a seguir:

Tabela 1: Propriedades físicas constantes do propilenoglicol.

Massa Molar	76,09 g/mol
Temperatura Crítica	351 °C
Pressão Crítica	60,9 bar
Volume Crítico	0,237 m ³ /mol
Ponto de Fusão	-60 °C
Ponto de Ebulição	187,6 °C

O diagrama representativo da planta de refrigeração que foi utilizada pode ser visto na [Figura 5](#), neste pode verificar-se que uma ocorre circulação da solução aquosa de propilenoglicol entre um tanque agitado de aço inoxidável e o evaporador, sendo que no tanque a solução recebeu uma carga térmica artificial proveniente de uma resistência elétrica de imersão. Observa-se também na [Figura 5](#) que o processo de condensação possui um sistema secundário de troca de calor, este consiste em uma torre de resfriamento e um trocador de calor do tipo casco e tubo. A utilização do sistema secundário de calor neste caso pode ser justificada pelo fato de trocadores de placas possuírem alto potencial de incrustação ao usar-se água não tratada, logo utilizou-se também uma solução de propilenoglicol para alimentar o condensador,

este fluido rejeitou o calor retirado do fluido R404a no condensador para o trocador de calor casco e tubo, que rejeitou o calor da solução de propilenoglicol para a água proveniente da torre de resfriamento.

Figura 5: Diagrama de Processo com os Equipamentos do Sistema de Refrigeração montado no Laboratório de Controle e Automação de Processos (LCAP/DESQ/FEQ/UNICAMP).

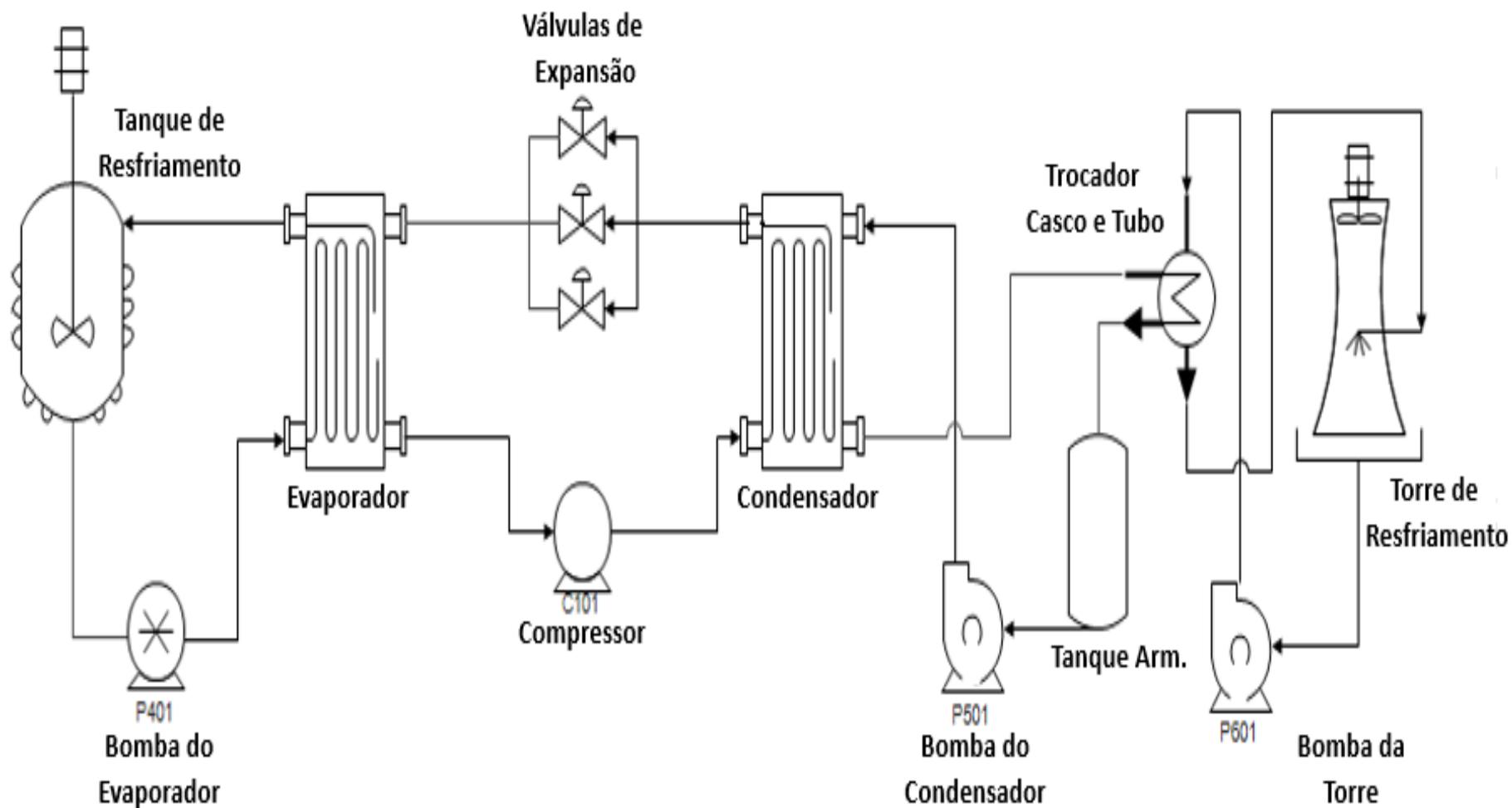
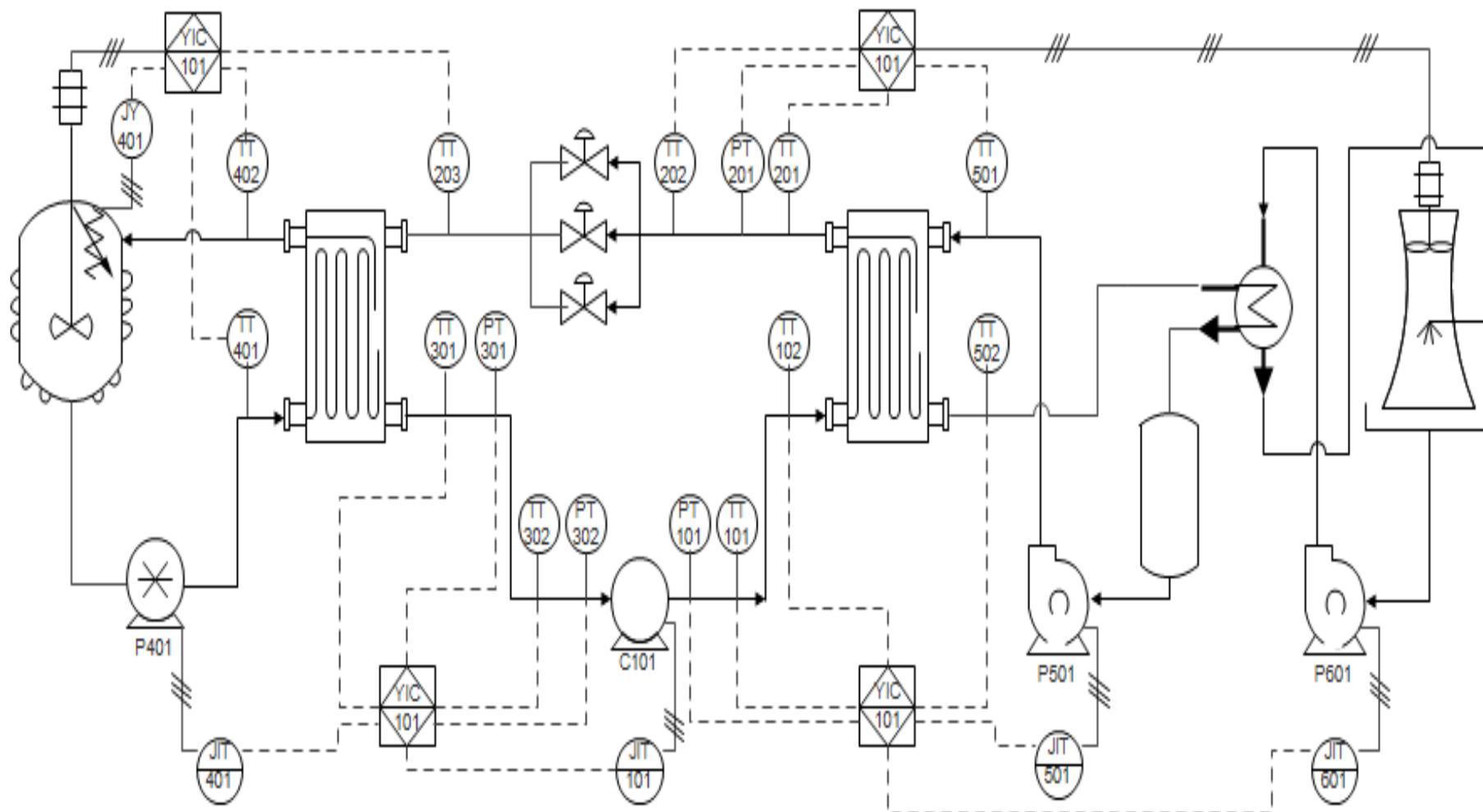


Figura 6: Diagrama de Instrumentação do Sistema de Refrigeração montado no Laboratório de Controle e Automação de Processos (LCAP/DESQ/FEQ/UNICAMP).



Por último, pode-se notar na [Figura 5](#) que o sistema foi montado com três tipos de válvulas de expansão, sendo estas uma válvula de expansão termostática com equalizador externo, válvula de expansão manual e válvula de expansão eletrônica, de modo a proporcionar diferentes alternativas para o controle do fluxo de refrigerante para o evaporador, no entanto, neste trabalho optou-se por trabalhar apenas com a válvula de expansão termostática. Na [Figura 6](#), pode-se verificar também um diagrama de engenharia do protótipo experimental com todos os instrumentos utilizados. Pode-se verificar então no [Quadro 1](#) e no [Quadro 2](#) a seguir a descrição dos principais componentes e acessórios da planta de refrigeração que foram utilizados neste trabalho.

Quadro 1: Características principais dos equipamentos utilizados na planta piloto de refrigeração.

Equipamento	Tipo	Modelo	Fabricante
Compressor	Semi-Hermético	4 EC - 4.2Y (Sértagon)	Bitzer
Trocador de Calor ¹	Placas Paralelas	CB 26M	Alpha Laval
Trocador de Calor ²	Placas Paralelas	CB 26M	Alpha Laval
Trocador de Calor ³	Tubos	Parte de UC LH53	Bitzer
Trocador de Calor ⁴	Casco e tubo	CFC 25	Alpha Laval
Ventilador ³	Axial	NW/4-350	Separis
Válvula de Expansão	Termostática	TES 5	Danfoss
Válvula de Expansão	Manual	PCN 048449	Emerson
Válvula de Expansão	Eletrônica	-	Sporlan
Bomba ¹	Deslocamento	RZR500	RZR
Bomba ²	Centrífuga	Mark	NXDP-2
Bomba ⁴	Centrífuga	Mark	NXD-0
Resistência Elétrica	Imersão	3000 W	Termo S
Exaustor ⁴	Condor	-	VentiSilva

1 - evaporador; 2 - condensador a água; 3 - condensador a ar; 4 - torre de resfriamento.

Uma das principais medidas adotadas foi a instalação de um pressostato de alta e baixa pressão, este equipamento interrompia o fornecimento de energia ao compressor caso a pressão estivesse fora da faixa regulada no equipamento.

De modo a avaliar e monitorar de modo contínuo o comportamento das variáveis, a planta de refrigeração utilizada possuía instalados diversos sensores de pressão, sensores de temperatura e medidores de vazão, vide [Figura 6](#). Para controlar a velocidade de rotação do compressor, velocidade de rotação da bomba do condensador e a velocidade de rotação da bomba do evaporador utilizou-se inversores de frequência. Por fim, a carga térmica artificial fornecida ao sistema por meio da resistência de imersão foi controlada se utilizando um variador de potência, vide [Figura 6](#). No [Quadro 3](#) e no [Quadro 4](#) pode-se conferir algumas das propriedades dos transmissores, conversor e inversores utilizados.

Quadro 2: Características principais dos acessórios utilizados na planta piloto de refrigeração.

Acessório	Função	Modelo	Fabricante
Filtro Secador	Retenção de umidade e partículas sólidas	3/8"	Danfoss
Separador de Óleo	Impedir mistura do óleo com o refrigerante	SOE 0125	Elgin
Separador de Líquido	Impedir entrada de líquido no compressor	-	Elgin
Visor de Líquido	Visualizar quantidade de líquido na linha	3/8"	Danfoss
Tanque de Líquido	Armazenar fluido refrigerante	118U601108	Rotamil
Pressostato	Respeitar os limites de pressão	KP 15	Danfoss

O gerenciamento dos dados obtidos pelos sensores e medidores (dados de entrada), e dos dados enviados aos inversores e variador de potência (dados de saída), foram provenientes de um CLP (Controlador Lógico Programável) modelo P7C, obtido de HI Tecnologia.

A programação do CLP foi realizada em linguagem *Ladder* no software SPDSW. A segurança da planta também foi reforçada através do programa, neste caso o protótipo era desligado totalmente quando a temperatura do tanque de propilenoglicol atingia cerca de 50°C, ou seja, garantia-se que não iria ocorrer esgotamento do tanque devido a sua evaporação e com isso, que a resistência não operasse sem a presença da solução anticongelante, e que a bomba presente na linha estivesse sempre inundada.

Quadro 3: Características principais dos transmissores de temperatura, vazão e pressão utilizados na planta piloto de refrigeração.

Sensor	Tipo	Range	Precisão ^a
Transmissor de Temperatura	Termo resistência Pt100	-50 a 150 °C	± 0,5 °C
Transmissor de Pressão	Piezo Resistivo	0 a 10 bar	± 0,05 bar
Transmissor de Pressão	Piezo Resistivo	0 a 40 bar	± 0,2 bar
Transmissor de Vazão Volumétrica	Turbina	0,17 a 1,7 m ³ .h ⁻¹	± 0,02 m ³ .h ⁻¹
Transmissor de Vazão Volumétrica	Turbina	1,14 a 11,50 L.min ⁻¹	± 0,2 L.min ⁻¹
Transmissor de Vazão Volumétrica	Coriolis	0,25 a 12,5 kg/min	± 0,2% do valor medido
Transmissão de Vazão Volumétrica	Magnético	0,12 a 4,07 m ³ .h ⁻¹	± m ³ .h ⁻¹

a – Valores obtidos dos manuais fornecidos pelos fabricantes.

Quadro 4: Características principais dos inversores de frequência e conversor de potência utilizados na planta de refrigeração.

Dispositivo	Modelo	Fabricante
Conversor de Potência	TH6200A16	Therma
Inversor de Frequência	VLT 2815	Danfoss
Inversor de Frequência	VLT 2822	Danfoss
Inversor de Frequência	CFW 08	Weg

4.2 DEFINIÇÃO DO REGIME PERMANENTE

Antes de se obter o modelo matemático experimental do processo foi necessário definir um ponto operacional, desejou-se então obter no regime permanente uma temperatura da solução de propilenoglicol (variável controlada) numa faixa entre 2°C a 8°C.

O compressor, por recomendação do fabricante, deve operar com frequência de rotação na faixa de 30 Hz a 70 Hz, pois valores de rotação fora desta faixa podem ocasionar vibrações que poderiam danificar as linhas do sistema de refrigeração, problemas de circulação do óleo de lubrificação, e superaquecimento dos enrolamentos do motor, assim, considerou-se operar este atuador com uma frequência de operação na faixa de 30 Hz a 60 Hz. Já para as bombas utilizadas para o fornecimento de solução de propilenoglicol para o evaporador e para o condensador possuíam ambas as frequências de rotação recomendadas para uma faixa de 0 a 60 Hz pelos fabricantes, no entanto, utilizou-se num primeiro momento a faixa de 30 Hz a 60 Hz, de modo a sempre garantir a circulação dos fluidos nos processos de evaporação e condensação.

Os ensaios realizados em malha aberta, para obtenção do regime permanente do processo, consistiram primeiramente em ligar a planta com uma carga térmica pré-definida, com valor de aproximadamente 1200 W, e com a frequência de compressor, bomba do evaporador e bomba do condensador assumindo os valores conforme a [Tabela 2](#). Tais valores foram selecionados de modo a atingir no regime permanente uma temperatura da solução de propilenoglicol que sai do evaporador, variável controlada do sistema, sempre numa faixa entre 2°C a 8°C.

Tabela 2: Valores utilizados nos atuadores da planta para definição do regime permanente da temperatura de propilenoglicol que sai do evaporador.

Variável	Valor
Frequência do Compressor	45 Hz
Frequência da Bomba do Condensador	45 Hz
Frequência da Bomba do Evaporador	45 Hz
Carga Térmica	1200 W

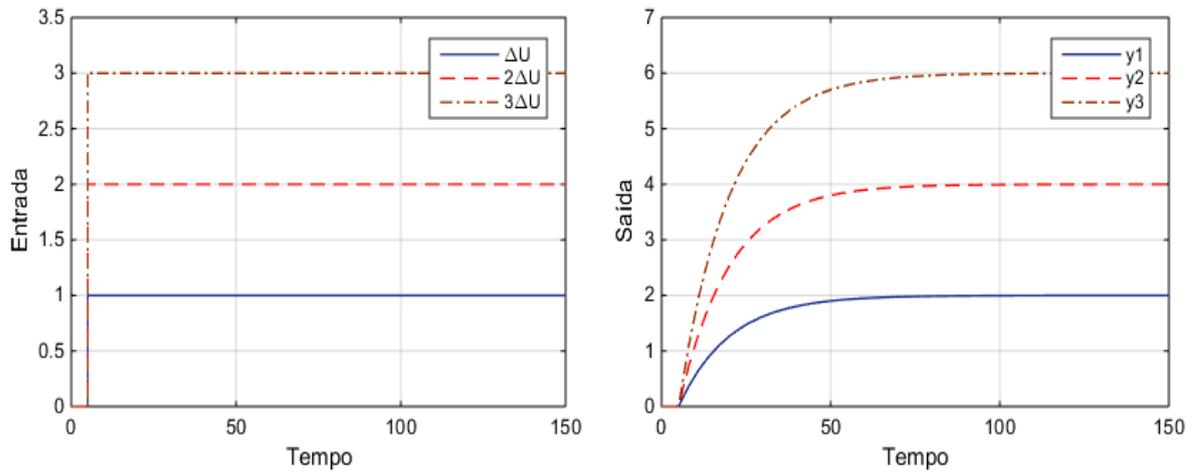
4.3 ANÁLISE DE LINEARIDADE

Um determinado sistema ou processo pode ser classificado como linear ou não-linear através do Princípio da Superposição (OGUNNAIKE & RAY, 1994).

O Princípio da Superposição consiste no fato de que um sistema com dinâmica linear e que possui N entradas irá apresentar como resposta em sua saída o somatório das respostas que seriam obtidas em relação a cada entrada tomada de maneira individual. Logo, um sistema classificado como linear irá também apresentar relação de proporcionalidade,

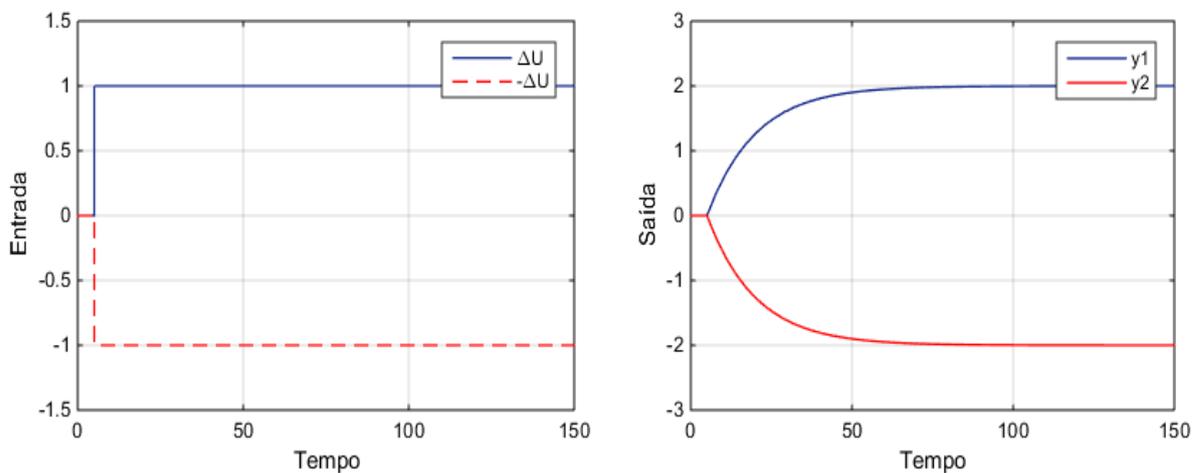
assim, no caso de uma entrada correspondente ao dobro de uma determinada perturbação ($2\Delta u$) a saída (y_2) irá apresentar uma resposta com variação correspondente ao dobro da obtida com a primeira perturbação (y_1), e no caso de uma perturbação corresponde ao triplo da inicial ($3\Delta u$) a saída irá apresentar resposta com uma variação corresponde ao triplo da inicial (y_3) mantendo a proporcionalidade, conforme observado na [Figura 7](#) a seguir:

Figura 7: Comportamento da resposta de um sistema linear conforme o Princípio da Superposição.



Ainda de acordo com o Princípio da Superposição a resposta obtida na saída (y_1) em sistemas lineares para uma perturbação degrau de amplitude positiva (Δu) iria apresentar uma imagem espelhada (y_2) aquela resposta que seria obtida ao se aplicar uma perturbação degrau de amplitude negativa ($-\Delta u$) ao se partir de uma mesma condição inicial, conforme a [Figura 8](#).

Figura 8: Resposta de um sistema linear conforme o princípio da supervisão para perturbações positivas e negativas de mesma amplitude na variável de entrada.



Assim, de modo a analisar a linearidade do protótipo de refrigeração utilizado neste trabalho considerou-se aplicar perturbações de $\pm 10\text{Hz}$ em todos os atuadores utilizados, ou seja, no compressor (C101), na bomba do evaporador (P401) e na bomba do condensador (P501), de modo a manter-se a temperatura de saída do evaporador da solução de propileno glicol numa região próxima ao regime permanente inicial obtido, conforme as condições operacionais consideradas (Tabela 2). Realizou-se então os experimentos de acordo com a Tabela 3 a seguir. Em todos os experimentos realizados manteve-se a carga térmica em 1200W.

Tabela 3: Experimentos realizados no protótipo de refrigeração de modo a analisar a linearidade do processo.

Situação	C101	P401	P501
Experimento 1	55 Hz	45 Hz	45 Hz
Experimento 2	35 Hz	45 Hz	45 Hz
Experimento 3	45 Hz	55 Hz	45 Hz
Experimento 4	45 Hz	35 Hz	45 Hz
Experimento 5	45 Hz	45 Hz	55 Hz
Experimento 6	45 Hz	45 Hz	35 Hz

4.4 MODELO MATEMÁTICO REPRESENTATIVO DO PROCESSO

O projeto de controladores preditivos é baseado em modelos matemáticos representativos de um determinado processo, sendo que neste trabalho foi utilizado um modelo espaço de estados para realizar a predição dos valores futuros da planta, conforme metodologia apresentada nos trabalhos de Wang (2009). Assim, para simplificar a análise matemática utilizaremos nesta seção um modelo espaço estados que representa um sistema SISO (*Single Input – Single Output*), ou seja, um sistema com somente uma entrada e uma saída, conforme as Equações (4) e (5) a seguir:

$$x_m(k+1) = A_m x_m(k) + B_m u(k) \quad (4)$$

$$y(k) = C_m x_m(k) \quad (5)$$

Sendo u a variável manipulada (entrada), y a variável controlada (saída) e x_m a variável de estado, um vetor cuja dimensão é denominada de n_l . Nota-se na Equação (4) que o vetor corresponde a entrada está escrito na forma posicional (u), ou seja, ao resolver-se a

otimização da função custo seria este o vetor que seria encontrado como solução, entretanto seria melhor obter como resultado da otimização o incremento a ser adicionado ao sinal de controle (Δu), ou seja, seria melhor expressar a Equação (4) na forma velocidade. Assim, primeiramente subtraímos um instante de tempo na Equação (4), chegando com isso na Equação (6) a seguir:

$$x_m(k) = A_m x_m(k-1) + B_m u(k-1) \quad (6)$$

Realizando então uma subtração entre as Equações (4) e (6) podemos escrever:

$$x_m(k+1) - x_m(k) = A_m [x_m(k) - x_m(k-1)] + B_m [u(k) - u(k-1)] \quad (7)$$

Podemos então denominar a diferença entre os vetores dos estados como:

$$\Delta x_m(k+1) = x_m(k+1) - x_m(k) \quad (8)$$

$$\Delta x_m(k) = x_m(k) - x_m(k-1) \quad (9)$$

E denominar a diferença entre os vetores das entradas como:

$$\Delta u(k) = u(k) - u(k-1) \quad (10)$$

Assim, podemos reescrever a Equação (7) chegando na seguinte equação:

$$\Delta x_m(k+1) = A_m \Delta x_m(k) + B_m \Delta u(k) \quad (11)$$

Logo, pode-se observar que a Equação (11) está escrita na forma velocidade. O próximo passo consiste em relacionar o incremento da variável de estado (Δx_m) com a saída (y). Assim, primeiramente podemos escrever que:

$$y(k+1) = C_m \Delta x_m(k+1) \quad (12)$$

Realizando então uma subtração entre as Equações (5) e (12) podemos escrever que:

$$y(k+1) - y(k) = C_m [x_m(k+1) - x_m(k)] = C_m \Delta x_m(k+1) \quad (13)$$

Substituindo então a Equação (11) na Equação (13) chegaremos ao seguinte resultado:

$$y(k+1) = y(k) + C_m A_m \Delta x_m(k) + C_m B_m \Delta u(k) \quad (14)$$

Logo, podemos juntar as Equações (7) e (14), chegando a um novo modelo espaço estados, conforme as Equações (15) e (16) a seguir:

$$\begin{bmatrix} \Delta x_m(k+1) \\ y(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_m & o_m^T \\ C_m A_m & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x_m(k) \\ y(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_m \\ C_m B_m \end{bmatrix} \Delta u(k) \quad (15)$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} o_m & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x_m(k) \\ y(k) \end{bmatrix} \quad (16)$$

Sendo $o_m = [0 \ 0 \ 0 \ \dots \ 0]$ um vetor de zeros cuja dimensão é n_l . Podemos notar que o modelo correspondente as Equações (15) e (16) possui uma nova variável de estado, conforme a Equação (17):

$$x(k) = \begin{bmatrix} \Delta x(k)^T & y(k) \end{bmatrix}^T \quad (17)$$

Pode-se escrever também que:

$$x(k+1) = \begin{bmatrix} \Delta x_m(k+1) \\ y(k+1) \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$A = \begin{bmatrix} A_m & o_m^T \\ C_m A_m & 1 \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$B = \begin{bmatrix} B_m \\ C_m B_m \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$C = \begin{bmatrix} o_m & 1 \end{bmatrix} \quad (21)$$

O modelo espaço estados cujas matrizes A , B e C correspondem as Equações (19), (20) e (21) é denominado de modelo aumentado do sistema. Pode-se notar nas Equações (5) e (16) as ausências das matrizes D e D_m respectivamente, que são justificadas pelo fato de as entradas $u(k)$ ou $\Delta u(k)$ não exercerem influência em suas respectivas saídas no mesmo instante de tempo. O modelo aumentado além de avaliar o valor incremental da entrada (Δu) incorpora naturalmente uma ação integral no controlador, e como consequência eliminação do erro (*offset*) em regime permanente (WANG, 2009).

4.5 CONTROLE PREDITIVO BASEADO EM MODELO (MPC)

4.5.1 ABORDAGEM CLÁSSICA

A metodologia aplicada para o desenvolvimento do controlador foi baseada nos trabalhos de WANG (2009). Logo, com o modelo matemático do processo em mãos o próximo

passo consistiu em prever os valores futuros das variáveis de saída da planta, de modo a obter os valores que foram enviados aos atuadores de modo a minimizar o erro existente entre as variáveis controladas (saídas) e o seus respectivos valores de referência (*set points*). Foi assumido então que o instante de tempo atual foi denominado de k_i , e que o comprimento do vetor da janela de otimização corresponde ao parâmetro horizonte de predição (N_p). Assim, primeiramente o vetor com os valores futuros dos estados corresponde a Equação (22):

$$\begin{bmatrix} x(k_i + 1 | k_i) & x(k_i + 2 | k_i) & x(k_i + 3 | k_i) & \cdots & x(k_i + N_p | k_i) \end{bmatrix} \quad (22)$$

Sendo que o parâmetro horizonte de controle (N_c) possui por definição um vetor cuja dimensão é menor ou igual a dimensão do horizonte de predição (N_p). Assim, baseado no modelo aumentado do sistema (A , B e C) pode-se calcular os valores futuros das variáveis de estado através da sequência de valores futuros das entradas (Δu):

$$x(k_i + 1 | k_i) = A x(k_i) + B \Delta u(k_i) \quad (23)$$

$$x(k_i + 2 | k_i) = A x(k_i + 1) + B \Delta u(k_i + 1) = A^2 x(k_i) + AB \Delta u(k_i) + B \Delta u(k_i + 1) \quad (24)$$

$$x(k_i + 3 | k_i) = A^3 x(k_i) + A^2 B \Delta u(k_i) + AB \Delta u(k_i + 1) + B \Delta u(k_i + 1) \quad (25)$$

$$x(k_i + N_p | k_i) = A^{N_p} x(k_i) + A^{N_p-1} B \Delta u(k_i) + \cdots + A^{N_p-N_c} B \Delta u(k_i + N_c - 1) \quad (26)$$

De posse da predição das variáveis de estado pode-se obter a predição dos valores futuros das saídas através de substituição, logo:

$$y(k_i + 1 | k_i) = C x(k_i + 1) = CA x(k_i) + CB \Delta u(k_i) \quad (27)$$

$$y(k_i + 2 | k_i) = CA^2 x(k_i) + CAB \Delta u(k_i) + CB \Delta u(k_i + 1) \quad (28)$$

$$y(k_i + 3 | k_i) = CA^3 x(k_i) + CA^2 B \Delta u(k_i) + CAB \Delta u(k_i + 1) + CB \Delta u(k_i + 1) \quad (29)$$

$$y(k_i + N_p | k_i) = CA^{N_p} x(k_i) + CA^{N_p-1} B \Delta u(k_i) + \cdots + CA^{N_p-N_c} B \Delta u(k_i + N_c - 1) \quad (30)$$

Define-se então os seguintes vetores:

$$Y = \begin{bmatrix} y(k_i + 1 | k_i) & y(k_i + 2 | k_i) & y(k_i + 3 | k_i) & \cdots & y(k_i + N_p | k_i) \end{bmatrix}^T \quad (31)$$

$$U = \begin{bmatrix} \Delta u(k_i) & \Delta u(k_i + 1) & \Delta u(k_i + 2) & \cdots & \Delta u(k_i + N_c - 1) \end{bmatrix}^T \quad (32)$$

Pode-se então utilizar as Equações (27), (28), (29), (30), (31) e (32) para reescrever os vetores correspondentes a predição dos estados e saídas numa forma compacta, conforme a Equação (33) a seguir:

$$Y = F x(k_i) + \phi \Delta u \quad (33)$$

Onde:

$$F = \begin{bmatrix} CA \\ CA^2 \\ CA^3 \\ \vdots \\ CA^{N_p} \end{bmatrix} \quad (34)$$

$$\phi = \begin{bmatrix} CB & 0 & 0 & \dots & 0 \\ CAB & CB & 0 & \dots & 0 \\ CA^2B & CAB & CB & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ CA^{N_p-1}B & CA^{N_p-2}B & CA^{N_p-3}B & \dots & CA^{N_p-N_c}B \end{bmatrix} \quad (35)$$

De posse da predição dos valores futuros dos estados e das saídas definimos que a função custo com objetivo de encontrar o sinal de controle corresponde a Equação (36) a seguir:

$$J = (R_S - Y)^T (R_S - Y) + \Delta u^T R \Delta u \quad (36)$$

Sendo que R corresponde ao peso que pondera o valor do vetor do incremento do sinal de entrada (Δu) a ser enviado aos atuadores, e R_S , cuja dimensão é N_p , corresponde ao vetor que possui a informação do *set point* ($r(k_i)$), conforme a Equação (37):

$$R_S^T = [1 \ 1 \ 1 \ \dots \ 1] r(k_i) \quad (37)$$

Logo, para encontrar o vetor Δu que minimiza o erro entre a referência e as saídas pode-se usar a Equação (38):

$$\frac{\partial J}{\partial \Delta U} = 0 \quad (38)$$

Substituindo a Equação (33) na Equação (36), e realizando-se uma operação de derivação chega-se a Equação (39) a seguir:

$$\frac{\partial J}{\partial \Delta U} = -2\phi^T (R_S - F x(k_i)) + 2(\phi^T \phi + R)\Delta u \quad (39)$$

Logo, a solução da Equação (39) corresponde a Equação (40) a seguir:

$$\Delta u = (\phi^T \phi + R)^{-1} \phi^T (R_S - F x(k_i)) \quad (40)$$

A matriz $(\Phi^T \Phi + R)^{-1}$ é conhecida por matriz de Hessian na literatura de otimização. No vetor encontrado, conforme Equação (40), envia-se somente os valores presentes na primeira coluna, que correspondem ao valor incremental do primeiro instante de amostragem, o restante é descartado. O procedimento é então reiniciado novamente, caracterizando uma janela móvel de predição.

4.5.2 MPC DISCRETO UTILIZANDO FUNÇÕES DE LAGUERRE (DMPC)

O controlador apresentado na seção anterior corresponde a abordagem clássica dos controladores preditivos baseados em modelo, sua implementação é relativamente simples e rápida, pois resulta um formato vetorial e matricial. Entretanto, caso o sistema necessite de uma amostragem muito rápida, possua uma dinâmica muito complexa, ou ainda necessite de alto desempenho na resposta em malha fechada, se obtém como resultado um elevado número de parâmetros no vetor cujos valores devem ser enviados aos atuadores do processo, tal vetor corresponde à Equação (40). Com isso, pode-se encontrar soluções com mau condicionamento numérico, e como consequência, alta demanda de memória computacional para formar e armazenar os dados em forma de matrizes (WANG, 2009).

De forma a solucionar este problema, WANG (2004,2009) propôs a utilização de funções ortonormais para representar o vetor dos valores incrementais futuros das entradas, entre as funções ortonormais que podemos utilizar encontram-se as funções discretas de Laguerre ($l_j(k)$), assim, fazendo esta transformação podemos representar a Equação (40) através da Equação (41) a seguir:

$$\Delta u(k_i + k) = \sum_{j=1}^N c_j(k_j) l_j(k) \quad (41)$$

Sendo que k_i corresponde ao instante inicial da janela de predição, k corresponde a um instante de amostragem futuro, N é o número de termos usados na expansão e c_j ($j = 1, 2, \dots, N$) são os coeficientes, que são dependentes do valor inicial k_i . Nota-se que ao utilizar esta abordagem o parâmetro correspondente ao horizonte de controle (N_C) desaparece, em seu lugar iremos utilizar o número de termos da expansão (N), sendo que ao aumentar o valor deste parâmetro a expansão irá convergir para o sinal de controle da abordagem anterior ($\Delta u(k+1), \Delta u(k+2), \dots, \Delta u(k+N_C)$). Assim, partindo-se primeiramente de uma função contínua de Laguerre vem que as funções discretas de Laguerre ($\Gamma_m(z)$), com $m = 1, 2, \dots, \infty$, podem ser obtidas através de aplicação da transformada z , fazendo isso obtemos como resultado as Equações (42), (43) e (44) a seguir:

$$\Gamma_1(z) = \frac{\sqrt{1-a^2}}{1-az^{-1}} \quad (42)$$

$$\Gamma_2(z) = \frac{\sqrt{1-a^2}}{1-az^{-1}} \cdot \frac{z^{-1}-a}{1-az^{-1}} \quad (43)$$

$$\Gamma_m(z) = \frac{\sqrt{1-a^2}}{1-az^{-1}} \cdot \left(\frac{z^{-1}-a}{1-az^{-1}} \right)^{m-1} \quad (44)$$

Sendo que o parâmetro a ($0 \leq a < 1$) corresponde ao polo da função de Laguerre, na literatura este parâmetro é denominado como fator de escala. Pode ser verificado de acordo com WANG (2004, 2009) que as funções discretas de Laguerre no domínio da frequência satisfazem as seguintes propriedades ortonormais:

$$\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \Gamma_m(e^{j\omega}) \Gamma_m(e^{j\omega})^* d\omega = 1 \quad (45)$$

$$\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \Gamma_m(e^{j\omega}) \Gamma_n(e^{j\omega})^* d\omega = 0; m \neq n \quad (46)$$

Onde o asterisco (*) indica o conjugado do número complexo. Finalmente, podemos escrever que as funções discretas de Laguerre no domínio do tempo correspondem a aplicação da transformada z inversa na Equação (44), conforme a Equação (47) a seguir:

$$l_m(k) = z^{-1} \{ \Gamma_m(z) \} \quad (47)$$

Assim, podemos escrever um conjunto de funções discretas de Laguerre numa forma vetorial:

$$L(k) = [l_1(k) \quad l_2(k) \quad l_3(k) \quad \dots \quad l_N(k)]^T \quad (48)$$

Examinando então a estrutura das funções discretas de Laguerre no domínio z , conforme a Equação (44), podemos escrever que estas funções satisfazem a seguinte equação as diferenças:

$$L(k+1) = A_l L(k) \quad (49)$$

Sendo A_l definida de acordo com a Equação (50):

$$A_t = \begin{bmatrix} a & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \beta & a & 0 & \cdots & 0 \\ -a\beta & \beta & a & \cdots & 0 \\ a^2\beta & -a\beta & \beta & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ (-1)^{N-2} a^{N-2} \beta & (-1)^{N-3} a^{N-3} \beta & \cdots & \beta & a \end{bmatrix} \quad (50)$$

Onde:

$$\beta = 1 - a^2 \quad (51)$$

Sendo que a condição inicial é dada pela Equação (52):

$$L(0)^T = \sqrt{1-a^2} [1 \quad -a \quad a^2 \quad -a^3 \quad \cdots \quad (-1)^{N-1} a^{N-1}] \quad (52)$$

Assim, adotando essa estratégia consegue-se reduzir de maneira considerável a dimensão do vetor correspondente a ΔU , conforme demonstrado nos trabalhos de WANG (2004, 2009). Além disso, pode-se notar que se considerarmos $a = 0$ e $N = N_C$ iremos retornar a abordagem clássica dos MPC, que foi demonstrada na seção anterior deste trabalho, pois ao utilizarmos estes parâmetros encontramos como resultado as Equações (53) e (54) a seguir:

$$A_t = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (53)$$

$$L(0)^T = [1 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad \cdots \quad 0] \quad (54)$$

Logo, considerando $a = 0$ e $N = N_C$, a solução que seria encontrada corresponde a Equação (40). Já no caso de utilizarmos valores dos parâmetros N e N_P suficientemente grandes a trajetória do sinal de controle irá se aproximar daquela que seria obtida se utilizássemos um regulador quadrático linear discreto (DLQR - *Discrete Linear Quadratic Regulator*), conforme citado em WANG (2009). A Equação (41) também pode ser expressada numa forma vetorial, conforme a Equação (55) a seguir:

$$\Delta u(k_i + k) = L(k)^T \eta \quad (55)$$

Sendo que o vetor η contém os N coeficientes de Laguerre, de acordo com a Equação (56):

$$\eta = [c_1 \quad c_2 \quad c_3 \quad \cdots \quad c_N]^T \quad (56)$$

Logo, utilizando as funções de Laguerre para representar o sinal de entrada chega-se a seguinte equação para a predição dos estados futuros:

$$x(k_i + m | k_i) = A^m x(k_i) + \sum_{i=0}^{m-1} A^{m-i-1} B L(i)^T \eta \quad (57)$$

Da mesma forma, utilizando as funções de Laguerre vem que a predição dos valores futuros das saídas está de acordo com a Equação (58) a seguir:

$$y(k_i + m | k_i) = CA^m x(k_i) + \sum_{i=0}^{m-1} CA^{m-i-1} B L(i)^T \eta \quad (58)$$

Logo, para realização da predição dos estados e saídas futuras necessita-se realizar a soma de convolução, dada pela Equação (59):

$$S_C(m) = \sum_{i=0}^{m-1} A^{m-i-1} B L(i)^T \quad (59)$$

Logo, podemos escrever que:

$$S_C(1) = B L(0)^T \quad (60)$$

$$S_C(2) = A B L(0)^T + B L(1)^T = A B L(0)^T + B L(0)^T A_1^T = A S_C(1) + S_C(1) A_1^T \quad (61)$$

$$S_C(3) = A^2 B L(0)^T + A B L(1)^T + B L(2)^T = A S_C(2) + S_C(1) (A_1^2)^T \quad (62)$$

Assim, generalizando os resultados expressos anteriormente chega-se à Equação (63):

$$S_C(m) = A S_C(m-1) + S_C(1) (A_1^{m-1})^T \quad (63)$$

Após a realização da predição utilizando as funções de Laguerre podemos reescrever a função objetivo correspondente a Equação (36), numa cuja função objetivo similar, conforme a Equação (64) a seguir:

$$J = \sum_{m=1}^{N_p} [r(k_i) - y(k_i + m | k_i)]^T Q [r(k_i) - y(k_i + m | k_i)] + \eta^T R \eta \quad (64)$$

Onde temos o objetivo de encontrar o vetor de coeficientes η que minimiza a função objetivo. Sendo que $Q \geq 0$ e $R > 0$ são os pesos correspondentes aos estados e as entradas do processo respectivamente, $r(k_i)$ é o sinal do *set point*. A matriz Q possui dimensão igual ao número de estados, já a matriz R é diagonal e possui dimensão $(N \times N)$, com pesos $r_w \geq 0$ nas diagonais. Os reguladores quadráticos lineares discretos (DLQR) possuem a seguinte função custo:

$$J = \sum_{m=1}^{N_p} x(k_i + m | k_i)^T Q x(k_i + m | k_i) + \sum_{m=0}^{N_p} \Delta u(k_i + m)^T R \Delta u(k_i + m) \quad (65)$$

Podemos então conectar a função custo correspondente a Equação (65) aos controladores DLQR, escrevendo a Equação (66):

$$J = \sum_{m=1}^{N_p} x(k_i + m | k_i)^T Q x(k_i + m | k_i) + \eta^T R \eta \quad (66)$$

Onde definimos uma nova variável de estado, de acordo com a Equação (67):

$$x(k_i + m | k_i) = [\Delta x_m(k_i + m | k_i)^T \quad y(k_i + m | k_i) - r(k_i)]^T \quad (67)$$

A justificativa de conectar o controlador preditivo baseado em modelo ao regulador quadrático linear (DLQR) consiste no fato deste último possuir elevados resultados presentes na literatura, que podem ser utilizados como base para a análise, sintonia e projetos de controladores preditivos (MPC), conforme citado em WANG (2009). Substituindo então a Equação (63) na Equação (57) podemos escrever a Equação (68) para a realização da predição dos estados:

$$x(k_i + m | k_i) = A^m x(k_i) + S_c(m)^T \eta \quad (68)$$

Substituindo agora a Equação (68) na Equação (66) chegamos a seguinte função custo:

$$J = \eta^T \left(\sum_{m=1}^{N_p} S_c(m) Q S_c(m)^T + R \right) \eta + 2\eta^T \left(\sum_{m=1}^{N_p} S_c(m) Q A^m \right) x(k_i) + \sum_{m=1}^{N_p} x(k_i)^T (A^T)^m Q A^m x(k_i) \quad (69)$$

Para encontrar o valor mínimo da Equação (69), sem estar sujeita a restrições, utilizamos a derivada parcial da função custo em relação a η :

$$\frac{\partial J}{\partial \eta} = 2 \left(\sum_{m=1}^{N_p} S_c(m) Q S_c(m)^T + R \right) \eta + 2 \left(\sum_{m=1}^{N_p} S_c(m) Q A^m \right) x(k_i) \quad (70)$$

Assumindo que $(\sum_{m=1}^{N_p} S_c(m) Q S_c(m)^T + R)^{-1}$ existe, quando igualamos a Equação (70) a zero encontramos o valor mínimo da função custo, conforme a Equação (71) a seguir:

$$\eta = - \left(\sum_{m=1}^{N_p} S_c(m) Q S_c(m)^T + R \right)^{-1} \left(\sum_{m=1}^{N_p} S_c(m) Q A^m \right) x(k_i) \quad (71)$$

Podemos então para simplificar utilizar as seguintes expressões:

$$\Omega = \sum_{m=1}^{N_p} S_c(m) Q S_c(m)^T + R \quad (72)$$

$$\Psi = \sum_{m=1}^{N_p} S_c(m) Q A^m \quad (73)$$

$$\eta = -\Omega^{-1} \Psi x(k_i) \quad (74)$$

Finalmente, de posse do vetor dos coeficientes das funções de Laguerre pode-se calcular o primeiro valor incremental do sinal que será enviado aos atuadores ($k = 0$), substituindo então a Equação (74) na Equação (55) vem que:

$$\Delta u(k_i) = -L(0)^T \Omega^{-1} \Psi x(k_i) \quad (75)$$

Assim, podemos escrever que:

$$\Delta u(k_i) = -K_{MPC} x(k_i) \quad (76)$$

$$K_{MPC} = L(0)^T \Omega^{-1} \Psi \quad (77)$$

Com a matriz que representa o ganho do controlador preditivo podemos escrever a seguinte equação correspondente a malha fechada:

$$x(k+1) = (A - B K_{MPC}) x(k) \quad (78)$$

Através da Equação (78) pode-se checar o desempenho e a estabilidade da malha através de avaliação da localização dos autovalores. Um sistema será estável quando possuir todos os seus autovalores localizados no interior de um círculo com raio unitário no plano complexo (WANG, 2009).

4.5.3 LAGUERRE MPC COM RESTRIÇÕES

Na prática todos os processos estão sujeitos a restrições, estas devem-se ao limite que as variáveis de entrada e saída devem respeitar, por questões de segurança, leis ambientais, e também faixa de leitura dos sensores (*range*), muitos algoritmos de controle MPC incorporam, de maneira intrínseca, as restrições do processo e tem ampla aplicação na indústria, entretanto, a adição de tais restrições na função objetivo torna a etapa de minimização mais complexa, pois a solução não pode ser obtida de maneira explícita como nos casos sem restrições, deve-se realizar uma otimização em tempo real usando programação quadrática para resolver o problema.

Assumindo que a variável de estado $x(k_i)$ em um instante de tempo k_i é conhecida, e que os limites dos incrementos do sinal de controle são Δu^{\min} e Δu^{\max} , vem que o procedimento de otimização se torna a minimizar a seguinte função objetivo:

$$J = \eta^T \Omega \eta + 2\eta^T \psi x(k_i) \quad (79)$$

Onde assume-se que:

$$\Delta u^{\min} \leq \Delta u(k_i + m) \leq \Delta u^{\max} \quad (80)$$

Como utiliza-se as funções de Laguerre para representar o vetor incremental das entradas, conforme a Equação (55), vem que para um sistema com múltiplas entradas e saídas pode-se escrever a equação a seguir:

$$\Delta u^{\min} \leq \begin{bmatrix} L_1(0)^T & o_2^T & \cdots & o_m^T \\ o_1^T & L_2(0)^T & \cdots & o_m^T \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ o_1^T & o_2^T & \cdots & L_m(0)^T \end{bmatrix} \eta \leq \Delta u^{\max} \quad (81)$$

Considerando agora a amplitude do sinal de controle os limites considerados são u^{\max} e u^{\min} , vem que da definição do incremento do sinal:

$$u(k) = \sum_{i=0}^{k-1} \Delta u(k_i) \quad (82)$$

E assim pode-se representar as inequações da seguinte forma:

$$u^{\min} \leq \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^{k-1} L_1(0)^T & o_2^T & \cdots & o_m^T \\ o_1^T & \sum_{i=0}^{k-1} L_2(0)^T & \cdots & o_m^T \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ o_1^T & o_2^T & \cdots & \sum_{i=0}^{k-1} L_m(0)^T \end{bmatrix} \eta + u(k_i - 1) \leq u^{\max} \quad (83)$$

Por último, considerando que o limite das variáveis de saída são y^{\max} e y^{\min} pode-se escrever a seguinte inequação:

$$y^{\min} \leq CA^m x(k_i) + \phi(m)^T \eta \leq y^{\max} \quad (84)$$

Onde:

$$\phi(m)^T = \sum_{j=0}^{m-1} A^{m-j-1} [B_1 L_1(j)^T \quad B_2 L_2(j)^T \quad \cdots \quad B_m L_m(j)^T] \quad (85)$$

Maiores detalhes sobre a incorporação de restrições no controlador preditivo e implementação da programação quadrática podem ser encontrados em WANG (2009).

4.5.4 ESTABILIDADE DA MALHA FECHADA

Na seção 4.5.2 comentou-se que se utilizarmos os parâmetros N e N_p suficientemente grandes iria-se obter uma trajetória do sinal de controle convergindo para aquela que seria obtida com o controlador ótimo (DLQR), no caso de as matrizes referentes aos pesos Q e R serem iguais nos dois casos. Nesta situação, a trajetória do sinal de controle é assintótica e estável, e a matriz dos estados converge para zero:

$$x(k_i + N_p | k_i)^T Q x(k_i + N_p | k_i) \approx 0 \quad (86)$$

Como consequência, ao utilizar-se a função de Lyapunov para realizar a análise de estabilidade esta situação levaria a uma malha fechada estável (WANG, 2009). No entanto, ao utilizar horizontes de predição com valores muito elevados pode-se obter problemas de condicionamento numérico em determinados sistemas, estes problemas ocorrem na matriz de Hessian como consequência do aumento da dimensão da matriz Φ . Tal problema ocorre nos controladores DMC e GPC, e em outros controladores preditivos clássicos. Para contornar este problema e garantir a estabilidade em malha fechada WANG (2009) sugere a utilização de um peso exponencial decrescente na função custo (Equação (65)), com isso, pode-se aumentar consideravelmente o valor do horizonte de predição, levando a um cenário de horizonte de

predição infinito, e assim, resolver-se o problema de mau condicionamento numérico. A modificação proposta corresponde a Equação (87) seguir, onde $\alpha > 1$:

$$J = \sum_{m=1}^{N_p} \alpha^{-2m} x(k_i + m | k_i)^T Q_\alpha x(k_i + m | k_i) + \sum_{m=0}^{N_p} \alpha^{-2m} \Delta u(k_i + m)^T R_\alpha \Delta u(k_i + m) \quad (87)$$

A solução da Equação (87) é idêntica à que seria encontrada através da função custo original (Equação (65)) se utilizássemos $\alpha = 1$. Os parâmetros R_α e Q_α podem ser encontrados utilizando-se as Equações (88) e (89):

$$Q_\alpha = \gamma^2 Q (1 - \gamma^2) P_\infty \quad (88)$$

$$R_\alpha = \gamma^2 R \quad (89)$$

$$\gamma = \frac{1}{\alpha} \quad (90)$$

Sendo que o parâmetro P_∞ corresponde a solução algébrica da equação de Ricatti, de acordo a Equação (91):

$$A^T [P_\infty - P_\infty B (R + B^T P_\infty B)^{-1} B^T P_\infty] A + Q - P_\infty = 0 \quad (91)$$

Os programas computacionais necessários para a realização de todos os cálculos citados nesta seção e nas seções anteriores foram implementados no *software Matlab* e podem ser encontrados nos anexos A.III, A.IV e A.V deste trabalho.

4.5.5 EXTENSÃO PARA SISTEMAS COM MÚLTIPLAS ENTRADAS E MÚLTIPLAS SAÍDAS

Nas seções anteriores foram abordados os controladores preditivos baseados em modelos de maneira clássica e utilizando funções discretas de Laguerre para expandir o vetor correspondente aos sinais de entrada. No entanto, em ambos os casos foi utilizado um sistema com apenas uma entrada e uma saída (SISO) para simplificar as análises. Assim, para o projeto de controladores preditivos para modelos com múltiplas entradas e saídas (MIMO) primeiramente deve-se considerar que cada entrada deve possuir seus fatores de escala da função de Laguerre (parâmetro a) de maneira independente, a seguir considera-se que vetor com os sinais incrementais das entradas pode ser representado da seguinte forma:

$$\Delta u(k) = [\Delta u_1(k) \quad \Delta u_2(k) \quad \cdots \quad \Delta u_m(k)]^T \quad (92)$$

E a matriz das entradas pode ser fracionada como:

$$B = [B_1 \quad B_2 \quad \cdots \quad B_m]^T \quad (93)$$

Onde m corresponde a cada entrada do sistema. Expressa-se então o vetor incremental de cada entrada por $\Delta u_i(k)$, denomina-se o fator de escala como a_i e o número de termos por N_i , assim:

$$\Delta u(k_i) = -L_i(k)^T \eta_i \quad (94)$$

Onde η_i é o vetor de coeficientes e L_i a função discreta de Laguerre de cada entrada, de acordo com a seguinte equação:

$$L_i(k) = [l_1^i(k) \quad l_2^i(k) \quad \cdots \quad l_{N_i}^i(k)]^T \quad (95)$$

A predição dos estados futuros torna-se correspondente a Equação (96) a seguir:

$$\begin{aligned} x(k_i + m | k_i) &= A^m x(k_i) + \sum_{j=0}^{m-1} A^{m-j-1} [B_1 L_1(j)^T \quad B_2 L_2(j)^T \quad \cdots \quad B_m L_m(j)^T] \eta \\ &= A^m x(k_i) + \phi(m)^T \eta \end{aligned} \quad (96)$$

Onde:

$$\eta = [\eta_1^T \quad \eta_2^T \quad \cdots \quad \eta_m^T] \quad (97)$$

$$\phi(m)^T = \sum_{j=0}^{m-1} A^{m-j-1} [B_1 L_1(j)^T \quad B_2 L_2(j)^T \quad \cdots \quad B_m L_m(j)^T] \quad (98)$$

Similar ao caso de termos somente uma entrada e uma saída no sistema vem que a função custo é definida como:

$$J = \eta^T \left(\sum_{m=1}^{N_p} \phi(m) Q \phi(m)^T + R \right) \eta + 2\eta^T \left(\sum_{m=1}^{N_p} \phi(m) Q A^m \right) x(k_i) + \sum_{m=1}^{N_p} x(k_i)^T (A^T)^m Q A^m x(k_i) \quad (99)$$

Cuja solução é:

$$\eta = -\Omega^{-1} \Psi x(k_i) \quad (100)$$

Onde os termos correspondem as Equações (101) e (102) a seguir:

$$\Omega = \sum_{m=1}^{N_p} \phi(m) Q \phi(m)^T + R \quad (101)$$

$$\Psi = \sum_{m=1}^{N_p} \phi(m) Q A^m \quad (102)$$

Finalmente, com o vetor η podemos escrever que:

$$\Delta u(k_i) = \begin{bmatrix} L_1(0)^T & o_2^T & \cdots & o_m^T \\ o_1^T & L_2(0)^T & \cdots & o_m^T \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ o_1^T & o_2^T & \cdots & L_m(0)^T \end{bmatrix} \eta \quad (103)$$

Sendo que o_m corresponde a uma matriz de zeros com a mesma dimensão que $L_k(0)$.

4.6 CRITÉRIOS DE DESEMPENHO DO CONTROLADOR

Nos experimentos em que foram realizadas mudanças nos parâmetros de sintonia do controlador utilizou-se do critério de integração do erro elevado ao quadrado (ISE) para avaliação das respostas encontradas na variável controlada, conforme a Equação (104):

$$ISE = \int_0^t [e(t)]^2 dt \quad (104)$$

A avaliação da resposta na variável manipulada foi baseada na integral dos incrementos enviados aos atuadores elevados ao quadrado, de modo a avaliar o esforço do controle (EC), conforme a Equação (105) a seguir:

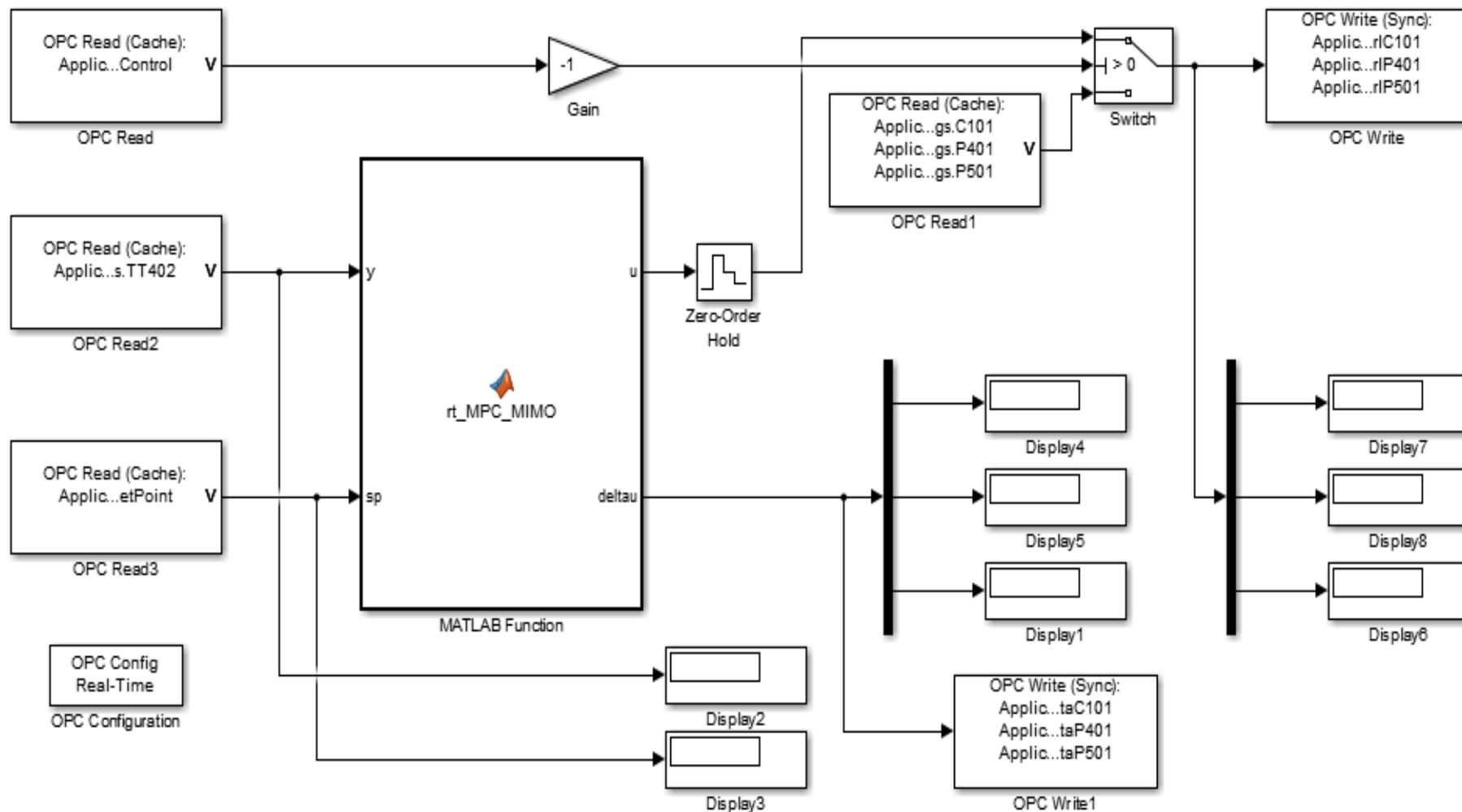
$$EC = \int_0^t [\Delta u(t)]^2 dt \quad (105)$$

4.7 EXTRUTURA DO CONTROLADOR NO MATLAB

O controlador foi implementado no *software* Matlab[®] versão 2014, utilizando-se um computador com processador Intel[®] Core I3 e sistema operacional Windows 7. O controlador foi implementado através de separação em duas partes, primeiramente utilizou-se um algoritmo *off-line* para transformar o modelo do processo na forma de matriz de transferência, calcular os parâmetros correspondentes ao modelo espaço estado aumentado do sistema, definição das restrições de processo e matrizes necessárias para encontrar a solução da função objetivo, tais matrizes correspondem as Equações (101) e (102).

A segunda parte corresponde ao algoritmo *on-line* do controlador, este possuía a função de encontrar a solução da Equação (103), ou seja, calcular os incrementos dos sinais que deviam ser enviados aos atuadores do sistema. Na [Figura 9](#) a seguir pode-se visualizar o diagrama de blocos implementado no *Simulink*:

Figura 9: Diagrama de blocos do controlador implementado no software Matlab (Simulink).



Nota-se na Figura 9 a presença de uma chave (*Switch*) que podia manter o sistema em malha aberta ou malha fechada, *displays* e blocos responsáveis pela realização da comunicação OPC entre o *software Matlab* e o *software Indusoft Web Studio*. Além disso, pode-se notar o bloco “MATLAB Function”, onde foi inserido o algoritmo *on-line* do controlador. Os algoritmos *on-line* e *off-line* utilizados para realização do controle preditivo do processo encontram-se nos anexos A.III e A.IV deste trabalho.

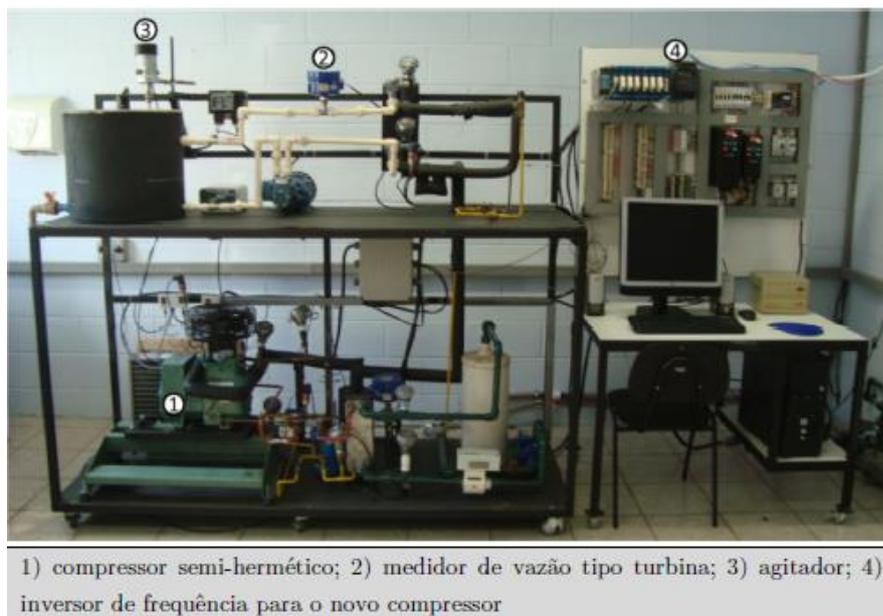
Nos algoritmos desenvolvidos ocorre ainda a avaliação da função *dmpc*, utilizada para predição das variáveis e estados, da função *Mdu*, utilizada para incorporar as restrições, e da função *QPhild*, utilizada para resolução de programação quadrática, ou seja, para a avaliação das restrições, os algoritmos utilizados para a implementação dessas funções podem ser encontrados no anexo A.V desse trabalho.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 ADEQUAÇÃO DO PROTÓTIPO EXPERIMENTAL

Conforme citado anteriormente a maioria dos equipamentos utilizados para o desenvolvimento deste trabalho foram provenientes dos trabalhos realizados por FRANCO (2012), PINELLI (2008) e DANTAS (2017). Entretanto, dos trabalhos citados concluiu-se que a planta de refrigeração estava subdimensionada, em vista da utilização de uma pequena parcela da capacidade de refrigeração que poderia teoricamente ser fornecida pelo compressor. Uma das possíveis causas para o observado era uma capacidade de troca térmica inferior ao necessário nos trocadores de calor utilizados no sistema, logo, optou-se primeiramente em trocar os condensadores por outros com maior área de troca térmica. Na [Figura 10](#) a seguir pode-se visualizar a planta de refrigeração utilizada no trabalho de FRANCO (2012).

Figura 10: Planta de refrigeração utilizada nos trabalhos anteriores.



Fonte: (FRANCO, 2012)

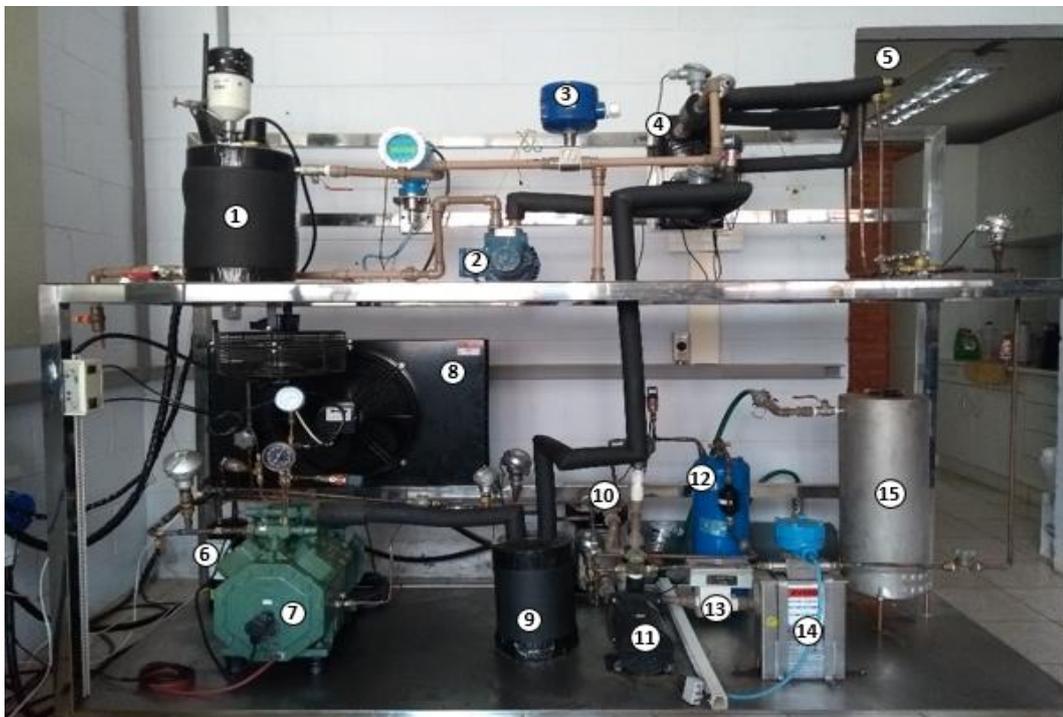
Como a estrutura utilizada nos trabalhos de FRANCO (2012), PINELLI (2008) e DANTAS (2017) já apresentava alguns problemas de corrosão decidiu-se trocar esta última por uma nova estrutura, confeccionada em aço inoxidável. A distribuição das linhas e equipamentos na nova estrutura utilizada neste trabalho consistiu em aproveitar da melhor maneira possível o espaço disponível na estrutura.

Trocou-se também todos os acessórios presentes no ciclo anterior, como o filtro secador por exemplo, por acessórios novos, de modo a aumentar o tempo de vida útil do novo

sistema. Na [Figura 11](#) pode-se verificar o novo protótipo com a estrutura nova e os novos equipamentos instalados, no [Quadro 5](#) pode-se verificar a localização destes equipamentos.

Pode-se visualizar a presença de um novo condensador a ar, cuja área de troca térmica é maior do que ao utilizado anteriormente. Pode-se notar também os diferentes compressores utilizados, nos trabalhos anteriores foram utilizados um compressor do tipo aberto, com garrafa de armazenamento integrada a estrutura de apoio do compressor, já no trabalho atual pode verificar-se um compressor do tipo semi-hermético, e a garrafa de armazenamento na linha de líquido do ciclo.

Figura 11: Planta piloto de refrigeração utilizada atualmente.



Além disso, trocou-se também o trocador casco tubo utilizado no circuito secundário de troca térmica, por um trocador também casco e tubo, mas com maior área de troca térmica, de modo a acompanhar o aumento da área de troca térmica do condensador a água. Pode-se verificar na [Figura 12](#) em seguida os trocadores de calor casco e tubo utilizados anteriormente e atualmente.

Quadro 5: Localização dos componentes da planta teste de refrigeração.

Localização	Componente
1	Tanque de resfriamento de propilenoglicol
2	Bomba do circuito do evaporador
3	Medidor de vazão tipo turbina
4	Evaporador
5	Válvulas de expansão
6	Separador de óleo
7	Compressor
8	Condensador a ar
9	Separador de líquido
10	Condensador a água
11	Bomba do circuito do condensador
12	Tanque de armazenamento (R404A)
13	Medidor de vazão ultrassônico
14	Medidor de vazão mássica (R404A)
15	Tanque de armazenamento (propilenoglicol)

Figura 12: Trocadores de calor casco e tubo utilizados nas plantas; esquerda (atual), direita (PINELLI, 2008).

Os novos trocadores instalados não foram dimensionados para utilização no novo sistema, pois os equipamentos que foram incorporados ao novo ciclo já encontravam-se disponíveis no laboratório, assim, por uma questão de economia e pouca disponibilidade de

recursos optou-se por utilizar os equipamentos disponíveis no laboratório ao invés de comprar novos equipamentos, com isso, optou-se em utilizar os recursos disponíveis para trocar o painel elétrico utilizado anteriormente por um painel maior, capaz de abrigar mais componentes que o utilizado anteriormente. Na [Figura 13](#) e na [Figura 14](#) pode-se visualizar respectivamente o painel utilizado anteriormente e o novo painel utilizado no desenvolvimento deste trabalho.

Figura 13: Painel elétrico utilizado nos trabalhos anteriores.



Fonte: PINELLI, 2008.

Figura 14: Painel elétrico utilizado atualmente.



Para o painel eletrônico novo trocou-se o CLP utilizado anteriormente por um mais moderno, que possui mais cartões de entradas e saídas analógicas, comunicação Ethernet e uma maior capacidade de memória e processamento. Trocou-se o inversor de frequência utilizado anteriormente para o controle de velocidade do compressor por um inversor de maior capacidade, pois o anterior apresentou problemas na corrente de partida em algumas ocasiões.

Nos primeiros ensaios realizados encontrou-se problemas na admissão de fluido refrigerante para o evaporador, verificou-se que a pressão do processo de evaporação estava muito baixa, com valores inferiores a pressão atmosférica. Como consequência adicionou-se pouca ou nenhuma carga térmica ao sistema, pois mesmo ajustando a capacidade da válvula até o ponto de abertura máxima ou trocando seu orifício não se conseguiu manter a temperatura de propilenoglicol entre a faixa de 2°C a 8°C, que foi considerada como meta.

Tentou-se ainda utilizar a válvula de expansão manual, mas encontrou-se os mesmos problemas citados anteriormente. A utilização da válvula eletrônica estava nos planos deste trabalho, entretanto não foi possível testar o desempenho do sistema utilizando este tipo de válvula. Para contornar o problema decidiu-se por trocar a válvula de expansão termostática utilizada até então (TES 2) por uma válvula termostática de maior capacidade (TES 5). Como resultado conseguiu-se resolver-se este problema, ou seja, o sistema passou a apresentar pressões de evaporação e de sucção com valores acima da pressão atmosférica, além disso, conseguiu-se adicionar uma carga térmica ao sistema, entretanto tal variável ainda possuía um valor muito baixo, aquém da capacidade teórica do compressor.

Realizou-se também uma troca do tanque de propilenoglicol utilizado no circuito de evaporação, no sistema utilizado por DANTAS (2017), FRANCO (2012) e PINELLI (2008) o tanque possuía um volume de aproximadamente 60 litros, tal capacidade tornava a dinâmica do processo muito lenta, logo, o tempo necessário para a temperatura de saída do tanque atingir o regime permanente era muito alto, como consequência sobrava-se pouco tempo para realização de análises, como para obtenção do modelo do processo por exemplo. Logo, optou-se por utilizar um novo tanque, com volume de aproximadamente 30 litros, visando com isso reduzir o tempo necessário para a temperatura da solução de propilenoglicol atingir o regime permanente. Pode-se visualizar na [Figura 15](#) os tanques utilizados atualmente e anteriormente para armazenar a solução de propilenoglicol.

Figura 15: Tanque de armazenamento utilizados; esquerda (atual), direita (PINELLI, 2008).



Encontrou-se problemas também na medição das vazões da solução de propilenoglicol que circula no evaporador, da vazão mássica de refrigerante e do consumo energético. O medidor de vazão do tipo turbina, disponível para medição da vazão da solução de propilenoglicol apresentou defeito, pois o sinal fornecido pelo mesmo possuía sempre o valor de 4mA, que seria o encontrado no caso de não houver circulação da solução de propilenoglicol.

O medidor de vazão mássica, disponível para medição da vazão de refrigerante, foi instalado na própria estrutura do sistema, de modo a proporcionar economia de espaço no laboratório e também de proporcionar mobilidade na estrutura, entretanto o mesmo sofreu influência da vibração ocasionada pela operação do compressor e das bombas, e com isso, fornecia valores incorretos de medida.

Além das trocas de equipamentos citadas foi adicionado ao painel medidores de corrente elétrica, de modo a permitir o cálculo do consumo energético dos equipamentos utilizados no sistema. Já os medidores de consumo de energia também não funcionaram da maneira adequada, pois independente da rotação considerada para os atuadores não havia mudança de sinal fornecido pelo sensor, este sempre possuía o valor de 12mA.

5.2 PROGRAMA SUPERVISÓRIO UTILIZADO PARA O CONTROLE E O MONITORAMENTO DA PLANTA DE REFRIGERAÇÃO

De modo a monitorar-se em tempo real o comportamento das variáveis da planta foi realizada a implementação de um programa supervisorio através do *software* Indusoft Web Studio 7.1 Educacional, de forma a acompanhar no decorrer do tempo o comportamento das pressões, temperaturas e vazões do processo, através dos dados fornecidos pelos sensores. Através do IWS também foram enviados para o CLP os sinais de comando para os inversores de frequência e para o variador de potência.

O sistema supervisorio desenvolvido possuía uma tela de apresentação (Figura 16), uma tela para o controle do processo em modo automático ou manual (Figura 17), uma tela com os dados do processo fornecidos na forma de display (Figura 18) e uma tela com os gráficos para o acompanhamento das principais variáveis do processo (Figura 19).

Figura 16: Tela de apresentação do sistema supervisorio.

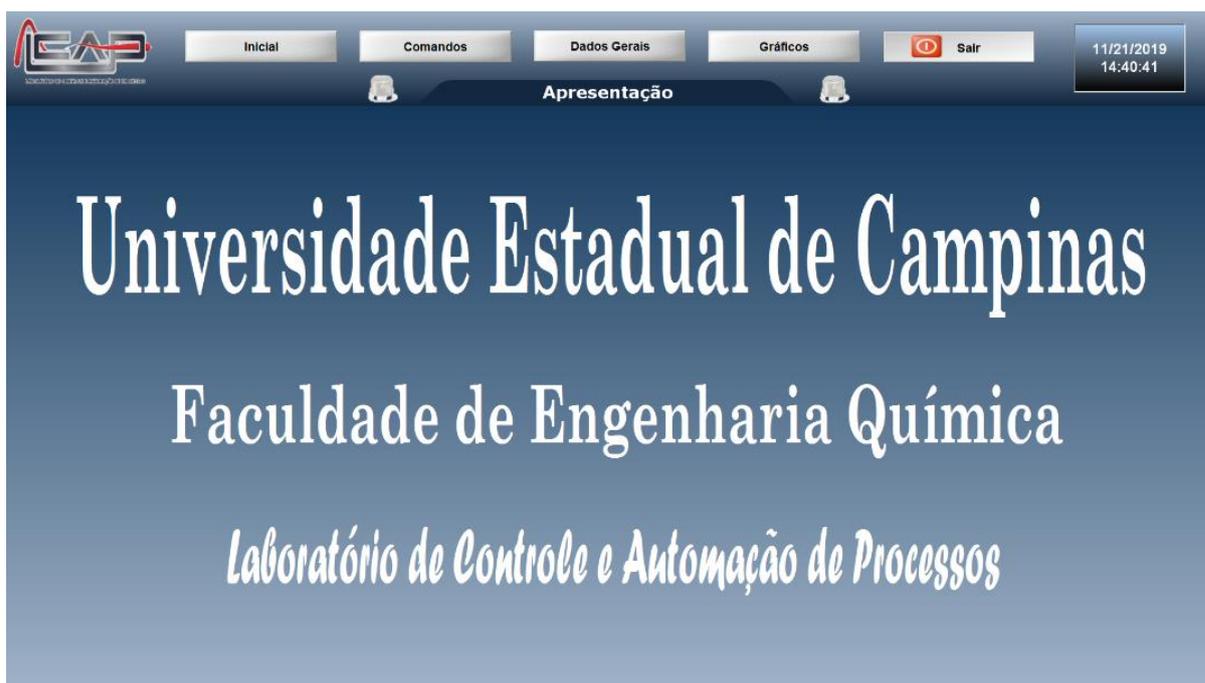


Figura 17: Tela de controle do sistema supervisorio.

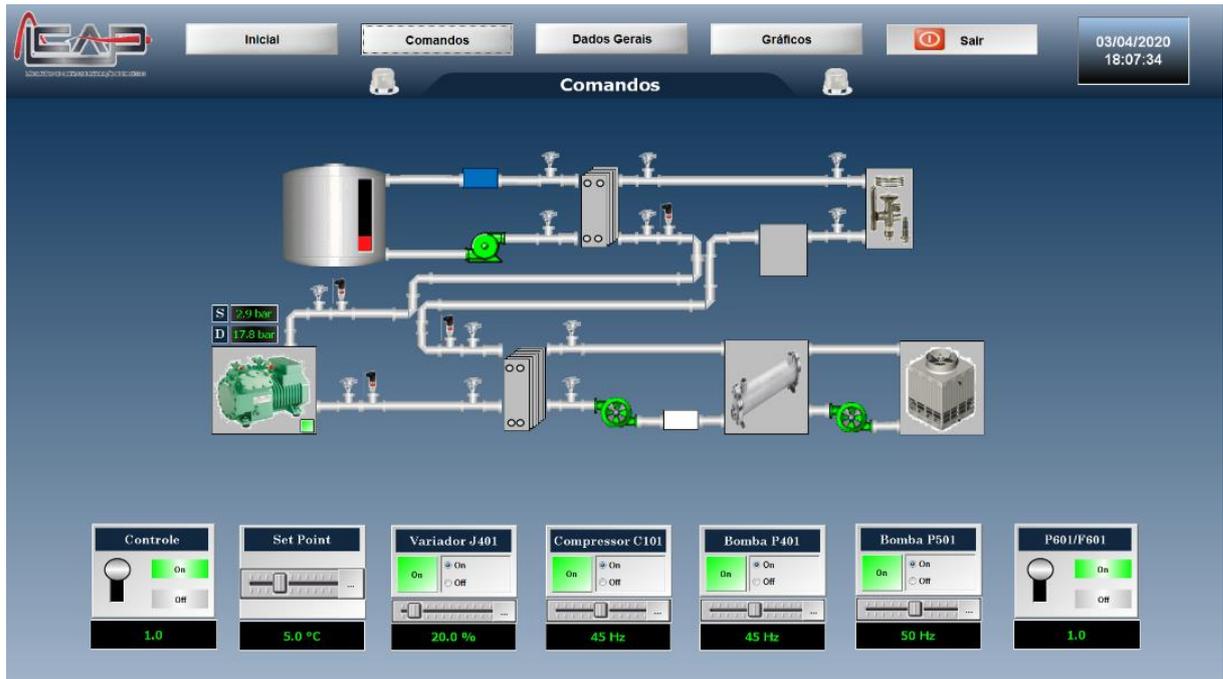


Figura 18: Tela de supervisao de dados sistema supervisorio.



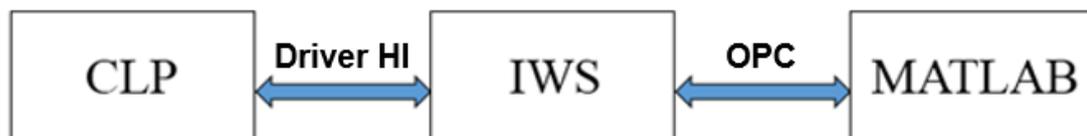
Figura 19: Tela de supervisão com os gráficos das principais variáveis da planta de refrigeração.



A tabela referente as memórias reais e booleanas que foram utilizadas para a comunicação do IWS com o CLP, e o programa *Ladder* utilizado neste equipamento podem ser conferidos nos anexos A.I e A.II deste trabalho.

Além do Indusoft Web Studio utilizou-se o software Matlab, onde foi desenvolvido o algoritmo responsável pelo controle do processo. Assim foi necessário realizar a comunicação entre os softwares utilizados de forma a obter os resultados desejados. Na *Figura 20* a seguir pode se conferir os drivers e protocolos utilizados para a comunicação entre os softwares.

Figura 20: Comunicação realizada entre o CLP, software Indusoft Web Studio e o software Matlab.



5.3 OBTENÇÃO DO REGIME PERMANENTE

Na Figura 21 a seguir pode-se verificar um dos regimes permanentes que foram obtidos na temperatura de saída da solução de propilenoglicol que sai do evaporador, variável controlada, conforme as condições apresentadas na Tabela 2.

Figura 21: Regime permanente da temperatura de saída da solução de propilenoglicol que sai do evaporador conforme as condições operacionais adotadas.

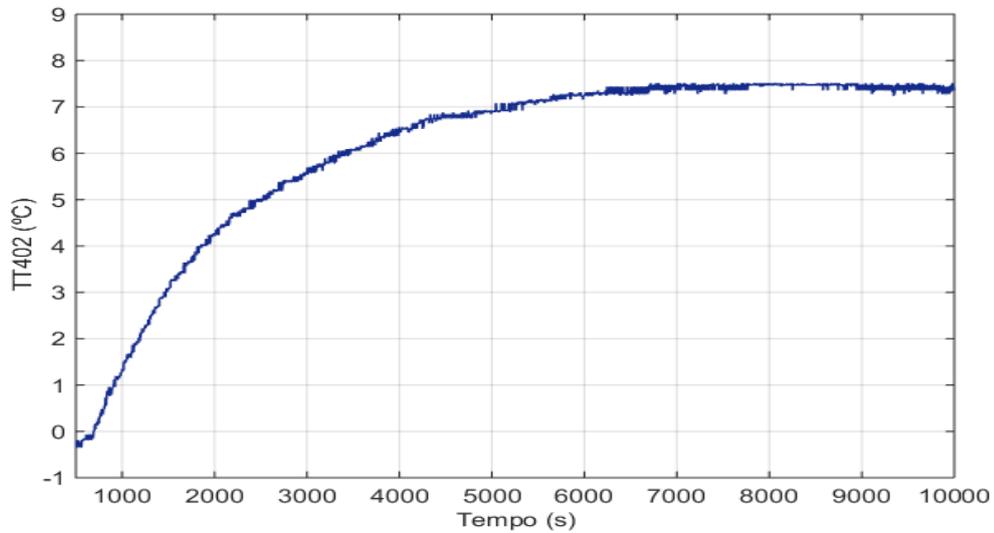


Figura 22: Diagrama de Mollier obtido nas condições do regime permanente.

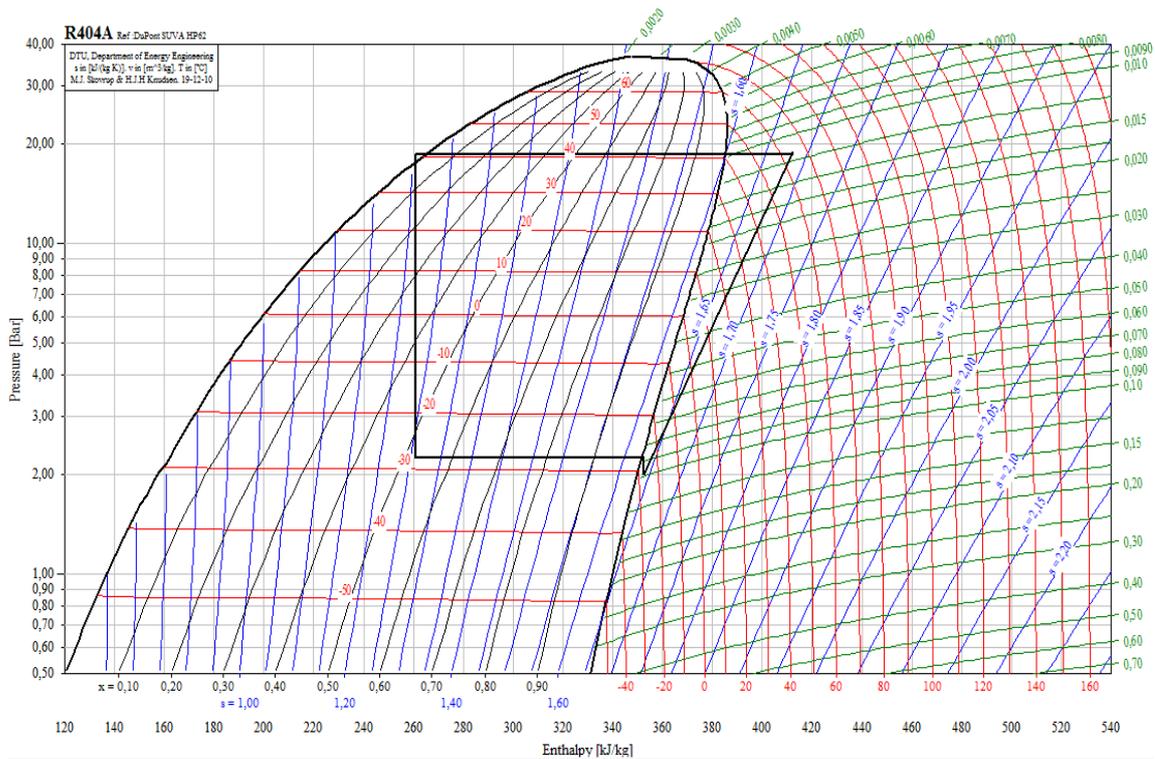
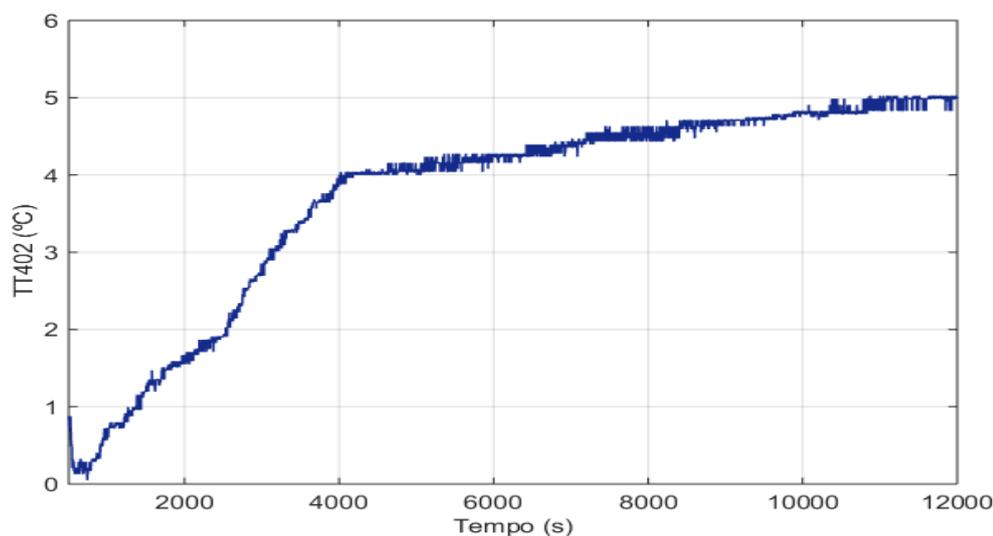


Tabela 4: Condições de temperatura e pressão do processo encontradas no regime permanente nas condições operacionais adotadas.

Variável	Valor
Pressão de Descarga (PT101)	18,2 bar
Pressão de Condensação (PT201)	17,8 bar
Pressão de Evaporação (PT301)	2,4 bar
Pressão de Sucção do Compressor (PT302)	2,2 bar
Temperatura de Descarga (TT101)	65,3 °C
Temperatura de Saída do Condensador (TT201)	41,1 °C
Temp. de Entrada da Válvula de Expansão (TT202)	38,6 °C
Temperatura de Entrada do Evaporador (TT203)	-30,2 °C
Temperatura de Saída do Evaporador (TT301)	-18,2 °C
Temperatura de Sucção do Compressor (TT302)	-25,2 °C
Temp. Propilenoglicol na Entrada do Evaporador (TT401)	8,9 °C
Temp. Propilenoglicol na Saída do Evaporador (TT402)	5,0 °C
Temp. Propilenoglicol na Entrada do Condensador (TT501)	35,6 °C
Temp. Propilenoglicol na Saída do Condensador (TT502)	38,4 °C
Temperatura de Evaporação	-30,2 °C
Temperatura de Condensação	40,1 °C
Superaquecimento (Evaporador)	12,0 °C
Superaquecimento (Total)	5,0 °C
Sub-resfriamento	1,0 °C

Figura 23: Regime permanente da temperatura de propilenoglicol que sai do evaporador (TT402).



As condições de temperatura e pressão encontrados no processo, de acordo com as condições operacionais consideradas na Tabela 2, podem ser verificadas na Tabela 4. Na Figura 22 pode-se verificar também o Diagrama de Mollier correspondente ao ciclo teórico de refrigeração nas condições encontradas. Outro regime permanente encontrado, partindo-se das mesmas condições operacionais adotadas pode ser visualizado na Figura 23, nota-se que a

temperatura atingida da solução de propilenoglicol se situou pouco acima do que a que foi obtida anteriormente.

Assim, de acordo com os resultados apresentados na [Figura 21](#) e [Figura 23](#) conclui-se o que os valores da temperatura de saída do evaporador da solução de propilenoglicol (TT402) alcançados no regime permanente se situavam na dentro da faixa desejada, ou seja, entre 5°C e 8°C. Logo, todos os experimentos realizados no protótipo experimental de refrigeração para análise de linearidade, obtenção do modelo matemático e controle preditivo sempre partiram das condições operacionais definidas na [Tabela 2](#).

5.4 ANÁLISE DE LINEARIDADE DA VARIÁVEL CONTROLADA EM RELAÇÃO A PERTURBAÇÕES NOS ATUADORES DO PROCESSO

Os resultados encontrados na análise de linearidade do protótipo experimental de refrigeração podem ser verificados na [Figura 24](#), na [Figura 25](#) e na [Figura 26](#) a seguir, onde a temperatura da solução de propilenoglicol que sai do evaporador (TT402) está expressa na forma de variável desvio.

Figura 24: Análise de linearidade da variável controlada (TT402) em relação ao compressor C101.

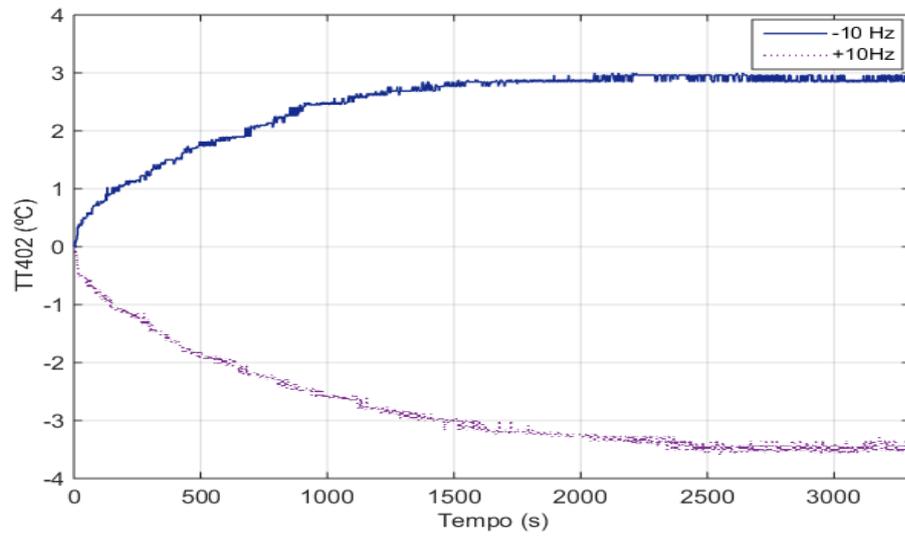


Figura 25: Análise de linearidade da variável controlada (TT402) em relação a bomba do evaporador (P401).

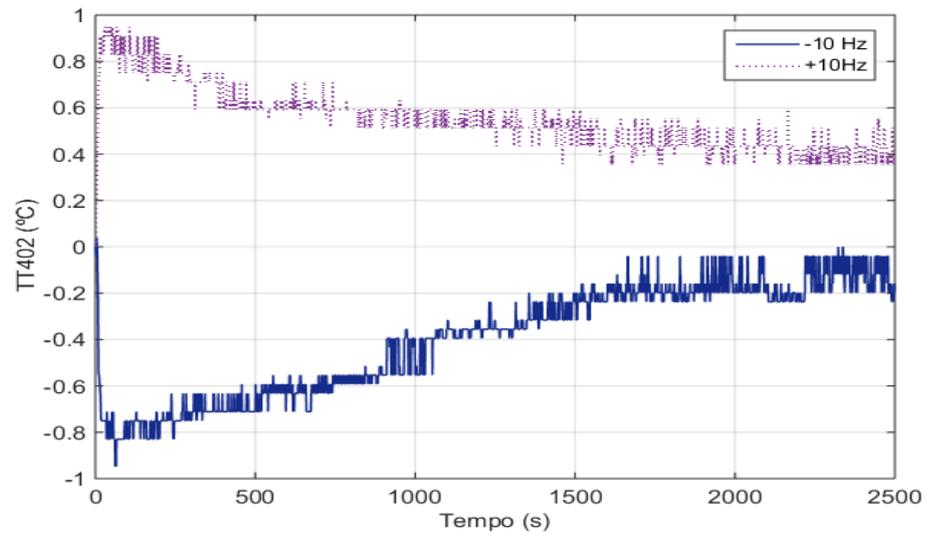
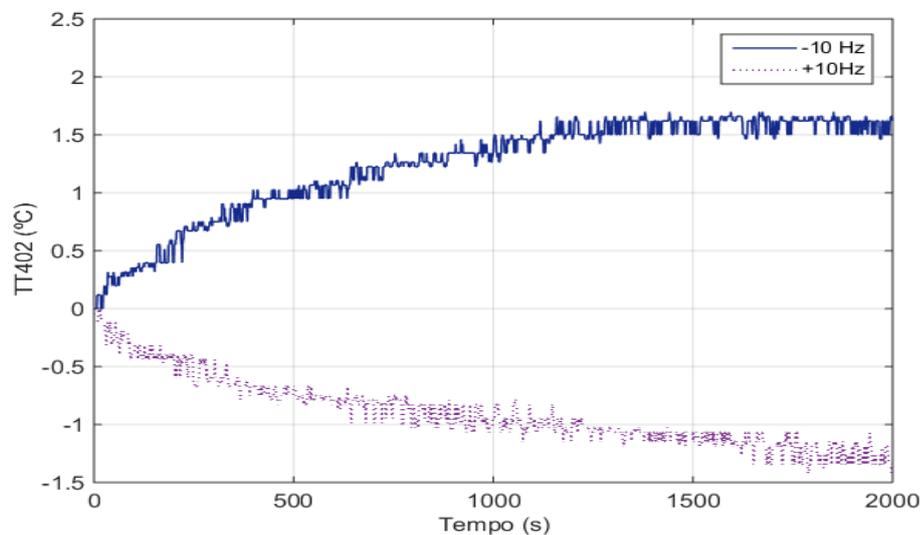


Figura 26: Análise de linearidade da variável controlada (TT402) em relação a bomba do condensador (P501).



Pode-se notar nas figuras anteriores que o sistema apresentou um comportamento não linear em todas as perturbações realizadas, caso contrário o comportamento seria espelhado. Pois conforme o princípio da superposição a amplitude da resposta obtida com a perturbação negativa em um sistema linear deveria possuir o mesmo valor da amplitude obtida com a perturbação positiva, mas com o sinal trocado, já que as perturbações aplicadas nas entradas possuem a mesma magnitude.

Logo, os resultados apresentados na [Figura 24](#), [Figura 25](#) e [Figura 26](#) vão de acordo com o previsto na literatura, os resultados encontrados nos trabalhos de FRANCO (2012) e SILVA (2003) apresentaram um comportamento similar e corroboram com os encontrados neste trabalho.

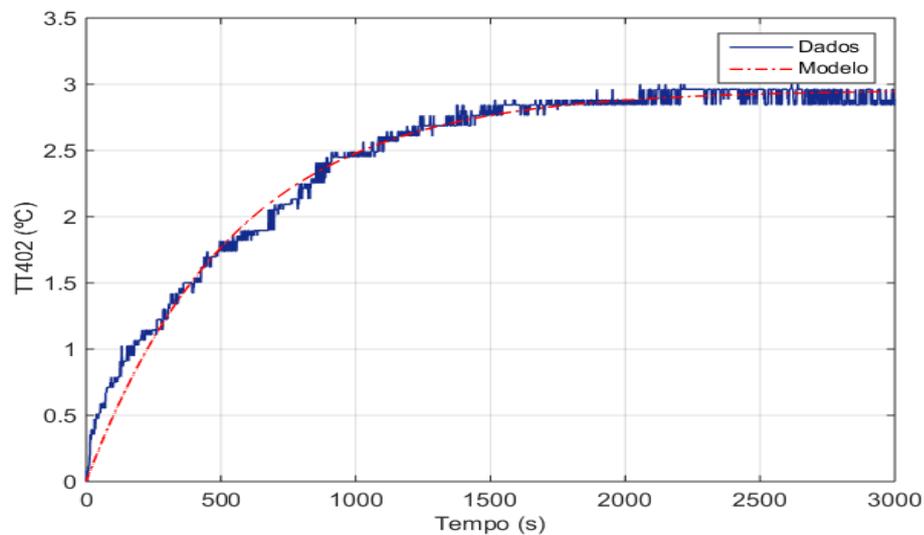
5.5 MODELO MATEMÁTICO EMPÍRICO DO PROCESSO

Após o sistema atingir o regime permanente, com os valores iniciais propostos conforme a [Tabela 2](#), foram realizadas perturbações do tipo degrau em cada um dos atuadores da planta, enquanto os outros atuadores foram mantidos nos seus valores iniciais. Com isso, obteve-se a curva de resposta da temperatura de saída da solução de propilenoglicol do evaporador em relação a cada atuador, e conseqüentemente, o modelo matemático do processo. As amplitudes de perturbação realizadas na frequência de rotação do compressor, frequência de rotação da bomba do condensador e frequência de rotação da bomba do evaporador encontram-se na [Tabela 5](#) a seguir:

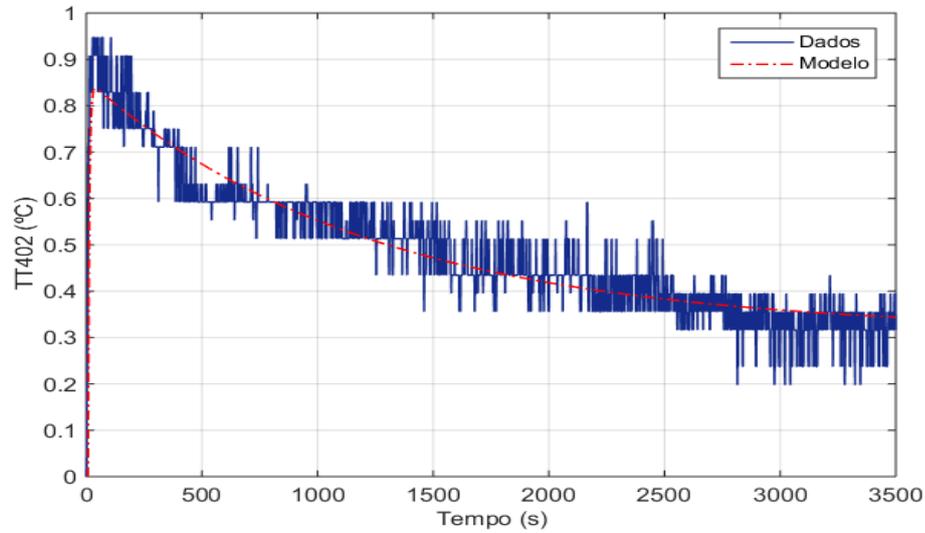
Tabela 5: Perturbações provocadas nos atuadores de modo a obter o modelo matemático do processo

Situação	C101	P401	P501
Experimento 1	40 Hz	45 Hz	45 Hz
Experimento 2	45 Hz	25 Hz	45 Hz
Experimento 3	45 Hz	45 Hz	25 Hz

Figura 27: Perturbação na frequência de rotação do compressor C101 (45 Hz - 40Hz).



Utilizou-se então a ferramenta *Solver* do *software* Excel[®] ou a ferramenta *System Identification* do *software* Matlab[®] para encontrar as funções de transferência da temperatura da solução de propilenoglicol que sai do evaporador, conforme a complexidade da resposta obtida, sendo estas relacionadas a cada um dos atuadores considerados. Em seguida, tais modelos foram representados em uma matriz de transferência. Por último, transformou-se a matriz de transferência em modelo espaço estados. Assim, para obter o modelo representativo do processo realizou-se os experimentos conforme a [Tabela 5](#) e obteve-se então como resultado a [Figura 27](#), [Figura 28](#) e [Figura 29](#).

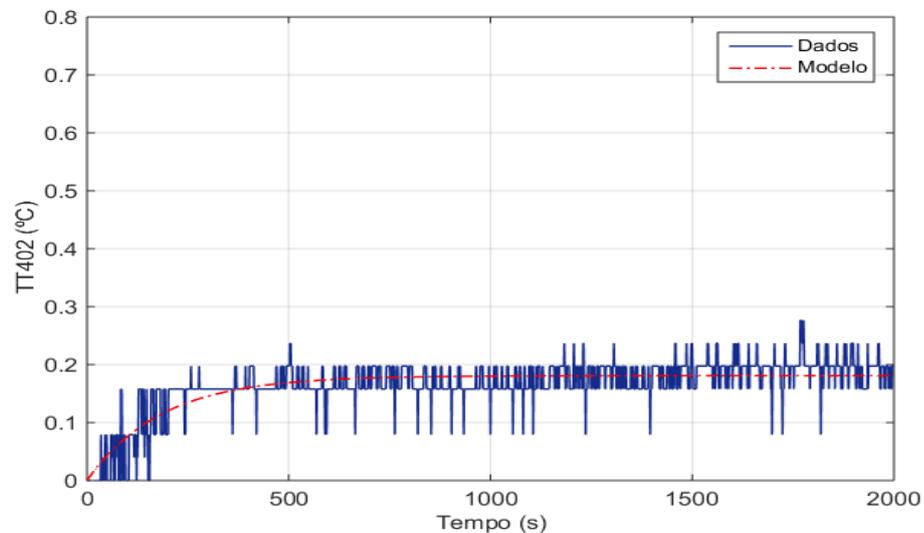
Figura 28: Perturbação na frequência de rotação da bomba P401 (45Hz - 25Hz).

Com os dados experimentais obtidos após as perturbações se utilizou a ferramenta *solver* no *software* Excel[®] ou a ferramenta *System Identification* do *software* Matlab. Chegou-se com isso a Equação (106), a Equação (107) e a Equação (108) a seguir:

$$\frac{TT402(s)}{C101(s)} = \frac{-0,296}{549,08s + 1} \quad (106)$$

$$\frac{TT402(s)}{P401(s)} = \frac{-0,012s^2 + 0,016s + 4,6 \cdot 10^{-6}}{s^2 + 0,18s + 0,00015} \quad (107)$$

$$\frac{TT402(s)}{P501(s)} = \frac{-0,009}{183,86s + 1} \quad (108)$$

Figura 29: Perturbação na frequência de rotação da bomba P501(45Hz - 25Hz).

O valor das perturbações consideradas foi definido através de testes prévios, onde verificou-se a sensibilidade da variável a ser controlada em relação a cada atuador do sistema. Notou-se que o sistema pode apresentar resposta inversa, caso o valor considerado para a rotação da bomba que fornece a solução de propilenoglicol ao evaporador (P401) seja muito distante do valor considerado para o regime permanente, tal comportamento também foi observado no trabalho desenvolvido por SILVA (2003). Notou-se também que o sistema é sensível a perturbações na bomba do condensador (P501) somente em rotações baixas, em rotações perto do ponto operacional ou altas rotações o sistema mostrou-se pouco sensível a este atuador.

De posse das funções de transferência individuais em relação a cada atuador representou-se o modelo matemático do processo no *software* Matlab[®] através de uma matriz de transferência, e a seguir, transformou-se a matriz de transferência em um modelo espaço de estados aumentado, que é o tipo de modelo mais utilizado nos controladores preditivos da geração atual, e o tipo de modelo utilizado em WANG (2004, 2009).

O modelo matemático desenvolvido nessa seção foi utilizado pelo algoritmo do controlador MPC para prever os valores futuros das variáveis de estado e das variáveis de saída, e conseqüentemente, calcular os valores futuros a serem enviados as variáveis de entrada do processo de modo a manter a variável controlada em seu valor de referência.

5.6 CONTROLE SERVO

Primeiramente, antes de realizar o controle do processo foi necessário obter os parâmetros de sintonia do controlador preditivo, N_P , N , a , R e Q . Assim, de modo a obter uma taxa de decaimento médio das funções de Laguerre considerou-se um valor de 0,5 para o fator de escala (a). O horizonte de predição (N_P) foi considerado suficiente grande de modo a tender ao infinito, e o número de termos da função de Laguerre (N) foi obtido via tentativa e erro até encontrar uma situação em que o ganho do controlador MPC se tornou igual ao do controlador DLQR, conforme a Equação (109) a seguir:

$$K_{MPC} = K_{DLQR} = \begin{bmatrix} 0,1298 & 0,0031 & 0,0367 & 0,0271 & -1,4401 \\ -0,0238 & -0,0005 & -0,006 & -0,0062 & 0,4671 \\ 0,1825 & 0,004 & 0,0483 & 0,0424 & -2,4608 \end{bmatrix} \quad (109)$$

Os parâmetros considerados e as matrizes iniciais dos pesos correspondem a Tabela 6, a Equação (110) e a Equação (111) seguir:

Tabela 6: Parâmetros de sintonia utilizados no controlador preditivo.

Parâmetros	Valor
N_p	400
N	10
a	0,5

$$Q = C^T * C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (110)$$

$$R = \begin{bmatrix} 0,25 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0,01 \end{bmatrix} \quad (111)$$

Utilizando-se então das Equações (88) e (89) chegou-se aos novos pesos Q e R , de acordo com as Equações (112) e (113):

$$Q_\alpha = \begin{bmatrix} 0,0043 & 0,0001 & 0,0012 & 0,0009 & -0,0482 \\ 0,0001 & 0 & 0 & 0 & -0,001 \\ 0,0012 & 0 & 0,0004 & 0,0002 & -0,0124 \\ 0,0009 & 0 & 0,0002 & 0,0002 & -0,0122 \\ -0,0482 & -0,001 & -0,0124 & -0,0012 & 1,8914 \end{bmatrix} \quad (112)$$

$$R_\alpha = \begin{bmatrix} 0,2066 & 0 & 0 \\ 0 & 0,8264 & 0 \\ 0 & 0 & 0,0083 \end{bmatrix} \quad (113)$$

Tabela 7: Incrementos dos sinais enviados aos atuadores do processo.

Atuador	Amplitude	Incremento
C101	35 Hz a 55 Hz	- 0,5 Hz a 0,5 Hz
P401	35 Hz a 55 Hz	- 1 Hz a 1 Hz
P501	20 Hz a 60 Hz	- 1 Hz a 1 Hz

Os valores da matriz relativa aos pesos dos estados (Q) foram considerados de modo a obter uma boa resposta em malha fechada ao utilizar-se o modelo aumentado, conforme citado em WANG (2009). Já a matriz relativa aos pesos dos sinais de controle (R) foi ajustada através de tentativa e erro, de modo a obter uma resposta suave na variável controlada e nas variáveis

manipuladas quando o sistema era submetido a perturbações no set point, que foi o primeiro tipo de controle testado na planta. Já os valores considerados para as restrições no incremento e na amplitude do sinal de controle dos atuadores utilizados encontram-se [Tabela 7](#).

Utilizou-se a faixa de amplitude do compressor (C101) presente na [Tabela 7](#) de modo a respeitar a faixa recomendada pelo fabricante (30 Hz a 70 Hz), segundo o manual com as informações técnicas deste equipamento valores menores que 30 Hz podem ocasionar vibração excessiva ou ainda problemas na lubrificação das partes móveis do motor do compressor. Notou-se também que em regiões perto do limite da faixa de amplitude considerada para o compressor ocorre uma grande perda ou ganho da capacidade do sistema de refrigeração, optou-se então em diminuir um pouco a faixa considerada para este atuador.

A faixa de amplitude utilizada para a bomba do evaporador (P401) foi considerada de modo a evitar regiões que apresentaram resposta inversa na resposta da variável controlada. Já em relação a bomba do condensador (P501) a faixa utilizada levou em consideração a sensibilidade da variável controlada frente a mudanças nos valores da frequência de rotação deste atuador.

Os valores dos incrementos utilizados tinham o objetivo de proporcionar uma mudança suave na amplitude do sinal de entrada, evitando com isso mudanças bruscas e picos nos sinais enviados aos atuadores, que trariam como consequência uma redução dos seus tempos de vida útil. Com os parâmetros considerados anteriormente na realizou-se primeiramente o controle servo do processo, visando alcançar o limite inferior da variável controlada, em relação ao ponto operacional, obteve-se então como resultado a [Figura 30](#) onde a variável controlada está na forma de variável desvio, a [Figura 31](#) e a [Figura 32](#) a seguir:

Figura 30: Temperatura de propilenoglicol que sai do evaporador em variável desvio frente a mudanças no set point.

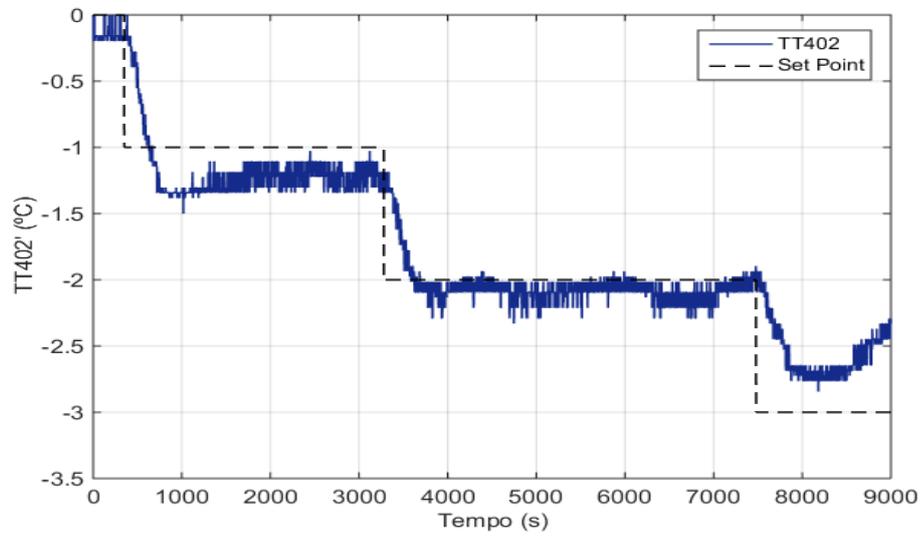


Figura 31: Sinais enviados aos atuadores da planta de refrigeração frente a perturbações realizadas no set point.

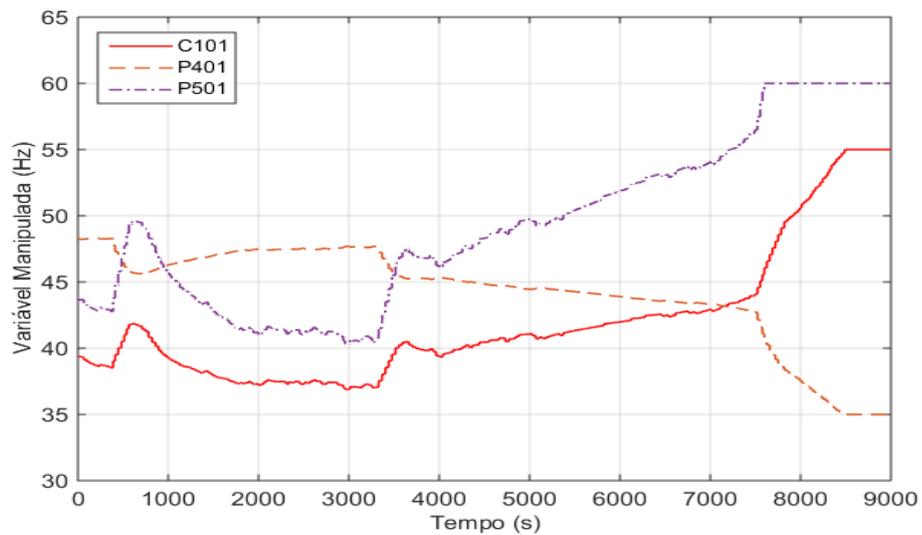
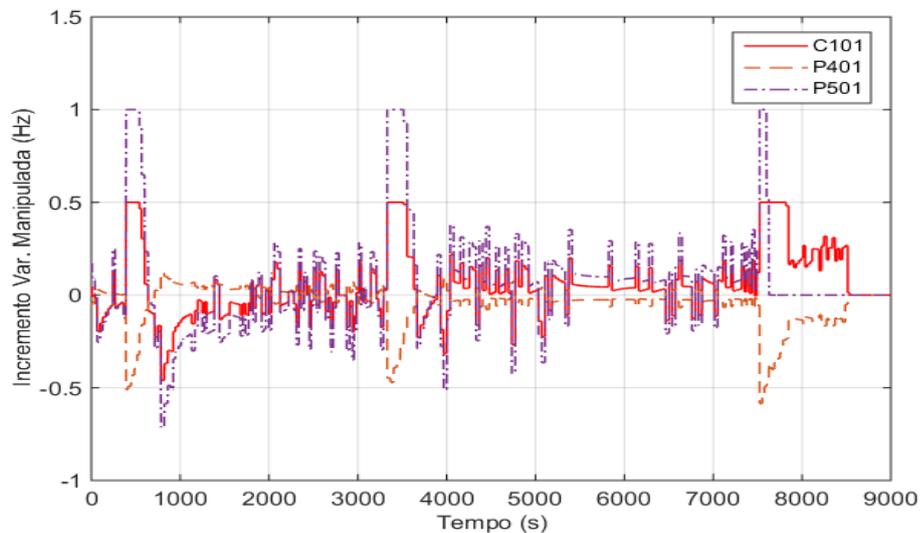


Figura 32: Incremento dos sinais enviados aos atuadores frente a realização de perturbações no set point.



Nota-se na Figura 30 que o controlador foi capaz de baixar o valor da variável controlada em até 2 °C, partindo-se ponto operacional estabelecido. Observa-se também que na tentativa de se abaixar em 1 °C e em 3 °C o valor da variável controlada houve erros durante o intervalo de tempo considerado, na primeira situação a resposta foi excessivamente lenta e a referência foi mudada antes que a variável controlada alcançasse o valor considerado, já na segunda situação pode-se visualizar-se na Figura 31 que houve saturação de todos os atuadores do processo, indicando que a variável controlada não assumiria o valor considerado, logo o limite inferior para o valor de referência foi ultrapassado. Ressalta-se ainda o pouco ou nenhum sobressinal da resposta da variável controlada, e comportamento suave dos sinais enviados aos atuadores, conforme o desejado.

Uma das causas da pequena margem de redução do valor considerado para o ponto operacional é a perda de capacidade do sistema de refrigeração. Tal perda ocorreu como consequência de uma redução no valor da temperatura de evaporação do fluido refrigerante, pois a medida que se reduz o valor da temperatura de evaporação ocorreu uma diminuição no valor da diferença entre a entalpia da corrente de entrada do evaporador e a entalpia da corrente de saída do evaporador, tal diferença é conhecida na literatura como efeito de refrigeração, e quanto maior essa diferença, maior a capacidade do sistema de refrigeração. Assim, como um aumento da frequência de rotação do compressor provocou uma diminuição no efeito de refrigeração ocorreu como consequência uma diminuição da capacidade do sistema, que só é capaz de baixar a temperatura da solução de propilenoglicol até um determinado limite.

Realizou-se então um novo experimento, com o objetivo de avaliar o limite superior do valor da referência, a partir do seu ponto operacional. Como resultado chegou-se a Figura 33, a Figura 34 e a Figura 35 a seguir:

Figura 33: Temperatura de propilenoglicol que sai do evaporador em variável desvio frente a mudanças no set point.

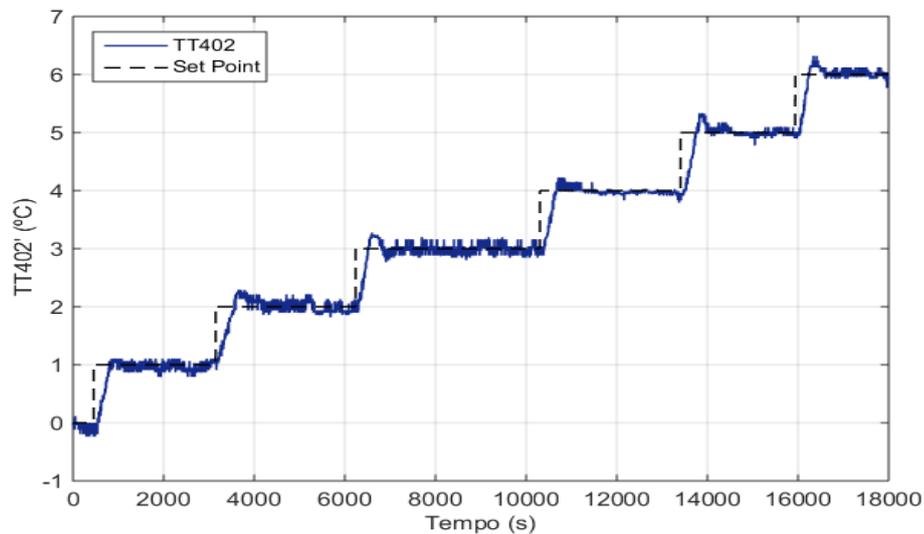
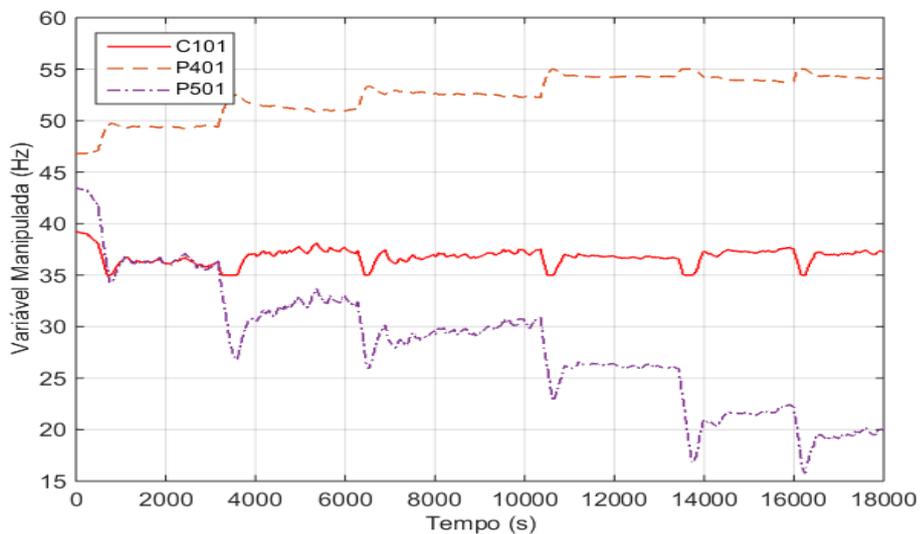


Figura 34: Sinais enviados aos atuadores da planta de refrigeração frente a perturbações realizadas no set point.

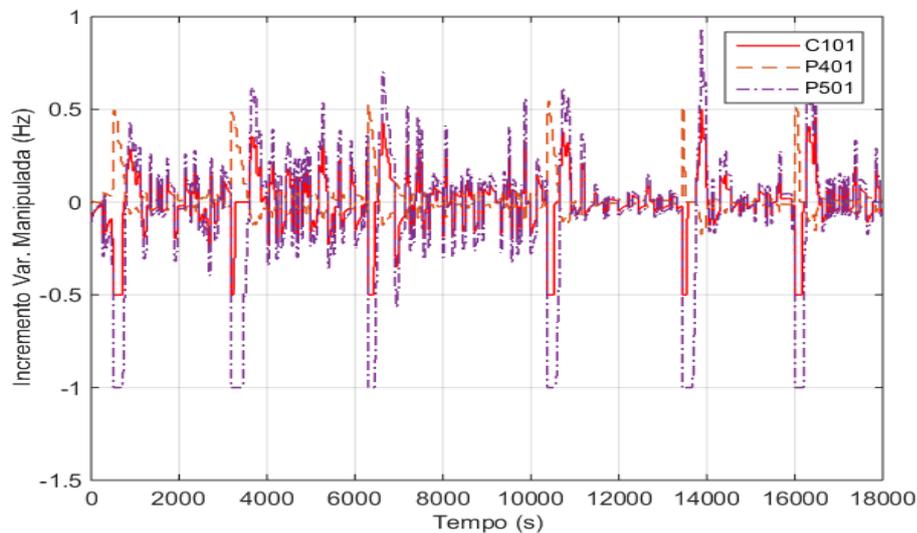


Observa-se através da Figura 33 que o controlador foi capaz de aumentar a temperatura em até 6°C, que representa um aumento expressivo na diferença em relação ao ponto operacional alcançada na análise anterior, indicando com isso uma maior facilidade em aumentar-se o valor da referência da temperatura da solução de propilenoglicol em relação ao ponto operacional ao invés de diminuí-la. Nota-se também na Figura 34 que não se atingiu a saturação no sinal enviado para nenhum atuador empregado no processo, com isso, haveria

margem ainda para mais aumentos no valor do *set point*, no entanto, optou-se em não realizar esta análise, pela falta de tempo disponível e ainda para não aumentar demais as pressões de descarga e condensação do sistema. Observou-se também que não houve erro em regime permanente em nenhuma das mudanças de valor de referência consideradas.

O aumento da faixa considerada para o valor de referência, conforme observado na Figura 33, pode ser um resultado da combinação dos valores considerados para as restrições do processo e aumento na capacidade do sistema, devido ao aumento da temperatura de evaporação do fluido refrigerante.

Figura 35: Incremento dos sinais enviados aos atuadores frente a realização de perturbações no set point.



Realizou-se então um último experimento para avaliação do problema servo, aonde aumentou-se e diminuiu-se o valor considerado para o *set point*. Obteve-se com isso a Figura 36, a Figura 37 e a Figura 38. Nota-se na Figura 36 que houve presença de erro na resposta da variável controlada em duas situações, no entanto, de acordo com a Figura 37 não houve saturação nos sinais dos atuadores em nenhum momento, indicando que a variável controlada iria atingir o valor de referência considerado em algum instante de tempo futuro, ou seja, as respostas encontradas foram lentas.

Já os sinais enviados para as variáveis manipuladas comportaram-se de maneira suave, sem a ocorrência de picos ou mudanças muito bruscas. Observou-se também que no caso de uma mudança muito grande do valor do *set point*, + 5°C, a resposta apresentou um sobressinal (13,4%) em relação ao valor de referência desejado. Os resultados encontrados neste experimento nos indicam que o valor dos pesos dos incrementos (R) possuíam margem para serem diminuídos, de modo a reduzir o elevado tempo de resposta encontrado, no entanto, tal

medida iria ocasionar também um aumento no sobressinal, principalmente em situações com mudanças grandes no valor do set point, ou seja, mudanças na ordem de $\pm 4^{\circ}\text{C}$.

Figura 36: Temperatura de propilenoglicol que sai do evaporador em variável desvio frente a mudanças no set point.

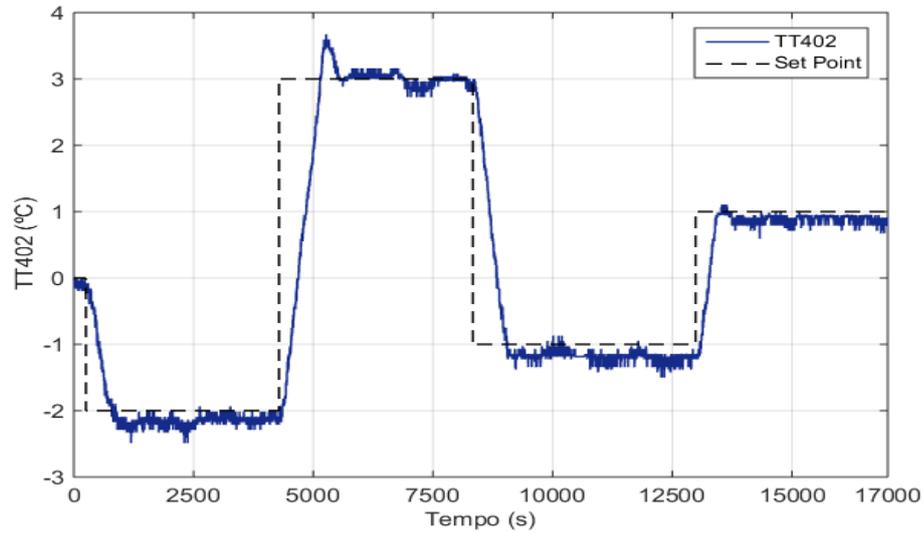


Figura 37: Sinais enviados aos atuadores da planta de refrigeração frente a perturbações realizadas no set point.

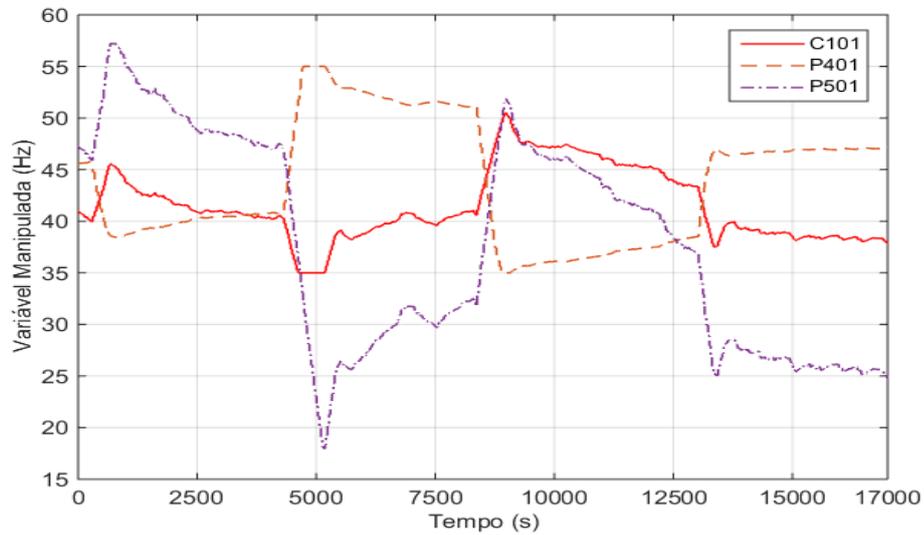
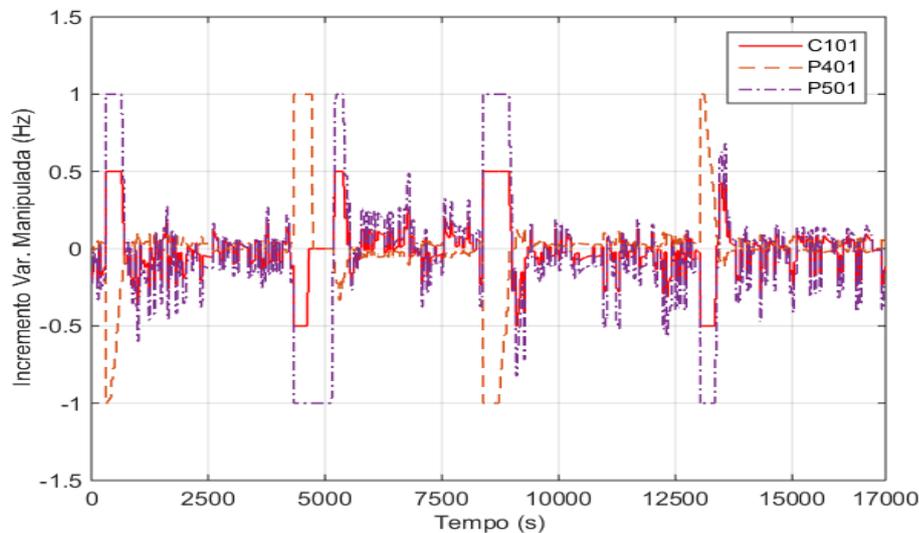


Figura 38: Incremento dos sinais enviados aos atuadores frente a realização de perturbações no set point.



5.7 CONTROLE REGULATÓRIO

Em seguida, realizou-se um experimento visando analisar o comportamento do controlador e da resposta em malha fechada no problema regulatório, onde foram aplicadas perturbações no sinal enviado ao variador de potência (J401), ou seja, considerou-se como distúrbio a carga térmica imposta ao sistema, e variou-se o sinal enviado ao variador de potência com amplitudes de $\pm 10\%$ em relação ao ponto operacional, sendo este o corresponde à adição de uma carga térmica de aproximadamente 1200 W ao processo (sinal 20%). Logo, variou-se a carga térmica entre 600 W e 1800 W, cujos sinais eram 10% e 30% respectivamente. Obteve-se com isso a [Figura 39](#), a [Figura 40](#) e a [Figura 41](#) a seguir.

Observa-se na [Figura 39](#) que o controlador foi capaz de rejeitar todos os distúrbios aplicados no processo, a variável controlada voltou ao *set point* considerado de maneira suave, e apresentou erro em sua resposta somente em uma mudança de carga, no entanto, não houve saturação do sinal enviado aos atuadores nessa situação, indicando que o erro seria eliminado no regime permanente caso não houvesse mudança no valor do *set point*, além disso, não houve sobressinal na resposta da resposta da variável controlada no retorno para o valor de referência.

O comportamento dos sinais enviados aos atuadores do processo também confirmou o bom desempenho do controlador no problema regulatório, nota-se na [Figura 40](#) que não houve novamente a ocorrência de picos ou mudanças bruscas nos sinais enviados as entradas, além disso, somente em um curto espaço de tempo os sinais do compressor (C101) e da bomba do evaporador (P401) aproximaram-se dos seus limites de saturação, enquanto o sinal da bomba do condensador (P401) não aproximou-se do valor de seus limites em nenhum

momento do experimento. Logo, os resultados deste último experimento nos levam a concluir também que haveria ainda uma certa margem de distúrbios ao qual o controlador ainda poderia rejeitar.

Figura 39: Temperatura do propilenoglicol que sai do evaporador em variável desvio frente a perturbações na carga (J401).

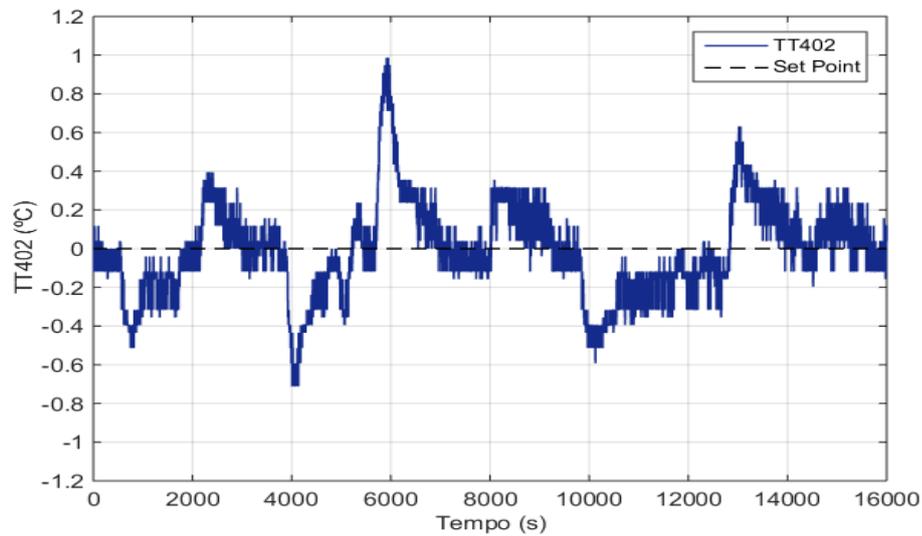


Figura 40: Sinais enviados aos atuadores da planta de refrigeração frente a perturbações realizadas na carga térmica.

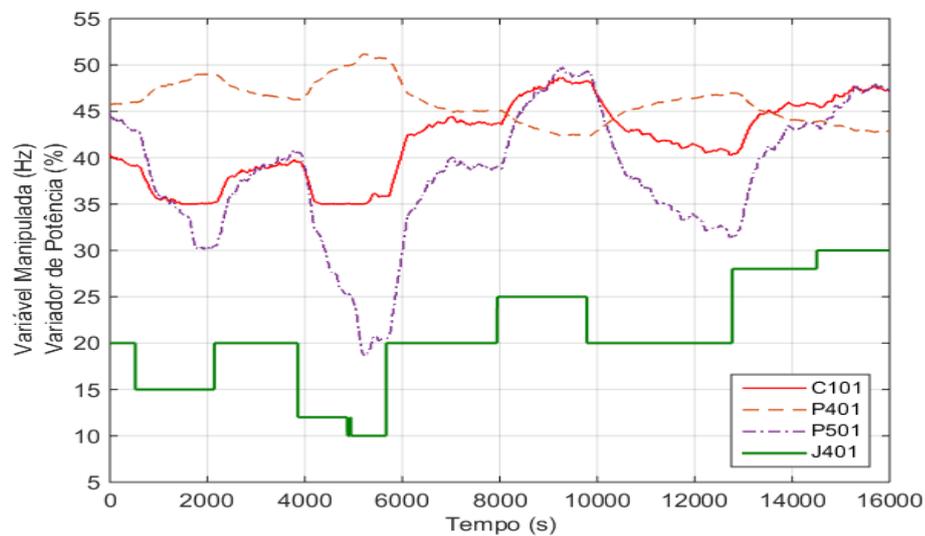
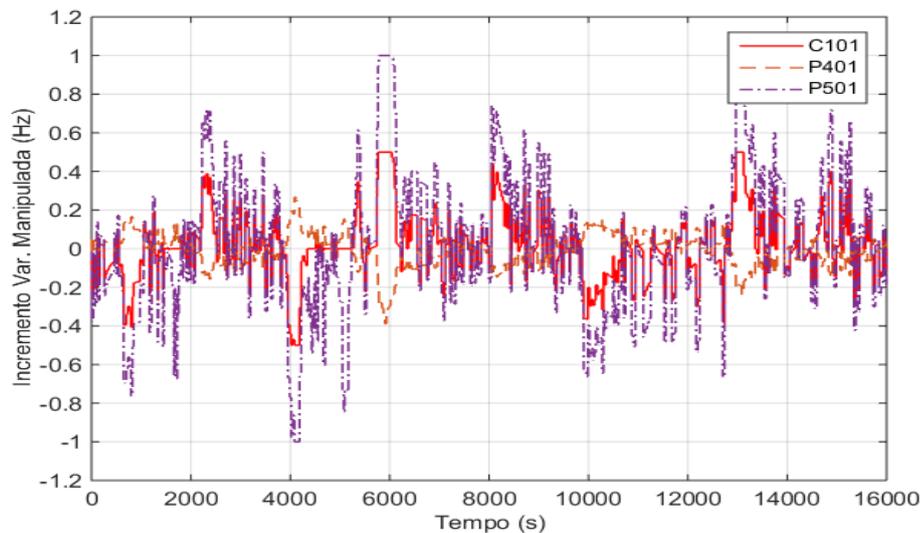


Figura 41: Incremento dos sinais enviados aos atuadores frente a realização de perturbações na carga térmica.



5.8 AVALIAÇÃO DA MUDANÇA DO PESO DOS INCREMENTOS (R)

Para avaliação dos parâmetros de sintonia do controlador nesta seção e nas seções que virão em sequência utilizou-se os parâmetros de sintonia correspondentes a Tabela 6, Tabela 7, Equação (112) e a Equação (113), e realizou-se um experimento com mudanças no valor de *set point*, que serviu como base de comparação para os outros experimentos realizados.

Logo, foi provocado uma mudança positiva de 2°C no valor de referência, e após o processo alcançar o regime permanente foi provocada uma perturbação negativa de 3°C no *set point*, por último, com o processo no novo valor de referência foi aplicada uma nova perturbação positiva, com valor de 1°C, com o objetivo de fazer o processo retornar ao regime permanente obtido inicialmente.

Assim, como resultado obteve-se a Figura 42, a Figura 43 e a Figura 44 a seguir. Pode-se notar então de acordo com a Figura 42 que não houve ocorrência de erro nas respostas da variável controlada, temperatura de saída da solução de propilenoglicol do evaporador (TT402), em nenhuma das perturbações aplicadas no valor do *set point*, no entanto, houve a ocorrência de sobressinal em todas elas, com o maior valor sendo aproximadamente 26%, sendo que no caso da perturbação negativa (-3°C) ainda houve a presença de oscilação na resposta.

Já em relação as variáveis manipuladas, pode-se observar na Figura 43 que os sinais enviados se comportaram de maneira suave, sem apresentar mudanças bruscas de direção ou saturação, logo, não ocorreu nenhuma restrição no valor dos sinais enviados aos atuadores. Os valores incrementais enviados calculados pelo controlador, de acordo com a Figura 44, também tiveram seus limites respeitados, só ocorrendo saturação no sinal no momento em que as

perturbações no valor do *set point* foram aplicadas, conforme o esperado. Neste primeiro experimento obteve-se o valor de $5538,0 \text{ } ^\circ\text{C}^2.\text{s}$ para o critério ISE, na resposta da variável controlada, valor do esforço de controle (EC) correspondente a $568,9 \text{ Hz}^2.\text{s}$ para o compressor (C101), valor de $906,5 \text{ Hz}^2.\text{s}$ para o esforço de controle da bomba do evaporador (P401) e o valor de $2246,8 \text{ Hz}^2.\text{s}$ para o esforço de controle da bomba do condensador (P501).

Figura 42: Temperatura de propilenoglicol que sai do evaporador em variável desvio frente a mudanças no set point.

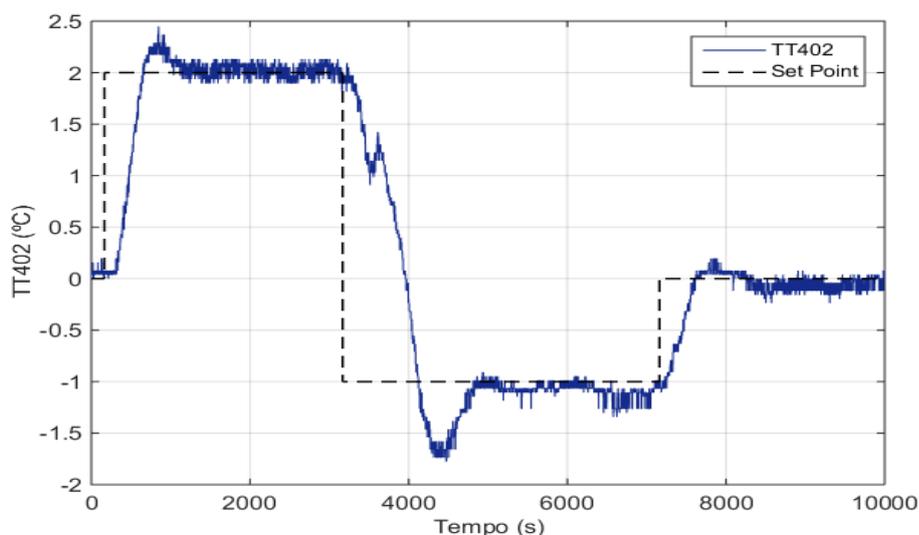


Figura 43: Sinais enviados aos atuadores da planta de refrigeração frente a perturbações realizadas no set point.

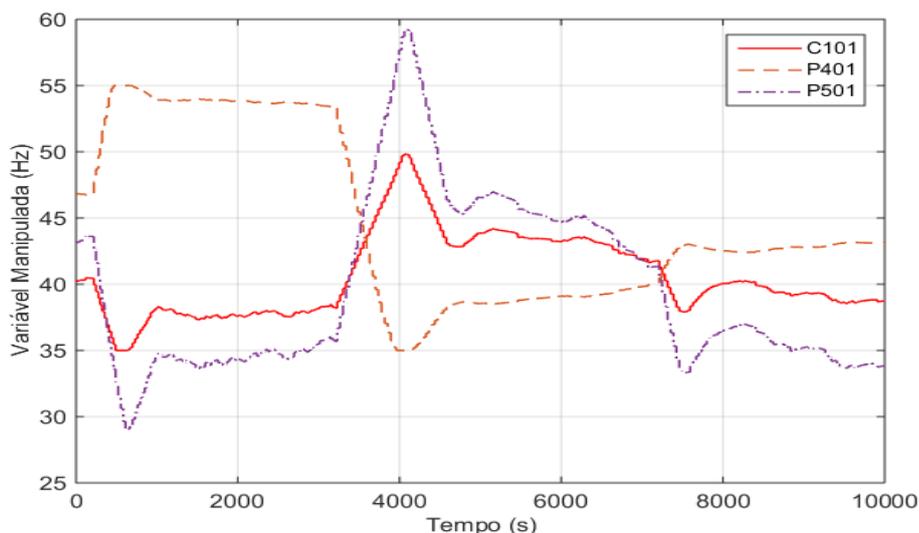
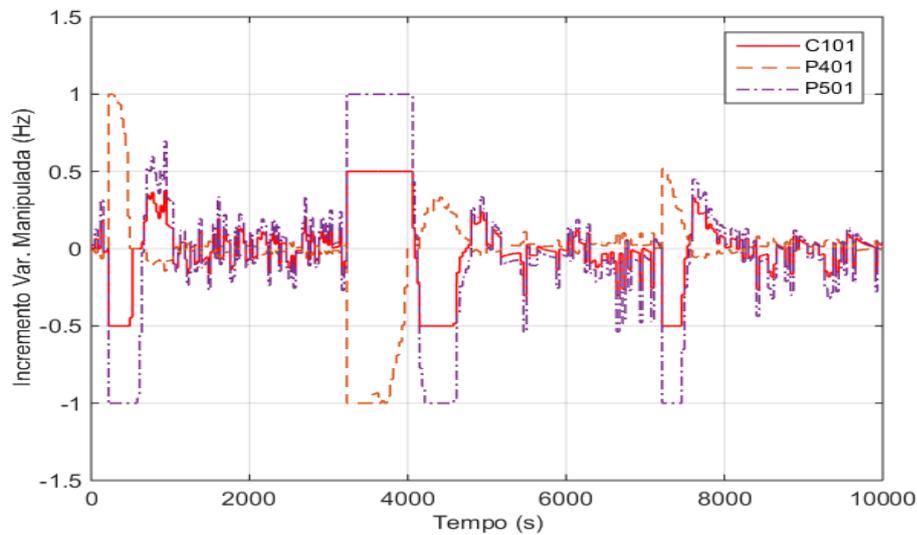


Figura 44: Incremento dos sinais enviados aos atuadores frente a realização de perturbações no set point.



Assim, o primeiro parâmetro de sintonia avaliado foram os pesos (R) que ponderam o valor calculado para os incrementos a serem adicionados aos sinais dos atuadores (ΔU). De acordo com a literatura (WANG, 2004; CAMACHO et al., 2007) tais parâmetros devem possuir valor maior ou igual a zero, sendo que no caso de os valores assumidos serem nulos não irá ocorrer ponderação e os valores calculados para os incrementos serão os maiores possíveis de forma a minimizar o erro entre o set point e a variável controlada, e tornarão a resposta mais rápida, podendo ocorrer sobressinal, já no caso de aumentar-se os valores dos pesos ocorrerá ponderação e a resposta se tornará mais lenta, e o sobressinal pode ser amenizado ou eliminado.

Foram realizados então dois experimentos, um com pesos menores e outro com pesos maiores do que o experimento realizado anteriormente, estes valores correspondem a Equação (114) e a Equação (115) respectivamente.

$$R = \begin{bmatrix} 0,025 & 0 & 0 \\ 0 & 0,1 & 0 \\ 0 & 0 & 0,001 \end{bmatrix} \quad (114)$$

$$R = \begin{bmatrix} 2,5 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 \\ 0 & 0 & 0,1 \end{bmatrix} \quad (115)$$

Os demais parâmetros de sintonia não foram modificados, logo, obteve-se como resultado a Figura 45, a Figura 46, a Figura 47, a Figura 48, a Figura 49 e a Figura 50 a seguir.

Figura 45: Temperatura de propilenoglicol que sai do evaporador em variável desvio frente a mudanças no set point utilizando controlador com peso menor (Equação (114)).

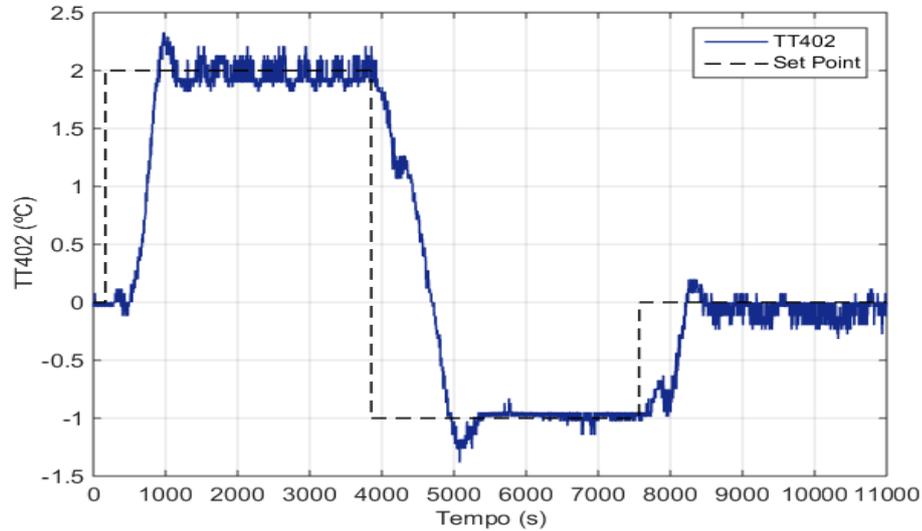


Figura 46: Sinais enviados aos atuadores da planta de refrigeração frente a perturbações realizadas no set point utilizando controlador com peso menor (Equação (114)).

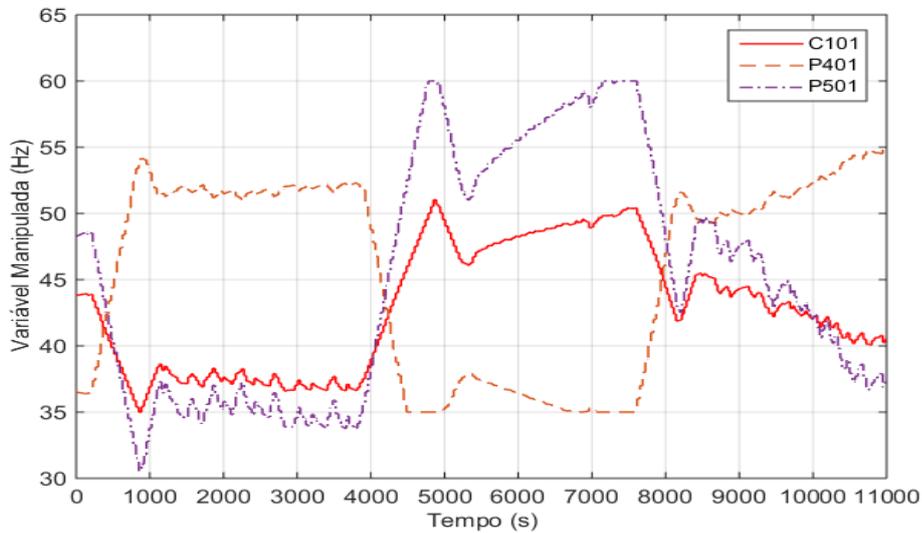
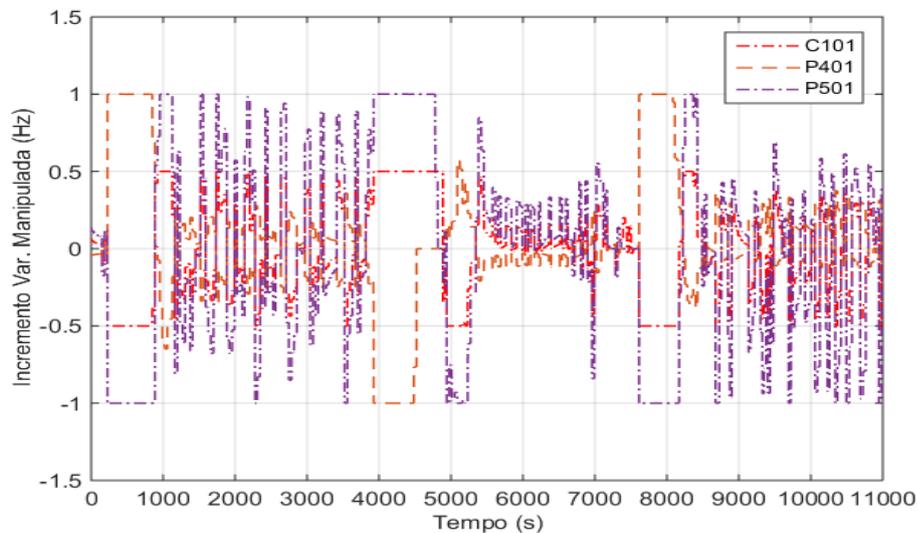


Figura 47: Incremento dos sinais enviados aos atuadores frente a realização de perturbações no set point utilizando controlador com peso menor (Equação (114)).



Assim, no caso de utilização de pesos menores (Equação (114)) pode-se observar na Figura 45 que não houve uma redução no tempo de resposta da variável controlada, este é similar ao encontrado com os pesos intermediários (Figura 42), no entanto, pode-se observar que a resposta tornou-se mais oscilatória e com um maior sobressinal (16,5%) no caso da realização de perturbações positivas no valor de referência, apresentando nesta situação um comportamento de acordo com o previsto pela literatura. Os incrementos calculados pelo controlador e os sinais enviados aos atuadores, de acordo com a Figura 46 e Figura 47, reforçam esta conclusão, os pesos menores permitiram que os incrementos calculados estivessem mais perto dos limites considerados durante um tempo maior do que o encontrado ao se utilizar pesos intermediários (Figura 44), tornando assim a resposta da variável manipulada mais oscilatória.

Obteve-se ao utilizar pesos menores nos incrementos calculados pelo controlador um valor de $6777,1 \text{ } ^\circ\text{C}^2.\text{s}$ para o critério ISE na resposta da variável controlada (TT402), valor de $1084,7 \text{ Hz}^2.\text{s}$ para o esforço de controle (EC) do compressor (P101), valor de $1978,5 \text{ Hz}^2.\text{s}$ para o esforço de controle da bomba do evaporador (P401) e o valor de $4194,8 \text{ Hz}^2.\text{s}$ para o esforço de controle da bomba do condensador (P501). Logo, houve um aumento de 22,4% para o critério ISE na resposta da variável controlada (TT402), um aumento de 90,7% no esforço de controle (EC) do compressor (P101), aumento de 118,3% no esforço de controle da bomba do evaporador (P401) e aumento de 86,7% no esforço de controle da bomba do condensador (P501), assim, um controlador com pesos menores ocasionou uma maior quantidade de erros na resposta da variável controlada e um maior esforço de controle nos atuadores utilizados.

Figura 48: Temperatura de propilenoglicol que sai do evaporador em variável desvio frente a mudanças no set point utilizando controlador com peso maior (Equação (115)).

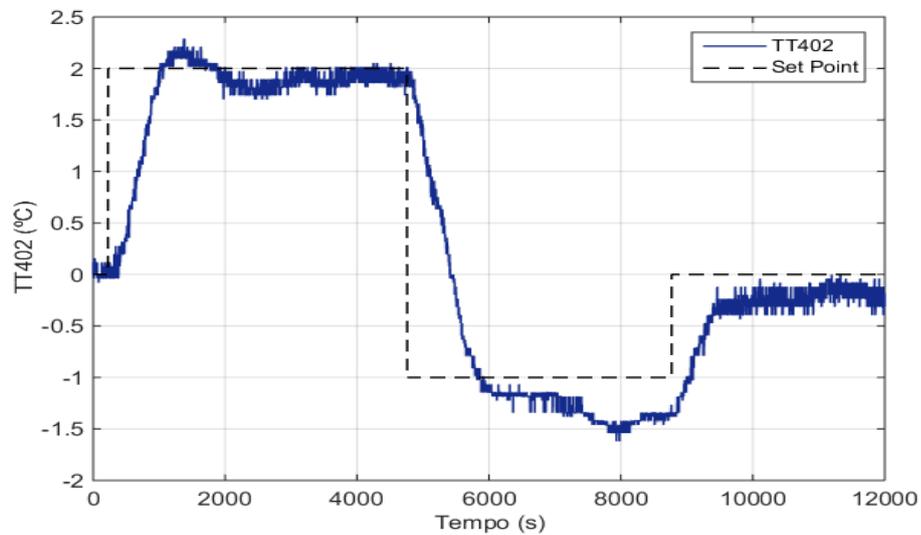


Figura 49: Sinais enviados aos atuadores da planta de refrigeração frente a perturbações realizadas no set point utilizando controlador com peso maior (Equação (115)).

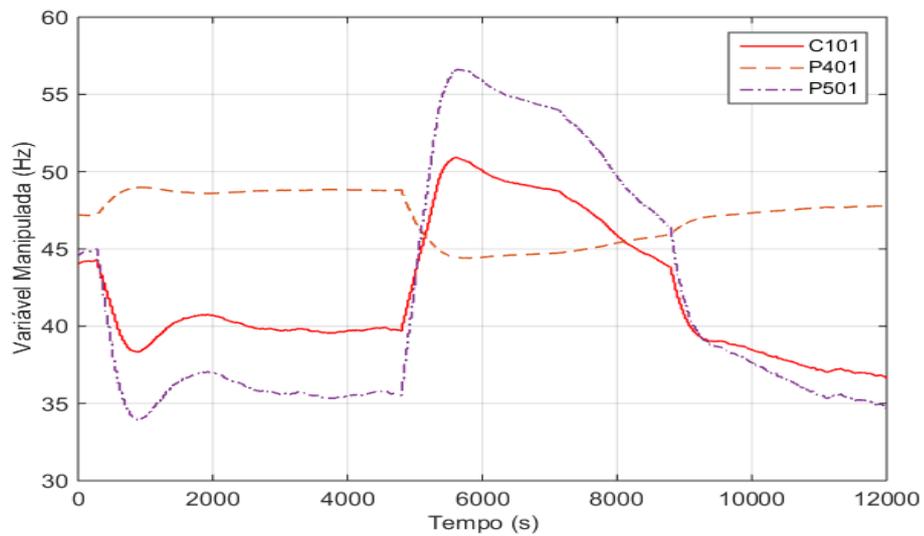
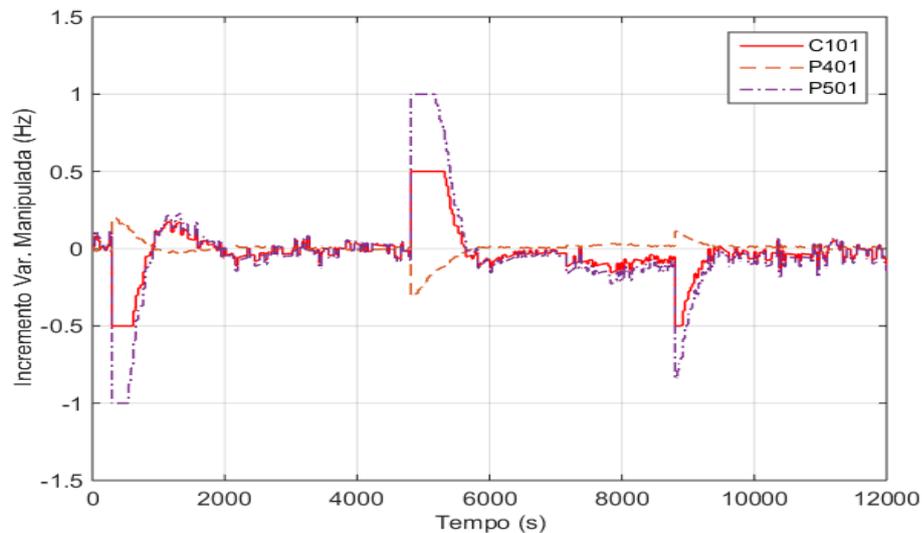


Figura 50: Incremento dos sinais enviados aos atuadores frente a realização de perturbações no set point utilizando controlador com peso maior (Equação (115)).



Já no caso de utilizar pesos maiores (Equação (115)) pode-se observar na [Figura 50](#) que os incrementos calculados pelo controlador só assumiram valores próximos ou iguais as restrições após as mudanças no valor de referência serem aplicadas, no restante do tempo do experimento o valor calculado dos incrementos manteve-se próximo de zero, em decorrência de maiores valores para os pesos, como consequência pode-se observar na [Figura 49](#) que o comportamento dos sinais enviados aos atuadores foi mais suave que o dos experimentos anteriores, no entanto, tal comportamento provocou uma resposta excessivamente lenta na variável controlada (TT402), e com isso, houve ocorrência de erros em regime permanente na resposta durante todas as mudanças de *set point* consideradas.

Neste experimento obteve-se o valor de 5390,1 °C².s para o critério ISE aplicado na resposta da variável controlada, o valor de 326,0 Hz².s para o esforço de controle (EC) do compressor (C101), o valor de 38,5 Hz².s para o esforço de controle da bomba do evaporador (P401) e o valor de 1047,5 Hz².s para o esforço de controle da bomba do condensador (P501).

Logo, houve uma redução de 2,7% para o critério ISE na resposta da variável controlada (TT402), uma redução de 42,7% no esforço de controle (EC) do compressor (P101), uma redução de 95,7% no esforço de controle da bomba do evaporador (P401) e uma redução de 53,4% no esforço de controle da bomba do condensador (P501).

O valor do critério ISE para a resposta da variável controlada se utilizando de pesos maiores foi menor do que o valor encontrado para os pesos intermediários e menor do que o valor encontrado para os pesos menores, assim como no caso dos esforços de controle da bomba do condensador e bomba do evaporador. Logo, os valores dos parâmetros calculados

anteriormente nos levariam a concluir que o melhor controlador para o processo é aquele que utiliza pesos maiores nos incrementos, no entanto, a ocorrência de erros no regime permanente em todas as mudanças de set point consideradas nos permitem concluir que não é adequado utilizar este controlador.

Portanto, os resultados encontrados permitiram concluir que a utilização de pesos intermediários proporcionou a melhor resposta entre os experimentos realizados, pois não houve ocorrência de erros no regime permanente depois das perturbações aplicadas, além disso, o esforço de controle dos atuadores apresentou valores intermediários, enquanto que ao utilizar-se outros valores para os pesos dos incrementos houve ocorrência de erros na resposta durante todo o intervalo de tempo considerado ou um maior esforço de controle por parte dos atuadores.

5.9 AVALIAÇÃO DA MUDANÇA DO FATOR DE ESCALA DA FUNÇÃO DE LAGUERRE (A)

Outro parâmetro de sintonia avaliado é o fator de escala das funções discretas de Laguerre (parâmetro a). Segundo WANG (2004, 2009) tal parâmetro influencia na taxa de decaimento das funções de Laguerre, e deve se situar na faixa $0 \leq a < 1$ para não ocorrer problemas de estabilidade, caso o valor seja nulo o vetor dos incrementos calculados será igual ao que seria obtido na utilização da abordagem clássica (seção 9.1), com uma taxa de decaimento muito rápida (*pulse operator*), e ao se aproximar da unidade a taxa de decaimento se torna mais lenta. No entanto, segundo a literatura caso se opere na faixa $0 < a < 1$ os efeitos da mudança deste parâmetro só serão sentidos caso se adote um valor pequeno para o número de termos da função de Laguerre (parâmetro N).

Logo, como neste trabalho utilizou-se um valor grande para este parâmetro, de modo a obter o mesmo ganho do controlador encontrado para o controlador DLQR, não se esperava grande influência deste parâmetro no desempenho do controlador. De modo a confirmar as expectativas realizou-se experimentos utilizando um fator de escala próximo de zero ($a = 0,1$) e um fator de escala próximo da unidade ($a = 0,9$), os outros parâmetros mantiveram-se constantes e correspondem aos encontrados na Tabela 6, na , na Equação (112) e na Equação (113). Assim, considerando um valor pequeno para o fator de escala ($a = 0,1$) obteve-se como resultado a Figura 51, a Figura 52 e a Figura 53 a seguir.

Pode observar na então na Figura 51 uma resposta na temperatura da solução que sai do evaporador (variável controlada) similar a encontrada na Figura 42, somente na última perturbação positiva do valor de referência (1°C) encontrou-se uma certa diferença, com um

maior sobressinal (24,7%) e uma maior oscilação na resposta em comparação ao observado com a utilização de um fator de escala médio ($a = 0,5$). Os incrementos calculados pelo controlador, conforme a Figura 53, e os sinais enviados ao atuadores, conforme a Figura 52, reforçam esta conclusão ao serem comparados com aqueles encontrados na Figura 44 e na Figura 43 respectivamente.

Figura 51: Temperatura de propilenoglicol que sai do evaporador em variável desvio frente a mudanças no set point utilizando fator de escala menor ($a=0,1$).

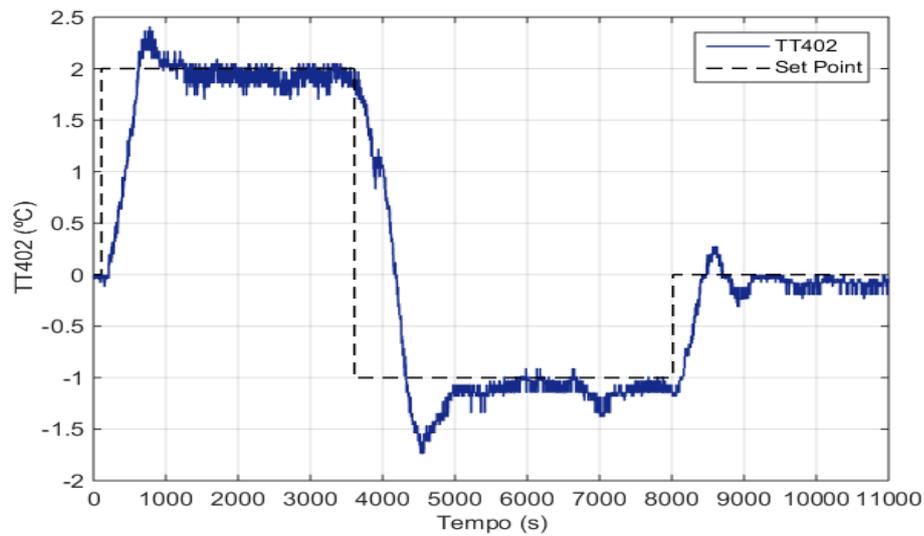


Figura 52: Sinais enviados aos atuadores da planta de refrigeração frente a perturbações realizadas no set point utilizando fator de escala menor ($a=0,1$).

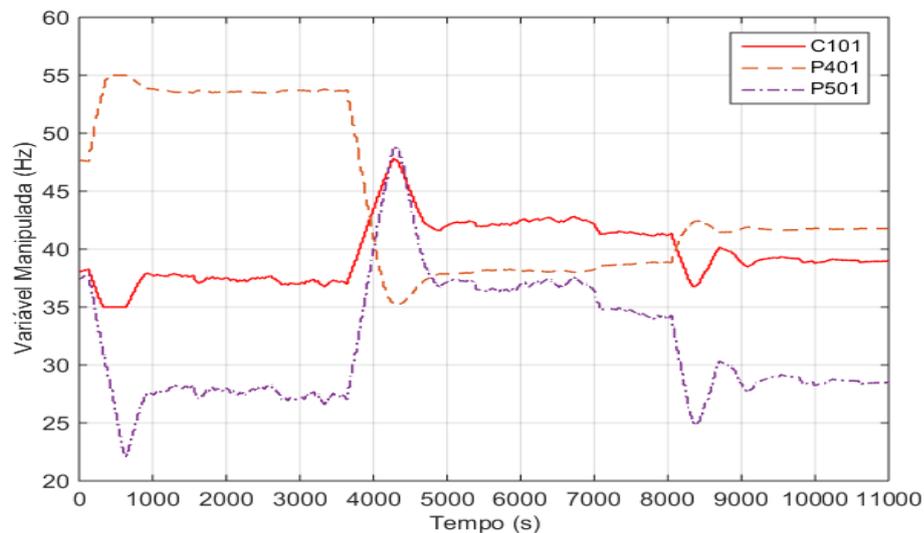
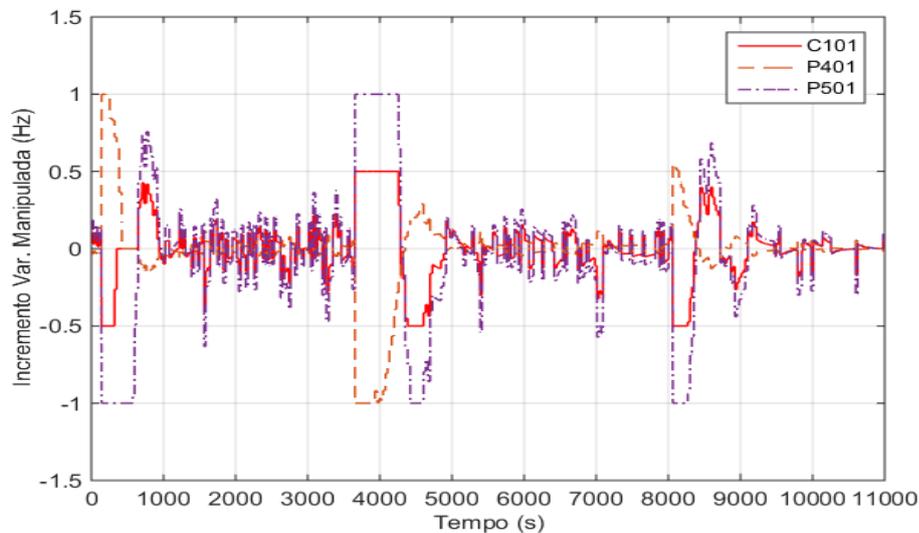


Figura 53: Incremento dos sinais enviados aos atuadores frente a realização de perturbações no set point utilizando fator de escala menor ($a=0,1$).



Para este primeiro experimento de avaliação do fator de escala encontrou-se o valor de $4340,4 \text{ } ^\circ\text{C}^2.\text{s}$ para o critério ISE da resposta da variável controlada, o valor de $475,3 \text{ Hz}^2.\text{s}$ para o esforço de controle (EC) do compressor (C101), o valor de $746,9 \text{ Hz}^2.\text{s}$ para o esforço de controle da bomba do evaporador (P401), e o valor de $2019,9 \text{ Hz}^2.\text{s}$ para o esforço de controle da bomba do condensador (P501). Logo, houve uma redução de 21,6% para o critério ISE na resposta da variável controlada (TT402), uma redução de 16,4% no esforço de controle (EC) do compressor (P101), uma redução de 17,6% no esforço de controle da bomba do evaporador (P401) e uma redução de 10,1% no esforço de controle da bomba do condensador (P501).

Assim, apesar da resposta para um fator de escala pequeno ($a = 0,1$) ser similar àquela encontrada para um fator de escala médio vem que todos os parâmetros utilizados para a avaliação da resposta foram menores, logo, houve uma melhora no desempenho do controlador.

Considerando agora um fator de escala com valor mais próximo da unidade ($a = 0,9$) obteve-se a [Figura 54](#), a [Figura 55](#), e a [Figura 56](#) a seguir. Comparando novamente a resposta encontrada na variável controlada do processo (TT402), conforme a [Figura 54](#), com aquela encontrada com o fator de escala médio ([Figura 42](#)) concluiu-se houve uma grande queda no desempenho do controlador, pode-se observar a presença de erro durante o intervalo de tempo considerado para a primeira mudança positiva (3°C) e também na última mudança positiva do valor de referência (1°C), além disso, houve uma grande oscilação da resposta ao redor do *set point* no caso de uma perturbação negativa (-2°C), logo, a resposta tornou-se mais lenta do que aquela encontrada com um fator de escala mediano. A mudança no desempenho

também pode ser observada nos sinais enviados aos atuadores do processo, conforme a , nota-se a presença de um sinal mais oscilatório ao comparar-se com aqueles encontrados na Figura 43, e apesar da ocorrência de erro na resposta durante boa parte do intervalo de tempo considerado para as perturbações não houve saturação dos sinais, reforçando a conclusão de que a resposta tornou-se mais lenta, pois a resposta da variável controlada iria atingir a referência considerada, porém, com um tempo de estabilização bem maior.

Figura 54: Temperatura de propilenoglicol que sai do evaporador em variável desvio frente a mudanças no set point utilizando fator de escala maior ($a=0,9$).

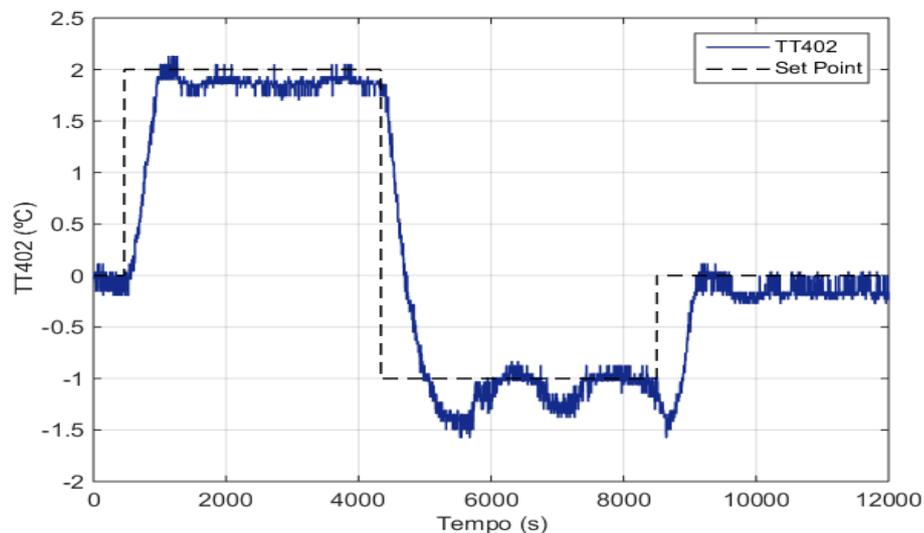
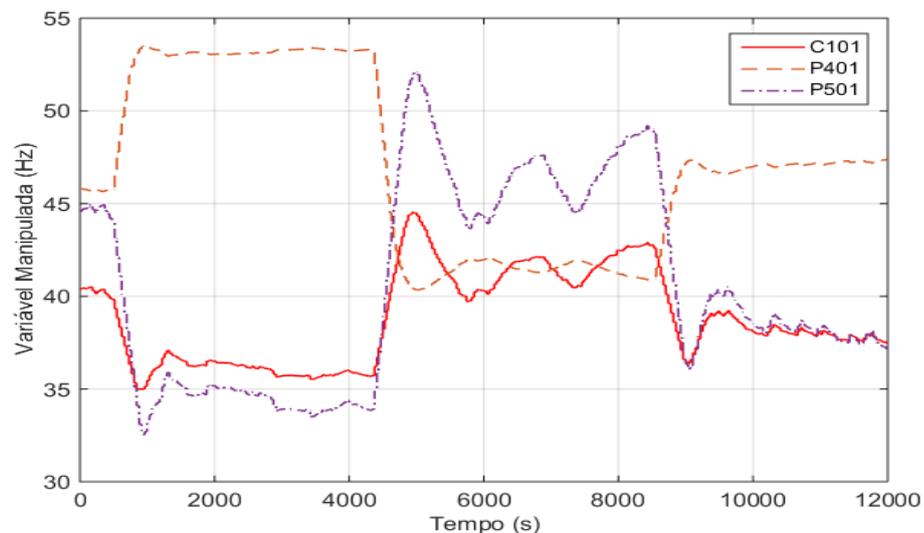


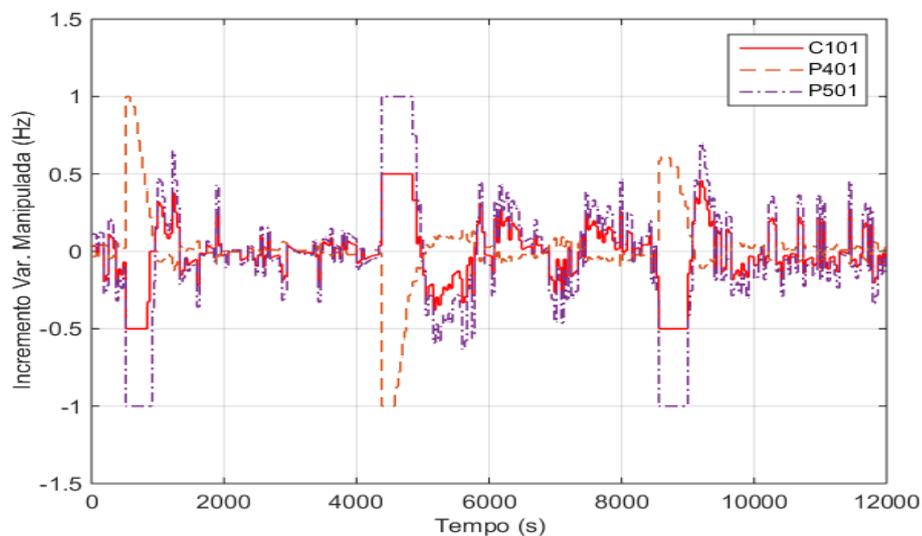
Figura 55: Sinais enviados aos atuadores da planta de refrigeração frente a perturbações realizadas no set point utilizando fator de escala maior ($a=0,9$).



Encontrou-se para a avaliação do erro na resposta da variável controlada o valor de $3569,8 \text{ }^\circ\text{C}^2 \cdot \text{s}$ para o critério ISE, o valor de $493,4 \text{ Hz}^2 \cdot \text{s}$ para o esforço de controle do compressor (C101), o valor de $662,1 \text{ Hz}^2 \cdot \text{s}$ para o esforço de controle da bomba do evaporador (P401) e o

valor de $1847,1 \text{ Hz}^2 \cdot \text{s}$ para o esforço de controle da bomba do condensador (P501). Logo, houve uma redução de 35,5% para o critério ISE na resposta da variável controlada (TT402), uma redução de 13,3% no esforço de controle (EC) do compressor (P101), uma redução de 27,0% no esforço de controle da bomba do evaporador (P401) e uma redução de 17,8% no esforço de controle da bomba do condensador (P501). O valor encontrado para o critério ISE e para os esforços de controle (EC) levaria a uma conclusão de que o desempenho foi melhor do que o observado com um fator de escala médio, no entanto, a presença de erro durante boa parte do intervalo de tempo das perturbações aplicadas descartou esta hipótese. Como a resposta tornou-se mais lenta o esforço de controle foi menor para todos os atuadores utilizados, tal resultado é coerente com aquele encontrado ao se utilizar um peso maior para o cálculo dos incrementos dos atuadores, que também levou a uma resposta mais lenta, e conseqüentemente, menor esforço de controle para os atuadores.

Figura 56: Incremento dos sinais enviados aos atuadores frente a realização de perturbações no set point utilizando fator de escala maior ($a=0,9$).



Assim, diferentemente do previsto pela literatura houve influência no desempenho do controlador ao mudar-se o fator de escala (a), mesmo numa situação em que o valor do número de termos da função de Laguerre (parâmetro N) é elevado. Os resultados encontrados nos experimentos realizados levaram a conclusão de que um fator de escala pequeno ($a = 0,1$) é o mais indicado para o controle da temperatura da solução de propilenoglicol que sai do evaporador, pois encontrou-se um desempenho similar aquele encontrado com um fator de escala médio ($a = 0,5$), mas com um critério de integração do erro menor (parâmetro ISE) e um menor esforço de controle para todos os atuadores utilizados. Já um fator de escala maior ($a = 0,9$) não é recomendado para o controle deste processo por proporcionar a ocorrência de erro e

oscilação na resposta da variável controlada, em comparação com o encontrado na utilização de fatores de escala menores.

5.10 AVALIAÇÃO DA MUDANÇA DO NÚMERO DE TERMOS DA FUNÇÃO DE LAGUERRE (N)

Por último, realizou-se experimentos para avaliação da mudança do número de termos das funções discretas de Laguerre. De acordo com WANG (2004, 2009) ao se utilizar um valor nulo para o fator de escala ($a = 0$) o parâmetro N assume o papel do horizonte de controle da abordagem clássica (seção 9.1), caso o fator de escala seja diferente de zero e o valor do parâmetro N seja pequeno irá ocorrer uma queda no desempenho do controlador, com a resposta se tornando mais lenta, e caso o valor de N seja suficientemente grande haverá aproximação da resposta para a de um controlador DLQR, entretanto, com um aumento excessivo deste parâmetro também pode haver problemas no desempenho do controlador devido a um maior tempo de processamento necessário para o cálculo dos incrementos a serem enviados aos atuadores, assim como ocorre na abordagem clássica, além disso, pode-se encontrar problemas de estabilidade caso o valor de N seja igual ao valor do horizonte de predição (N_p) segundo Camacho et al. (2007).

Assim, de forma a avaliar a influência deste parâmetro no desempenho do controlador realizou-se um experimento com $N = 2$ e outro experimento com $N = 20$. Os demais parâmetros de sintonia foram mantidos constantes, e podem ser encontrados na Tabela 6, na Equação (112) e na Equação (113), presentes anteriormente na seção 5.6. Considerando então um valor inferior ($N = 2$) para o número de termos das funções de Laguerre encontrou-se como resultado a Figura 57, a Figura 58 e a Figura 59 a seguir:

Figura 57: Resposta da temperatura de propilenoglicol que sai do evaporador frente a mudanças no set point ($N=2$) em variável desvio.

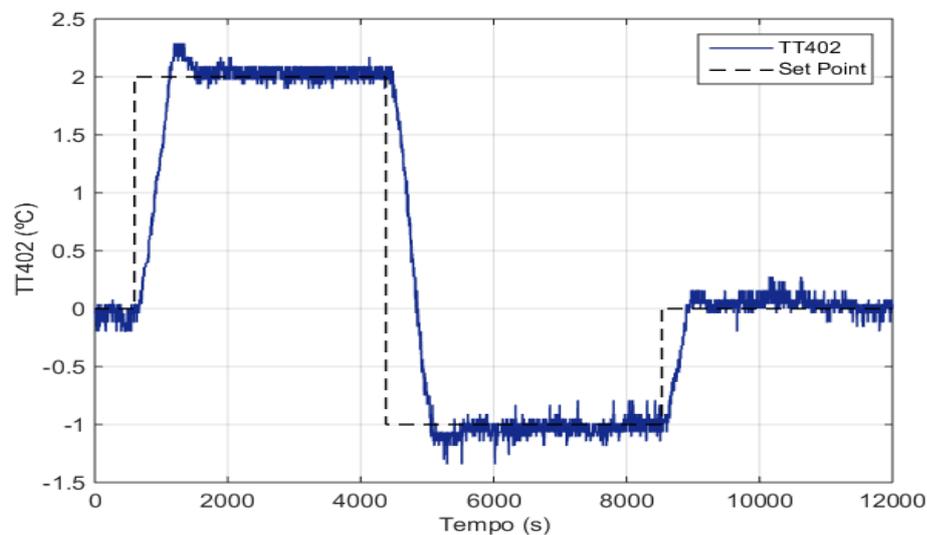
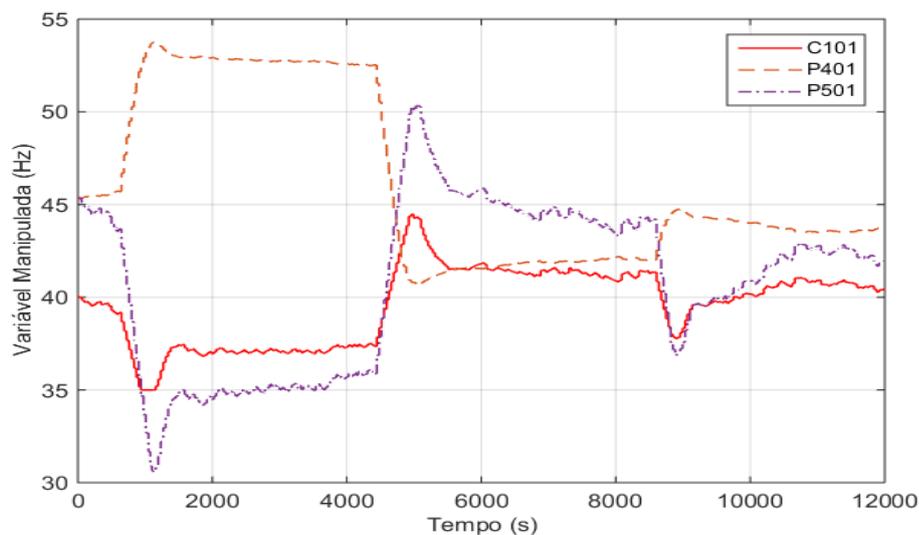


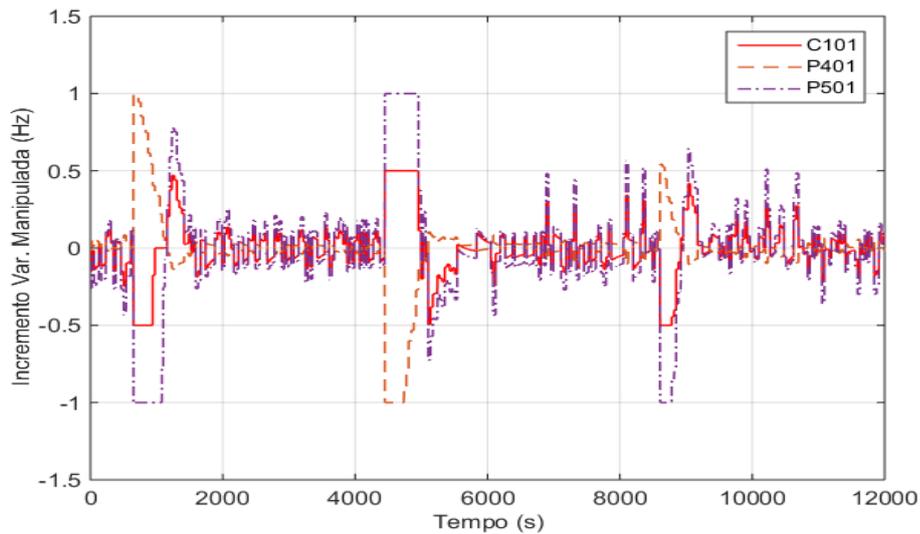
Figura 58: Sinais enviados aos atuadores da planta de refrigeração frente a perturbações realizadas no set point ($N=2$).



Observando os resultados encontrados na resposta da variável controlada (TT402), conforme a [Figura 57](#), e comparando com aqueles encontrados ao utilizar um $N=10$, conforme a [Figura 42](#), pode-se concluir que houve uma grande melhora no desempenho do controlador, considerando a primeira perturbação positiva do valor de referência (3°C) pode-se verificar um menor tempo de estabilização da resposta, que também não apresentou oscilação ao redor do *set point*, e na perturbação negativa (-2°C) pode-se verificar o melhor desempenho até aqui entre os experimentos realizados para avaliação dos parâmetros de sintonia, a resposta apresentou apenas um pequeno sobressinal (14,5%) e não apresentou erro no regime permanente das perturbações aplicadas, permanecendo no valor do set point considerado com

pequenas oscilações, sendo que na última perturbação positiva do set point (1°C) também houve uma redução do tempo de estabilização. Nos sinais enviados aos atuadores do processo, conforme a [Figura 58](#), pode-se notar a presença de sinais suaves, sem a ocorrência de mudanças bruscas ou saturação, assim como foi observado na [Figura 43](#).

Figura 59: Incremento dos sinais enviados aos atuadores frente a realização de perturbações no set point ($N=2$).



Em relação aos parâmetros para avaliação do desempenho obteve-se o valor de $3913,0\text{ }^{\circ}\text{C}^2$ para o critério ISE, referente ao erro da resposta da variável controlada, o valor de $399,4\text{ Hz}^2\cdot\text{s}$ para o esforço de controle (EC) do compressor (C101), o valor de $646,1\text{ Hz}^2\cdot\text{s}$ para o esforço de controle da bomba do evaporador e o valor de $1575,5\text{ Hz}^2\cdot\text{s}$ para o esforço da bomba do condensador (P401). Assim, uma redução de 29,3% no critério ISE na resposta da variável controlada (TT402), uma redução de 29,8% no esforço de controle (EC) do compressor (P101), uma redução de 28,7% no esforço de controle da bomba do evaporador (P401) e uma redução de 29,9% no esforço de controle da bomba do condensador (P501) também reforçam um melhor desempenho do controlador ao se reduzir o valor do número de termos das funções de Laguerre.

Finalizando, ao se utilizar um valor de $N = 20$, o que corresponde a um aumento do número de termos das funções de Laguerre, obteve-se como resultado a [Figura 60](#), a [Figura 61](#), e a [Figura 62](#) a seguir. Pode-se concluir então ao comparar-se a [Figura 60](#) com a [Figura 42](#), correspondentes a resposta da variável controlada no problema servo com $N = 20$ e $N = 10$ respectivamente, que houve uma queda no desempenho do controlador, com a resposta se tornando mais oscilatória em todas as perturbações aplicadas no valor de referência, além disso, no caso da perturbação negativa no valor do set point (-2°C) houve um grande aumento no

tempo de estabilização da resposta, que tornou-se excessivamente lenta e apresentou erro durante todo o intervalo considerado. Observando também a Figura 61 notou-se que os sinais enviados aos atuadores apresentaram uma oscilação um pouco maior durante as mudanças de *set point* aplicadas, comparando-se aqueles sinais que foram encontrados na utilização de um valor intermediário para o número de termos das funções de Laguerre ($N = 10$), conforme a Figura 43.

Figura 60: Resposta da temperatura de propilenoglicol que sai do evaporador frente a mudanças no set point ($N=20$) em variável desvio.

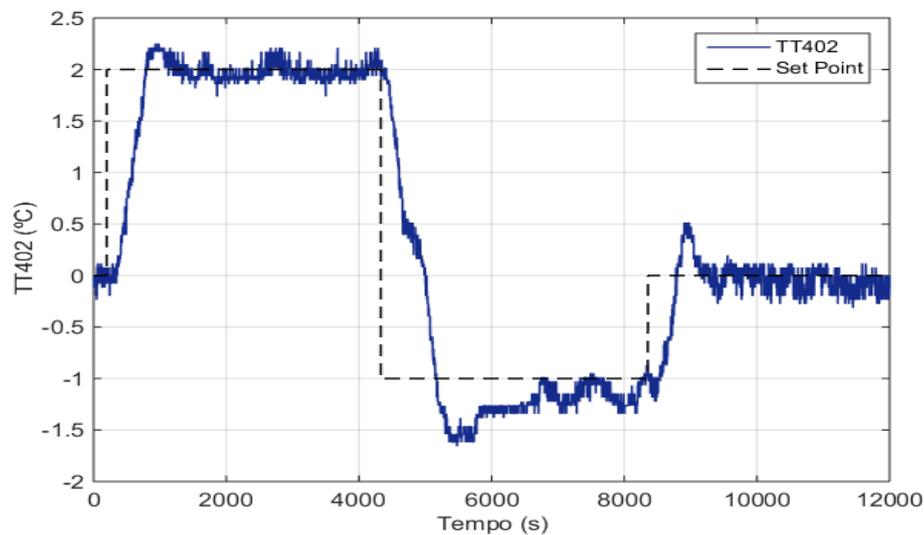


Figura 61: Sinais enviados aos atuadores da planta de refrigeração frente a perturbações realizadas no set point ($N=20$).

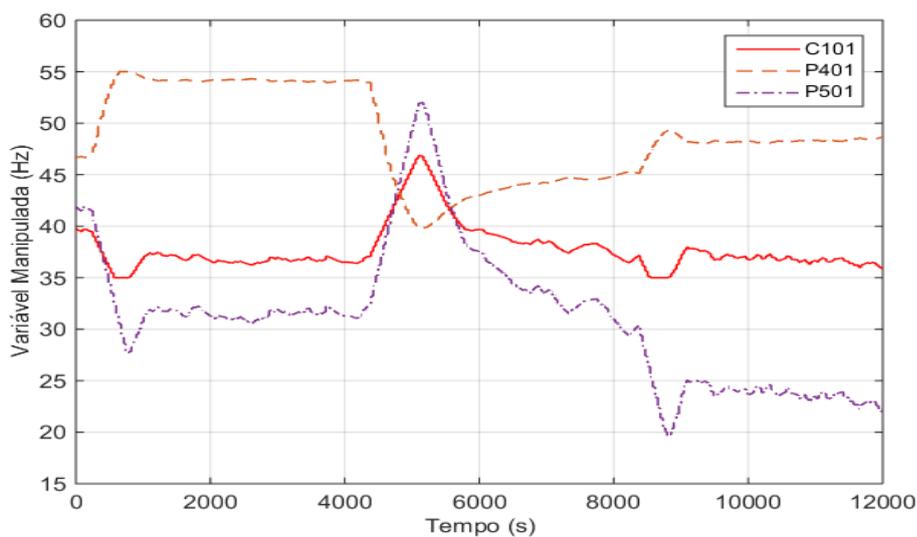
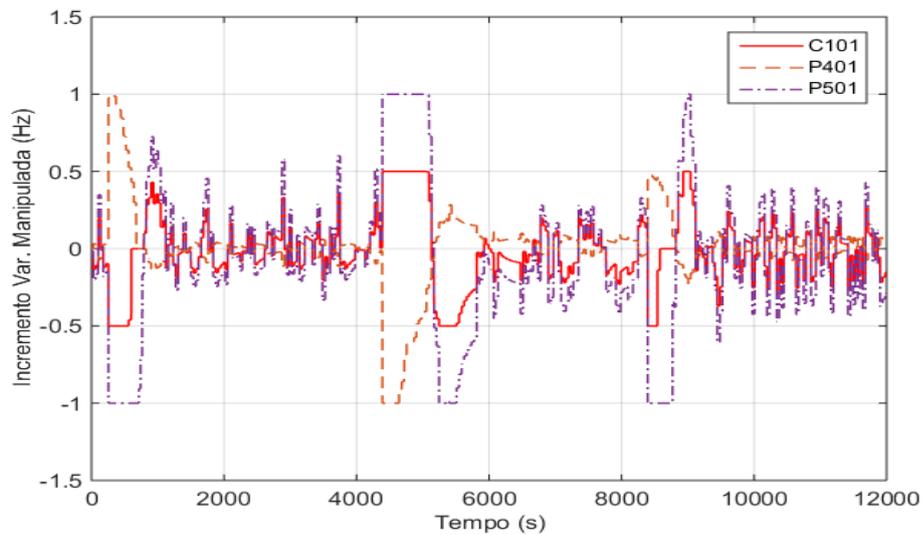


Figura 62: Incremento dos sinais enviados aos atuadores frente a realização de perturbações no set point (N=20).



Em relação aos parâmetros de desempenho encontrou-se um valor de 592, 2 $\text{Hz}^2 \cdot \text{s}$ para o esforço de controle do compressor (C101), um valor de 782,8 $\text{Hz}^2 \cdot \text{s}$ para o esforço de controle da bomba do evaporador (P401) e um valor de 2589,3 $\text{Hz}^2 \cdot \text{s}$ para o valor do esforço de controle da bomba do condensador (P501), já para o critério de erro (ISE) na resposta da variável controlada encontrou-se um valor de 4661,0 $^{\circ}\text{C}^2$. Portanto, pelo critério de avaliação do erro na resposta (parâmetro ISE) houve uma melhora de 15,8% no desempenho do controlador, comparando-se com o valor encontrado ao se utilizar o valor de $N = 10$ para o número de termos da função de Laguerre, contrariando os resultados observados neste experimento. Em relação ao esforço de controle verificou-se que o esforço de controle da bomba do evaporador (P401) e da bomba do condensador (P501) foram aumentados em 4,1% e 15,2% respectivamente, enquanto diminuiu-se 13,6% o valor do esforço encontrado para o compressor (C101).

Portanto, através dos últimos experimentos concluiu-se que uma diminuição do número de termos das funções de Laguerre (N) provocou uma resposta mais rápida na variável controlada, com um melhor desempenho do controlador, contrariando o esperado de acordo com a literatura, já um aumento no valor do parâmetro causou uma resposta mais lenta na variável controlada, estando de acordo com o previsto pela literatura, apesar de que os parâmetros de avaliação do desempenho indicarem uma melhoria no controle do processo nessa situação. Logo, em relação aos parâmetros de sintonia utilizados conforme a Tabela 6, a , a Equação (110) e a Equação (111) se poderia diminuir o valor do parâmetro N para obter um

melhor desempenho no controle do processo, de acordo com os resultados encontrados nestes últimos experimentos.

De forma a facilitar a análise dos resultados obtidos com a mudança dos parâmetros de sintonia do controlador chegou-se a [Tabela 8](#) a seguir. Onde novamente pode-se notar que em relação ao experimento base, conforme os parâmetros presentes na [Tabela 3](#) e [Tabela 4](#), obteve-se melhoria no desempenho do controlador ao se reduzir o fator de escala (a) e também com a diminuição do número de termos das funções de Laguerre (N). Nestes casos ocorreu a diminuição do critério ISE avaliado nas respostas em malha fechada da variável controlada (TT402), diminuição do esforço de controle dos atuadores (EC), ausência de erro em regime permanente e ainda redução do *overshoot*.

Tabela 8: Comparação dos critérios de desempenho nos experimentos realizados.

Exp.	Análise	ISE (TT402)	EC (TT402)	EC (TT402)	EC (TT402)	Erro	Overshoot
Base	Tabelas 3 e 4	5538,0 °C ² .s	568,9 Hz ² .s	906,5 Hz ² .s	2246,8 Hz ² .s	Não	26%
1	↓R	Aumento 22,4%	Aumento 90,7%	Aumento 118,3%	Aumento 86,7%	Não	16%
2	↑R	Redução 2,7%	Redução 42,7%	Redução 95,7%	Redução 53,4%	Sim	-
3	↓a	Redução 21,6%	Redução 16,4%	Redução 17,6%	Redução 10,1%	Não	24,7%
4	↑a	Redução 35,5%	Redução 13,3%	Redução 27%	Redução 17,8%	Sim	-
5	↓N	Redução 29,3%	Redução 29,8%	Redução 28,7%	Redução 29,9%	Não	14,5%
6	↑N	Redução 15,8%	Redução 13,6%	Redução 4,1%	Redução 15,2%	Sim	-

Em outras análises como no aumento do peso dos incrementos (R), aumento do fator de escala (a), e aumento do número de termos das funções de Laguerre (N) também houve redução dos critérios de desempenho (ISE e EC), no entanto, houve ocorrência de erro em regime permanente, fazendo com que tais mudanças fossem descartadas, logo, não houve necessidade de calcular-se o *overshoot* nesses casos.

6. CONCLUSÕES

Conclui-se neste trabalho que é possível controlar com um bom desempenho um sistema experimental de refrigeração, de natureza não linear e com múltiplas variáveis ligadas entre si, utilizando-se de um controlador preditivo baseado em modelo de predição linear com funções de Laguerre em seu algoritmo. A presença de ação integral no algoritmo, incorporação de restrições e horizonte de predição tendendo ao infinito, fez com o que controlador mantivesse a variável controlada estável em malha fechada, atingindo valor do *set point* na maioria dos experimentos realizados, sendo que as respostas na variável controlada atingiram um sobressinal com valor máximo de 26% em relação ao ponto de referência.

No caso do controle servo foi possível alcançar mudanças positivas do valor de referência de cerca de 6 °C em relação ao ponto operacional, já no caso de mudanças abaixo do valor de referência se conseguiu uma redução de no máximo 2 °C. Conclui-se também no problema servo que os sinais enviados aos atuadores do processo comportaram-se de maneira suave, sem apresentar picos ou mudanças bruscas.

Já no caso do controle regulatório conclui-se que o controlador foi capaz de rejeitar distúrbios na carga térmica de cerca $\pm 10\%$ em relação ao ponto operacional considerado (20%), a variável controlada retornou ao valor de referência considerado com a ocorrência de praticamente nenhum sobressinal, além disso, como no caso servo observou-se um comportamento suave do sinal enviado as entradas do processo. Logo, o controlador também se mostrou robusto neste tipo de controle.

Em relação aos parâmetros de sintonia concluiu-se que um aumento do peso (R) dos incrementos dos atuadores calculados pelo controlador torna a resposta do processo mais lenta, e pode ocasionar erros em regime permanente na resposta da variável controlada, já uma diminuição no valor deste parâmetro pode levar a uma resposta mais rápida, porém, mais oscilatória. Uma diminuição do valor de escala (a) provocou uma resposta com desempenho similar àquela encontrada com um fator médio, no entanto, tal mudança proporcionou uma redução de 21,6% no valor do critério de integração do erro elevado ao quadrado (ISE) para a resposta da variável controlada, redução de 16,4% no esforço de controle (EC) do compressor (C101), redução de 17,6% no esforço de controle da bomba do evaporador (P401) e uma redução 10,1% no esforço de controle da bomba do condensador, sendo assim indicada para o processo em questão. Já um aumento do fator de escala também proporcionou o mesmo efeito nos parâmetros citados anteriormente, no entanto, tal mudança provocou oscilação nas respostas e erro no regime permanente, não sendo assim indicada para o controle deste processo.

Finalizando, conclui-se que uma redução no número de termos das funções de Laguerre (parâmetro N) provoca uma melhoria no desempenho do controlador, obtendo nessa situação o menor valor do sobressinal (14,5%) dentre todos os experimentos realizados, obteve-se também nessa condição uma redução de 29,3% no valor do critério de integração do erro elevado ao quadrado (ISE) da variável controlada, e uma redução de 29,8%, 28,7% e 29,9% no esforço de controle (EC) do compressor (C101), esforço de controle da bomba do evaporador (P401) e esforço de controle da bomba do condensador respectivamente. Portanto essa é uma outra mudança indicada para se obter uma resposta mais rápida no controle do processo. Já o aumento do número de termos causou uma queda no desempenho do controlador, provocando uma resposta da variável controlada bastante oscilatória e com um elevado tempo de estabilização dependendo do caso, logo, tal mudança não é indicada para o controlador do processo utilizado no desenvolvimento deste trabalho.

7. SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

Sugere-se para a realização de trabalhos futuros os seguintes tópicos:

- Implementação de controlador preditivo adaptativo baseado em modelos lineares do processo.
- Implementação de controlador preditivo baseado em modelo *Fuzzy* para realização da predição futura das variáveis.
- Implementação de controlador preditivo baseado em modelo neural para realização da predição futura das variáveis.
- Implementação de controlador *Extremum Seeking*.
- Trocar o evaporador e o condensador para capacidades mais próximas da requerida pelo compressor, de modo a aproveitar melhor energia gasta por este equipamento.
- Instalação de uma válvula eletrônica de maior capacidade.
- Instalação de um inversor de frequência para o controle da velocidade de rotação do ventilador da torre de resfriamento.

8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ATUONWU, J.C.; CAO, Y.; RANGAIAH, G.P.; TADÉ, M.O. *Identification and predictive control of a multistage evaporator*. Control Engineering Practice, vol. 18, pg. 1418-1428, 2010.
- BUSTOS, G.A., FERRAMOSCA, A., GODOY, J.L., GONZALEZ, A.H. *Application of model predictive control suitable for closed loop re-identification to a polymerization reactor*. Journal of Process Control, v. 44, p. 1-13, 2016.
- CAPRON, B.D.O., ODLOAK, D. *A robust LQR-MPC control strategy with input constraints and control zones*. Journal of Process control, v. 64, p. 89-99, 2018.
- CAPRON, B.D.O., ODLOAK, D. *An extended linear quadratic regulator with zone control and input targets*. Journal of Process control, v. 29, p. 33-44, 2015.
- CAMACHO, E. F., BORDONS, C. *Model predictive control*. Springer, London, 2007.
- CUTLER, C.R., & RAMAKER, B.L. *Dynamic matrix control – a computer control algorithm*. AICHE national meeting. Houston, Texas, 1979.
- DANTAS, T.S.S. *Identificação de modelos estocásticos de uma planta piloto de refrigeração*. Tese de Doutorado. Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, Campinas-SP, 2017.
- D'JORGE, A., FERRAMOSCA, A., GONZALEZ, A.H. *A robust gradient based MPC for integrating real time optimizer (RTO) with control*. Journal of Process Control, v. 54, p. 65 – 80, 2017.
- EKREN, O.; SAHIN, S.; ISLER, Y. *Comparison of different controllers for variable speed compressor and electronic expansion valve*. International Journal of Refrigeration, vol. 33, pg. 1161-1168, 2010.
- ENDER, L. *Redes neurais artificiais aplicadas em estratégias de controle não linear*. Tese de Doutorado. Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, Campinas-SP, 2002.
- FERRAMOSCA, A. LIMON, D., CAMACHO, E.F. *Economic MPC for a changing economic criterion for linear systems*. In 49th IEEE conference on decision and control (CDC), p. 6131 – 6136, IEEE 2014.

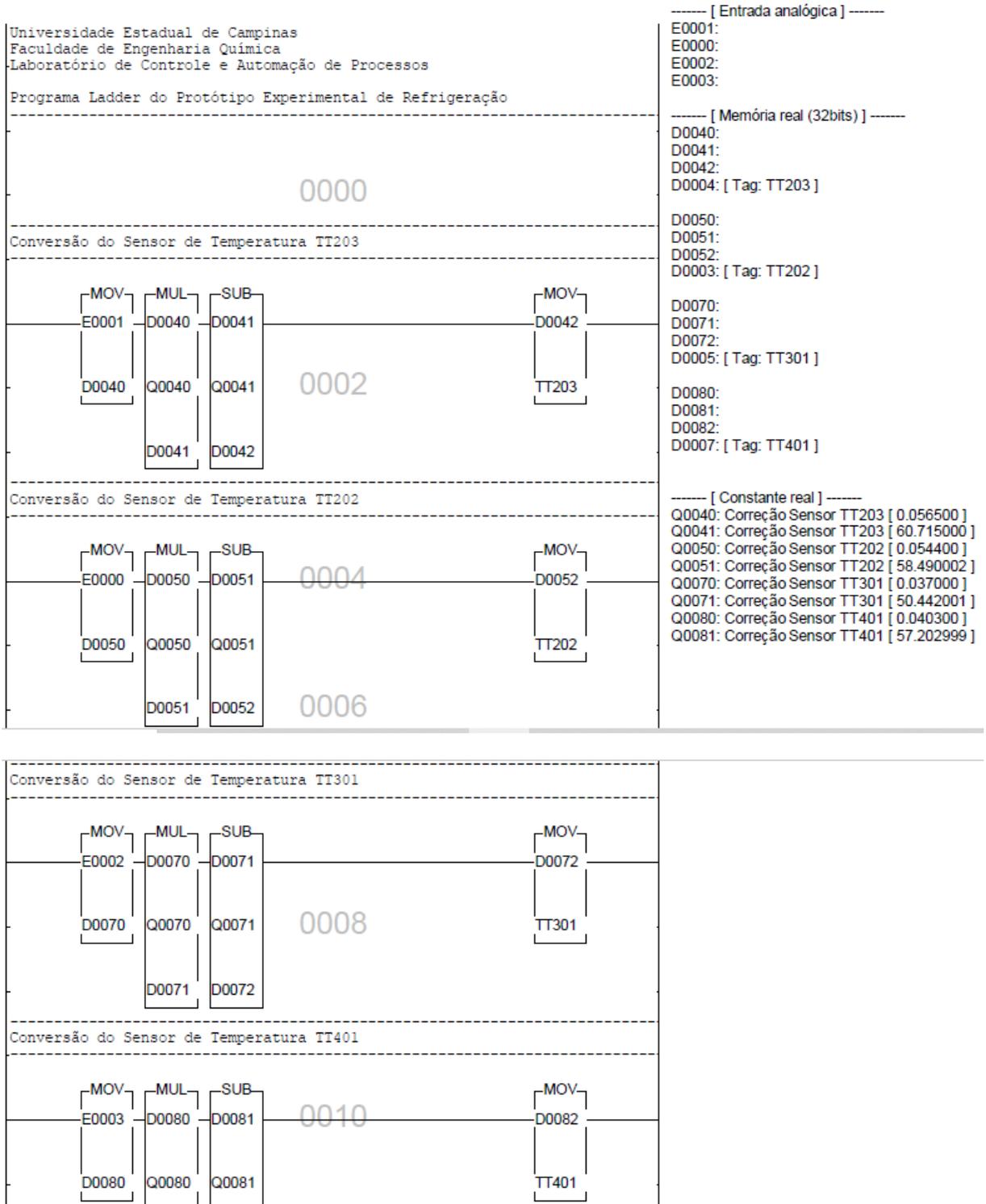
- FILETI, A.M.F.; PEREIRA, J.A.F.R. *Adaptive and predictive control strategies for batch distillation: development and experimental testing*. Computers & Chemical Engineering, v. 21, pag. S1227 - S1231, 1997.
- FRANCO, I. C. *Controle preditivo baseado em modelo neuro-fuzzy de sistemas não lineares aplicado em sistema de refrigeração*. Tese de Doutorado. Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, Campinas-SP, 2012.
- FUJIKI, T. L. *Desenvolvimento de controlador digital baseado em um modelo neural e um otimizador de uma planilha eletrônica*. Dissertação de Mestrado. Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, Campinas-SP, 2009.
- GARCIA, C.E., & MORSHEDI, A.M. *Quadratic program solution of dynamic matrix control (QDMC)*. Chemical Engineering Communications, v. 46, p. 73-87, 1986.
- GROSDIDIER, P., FROISY, B., & HAMMAN, M. *The IDCOM-M controller*. Proceedings of the 1988 IFAC workshop on model based process control, p. 31-36, 1988.
- KALMAN, R.E. *Contributions to the theory of optimal control*. Bulletin de la Societe Mathematique de Mexicana, v. 5, p. 102-119, 1960a.
- KALMAN, R.E. *A new approach to linear filtering and prediction problems*. Transactions of ASME, Journal of Basic Engineering, v. 87, p. 33-45, 1960b.
- JAIN, A.; TAPARIA, R. *Laguerre function based model predictive control for van de vusse reactor*. 2nd IEEE International Conference on Power Electronics, 2018.
- LEDUCQ, D.; GUILPART, J.; TRYSTAM, G. *Non-linear predictive control of a vapour compression cycle*. International Journal of Refrigeration, vol. 29, pg. 761-772, 2006.
- LIU, X.; CUI, J. *Economic model predictive control of boiler-turbine system*. Journal of Process Control, vol. 66, pg. 59-67, 2018.
- MANSKE, K.A.; REINDL, D.T.; KLEIN, S.A. *Evaporator condenser control in industrial refrigeration systems*. International Journal of Refrigeration, vol. 24(7), pg. 676-691, 2001.
- MARCHETTI, A.G. FERRAMOSCA, A., GONZALEZ, A.H. *Steady-state target optimization designs for integrating real-time optimization and model predictive control*. Journal of Process Control, v. 24, p. 129-145, 2014.

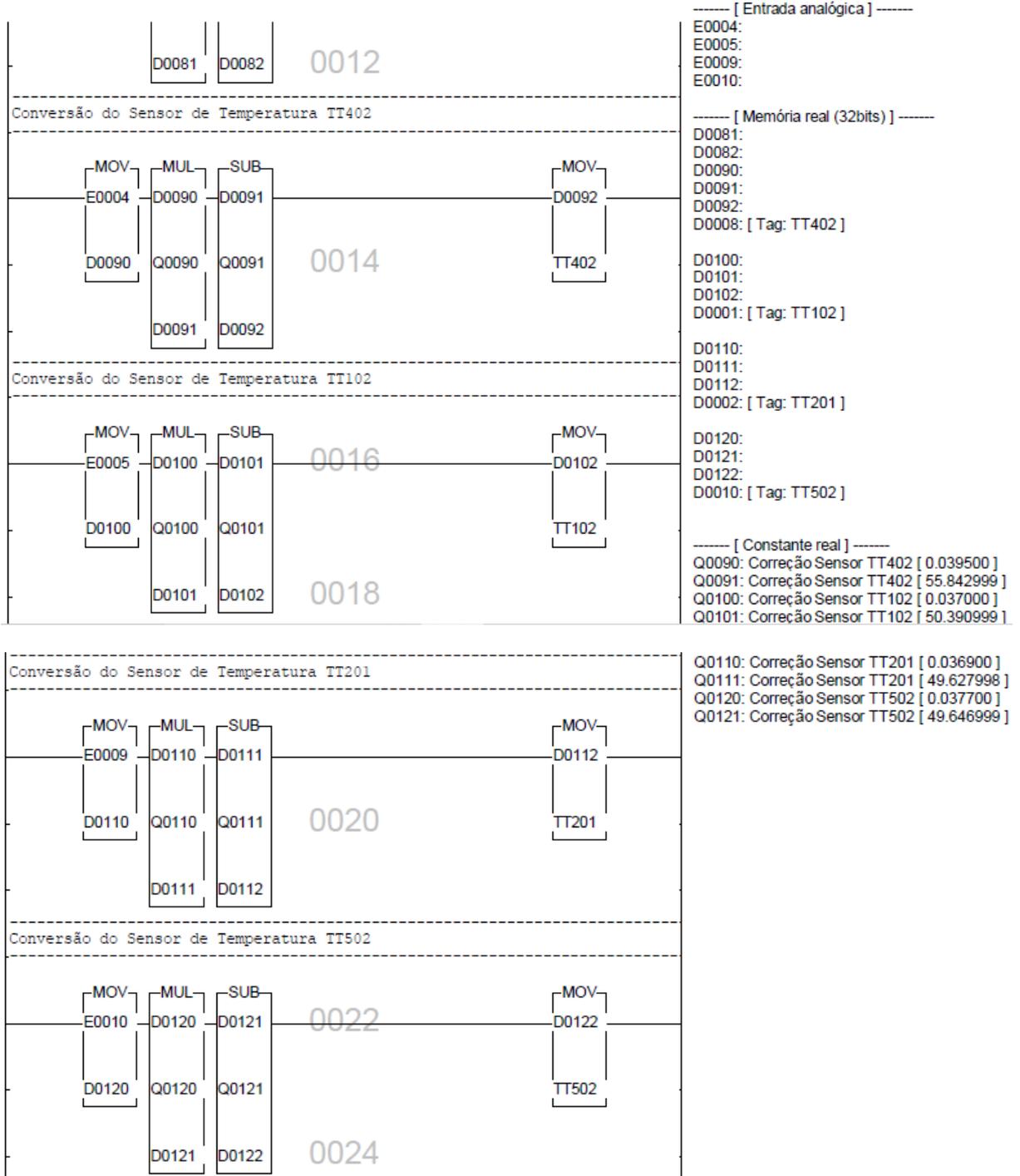
- MUNIZ, L.A.R. *Controle preditivo adaptativo aplicado a um reator de pirólise operando em regime semi-batelada*. Tese de Doutorado. Departamento de Engenharia Química e de Alimentos, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis-SC, 2004.
- NANAYAKKARA, V.K.; IKEGAMI, Y.; UEHARA, H. *Evolutionary design of dynamic neural networks for evaporator control*. International Journal of Refrigeration, vol. 25, pg. 813-826, 2001.
- NAVARRO-ESBRÍ, J.; BERBEGALL, V.; VERDU, G.; CABELLO, R.; LLOPIS, R. *A low data requirement model of a variable-speed vapour compression refrigerant system based on neural networks*. International Journal of Refrigeration, vol. 30, pg. 1452-1459, 2007.
- OGUNNAIKE, B.A.; RAY, W.H. *Process dynamics, modeling and control*. Oxford University Press, New York, 1994.
- PICHÉ, S.; SAYYAR-RODSARI, B.; JOHNSON, D.; GERULES, M. *Non-linear predictive control using neural networks*. IEEE Control Systems Magazine, pg. 53-62, June 2000.
- PINELLI, T. G. *Automação e análise do consumo de energia de um sistema de refrigeração para resfriamento de líquido*. Dissertação de Mestrado. Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, Campinas-SP, 2008.
- PINHEIRO, T.C.F.; SILVEIRA, A.S. *Constrained discrete model predictive control of an arm-manipulator using Laguerre Function*. Optimal Control Applications and Methods, vol. 42, pg. 160-179, 2021.
- QIN, S.J.; BADGWELL, T.A. *A survey of industrial model predictive control technology*. Control Engineering Practice, vol. 11, pg. 733-764, 2003.
- RAWLINGS, J.B., PATEL, N.R., RISBECK, M.J., MARAVELIAS, C.T., WENZEL, M.J.; TURNEY, R.D., 2018. *Economic MPC and real-time decision making with application to large-scale HVAC energy systems*. Computers & Chemical Engineering, 114, pp.89-98.
- RICHALET, J., RAULT, A., TESTUD, J.L., & PAPON, J. *Algorithm control of industrial process*. Proceedings of the 4th IFAC Symposium on Identification and System Parameter Estimation, p. 1119-1167, 1976.
- SAEED, JUNAID, WANG, L. *Efficient model predictive control of full-bridge DC-DC converter using Laguerre functions*. In 2018 IEEE 27th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), pp. 224-229. IEEE, 2018.

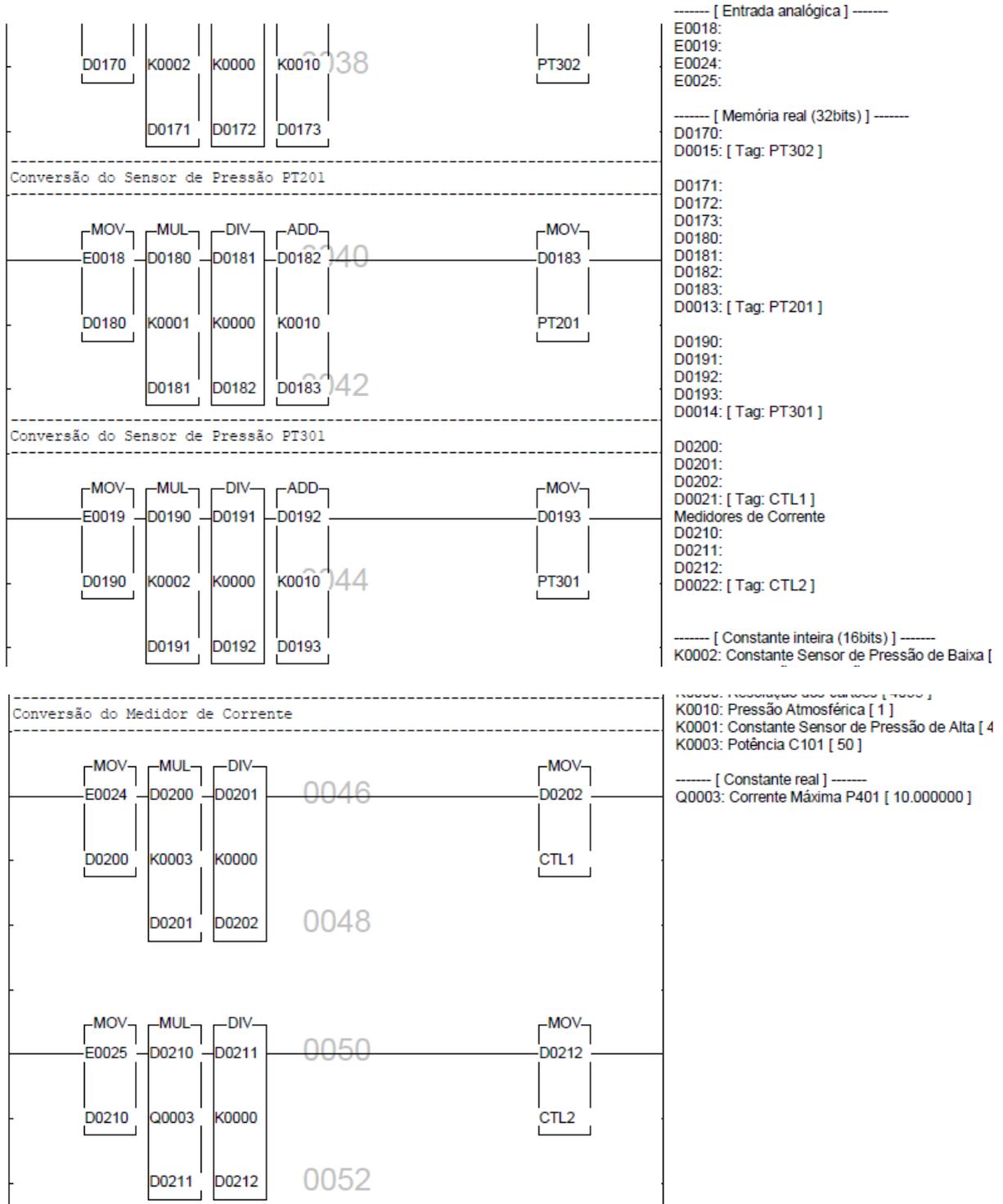
- SANTOS, B.F. *Desenvolvimento de um controlador preditivo baseado em redes neurais para aplicação em uma planta de polimerização de poliestireno*. Dissertação de Mestrado. Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, Campinas-SP, 2011.
- SEBORG, D.E.; EDGAR, T.F.; MELLICHAMP, D.A.; DOYLE III; F.J. *Process dynamics and control*. John Wiley & Sons, Inc., 3rd edition, United States, 2011.
- SILVA, F. V. *Avaliação do comportamento experimental do sistema de refrigeração de um túnel de congelamento com R-502 e R-404A*. Dissertação de Mestrado. Faculdade de Engenharia de Alimentos, Universidade Estadual de Campinas, Campinas-SP, 1998.
- SILVA, F. V. *Comparação do desempenho de um sistema de refrigeração para resfriamento de líquido, controlado a diferentes modos de controle*. Tese de Doutorado. Faculdade de Engenharia de Alimentos, Universidade Estadual de Campinas, Campinas-SP, 2003.
- STOECKER, W.F.; JABARDO, J.M.S. *Refrigeração industrial*. Edgard Blucher, São Paulo-SP, 2002.
- WANG, L. *Discrete model predictive control design using Laguerre functions*. Journal of Process Control, vol. 14, pg. 131-142, 2004.
- WANG, L. *Model predictive control system design and implementation Using MATLAB®*. Springer, London, 2009.
- YU, D.L.; GOMM, J.B. *Implementation of neural network predictive control to a multivariable chemical reactor*. Control Engineering Practice, vol. 11, pg. 1315-1323, 2002.
- ZHANG, B.; ZONG, C.; CHEN, G.; ZHANG, B. *Electrical vehicle path tracking based model predictive control with a Laguerre function and exponential weight*. IEEE Access, 2019.
- ZHAO, L.; SHAO, L.; ZHANG, C. *Steady-state hybrid modeling of economized screw water chillers using polynomial neural network compressor model*. International Journal of Refrigeration, vol. 33, pg. 729-738, 2010.
- ZHENG, Y.; ZHOU, J.; XU, Y.; ZHANG, Y.; QIAN, Z. *A distributed model predictive control based load frequency control scheme for multi-area interconnected power system using discrete-time Laguerre functions*. ISA Transactions, vol. 68, pg. 127-140, 2017.

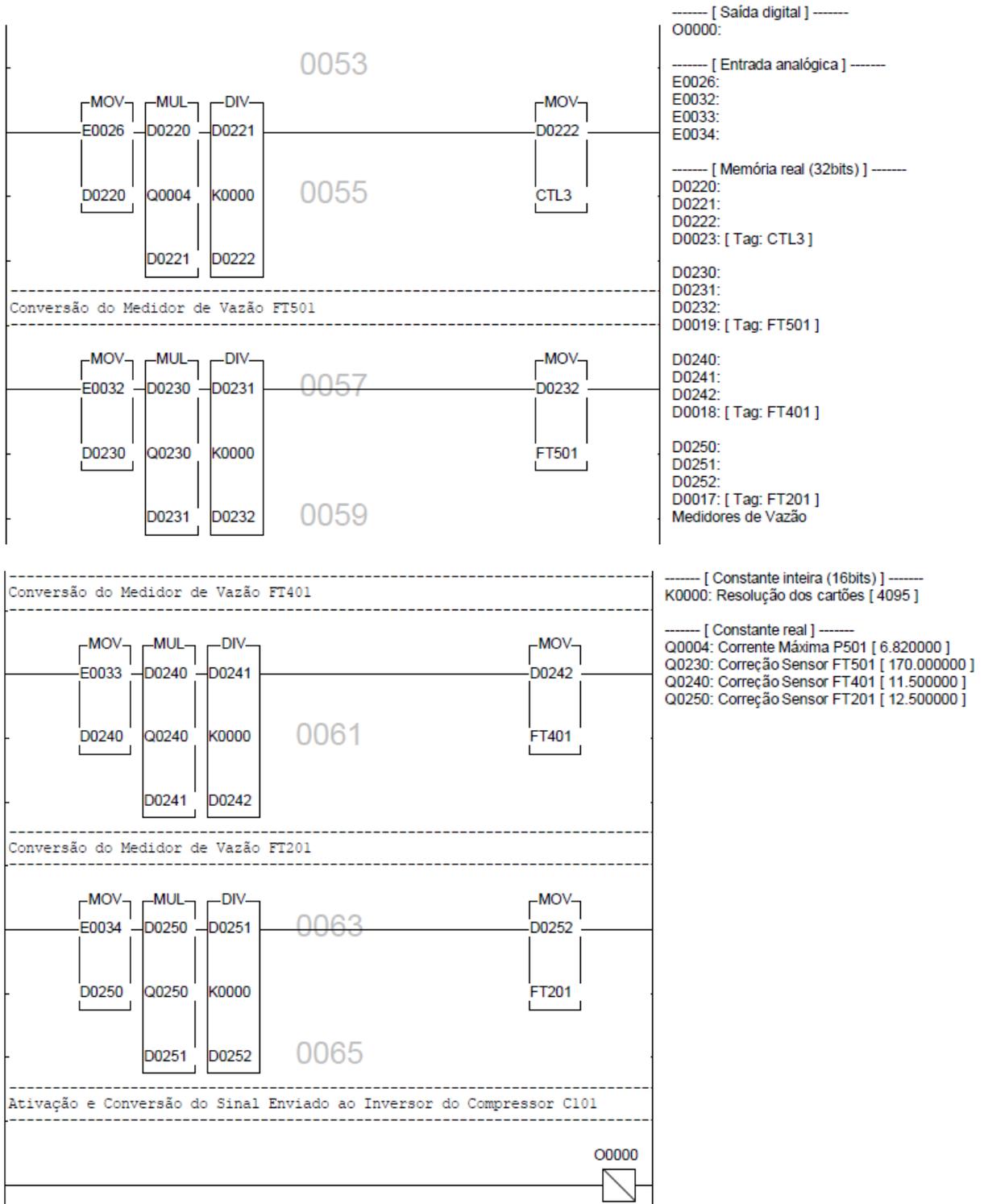
9. ANEXOS

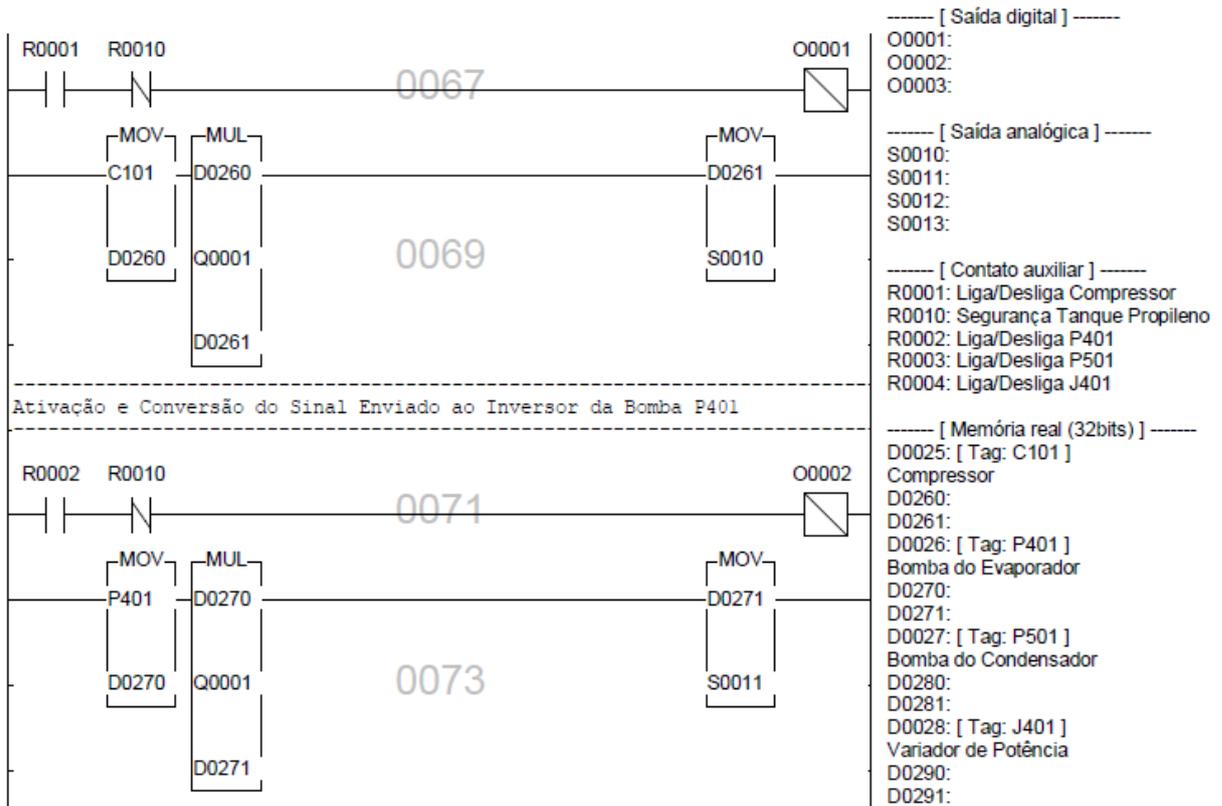
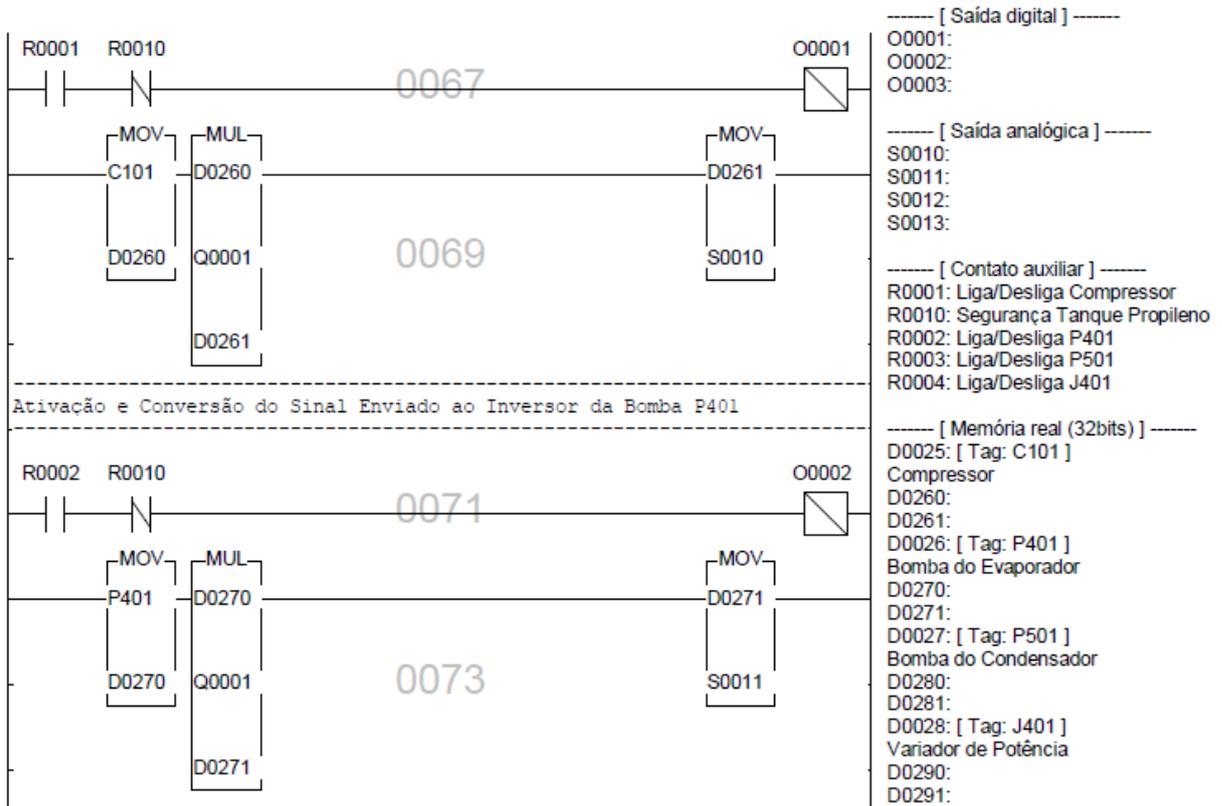
A.I PROGRAMA LADDER

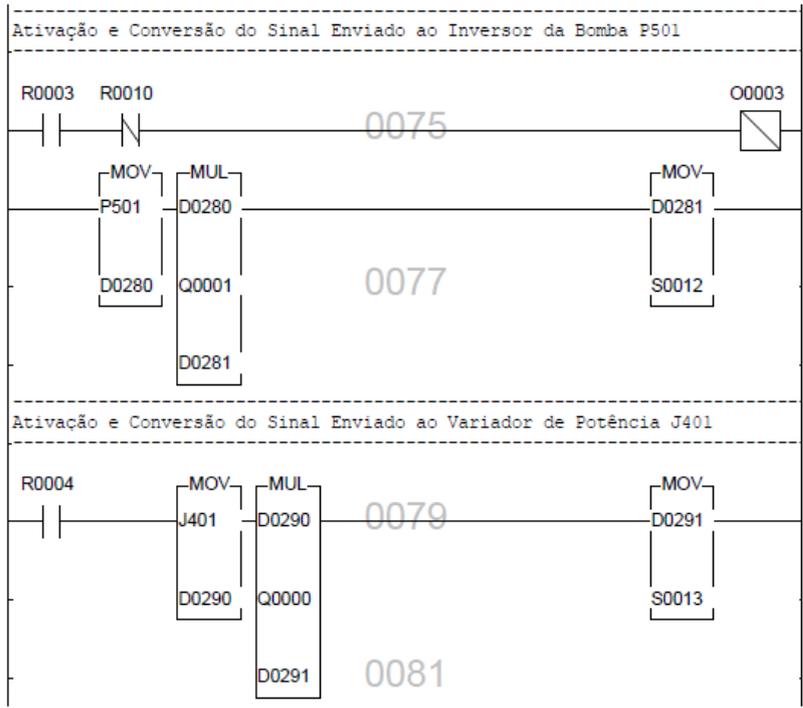




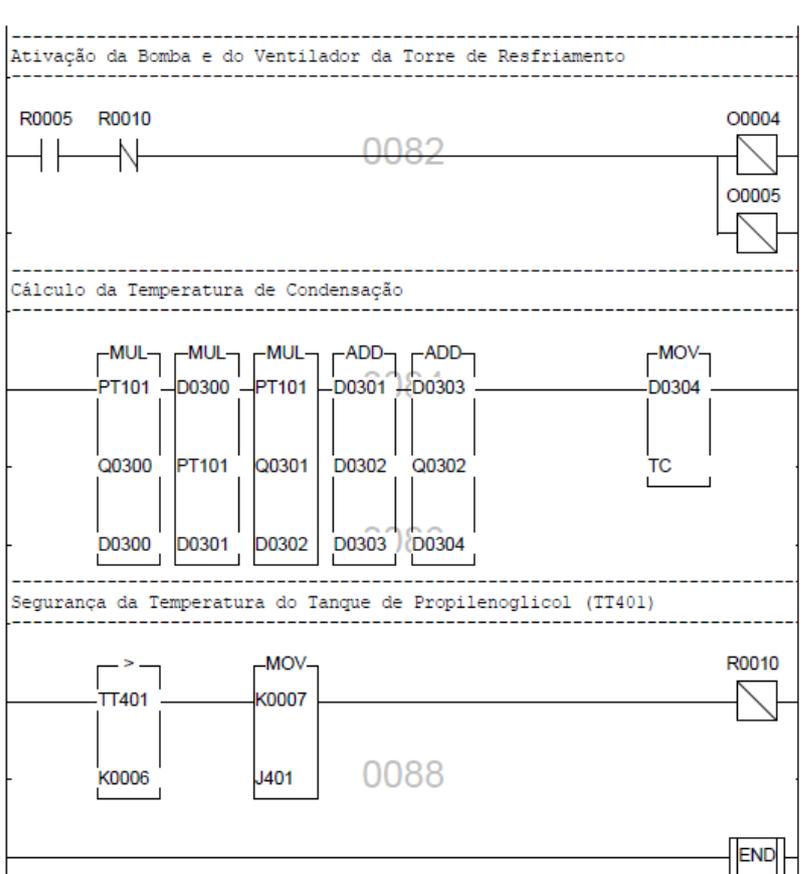








----- [Constante real] -----
 Q0001: Constante Inversor Weg [68.250000]
 Q0000: Constante Inversores Danfoss [40.9500



----- [Saída digital] -----
 O0004:
 O0005:

----- [Contato auxiliar] -----
 R0005: Liga P601
 R0010: Segurança Tanque Propileno

----- [Memória real (32bits)] -----
 D0012: [Tag: PT101]
 Sensores de Pressão
 D0300:
 D0301:
 D0303:
 D0304:
 D0302:
 D0030: [Tag: TC]
 Temperatura de Condensação
 D0007: [Tag: TT401]

D0028: [Tag: J401]
 Variador de Potência

----- [Constante inteira (16bits)] -----
 K0007: Segurança Temperatura Tanque [0]
 K0006: Segurança Temperatura Tanque [50]

----- [Constante real] -----
 Q0300: Correção Temperatura de Condensação
 Q0301: Correção Temperatura de Condensação
 Q0302: Correção Temperatura de Condensação

A.II COMUNICAÇÃO INDUSOFT WEB STUDIO E CLP

Descrição:

Aumentar prioridade

Disparo de Leitura: Habilita Leitura: Leitura Concluída: Estado da Leitura:

Disparo de Escrita: Habilita Escrita Automática: Escrita Concluída: Estado da Escrita:

Estação: Cabeçalho: Mín:
Máx:

	Nome da Tag	Endereço	Div	Adicionar
	 Filtro de Texto	 Filtro de Texto	 Filtro de Te:	 Filtro de Te:
1	OnOff_C101	1		
2	OnOff_P401	2		
3	OnOff_P501	3		
4	OnOff_J401	4		
5	OnOff_P601	5		

Descrição:

Aumentar prioridade

Disparo de Leitura: Habilita Leitura: Leitura Concluída: Estado da Leitura:

Disparo de Escrita: Habilita Escrita Automática: Escrita Concluída: Estado da Escrita:

Estação: Cabeçalho: Mín:
Máx:

	Nome da Tag	Endereço	Div	Adicionar
	 Filtro de Texto	 Filtro de Texto	 Filtro de Te:	 Filtro de Te:
1	TT101	0		
2	TT102	1		
3	TT201	2		
4	TT202	3		
5	TT203	4		
6	TT301	5		
7	TT302	6		
8	TT401	7		
9	TT402	8		
10	TT501	9		
11	TT502	10		
12	PT101	12		
13	PT201	13		
14	PT301	14		
15	PT302	15		
16	FT201	17		
17	FT401	18		
18	FT501	19		
19	CTL1	21		
20	CTL2	22		
21	CTL3	23		
22	C101	25		
23	P401	26		
24	P501	27		
25	J401	28		
26	Tc	30		
27	SegurançaCond	31		
28	SH	32		

A.III PROGRAMA DO CONTROLADOR (OFF-LINE)

```
%Modelo em Função de Transferência
n11=-0.29573;
d11=[549.0762 1];
n12=[-0.01171 0.01516 4.577e-6];
d12=[1 0.1789 0.0001462];
n13=-0.00904;
d13=[183.8621 1];

%Amostragem
h=40;

%Modelo Espaço Estados
Gs=tf({n11 n12 n13},{d11 d12 d13});
Gsmin=ss(Gs,'min');
[Ac,Bc,Cc,Dc]=ssdata(Gsmin);
[Ap,Bp,Cp,Dp]=c2dm(Ac,Bc,Cc,Dc,h,'zoh');
[m1,n1]=size(Cp);
[n1,n_in]=size(Bp);

%Modelo Espaço Estados Aumentado
A_e=eye(n1+m1,n1+m1);
A_e(1:n1,1:n1)=Ap;
A_e(n1+1:n1+m1,1:n1)=Cp*Ap;
B_e=zeros(n1+m1,n_in);
B_e(1:n1,:)=Bp;
B_e(n1+1:n1+m1,:)=Cp*Bp;
C_e=zeros(m1,n1+m1);
C_e(:,n1+1:n1+m1)=eye(m1,m1);

%Parâmetros Funções de Laguerre
a1=0.5;
a2=0.5;
a3=0.5;
N1=10;
N2=10;
N3=10;
a=[a1 a2 a3];
N=[N1 N2 N3];

%Parâmetros Sintonia MPC
Np=400;
R=[0.25 0 0;0 1 0;0 0 0.01];
Q=C_e'*C_e;
```

```

%Parâmetros Peso Exponencial
alpha=1.1;
gama=1/alpha;
[Klqr, Pinf, lambda]=dlqr(A_e,B_e,Q,R);
Q_alpha=gama^2*Q+(1-gama^2)*Pinf;
R_alpha=gama^2*R;
Q=Q_alpha;
R=R_alpha;
A_e=A_e/alpha;
B_e=B_e/alpha;

%Matrizes Omega e Psi
[Omega, Psi]=dmprc(A_e,B_e,a,N,Np,Q,R);

%Definição das Restrições
deltau_min=[-0.5;-1;-1];
deltau_max=[0.5;1;1];
u_min=[35;35;15];
u_max=[55;55;60];

%Matrizes com as Restrições
Nc=1;
[M1,Lzerot]=Mdu(a,N,3,Nc);
M0=Mu(a,N,3,Nc);
M=[M0;-M0;M1;-M1];

```

A.IV PROGRAMA DO CONTROLADOR (ON-LINE)

```

function [u,deltau] = rt_MPC_MIMO(y,sp,Omega,Psi,Lzerot,...
    Ap,Bp,M,u_max,u_min,deltau_min,deltau_max)

%Definição das Variáveis
persistent Xf
persistent eta
persistent up
persistent dectrl
persistent gamma
persistent xm
persistent xm_old

if isempty(xm)
    xm=zeros(4,1);
end

if isempty(xm_old)
    xm_old=zeros(4,1);

```

```

end
%Condições Iniciais das Entradas
if isempty (up)
up=[45;45;45];
end

%Atualização dos Estados do Modelo Aumentado
Xf=[xm-xm_old; (y-sp)];

%Avaliação das Restrições
gamma=[(u_max-up)*ones(1,1); (-u_min+up)*ones(1,1); ...
deltau_max*ones(1,1); -deltau_min*ones(1,1)];

%Cálculo dos Incrementos
eta=QPhild(Omega, Psi*Xf, M, gamma);
dectrl=Lzerot*eta;
up=up+dectrl;
deltau=dectrl;
u=up;

%Atualização dos Estados do Modelo da Planta
xm_old=xm;
xm=Ap*xm+Bp*u;

```

A.V FUNÇÕES UTILIZADAS NOS PROGRAMAS DO CONTROLADOR

A.V.I FUNÇÃO DMPC

```

function [E,H]=dmprc(A_e,B_e,a,N,Np,Q,R);

%A_e; B_e define o modelo espaço estado aumentado quando um integrador é
utilizado.
%N número de termos de cada entrada
%Np horizonte de predição
%Q peso nas variáveis de estado
%R peso nas variáveis de entrada
% Função objetivo J= eta ^T E eta +2 eta ^T H x(k_i)
[n,n_in]=size(B_e);
N_pa=sum(N);
E=zeros(N_pa,N_pa);
H=zeros(N_pa,n);
R_para=zeros(N_pa,N_pa);
n0=1;
ne=N(1);
for i=1:n_in-1;
R_para(n0:ne,n0:ne)= R(i,i)*eye(N(i),N(i));
n0=n0+N(i);
ne=ne+N(i+1);
end
R_para(n0:N_pa,n0:N_pa)=R(n_in,n_in)*eye(N(n_in),N(n_in));
S_in=zeros(n,N_pa);
[Al,L0]=lagd(a(1),N(1));
S_in(:,1:N(1))=B_e(:,1)*L0';
In_s=1;

```

```

for jj=2:n_in;
[Al,L0]=lagd(a(jj),N(jj));
In_s=N(jj-1)+In_s;
In_e=In_s+N(jj)-1;
S_in(:,In_s:In_e)=B_e(:,jj)*L0';
end
S_sum=S_in;
phi=S_in;
E=(phi)'*Q*(phi);
H=phi'*Q*A_e;
for i=2:Np;
Eae=A_e^i;

%Cálculo da soma infinita S para cada entrada
[Al,L0]=lagd(a(1),N(1));
S_sum(:,1:N(1))=A_e*S_sum(:,1:N(1))+...
S_in(:,1:N(1))*(Al^(i-1))';
In_s=1;
for kk=2:n_in;
[Al,L0]=lagd(a(kk),N(kk));
In_s=N(kk-1)+In_s;
In_e=In_s+N(kk)-1;
S_sum(:,In_s:In_e)=A_e*S_sum(:,In_s:In_e)+...
S_in(:,In_s:In_e)*(Al^(i-1))';
end
phi=S_sum;
E=E+phi'*Q*phi;
H=H+phi'*Q*Eae;
end
E=E+R_para;

```

A.V.II FUNÇÃO MDU

```

function [M,Lzerot]=Mdu(a,N,n_in,Nc)

%a e N são os parâmetros das funções de Laguerre
%n são o número de entradas
%Nc são o número de restrições
N_pa=sum(N);
M=zeros(n_in,N_pa);
M_dul=zeros(n_in,N_pa);
k0=1;
[Al,L0]=lagd(a(k0),N(k0));
M_dul(1,1:N(1))=L0';
cc=N(1);
for k0=2:n_in;
[Al,L0]=lagd(a(k0),N(k0));
M_dul(k0,cc+1:cc+N(k0))=L0';
cc=cc+N(k0);
end
Lzerot=M_dul;
M=M_dul;
for kk=2:Nc
k0=1;
[Al,L0]=lagd(a(k0),N(k0));
L=Al^(kk-1)*L0;
M_dul(1,1:N(1))=L';
cc=N(1);
for k0=2:n_in;
[Al,L0]=lagd(a(k0),N(k0));
L=Al^(kk-1)*L0;

```

```

M_du1(k0,cc+1:cc+N(k0))=L';
cc=cc+N(k0);
end
M=[M;M_du1];
End

```

A.V.III FUNÇÃO QPHILD

```

function eta=QPhild(H,f,A_cons,b)

% E=H;
% F=f;
% M=A_cons;
% gamma=b;
% eta =x
[n1,m1]=size(A_cons);
eta=-H\f;
kk=0;
for i=1:n1
if (A_cons(i,:)*eta>b(i))
    kk=kk+1;
else
kk=kk+0;
end
end
if (kk==0)
    return;
end
P=A_cons*(H\A_cons');
d=(A_cons*(H\f)+b);
[n,m]=size(d);
x_ini=zeros(n,m);
lambda=x_ini;
al=10;
for km=1:38

%Encontrando os elementos do vetor de solução um a um
lambda_p=lambda;
for i=1:n
w= P(i,:)*lambda-P(i,i)*lambda(i,1);
w=w+d(i,1);
la=-w/P(i,i);
lambda(i,1)=max(0,la);
end
al=(lambda-lambda_p)'+(lambda-lambda_p);
if (al<10e-8); break; end
end
eta=-H\f -H\A_cons'*lambda;

```