

DAS Departamento de Automação e Sistemas
CTC **Centro Tecnológico**
UFSC Universidade Federal de Santa Catarina

**Comparação de diferentes métodos
de controle preditivo não-linear
aplicados a uma planta solar de
dessalinização conectada a uma
estufa com variação diária de
demanda de água.**

*Relatório submetido à Universidade Federal de Santa Catarina
como requisito para a aprovação da disciplina:
DAS 5511: Projeto de Fim de Curso*

Alice Ferreira Branco

Florianópolis, Janeiro de 2018

**Comparação de diferentes métodos de controle
preditivo não-linear aplicado a uma planta solar de
dessalinização conectada a uma estufa com variação
diária de demanda de água.**

Alice Ferreira Branco

Esta monografia foi julgada no contexto da disciplina

DAS 5511: Projeto de Fim de Curso

e aprovada na sua forma final pelo

Curso de Engenharia de Controle e Automação

Prof. Júlio Elias Normey Rico

Banca Examinadora:

Manuel Berenguel Soria
Orientador na Empresa

Prof. Júlio Elias Normey Rico
Orientador no Curso

Prof. Hector Bessa Silveira
Responsável pela disciplina

Dr. Paulo Renato da Costa Mendes, Avaliador

Lucas Napoleão Coelho, Debatedor

Rhuan Carlos Boos, Debatedor

Agradecimentos

Aos professores Julio Elias Normey-Rico, Manuel Berenguel e Francisco Rodríguez Diaz que me deram a oportunidade de fazer o projeto em Almería e que, junto com o Juan D. Gil e a Lúdia Roca, me guiaram ao longo do projeto.

À Universidade de Almería, pela oportunidade do intercâmbio. À UFSC, mais especificamente, ao DAS, pelo ensino de qualidade nos anos de graduação.

Ao professor Julio Elias Normey-Rico, que além de apresentar a oportunidade para eu fazer o PFC em Almería, me guiou nos últimos anos na área de controle e da educação, sempre disponível para tirar dúvidas, educar e que serve de inspiração para a professora que espero ser no futuro.

Aos meus pais que sempre me incentivaram e apoiaram a estudar e seguir meus sonhos, me dando todas as oportunidades possíveis de ter a melhor educação que eu poderia ter. À minha irmã, que sempre foi e será minha melhor amiga e confidente e está sempre do meu lado, mesmo a distância.

Ao meu namorado, Fabrício, que me apoia há tantos anos e passou comigo pelas dificuldades do Linguíção e do PFC. Obrigada por sempre me escutar, apoiar e entender tanto profissionalmente, quanto pessoalmente.

À todos os meus amigos, especialmente ao Rafael Sartori que estava sempre disponível para tirar dúvidas, e ao Fernando Barbosa, Monique Aguiar, Letícia Ramos, Túlio Fernandes e Rafael Couto que me apoiaram nos meus momentos difíceis.

Resumo

Este Projeto de Fim de Curso foi feito na Universidade de Almería (UAL) em Almería, em um projeto da Plataforma Solar de Almería (PSE) no sul da Espanha. O estudo e aplicação de controle na agricultura da região é muito importante e feito em cooperação com grupos da universidade. O uso de estufas permite o cultivo em áreas com condições climáticas inadequadas, como é o caso em Almería, em que há escassez de água. Elas são muito úteis pois variáveis fundamentais para o crescimento das plantas podem ser controladas mesmo em situações climáticas desfavoráveis.

A PSA utiliza energia solar para diversos processos, sendo um deles um desalinizador de água que utiliza energia solar para alimentar uma unidade de destilação *Multi-Effect Distillation* (MED). O processo de produção de água destilada deve ser integrado com as estufas com demanda diária variável de irrigação, que se encontram distantes, considerando ainda que há um tanque entre os dois processos.

O controle, já implementado no sistema consiste em um controlador de 2 camadas que combina controladores básicos com controladores avançados *Model Predictive Control* (MPC), para achar e rastrear *setpoints* ideais de temperatura na unidade MED e nos painéis solares. Os controladores buscam, ao final, manter o volume desejado de água destilada obtida pelo processo de dessalinização solar levando em conta o consumo variável de água na irrigação das estufas.

Assim, o presente projeto consiste em implementar a técnica de controle preditivo não-linear *Practical Non-linear MPC* (PNMPC) com restrições e compará-la com a técnica *Non-linear Extended Predictive Self Adaptive Controller* (NEPSAC) já implementada. O objetivo do controle implementado será de maximizar a produção do volume de água destilada, levando em conta as restrições do problema e o consumo variável das estufas.

Ambos os controladores funcionam para seus diferentes objetivos. Ambos calculam a temperatura de saída de referência dos painéis solares dentro das restrições. Porém a forma que a água é produzida em ambos é diferente, já que o controlador NEPSAC produz mais água de manhã e o PNMPC a tarde, devido ao critério de início adicionado ao PNMPC. Ao adicionar a previsão da irradiação, não houve mudança nos resultados.

Futuramente serão feitas simulações de 1 semana e até 1 ano para melhor comparação dos controladores e o problema será aumentado para um problema multi-objetivo.

Palavras-chave: MPC, Estufa, Controle preditivo, Dessalinização solar

Abstract

This end of course project was done at the University of Almería (UAL) in Almería, at a project at the Almería's Solar Platform (PSA) in the south of Spain. The study and application of controllers in the region's agriculture is very important and it is done in cooperation with university's research groups. The usage of greenhouses allows cultivation in areas with inadequate weather conditions, such as in Almería, where there is shortage of water. They are very useful because fundamental variables for the crop growth can be controlled even in unfavorable weather conditions.

The PSA uses solar energy for various processes, being one of them the water desalinator that uses solar energy to feed a Multi-Effect Distillation (MED) distillation unit. The distilled water production process must be integrated with the greenhouses with variable daily irrigation water demand, that are far away, considering that there's a tank between the two processes.

The control system, already implemented on the system, consists in a 2-layer controller that combines basic controllers with advanced controllers Model Predictive Control (MPC) to find and track ideal temperature setpoints at the MED unit and the solar panels. The controllers aim to maintain the desired volume of distilled water obtained by the water desalination process, taking into account the daily variation of irrigation water demand at the greenhouses.

So, this project consists of implementing the non-linear predictive control technique Practical Non-linear MPC (PNMPC) with restrictions and compare it to the Non-linear Extended Predictive Self Adaptive Controller (NEPSAC) technique, already implemented. The NEPSAC's objective is to maximize the production of distilled water, taking into account the problem's restrictions and the varying water consumption in the greenhouses.

Both controller work for their objective. Both calculate the output reference temperature for the solar field within their restrictions and the process follows them. But the way the water is produced on both is different, since the NEPSAC produces more water in the morning and the PNMPC in the afternoon, due to the starting criteria added to the PNMPC. By adding the irradiation prediction, there were no changes to the results.

In the future, simulations of 1 week and 1 year will be made for a better comparison of the controllers and the problem will be enlarged to be a multi-objective problem.

Keywords: MPC, Greenhouse, Predictive control, Solar dessalination

Lista de ilustrações

Figura 1 – Estratégia geral de um MPC	20
Figura 2 – Estrutura base de um MPC	20
Figura 3 – Respostas livre e forçada	22
Figura 4 – Implementação do modelo paralelo	26
Figura 5 – Esquema dos processos	31
Figura 6 – Foto dos painéis solares	32
Figura 7 – Foto dos tanques quente e frio	32
Figura 8 – Foto da unidade MED	33
Figura 9 – Foto da parte exterior da estufa	34
Figura 10 – Foto do sensor de radiação solar e fotossintética no exterior da estufa	34
Figura 11 – Foto do sensor de radiação solar e fotossintética no interior da estufa	35
Figura 12 – Foto de uma plantação de tomate	36
Figura 13 – Foto de uma planta, onde o conta-gotas age	36
Figura 14 – Foto do sistema de irrigação	37
Figura 15 – Esquemático da planta de dessalinização solar	38
Figura 16 – Esquemático do controle aplicado para maximizar o volume de água destilada	39
Figura 17 – Irradiação	43
Figura 18 – Consumo da estufa ao longo do dia	44
Figura 19 – Unidade MED ligada ou não e abertura da válvula	45
Figura 20 – Temperaturas nos tanques quente e frio	46
Figura 21 – Temperatura e vazão no campo solar	46
Figura 22 – Temperatura e vazão no aquecedor	47
Figura 23 – Volume e vazão de água produzida	48
Figura 24 – Ação de controle aplicada	48
Figura 25 – Unidade MED ligada ou não e abertura da válvula	49
Figura 26 – Temperaturas nos tanques quente e frio	50
Figura 27 – Temperatura e vazão no campo solar	50
Figura 28 – Temperatura e vazão no aquecedor	51
Figura 29 – Volume e vazão de água produzida	52
Figura 30 – Ação de controle aplicada	53

Lista de abreviaturas e siglas

PFC	<i>Projeto de Final de Curso</i>
UAL	<i>Universidad de Almería</i>
PSA	<i>Plataforma Solar de Almería</i>
CIEMAT	<i>Centro de Investigaciones Energéticas, Medioambientales y Tecnológicas</i>
MED	<i>Multi-Effect Distillation</i>
PI	<i>Proporcional Integrativo</i>
MPC	<i>Model Predictive Control</i>
PNMPC	<i>Practical Nonlinear Model Predictive Control</i>
EPSAC	<i>Extended Prediction Self-Adaptive Control</i>
NEPSAC	<i>Nonlinear Extended Prediction Self-Adaptive Control</i>
MIMO	<i>Multiple Inputs, Multiple Outputs</i>
LMPC	<i>Linear Model Predictive Control</i>
NMPC	<i>Non-linear Model Predictive Control</i>
QP	<i>Quadratic Programing</i>
N	<i>Horizonte de predição</i>
FT	<i>Função de Transferência</i>
FLC	<i>Feedback Linearization Control</i>

Sumário

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	PSA	15
1.2	O processo	15
1.3	Motivação	16
1.4	MPC	16
1.5	Organização do trabalho	17
2	MPC	19
2.1	LMPC	21
2.1.0.1	Modelo do processo	21
2.1.0.2	Modelo das perturbações	21
2.1.0.3	Respostas livre e forçada	21
2.2	Função objetivo	22
2.3	Lei de controle	24
2.4	NMPC	24
2.4.1	Modelos não-lineares	25
2.4.2	Técnica de decomposição para cálculo de controle não linear	25
2.4.2.1	NEPSAC	26
2.4.2.2	PNMPC	28
2.5	Comentários finais	29
3	O PROCESSO	31
3.1	Explicação dos processos	31
3.1.1	Instalação da dessalinização solar	31
3.1.2	Tanque de armazenamento	33
3.1.3	Estufas	34
3.2	Modelo dinâmico	36
3.2.1	Modelo da estufa	36
3.2.2	Modelo da planta de dessalinização solar	37
3.2.3	Modelo de irradiação solar	38
3.3	Controle	39
3.3.1	Máquina de estados	40
3.3.2	Camada regulatória	41
3.3.3	Camada de referência	41
3.4	Comentários finais	41

4	RESULTADOS	43
4.1	Resultados com o controlador NEPSAC	44
4.2	Resultados com o controlador PN MPC	47
4.3	Comparação dos controladores aplicados	53
4.4	Resultados com o controlador PN MPC e predição da irradiação	55
5	CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS	57
	REFERÊNCIAS	59

1 Introdução

1.1 PSA

O projeto foi desenvolvido na UAL, localizada em Almería, Espanha, e utilizou como caso de estudo o modelo simulado de uma planta de dessalinização solar da Plataforma Solar de Almería, PSA [1]. A PSA é um centro de pesquisa público do governo da Espanha do *Centro de Investigaciones Energéticas, Medioambientales y Tecnológicas*, CIEMAT e é o maior e mais completo centro de pesquisa e desenvolvimento de sistemas de concentração térmica solar do mundo. A plataforma tem diversas instalações solares e uma equipe altamente qualificada, permitindo uma infraestrutura única para pesquisa, desenvolvimento, avaliação, demonstração, educação e transmissão de tecnologias para aplicações de energia solar.

Ela está localizada no deserto Tabernas, no sudeste da Espanha, que tem boas condições solares, com uma insolação direta anual alta e temperatura média anual de 17°C. A PSA tem uma grande variedade de instalações experimentais e laboratórios de pesquisa e desenvolvimento relacionados a sistemas de concentração térmica solar, alguns deles responsáveis pela dessalinização de água do mar.

1.2 O processo

A unidade de dessalinização solar tem como objetivo o desenvolvimento de novos conhecimentos científicos e tecnológicos no campo de dessalinização e processos de separação térmicos alimentados por energia solar. A instalação usada no projeto é a planta de dessalinização de água do mar solar térmica SOL-14, que contém uma planta *Multi-Effect Distillation*, MED de 14 estágios, um campo de coletores solares, um sistema de armazenamento de água térmico solar, uma bomba de calor de absorção de efeito duplo e uma caldeira de gás de tubo de água, utilizada para suprir energia quando a energia solar não é suficiente.

O fluido usado para transferência de calor é a água, que é esquentada enquanto flui pelos coletores solares para o sistema de armazenamento. A água quente do sistema de armazenamento fornece à planta MED a energia térmica necessária para essa operação. A bomba de calor de absorção de efeito duplo está conectada ao último estágio da planta MED. O vapor saturado de baixa pressão produzido nas células fornece ao evaporador da bomba energia térmica, que seria perdida ao ambiente, cortando pela metade o consumo de energia térmica necessária para um processo convencional

MED. A caldeira garante que a bomba trabalhe em condições operacionais, assim como a operação da planta MED, mesmo sem radiação solar.

1.3 Motivação

O estudo e aplicação de controle na agricultura da região é muito importante e estudado dentro da universidade. Essa importância se dá devido ao sistema semi-industrial de agricultura em estufas usado na região árida do sudeste da Espanha, que busca o cultivo de plantações apesar do clima não ser adequado. O uso de estufas permite o cultivo em área com condições climáticas adversas, por exemplo devido a temperaturas inadequadas ou quantidade de água insuficiente. As estufas também podem ser usadas em regiões com clima propício para o cultivo, buscando uma maior quantidade ou melhor qualidade dos produtos. Elas também são muito úteis por permitirem um controle adequado de algumas variáveis fundamentais do cultivo, como variáveis climáticas, quantidade de água ou de fertilizantes.

A agricultura em estufas na região da bacia do Mediterrâneo também é importante devido à escassez de água da área [2], permitindo o controle do seu uso. O consumo de água para irrigação em Almería está esgotando os aquíferos da área, pois é do subsolo que ela está sendo retirada para 80% da irrigação da região [3]. Para contornar esse problema, enfrentado em diversas partes áridas e semiáridas do mundo, está sendo incentivado o uso de fontes alternativas de água e o desenvolvimento de novas tecnologias para o uso eficiente da água, como é o caso da dessalinização da água do mar.

1.4 MPC

MPC é um conjunto de estratégias de controle que usa o modelo do processo para o cálculo do sinal de controle, minimizando uma função objetivo [4]. O modelo do processo é usado para prever a saída futura do mesmo para então ser feito o cálculo da sequência de controle que minimize a função custo desejada. A cada instante de amostragem, somente o 1° sinal de controle é aplicado na planta, recalculando a sequência na próxima iteração.

Apesar de serem técnicas avançadas, controle preditivo é muito usado na indústria pois tem formulação no domínio do tempo, o que facilita o entendimento de quem não estudou técnicas de controle. Elas também apresentam bom funcionamento em plantas práticas e pode ser aplicado em uma grande variedade de plantas diferentes, como é o caso de plantas de energia solar, podendo ser usado no caso *Multiple Inputs, Multiple Outputs*, MIMO, não-linear e com atraso. Também é muito usado pois considera

restrições, geralmente presentes nos atuadores do processo.

Porém, há algumas desvantagens, principalmente do ponto de vista computacional. Caso a dinâmica do processo seja variante no tempo ela será calculada a cada iteração, tornando o programa pesado e lento. Caso sejam adicionadas restrições, o cálculo do controle aumenta a complexidade e, novamente, torna o programa mais lento.

O modelo do processo é muito importante para o MPC. Ele deve seguir a dinâmica do processo para que seja possível prever precisamente as saídas futuras, além de ser simples de implementar e entender. Os métodos usados nesse projeto, PNMPC, *Practical Nonlinear Model Predictive Control* e NEPSAC, *Nonlinear Extended Prediction Self-Adaptive Control*, são métodos não-lineares, ou seja, o cálculo do controle é feito com modelos não-lineares do processo.

O uso de MPC para controle de energia solar está sendo cada vez mais utilizado, devido as vantagens oferecidas pelos métodos explicadas acima. No sistema desse projeto, foi escolhido o uso de MPC devido à qualidade da modelagem do sistema, baseada em modelos fundamentais, à medição das perturbações, temperatura ambiente e irradiação, e às boas respostas que os controladores MPC tem tido em problemas práticos.

1.5 Organização do trabalho

Este trabalho está organizado da seguinte forma:

No Capítulo 2 faz-se uma revisão da base dos métodos MPC, com enfoque em *Nonlinear Model Predictive Control*, NMPC. São explicados os métodos não-lineares NEPSAC e PNMPC, aplicados no sistema estudado nesse projeto.

No Capítulo 3 apresenta-se o estudo de caso em que será aplicado o controlador PNMPC e onde já estava aplicado o controlador NEPSAC propostos no Capítulo 2 em uma planta solar de dessalinização conectada a uma estufa com variação diária de demanda de água.

No Capítulo 4 são apresentados os resultados da aplicação dos controladores e é feita uma comparação de ambos.

No Capítulo 5 apresentam-se as conclusões do trabalho e uma perspectivas de trabalhos futuros.

2 MPC

MPC é um conjunto de estratégias de controle que usa o modelo do processo para prever o comportamento futuro do processo e assim calcular o sinal de controle, minimizando uma função objetivo [4]. O MPC usa a estratégia de horizonte deslizante, que aplica somente o 1º sinal de controle da sequência calculada, desloca para o futuro o horizonte de controle e repete a sequência de cálculo no novo período de amostragem.

Os algoritmos MPC são uma forma de controle avançado muito usada na indústria pois são de fácil ajuste por pessoas sem conhecimento avançado de controle. Devido a seus conceitos intuitivos, podem ser usados em diversos processos, como em sistemas com atraso, com fase não-mínima, instáveis ou multivariáveis. A implementação é relativamente fácil e podem ser ainda vantajosas quando as referências futuras são conhecidas.

Porém, caso a dinâmica do processo mude e o modelo tenha que ser calculado a cada período de amostragem, o cálculo do controle fica muito complexo e requer muito esforço computacional, podendo necessitar de um tempo de simulação maior que o tempo de amostragem. Esse esforço computacional fica ainda maior quando restrições são consideradas. Mas a maior desvantagem do MPC é a necessidade de um modelo extremamente apropriado do processo.

Independente do tipo de MPC usado, todos seguem a estratégia mostrada na Figura 1. Nela, as saídas futuras para um horizonte de predição N são calculadas usando o modelo do processo. Elas dependem dos valores passados de entrada e saída e dos sinais futuros de controle que serão aplicados no processo. Esses sinais futuros de controle são calculados através de uma QP, *Quadratic Programming*, iterativa, geralmente buscando levar o sistema até uma referência ou diminuir a ação de controle. O 1º sinal de controle é enviado ao processo, já que no próximo instante de amostragem toda essa ação será repetida e o controle atualizado.

Para implementar essa estratégia, é usada a estrutura base mostrada na Figura 2. O modelo é usado para prever as saídas futuras da planta, baseado nos valores passados e presente da saída e entrada do processo, além das ações futuras de controle ótimo. Assim, o modelo do processo é uma parte muito importante do controlador, que deve descrever a dinâmica do processo adequadamente para prever precisamente as saídas futuras e que seja simples de implementar e entender.

Há várias maneiras de encontrar o modelo do sistema. A resposta ao impulso e ao degrau são 2 delas, que só precisam da medida da saída ao aplicar um impulso ou

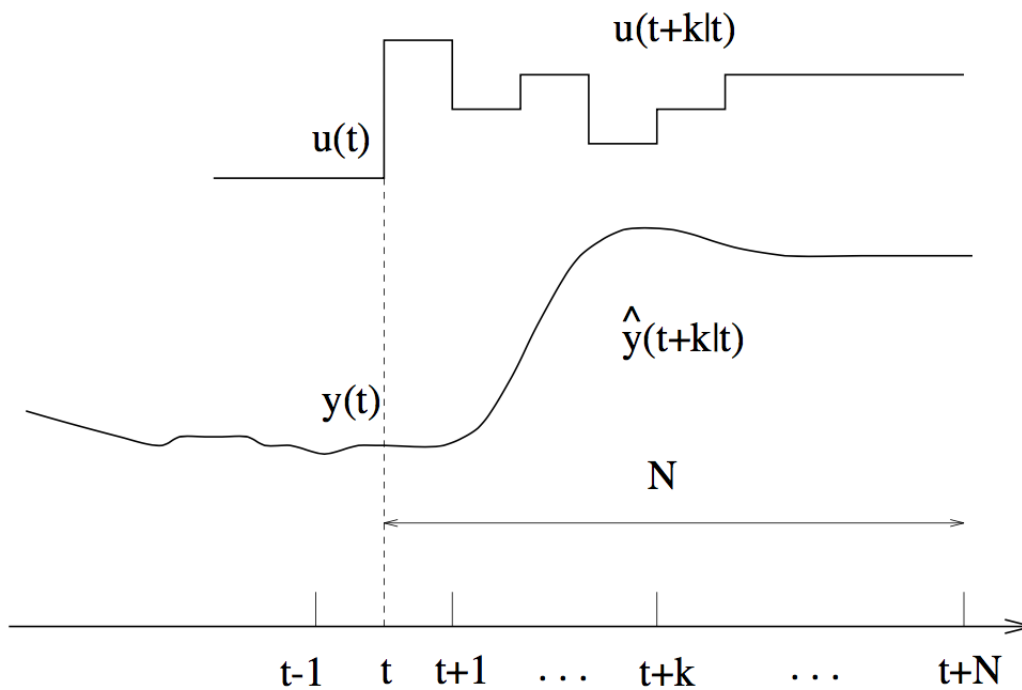


Figura 1 – Estratégia geral de um MPC

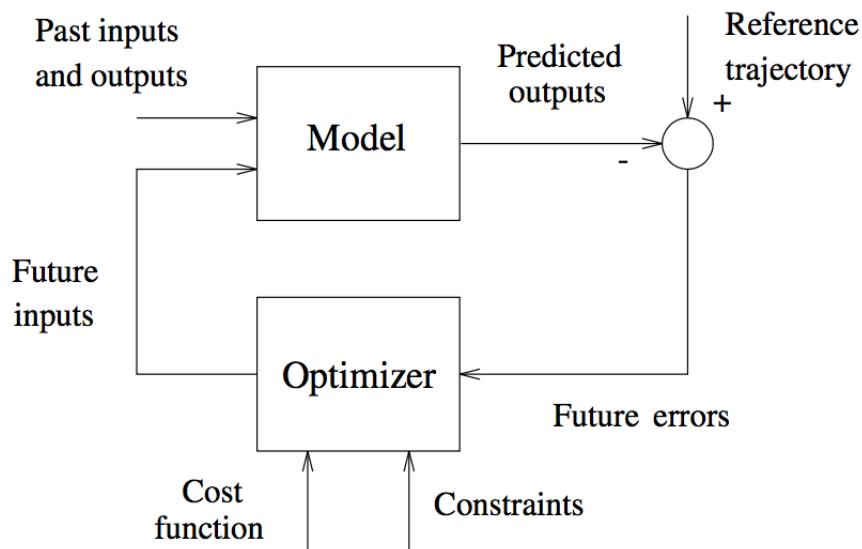


Figura 2 – Estrutura base de um MPC

degrau na entrada. Apesar de serem maneiras simples e intuitivas, são necessários muitos parâmetros para a modelagem e somente processos estáveis podem ser descritos dessas maneiras. No meio acadêmico, é mais comum usar Espaço de Estados, devido ao cálculo de controle ser facilitado e ser simples expressar os critérios de estabilidade e robustez, ou Função de Transferência, FT, pois requer poucos parâmetros e facilita a representação de atrasos.

A otimização também é uma parte importante do MPC. Ela é responsável pelo cálculo da ação de controle ótima. Geralmente, a função custo é do tipo quadrática, sendo resolvida por um QP que leva em conta as restrições do problema. Ela geralmente busca minimizar o erro entre a saída do processo e a referência ou a ação de controle, porém ela pode apresentar várias formas. Para que o problema de MPC possa ser transformado em um QP a cada passo de amostragem, a função custo deve ser quadrática nas variáveis de decisão e as restrições lineares.

2.1 LMPC

Um MPC linear utiliza modelos lineares, geralmente separados em resposta livre e resposta forçada, para a predição da saída e o cálculo do controle. O modelo de predição deve ser completo o bastante para capturar a dinâmica do processo, permitir que as predições sejam calculadas, ser intuitivo e permitir análises teóricas. O modelo do processo é muito importante, pois o cálculo do controle é feito baseado nas predições do modelo. Ele pode ser dividido em modelo do processo e das perturbações.

2.1.0.1 Modelo do processo

O modelo do processo pode ser com base na resposta ao degrau, função de transferência ou variáveis de estado.

2.1.0.2 Modelo das perturbações

Os modelos de perturbação são calculados como a diferença da saída do processo e a saída predita do modelo, ou seja, toda dinâmica que o modelo do processo não foi capaz de captar. O modelo chamado *Controlled Auto-Regressive and Integrated Moving Average*, CARIMA é o mais utilizado, as perturbações são representadas por 2.1, em que $D(z^{-1})$ é um polinômio que contém um integrador, $e(t)$ é um ruído de média 0 e C geralmente é 1. Esse método é usado para perturbações aleatórias que ocorrem em momentos aleatórios e movimento browniano.

$$n(t) = \frac{C(z^{-1})e(t)}{D(z^{-1})} \quad (2.1)$$

2.1.0.3 Respostas livre e forçada

Os algoritmos MPC lineares usam o conceito de resposta livre e forçada para representar o controle e a saída do processo como a soma de 2 parcelas. O sinal de controle fica representado como $u(t) = u_f(t) + u_c(t)$. O sinal $u_f(t)$ é a entrada correspondente a resposta livre, $y_f(t)$, que contém as entradas passadas e é mantida constante e igual ao último valor da variável manipulada no horizonte. O sinal $u_c(t)$ é 0

no passado e igual ao valor futuro de controle no futuro e é a entrada correspondente a resposta forçada, $y_c(t)$.

Na Figura 3, é possível ver a diferença das 2 parcelas da entrada e suas ações no processo. A resposta livre corresponde a evolução do processo graças ao estado atual, já a resposta forçada corresponde a evolução do processo graças a valores futuros de controle.

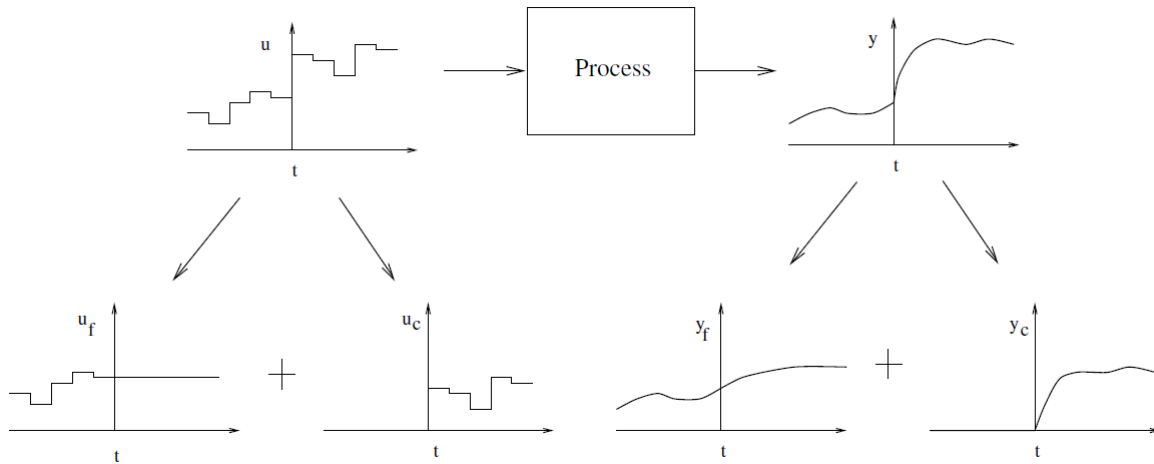


Figura 3 – Respostas livre e forçada

Dessa maneira, o processo pode ser representado, na forma matricial 2.2 em que y é a saída do processo, f é o vetor resposta livre, calculada usando técnicas diferentes dependendo do tipo de MPC usado e representa a relação da saída $y_f(t)$ com a entrada $u_f(t)$, Δu é o incremento de controle calculado e G é a matriz resposta forçada, que representa a relação da saída $y_c(t)$ com a entrada $u_c(t)$.

$$y = G\Delta u + f \quad (2.2)$$

2.2 Função objetivo

As funções objetivo aplicadas para calcular a lei de controle no MPC podem ter várias formas, porém a mais comum tem como objetivo geral fazer com que a saída do sistema siga a referência desejada, ao mesmo tempo que penaliza o incremento de controle, para não ter uma ação de controle muito forte. A expressão geral pode ser vista em 2.3, em que o cálculo é feito buscando minimizar o valor quadrático do erro entre saída e referência e ação de controle. Nela, $\hat{y}(t+j)$ é a saída do sistema, $w(t+j)$ é a referência a ser seguida e $\Delta u(t+j-1)$ são as ações de controle aplicadas

no processo.

$$J(N_1, N_2, N_u) = \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta(j) [\hat{y}(t+j) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda(j) [\Delta u(t+j-1)]^2 \quad (2.3)$$

- Parâmetros:

- N_1 : horizonte de predição mínimo, que limita por baixo o instante em que é desejável que a saída siga a referência. Se N_1 é alto, não há problema em erros no regime transitório, gerando uma resposta suave do sistema. Para processos com tempo de atraso d , N_1 deve ser maior que d , pois a saída só começará a evoluir no instante $t+d$. Do mesmo modo, se o processo tiver fase não mínima, N_1 pode ser usado para eliminar esses instantes.
- N_2 : horizonte de predição máximo, que limita por cima o instante em que é desejável que o sistema seja predito. $N_2 - N_1$ deve ter parâmetros suficiente para descrever bem o sistema.
- N_u : horizonte de controle, é o horizonte de cálculo das variáveis manipuladas do processo. Normalmente, é muito menor que a diferença dos limites do horizonte de predição $N_2 - N_1$.
- $\delta(j)$ e $\lambda(j)$: coeficientes de ponderação que dão ênfase para o seguimento de referência ($\delta(j)$ pequeno) ou para a ação de controle ($\lambda(j)$ pequeno).
- Referência: uma das vantagens do MPC é que a referência é conhecida previamente, fazendo com que o sistema possa reagir com antecedência a mudanças, evitando efeito de atraso na resposta do sistema. No MPC, ao invés do uso da referência, pode ser usada a trajetória da referência, uma aproximação suave de uma relação entre o valor de saída e a referência.
- Restrições: na prática, todos os processos têm restrições, principalmente físicas, como o limite de abertura de válvula entre 0 e 100%. Elas podem ter razões construtivas, de segurança ou ambientais, como níveis de tanques, temperaturas, pressões máximas e mínimas, etc. As restrições também podem servir para manter o sistema funcionando perto do seu ponto de operação. Geralmente, elas impõem limitações na saída, na ação de controle ou no incremento de controle e adicioná-las ao problema para a minimização da função objetivo é uma das grandes vantagens do MPC.

Para aplicar a QP, o problema deve estar na forma matricial 2.2. Dessa maneira, a função a ser minimizada toma a forma de função quadrática mostrada em 2.4, tal

que H é $2(G^T G + I)$ e f^T é $2(f - w)^T G$, no caso da função 2.3, em que I é a matriz identidade e w é a referência [5].

$$\min_{\Delta u} \left\{ \frac{1}{2} \Delta u^T H \Delta u + f^T \Delta u \right\} \quad (2.4)$$

Essa função pode ter restrições de desigualdade do tipo $Ax \leq b$ ou de igualdade do tipo $A_{eq}x = b_{eq}$. A minimização dessa função resulta no valor ótimo de Δu que deve ser aplicado no processo.

2.3 Lei de controle

Obter a solução da minimização da função objetivo implica em resolver um problema do tipo QP a cada passo de amostragem. A dimensão do problema depende do número de restrições e dos horizontes, assim o uso de N_u é importante pois permite simplificar o problema. O menor valor possível para N_u é 1. A QP calculada com as funções mostradas acima resulta no valor ótimo do incremento de controle Δu que deve ser somado ao valor anterior do controle, para então ser aplicado no sistema.

2.4 NMPC

Geralmente, processos industriais são não-lineares, porém muitas aplicações do MPC são baseadas no uso de modelos lineares, por eles serem mais fácil de serem identificados e por terem bons resultados quando o processo está operando na vizinhança do seu ponto de operação. O uso de modelos lineares também é muito comum pois permite a aplicação de QP com solução já muito estudada, permitindo que a solução convirja para o ótimo em um tempo menor que o tempo de amostragem, essencial para processos com muitas variáveis.

Porém, um modelo linear pode não ser o suficiente para alguns casos, como quando há não-linearidades muito grandes, mesmo no regime permanente, ou quando o processo não tende a ficar em regime permanente. Para esses casos, é necessário o uso de modelos não-lineares para descrever o processo e calcular o controle.

Apesar das vantagens de lidar com dinâmicas não-lineares dos modelos não-lineares, elas são de difícil uso, pois ainda há poucas técnicas de identificação para processos não-lineares e as existentes, como redes neurais e séries de Volterra, não são generalizadas. Também pode ser usado o método de princípios básicos (balanço de massa e energia), porém nem sempre esse será um método viável. Também há problema na solução do problema de otimização, que pode encontrar ótimos locais,

resultando em problemas de estabilidade, e no tempo que demora para sua solução, limitando a técnica para processos lentos.

2.4.1 Modelos não-lineares

Como já dito, desenvolver modelos não lineares é muito difícil e ainda não foi encontrada uma forma de modelo genérica para representar processos não-lineares. Quando a não-linearidade não é muito grande, podem ser feitas aproximações para representar o processo em cada ponto de operação por modelos lineares. Porém, quando a não-linearidade é grande, devem ser usados outros métodos para descrever a dinâmica do processo. Alguns deles são descritos a seguir:

- Modelos empíricos: os modelos empíricos são construídos aplicando um degrau ou impulso na entrada e achando sua relação com a saída correspondente. O problema dessa modelagem é que o princípio da superposição não pode ser aplicado em processos não-lineares. Em processos lineares, é possível achar o modelo empírico com poucos testes, idealmente somente 1, aplicando o princípio da superposição. Porém, para sistemas não-lineares, a quantidade de testes seria muito maior, pois todos os casos de sinais de entrada possíveis devem ser analisados.
- Modelos fundamentais: são os modelos retirados diretamente de equações de balanceamento de massa, momento ou energia, os modelos de princípio básico. Eles são calculados baseados nas leis da física que regem o processo, através de simulações de equações não-lineares que descrevem o processo. Os modelos fundamentais precisam de menos dados que os modelos obtidos por experimentos de identificação, pois seus parâmetros são variáveis físicas que podem ser estimadas, e podem ser extrapolados para além do ponto de operação.
- Modelos caixa cinza: esses modelos são uma combinação das 2 modelagens anteriores, em que as informações dos modelos fundamentais são aumentadas por dados empíricos, ou seja, uma combinação de dados teóricos e empíricos. Esses modelos podem ser desenvolvidos usando modelos empíricos para estimar as funções desconhecidas no modelo fundamental ou usando o modelo fundamental para descrever as dinâmicas básicas do processo e usar o modelo empírico para descrever a diferença entre o processo e o modelo.

2.4.2 Técnica de decomposição para cálculo de controle não linear

As técnicas de controle usadas nesse projeto utilizam variações do conceito de resposta livre e resposta forçada, válidas para processos lineares, porém não para

processos não-lineares, devido ao princípio da superposição. A ideia de ambas as técnicas é encontrar um modelo aproximado das predições do sistema não-linear de forma tal que a sua dependência com as ações de controle futuras, que são a variável de decisão, seja linear. Assim, o problema de otimização pode ser resolvido da mesma forma que o caso linear com o uso de QP.

2.4.2.1 NEPSAC

O método resolve um problema de predição com múltiplas etapas, utilizando técnicas de filtragem para a predição das perturbações [6]. Nesse projeto, foi usado o método de predição paralelo, visto na Figura 4, em que as saídas preditas e as entradas passadas são usadas para calcular o próximo valor de saída predita.

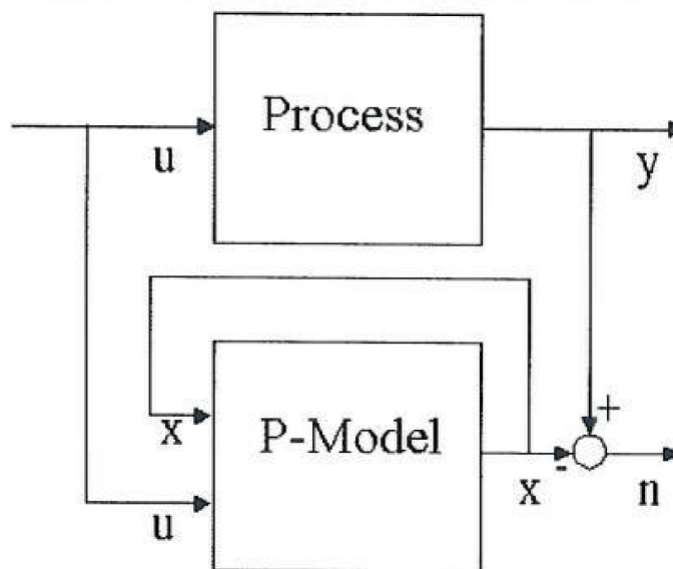


Figura 4 – Implementação do modelo paralelo

O controlador linear é calculado usando os valores de saída predita de maneira análoga a outros métodos, dividindo a resposta do sistema em 2 e usando o princípio da superposição:

1. Resposta base y_{base} :

- Efeito das perturbações preditas calculadas
- Efeito dos controles passados;
- Efeito de um cenário de controle futuro base, u_{base} , definido *a priori*. Para sistemas lineares, essa escolha é irrelevante pois qualquer escolha dará no mesmo cenário de controle ótimo;
- A resposta é calculada com o modelo não-linear, ou seja, os efeitos citados acima são aplicados no modelo não-linear e a resposta do sistema é y_{base} .

2. Resposta ótima y_{opt} :

- Efeito das ações futuras de controle otimizadas, em que $\delta u(t+k) = u(t+k) - u_{base}(t+k)$, que são calculadas como a convolução de respostas ao impulso h_k e ao degrau g_k e as ações de controle calculadas;
- A resposta é representada matricialmente, em 2.5, em que a matriz G representa o coeficiente de resposta ao impulso e ao degrau e a matriz U representa as ações de controle futuras otimizadas.

$$\overbrace{\begin{bmatrix} y_{opt}(t+N_1) \\ y_{opt}(t+N_1+1) \\ \dots \\ y_{opt}(t+N_2) \end{bmatrix}}^{Y_{opt}} = \overbrace{\begin{bmatrix} h_{N_1} & h_{N_1-1} & \dots & h_{N_1-N_u+2} & g_{N_1-N_u+1} \\ h_{N_1+1} & h_{N_1} & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ h_{N_2} & h_{N_2-1} & \dots & h_{N_2-N_u+2} & g_{N_2-N_u+1} \end{bmatrix}}^G \overbrace{\begin{bmatrix} \delta u(t) \\ \delta u(t+1) \\ \dots \\ \delta u(t+N_u-1) \end{bmatrix}}^U \quad (2.5)$$

Dessa maneira, a saída predita do processo fica como mostrado em 2.6, 2.7 e 2.8.

$$Y = Y_{base} + Y_{opt} = \bar{Y} + GU \quad (2.6)$$

$$Y = [y(t+N_1) \dots y(t+N_2)]^T \quad (2.7)$$

$$\bar{Y} = [y_{base}(t+N_1) \dots y_{base}(t+N_2)]^T \quad (2.8)$$

Os conceitos de resposta base e otimizada teoricamente só são válidos para sistemas lineares, pois são baseados no conceito da superposição. Para aplicar os mesmos conceitos em sistemas não-lineares, é preciso escolher uma estratégia de controle base apropriada, fazendo com que y_{opt} tenda a 0 ao longo das equações. Isso resulta em uma solução ótima, pois não utiliza o princípio da superposição [7].

Para calcular o controle ótimo, é seguido o seguinte algoritmo a cada período de amostragem:

1. Selecionar u_{base} inicial, para que y_{opt} tenda a 0. Para minimizar o número de iterações, é ideal fazer um bom chute do valor inicial do controle base, como considerá-lo igual a ação de controle ótima calculada no instante de amostragem anterior.

2. Com u_{base} escolhido, é calculado o valor de controle como a soma de δu e u_{base} . δu é calculado através de uma QP, ou seja, é o valor ótimo de incremento de controle. Esse passo é calculado a cada tempo de amostragem, porém ainda não é esse o valor de controle aplicado.
3. Para que o valor de controle chegue mais próximo ao valor ótimo, é feito o procedimento novamente com o novo u_{base} , no mesmo instante de amostragem. O critério de parada de iterações para cálculo de u_{base} é definido quando o valor de δu é menor que um valor ε , tal que ε é suficientemente próximo de 0. Se o problema convergir, u_{base} deve chegar mais próximo ao valor ótimo.

Cada vez que u_{base} está mais próximo do valor de controle passado, significa que δu está menor e significa que y_{opt} está menor também. Assim, o princípio da superposição deixa de ser usado cada vez mais a cada iteração. Quando δu é praticamente 0, o princípio da superposição não está mais envolvido e o sinal de controle calculado será ótimo.

2.4.2.2 PNMPC

Esse método também usa uma interpretação diferente do princípio da superposição [8]. Sua forma geral fica como mostrado em 2.9. Essa técnica se diferencia de outros MPC pois usa um modelo linearizado sobre a trajetória do sistema [9]. A saída predita depende só das entradas e saídas passadas e dos valores futuros do incremento de controle.

$$\tilde{Y} = F + G_{PNMPC}\Delta u \quad (2.9)$$

F é a resposta livre, calculada com o modelo completo não-linear. Ela é uma função dos valores passados e presente de saída do sistema e valores passados da entrada.

G_{PNMPC} é a matriz de gradiente, que equivale à resposta forçada, vista em 2.10. Ela é calculada fazendo uma aproximação da função \tilde{Y} através de pequenas mudanças nos valores de Δu no ponto de operação em que o sistema se encontra. Assim, é aplicada a expansão de Taylor de 1ª ordem para achar $\frac{\partial \tilde{Y}}{\partial \Delta u}$, o gradiente de \tilde{Y} em relação a Δu .

A matriz G_{PNMPC} é o Jacobiano da saída do sistema em relação ao incremento de controle no instante em que é calculado. A cada instante de amostragem, é calculada uma nova matriz G_{PNMPC} com o incremento de controle correspondente ao instante

calculado no ponto de operação que o sistema se encontra nesse instante, e essa matriz é mantida constante ao longo do período de amostragem.

$$G_{PNMPC} = \frac{\partial \tilde{Y}}{\partial \Delta u} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \tilde{y}_{k+1}}{\partial \Delta u_k} & 0 & \dots & 0 \\ \frac{\partial \tilde{y}_{k+2}}{\partial \Delta u_k} & \frac{\partial \tilde{y}_{k+2}}{\partial \Delta u_{k+1}} & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial \tilde{y}_{k+p}}{\partial \Delta u_k} & \frac{\partial \tilde{y}_{k+p}}{\partial \Delta u_{k+1}} & \dots & \frac{\partial \tilde{y}_{k+p}}{\partial \Delta u_{k+m-1}} \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

Dessa maneira, a matriz G_{PNMPC} dá uma aproximação das predições, devido ao truncamento da série de Taylor na sua 1ª ordem. A forma triangular inferior da matriz Jacobiana é devido ao sistema ser causal e à ausência de acoplamento direto entre entrada e saída.

2.5 Comentários finais

Como pode ser observado da análise do NEPSAC e do PN MPC, ambos os algoritmos calculam um modelo aproximado linear do processo para possibilitar o uso de técnicas de QP, somente possível em modelos lineares, para o cálculo da ação de controle. A diferença mais importante entre os métodos utilizados é que o PN MPC não utiliza um processo iterativo e assim pode ser mais rápido no cálculo do controle.

No próximo capítulo será realizada uma descrição do processo em que serão aplicados os controle analisados no Capítulo 2.

3 O processo

O processo no qual vão ser implementados os controles está dividido em 3 partes: a instalação de dessalinização solar que produz água destilada em uma unidade MED, localizada na PSA, as estufas que têm uma demanda variável de água destilada para irrigação, localizadas em EL Ejido, Espanha, e um tanque de armazenamento, localizado entre ambos os processos, que funciona como um integrador [10]. O esquemático do processo pode ser visto na Figura 5.

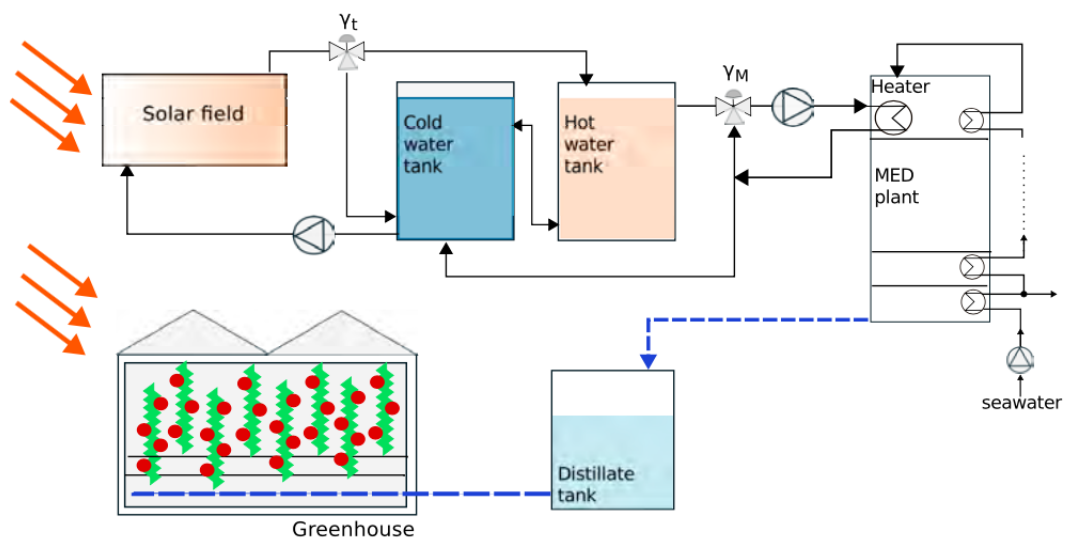


Figura 5 – Esquema dos processos

3.1 Explicação dos processos

3.1.1 Instalação da dessalinização solar

A planta de dessalinização solar é o sistema AQUASOL [11], e contém uma unidade MED com 14 células, um campo de painéis solares e 2 tanques de armazenamento de água, um para água fria e outro para água quente. Uma foto de cada parte da instalação pode ser vista nas Figura 6, Figura 7 e Figura 8.

Os painéis solares fornecem água quente para os tanques de armazenamento. Uma válvula de regulação de 3 vias, γ_M , mistura a água do tanque quente com a água que volta do aquecedor da unidade MED para atingir a temperatura nominal dentro do aquecedor. A válvula de posição *on-off*, γ_t , faz a ligação entre os painéis solares, quando é aberta, com o tanque de água quente, quando a temperatura do primeiro é



Figura 6 – Foto dos painéis solares



Figura 7 – Foto dos tanques quente e frio



Figura 8 – Foto da unidade MED

maior que a temperatura do segundo. Caso contrário, o campo solar fica conectado à base do tanque de água fria para evitar o resfriamento da água do tanque quente.

A unidade MED é bombeada com água do mar, que é pré-aquecida na 1^a célula, através da água quente que vem do tanque e é pulverizada na superfície exterior e libera calor. Assim, a água do mar evapora e uma pequena parte desse vapor aquece a água do mar, enquanto a maior parte alcança a próxima célula, o que proporciona a energia térmica necessária para continuar a evaporação parcial da água do mar. Esse processo é repetido até a célula 14, onde o vapor gerado é condensado e resfriado pela água do mar e a água destilada gerada é enviada para o tanque de armazenamento. Uma descrição mais detalhada da unidade MED pode ser vista em [12].

3.1.2 Tanque de armazenamento

O tanque de armazenamento é usado como um integrador, que recebe a água destilada e tem como função deixá-la armazenada antes de enviá-la as estufas. Ele não existe fisicamente, mas é algo que deverá ser implementado. É considerado que o volume que ele consegue armazenar é de $40m^3$ e o foco do controle do projeto é sempre ter o máximo de volume de água no tanque.

3.1.3 Estufas

As estufas usadas no projeto estão na Estação Experimental da Fundação Cajamar. São 2 estufas com múltiplos túneis, com uma área de 800 m² e área de cultivo de 616 m², com cobertura de polietileno, vista na Figura 9. Elas tem ventilação automatizada com janelas laterais nas paredes norte e sul e uma janela de aba no telhado. A orientação da estufa é leste-oeste e das plantações são norte-sul.



Figura 9 – Foto da parte exterior da estufa



Figura 10 – Foto do sensor de radiação solar e fotossintética no exterior da estufa

Há uma estação meteorológica na parte externa da estufa, vista na Figura 10 que mede:

- Temperatura e humidade relativa do ar;
- Radiação solar e fotossintética;
- Detecção de chuva;
- Direção e velocidade do vento.



Figura 11 – Foto do sensor de radiação solar e fotossintética no interior da estufa

Na parte interna da estufa, há sensores no seu centro, mostrados na Figura 11 e as variáveis medidas são:

- Temperatura e humidade relativa do ar;
- Radiação solar e fotossintética;
- Monitoramento de CO₂;
- Temperatura do solo a 3cm e 40cm de profundidade;
- Humidade da folhagem;
- Condutividade elétrica e monitoramento na irrigação da água de drenagem.

As plantações estão em sacos de cocos com 6 plantas e 3 conta-gotas cada, vistos nas Figura 12 e Figura 13 e a irrigação, mostrada na Figura 14, é automatizada com uma bandeja de demanda, com 2 sacos de coco cada. A água de drenagem é fixa em 20% de volume e todos os dados recebidos são gravados a cada 30s no computador.



Figura 12 – Foto de uma plantação de tomate



Figura 13 – Foto de uma planta, onde o conta-gotas age

3.2 Modelo dinâmico

O modelo do sistema é muito importante para o cálculo do MPC. Essa seção mostrará o sistema dinâmico usado para simulação do processo e cálculo do controle.

3.2.1 Modelo da estufa

A modelagem da estufa é feita através do balanço de energia baseado no princípio básico, para encontrar a temperatura do ar no interior da estufa $T_{a,int}$ [13],



Figura 14 – Foto do sistema de irrigação

visto na Equação 3.1.

$$c_{p,a}\rho_a \frac{V_g}{A_{ss}} \frac{dT_{a,int}}{dt} = Q_{cnv,cv-a} + Q_{cnv,ss-a} - Q_{ven} - Q_{trp,cr} \quad (3.1)$$

$Q_{cnv,cv-a}$ é o fluxo de calor convectivo com a cobertura, $Q_{cnv,ss-a}$ é o fluxo de calor convectivo com a superfície do solo, Q_{ven} é a perda de calor por ventilação natural e infiltrações, $Q_{trp,cr}$ é o efeito do calor latente da transpiração das plantas, que são explicados mais detalhadamente em [14], [15], [16], [17], [18] e [19] e $c_{p,a}\rho_a \frac{V_g}{A_{ss}}$ é o produto do calor específico do ar, densidade do ar e altura da estufa, definida como o seu volume sobre sua área de superfície do solo.

3.2.2 Modelo da planta de dessalinização solar

O modelo da planta de dessalinização solar está dividido na modelagem dos painéis solares, do sistema de armazenamento e da unidade MED e seu esquemático e variáveis usadas para a modelagem podem ser vistos na Figura 15.

A temperatura de saída do campo solar, T_{oF} , é modelada com base no balanço de energia [20] e os tanques de armazenamento são modelados com base em balanço de energia e massa [21]. A unidade MED foi modelada usando o software Modelica [22].

Para reduzir esforços computacionais, os modelos da taxa de fluxo de massa de água destilada, \dot{m}_d , visto na Equação 3.2, e da temperatura de saída da unidade MED, T_{oM} , visto na Equação 3.3, foram linearizados e simplificados como modelos de 1ª ordem na forma de FT [23] em relação à temperatura de entrada da unidade MED,

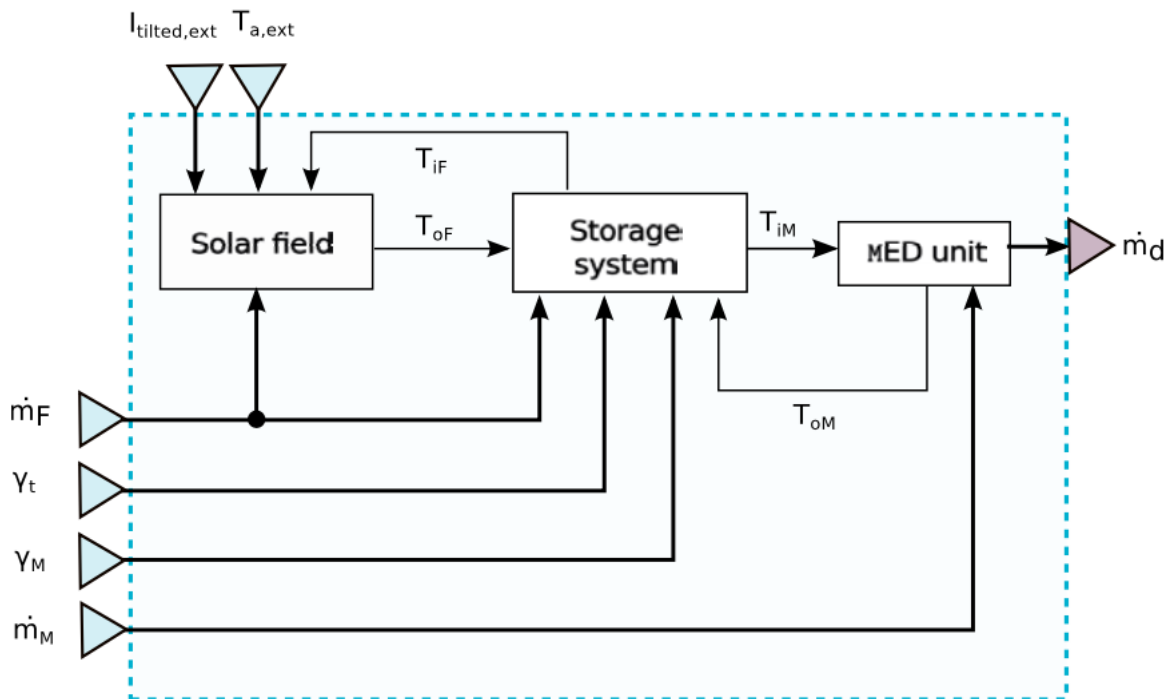


Figura 15 – Esquemático da planta de dessalinização solar

T_{iM} . Os modelos foram encontrados aplicando o método de resposta ao degrau no modelo [24].

$$\dot{m}_d(s) = \frac{0,0137}{5s + 1} T_{iM}(s) \quad (3.2)$$

$$T_{oM}(s) = \frac{0,94}{8s + 1} T_{iM}(s) \quad (3.3)$$

Para achar os modelos linearizados 3.2 e 3.3, foram consideradas as seguintes condições nominais:

- Taxa de fluxo de calor $\dot{m}_M(s) = 12L/s$;
- Temperatura da água do mar de $22,3^\circ C$;
- Taxa de fluxo de massa do condensador de $4,4kg/s$;
- Taxa de fluxo de massa da água do mar de $2,2kg/s$.

3.2.3 Modelo de irradiação solar

A irradiação solar é medida nas estufas em uma superfície horizontal. A planta de dessalinização solar também precisa dos valores de irradiação para sua modelagem,

porém ela se encontra em um local diferente das estufas. Para transformar o valor das estufas para ser usado no modelo dos painéis solares, foi levado em conta a sua inclinação de 36° , transformando-a em uma irradiação solar em uma superfície inclinada [25], pois sua medição é feita em uma superfície horizontal.

Nesse projeto também foi feita uma previsão da irradiação solar, considerada uma perturbação. A previsão é feita levando em conta os 4 últimos valores calculados da irradiação e, através de uma interpolação linear, calcula o próximo valor previsto, possibilitando um controle melhor do processo [26], [27].

3.3 Controle

O controle aplicado no processo busca maximizar o volume de água destilada, $V_{d,ref}$, levando em conta a demanda variável de água da estufa. O esquema proposto pode ser visto na Figura 16, com 3 níveis:

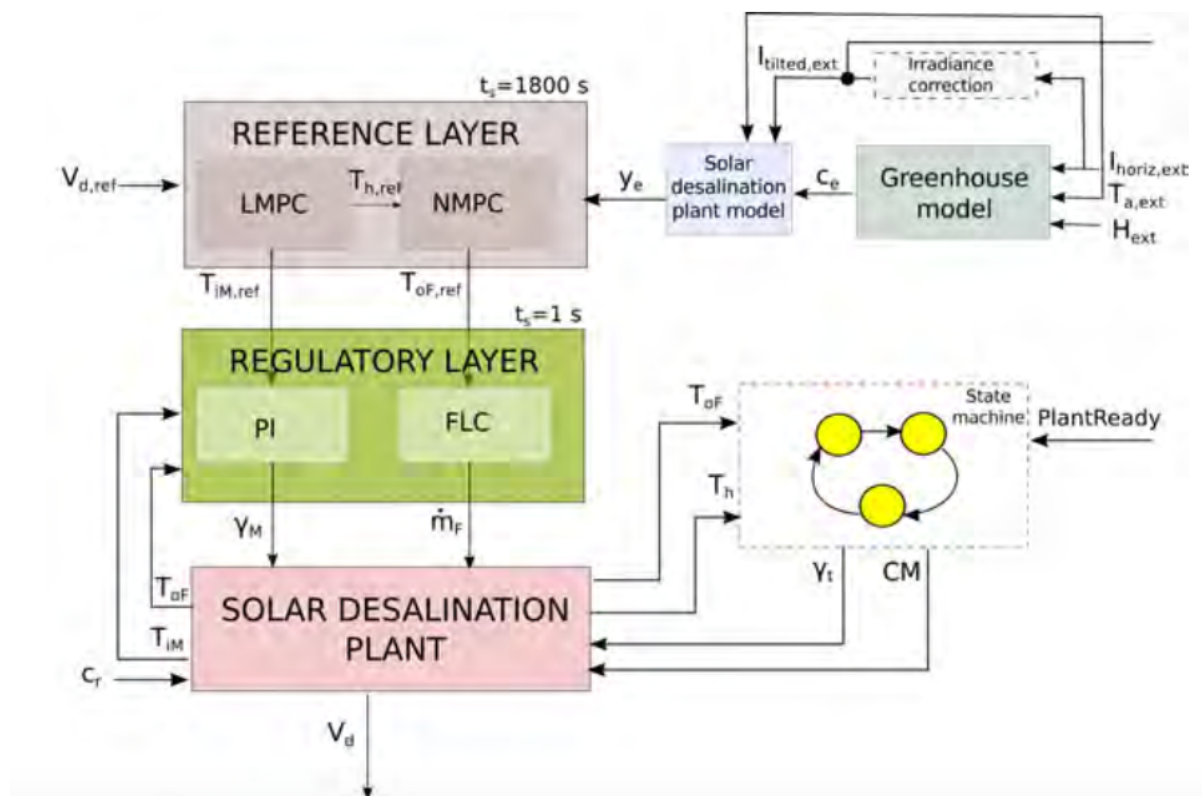


Figura 16 – Esquemático do controle aplicado para maximizar o volume de água destilada

1. Camada de referência: calcula os *setpoints* ótimos da temperatura no interior dos aquecedores na unidade MED, $T_{iM,ref}$, e na saída dos painéis solares, $T_{oF,ref}$, usando técnicas de MPC, com tempo de amostragem de 30min.

2. Camada regulatória: regula as 2 variáveis de referências calculadas pela camada de referência através da válvula γ_t e da taxa de fluxo mássico de água \dot{m}_F , com tempo de amostragem de 1s.
3. Máquina de estados: permite a ativação das camadas de referência e regulatória ligando a unidade MED.

3.3.1 Máquina de estados

A máquina de estados pode alcançar 4 estados, definidos pelos valores binários de CM , que define se a unidade MED está ligada (assume valor 1) ou não (assume valor 0) e γ_t , a válvula que faz a ligação entre os painéis solares e o tanque quente (assume valor 1) ou frio (assume valor 0):

- $CM = 1$ e $\gamma_t = 0$: unidade MED em modo solar, funcionando. A água quente do campo solar flui para o tanque quente.
- $CM = 1$ e $\gamma_t = 1$: unidade MED em modo de recirculação solar, funcionando. A válvula γ_t faz com que os tanques e os painéis solares se desacoplem, o que evita o resfriamento nos tanques de armazenamento caso haja uma queda na temperatura dos painéis solares.
- $CM = 0$ e $\gamma_t = 0$: modo de campo solar, a unidade MED pára pois a temperatura no tanque quente não é alta o suficiente. A água quente dos painéis solares flui para o tanque quente.
- $CM = 0$ e $\gamma_t = 1$: modo de recirculação do campo solar, a unidade MED também está parada. A água dos painéis solares recirculam para aumentar sua temperatura.

A máquina de estados é definida por 3 outras variáveis: *PlantReady*, uma entrada fornecida manualmente pelo operador, sendo ativada quando as condições de irradiação estão boas para operação e o sistema de vácuo da unidade MED está limpo de gases não condensáveis; a temperatura do tanque quente, T_h , e a temperatura de saída do campo solar, T_{oF} , que definem os valores da máquina de estados da seguinte maneira:

- *PlantReady* AND $T_h \geq 66^\circ C \mapsto CM = 1$ (MED ligada)
- NOT *PlantReady* OR $T_h \leq 50^\circ C \mapsto CM = 0$ (MED desligada)
- $T_{oF} - T_h \geq 3^\circ C \mapsto \gamma_t = 1$ (Campo solar para tanque quente)
- $T_{oF} - T_h \geq 1^\circ C \mapsto \gamma_t = 0$ (Recirculação do campo solar)

3.3.2 Camada regulatória

A camada regulatória controla a temperatura de saída dos painéis solares, T_{oF} , usando um controle de realimentação linearizado, FLC [20], através da taxa de fluxo mássico da água, \dot{m}_F , e temperatura de entrada da unidade MED, T_{iM} , usando um controlador PI através da válvula γ_M .

3.3.3 Camada de referência

A camada de referência calcula o valor de referência ideal da temperatura de entrada dos aquecedores na unidade MED, $T_{iM,ref}$, e de saída dos painéis solares, $T_{oF,ref}$, para conseguir uma temperatura alta o suficiente no tanque de água quente. São usados 2 controladores MPC nessa camada:

1. *Linear Model Predictive Control*, LMPC: usa os modelos lineares 3.2 e 3.3 para calcular $T_{iM,ref}$, levando em consideração as restrições de temperatura máxima de $72^\circ C$ e mínima de $55^\circ C$, garantindo uma produção mínima de água destilada.
2. *Non-linear Model Predictive Control*, NMPC: usa modelos não-lineares para calcular $T_{oF,ref}$ levando em consideração as restrições:
 - $1^\circ C \leq T_{oF,ref} - T_{iF} \leq 20^\circ C$: a diferença de temperatura entre a saída e a entrada dos painéis solares deve ser entre $1^\circ C$ e $20^\circ C$, para evitar estresse nos tubos de absorção e o resfriamento da água.
 - $T_h \leq T_{oF,ref} \leq 95^\circ C$: a temperatura de referência deve ser maior que a temperatura nos aquecedores e menor que $95^\circ C$, para evitar evaporação ou o resfriamento da água armazenada.

A comparação de métodos de controle será feita nessa camada. O método já aplicado, NEPSAC, será comparado com o método PN MPC [28].

3.4 Comentários finais

A instalação de dessalinização solar, AQUASOL, é composta por painéis solares, uma unidade MED e 2 tanques de armazenamento; o tanque de armazenamento, que funciona como integrador e as estufas, para onde a água destilada é enviada. Assim, o sinal de consumo variável que a planta AQUASOL recebe provém destas estufas.

A modelagem da estufa é feita através de balanço de energia, ou seja, é um modelo fundamental. Já a modelagem da planta de dessalinização solar, além de utilizar balanço de energia, foi simplificado para evitar esforços computacionais, usando FT de 1ª ordem para modelagem da taxa de fluxo de massa de água destilada, \dot{m}_d , e

da temperatura de saída da unidade MED, T_{oM} . A irradiação solar, por ter seus dados captados em uma superfície horizontal, deve passar por uma modelagem também para transformá-la em uma irradiação solar em superfície inclinada.

O controle aplicado no processo tem 3 camadas: camada de referência, em que são aplicados controladores MPC (EPSAC, NEPSAC ou PN MPC) e será feita as comparações do projeto; a camada regulatória, que regula as variáveis calculadas na camada anterior com controladores simples PI e FLC e a máquina de estados, que permite a ativação das camadas anteriores.

Os controladores NEPSAC e PN MPC, aplicados na camada de referência, serão aplicados para calcular uma referência de temperatura de saída dos painéis solares, $T_{oF,ref}$, respeitando as restrições do processo. O objetivo é que a produção de água destilada do processo, V_d , siga uma referência estipulada.

No próximo capítulo, serão apresentados os resultados da aplicação do NEPSAC e PN MPC no sistema explicado no Capítulo 3 e será feita uma comparação da resposta do sistema com o uso dos controladores.

4 Resultados

Neste capítulo serão mostrados dois conjuntos de resultados que serão comparados com o controle aplicado no processo anteriormente. Durante o PFC foram realizados estudos por simulação das técnicas desenvolvidas, primeiramente trocando o controle NEPSAC por um controlador PNMPCC e, posteriormente, adicionando a previsão da irradiação. Para as simulações, foi usado o *software Matlab* e não foi considerado erro de modelagem.

Para fazer as simulações, foram usados dados do dia 1º de Abril de 2015. É possível ver os dados de irradiação no dia da simulação e de consumo da estufa nas Figura 17 e Figura 18, respectivamente. Devido a um erro de medição, há uma queda brusca na irradiação após as 18h, por isso foi considerado 0 esse valor, como pode ser visto na Figura 17.

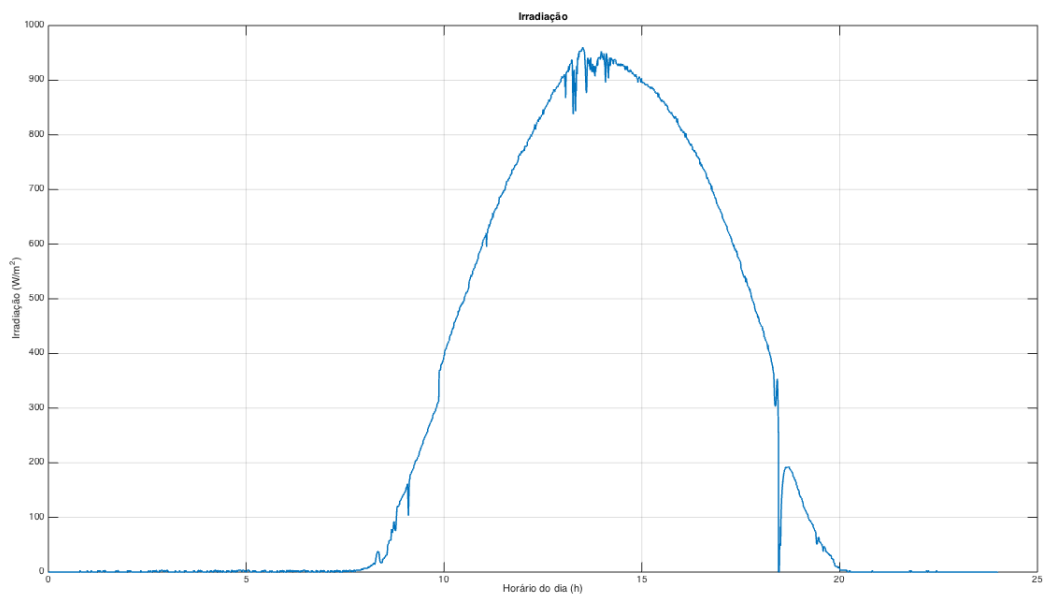


Figura 17 – Irradiação

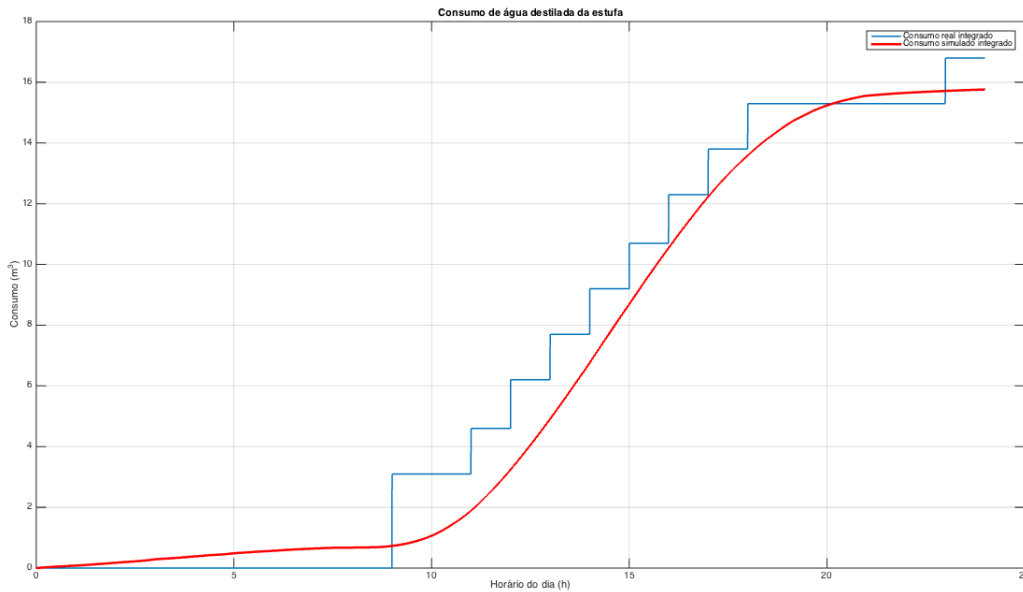


Figura 18 – Consumo da estufa ao longo do dia

Na Figura 17 é possível ver que a irradiação aumenta quando o sol nasce, as 8h e volta a baixar as 15h. Isso acontece devido à inclinação baixa do sol muito cedo ou muito tarde e à inclinação das placas solares. O controle só é ligado após um certo valor mínimo de irradiação. Nesse projeto, foi decidido que esse valor será de $200W/m^2$ e os resultados serão mostrados a partir das 8h, pois o valor de $200W/m^2$ só é atingido as 9h30.

Na Figura 18, é possível ver que o consumo de água inicia-se aproximadamente as 8h da manhã, hora em que o sol nasce, e cresce até estabilizar novamente as 20h30, hora em que o sol se põe. Ou seja, só há consumo de água enquanto há sol e as plantas fazem fotossíntese.

4.1 Resultados com o controlador NEPSAC

O controlador NEPSAC, ao contrário do PN MPC, foi desenvolvido visando maximizar a produção de água destilada no tanque de armazenamento, enquanto o PN MPC busca seguir a referência de $39m^3$ de água, ou seja, busca manter o tanque sempre cheio. Ele também fica ligado e funcionando o tempo inteiro, ao contrário do PN MPC que só liga após a irradiação atingir $200W/m^2$.

O horizonte de controle utilizado nesse caso é de $N_u = 1$. As restrições são as mesmas das explicadas no Capítulo 3, em que $55^{\circ}C \leq T_{iM,ref} \leq 72^{\circ}C$, $1^{\circ}C \leq T_{oF,ref} - T_{iF} \leq 20^{\circ}C$ e $T_h \leq T_{oF,ref} \leq 95^{\circ}C$. A função objetivo busca maximizar a saída, ou seja, na equação 2.4, H é $2G^T G$ e f^T é $2f^T G$.

Na Figura 19 é mostrado o sinal que indica se a unidade MED é ligada ou não e a abertura da válvula, que definem a máquina de estados do controle. A unidade MED está ligada enquanto há irradiação suficiente para sua operação ou a temperatura no tanque quente está acima de 66°C , como visto na Figura 20. Ela está ligada somente entre 13h30 e 19h. A válvula só fica aberta até as 10h30 e abre novamente as 18h15. Isso significa que, nesses horários, a temperatura de saída do campo solar está a mais de 3°C de diferença da temperatura do tanque quente, como pode ser visto comparando a Figura 21 e a Figura 20. Nessa situação, os tanques e os painéis estão desacoplados. No restante da simulação, a válvula está fechada, significando uma diferença de temperatura menor entre a saída do campo solar e o tanque quente, e a água quente do campo solar flui para o tanque quente.

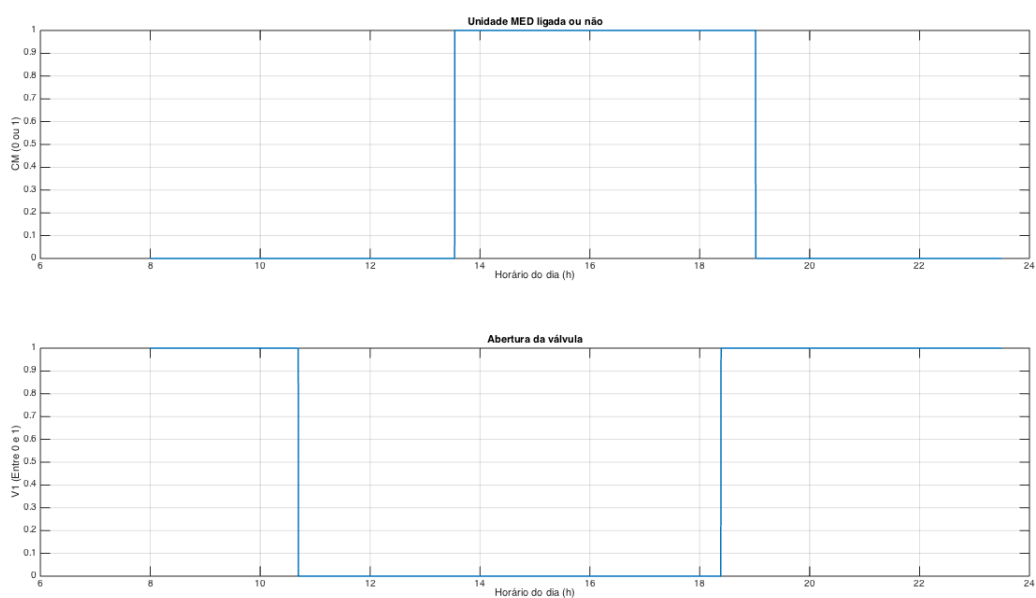


Figura 19 – Unidade MED ligada ou não e abertura da válvula

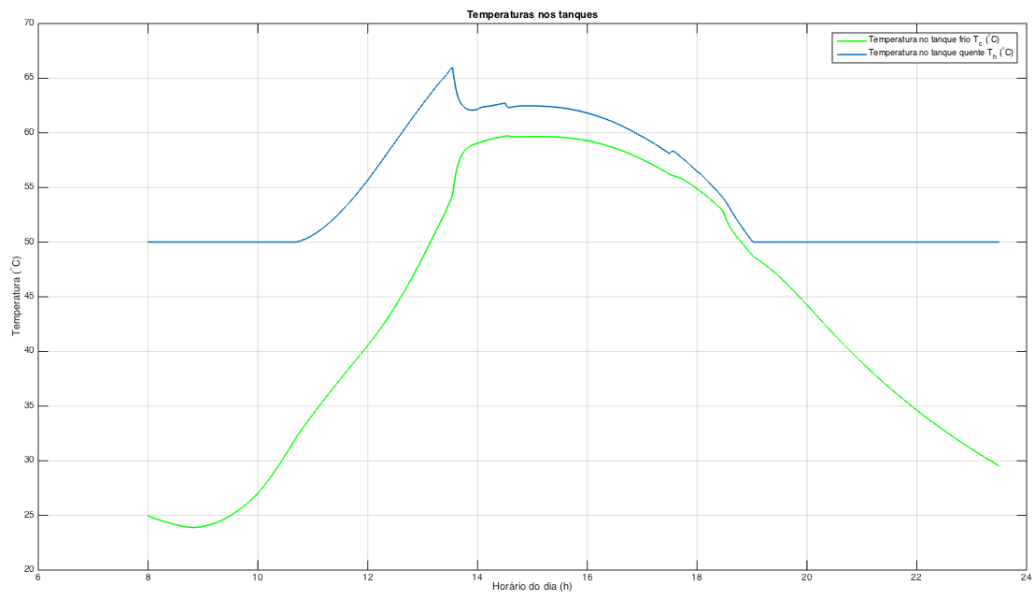


Figura 20 – Temperaturas nos tanques quente e frio

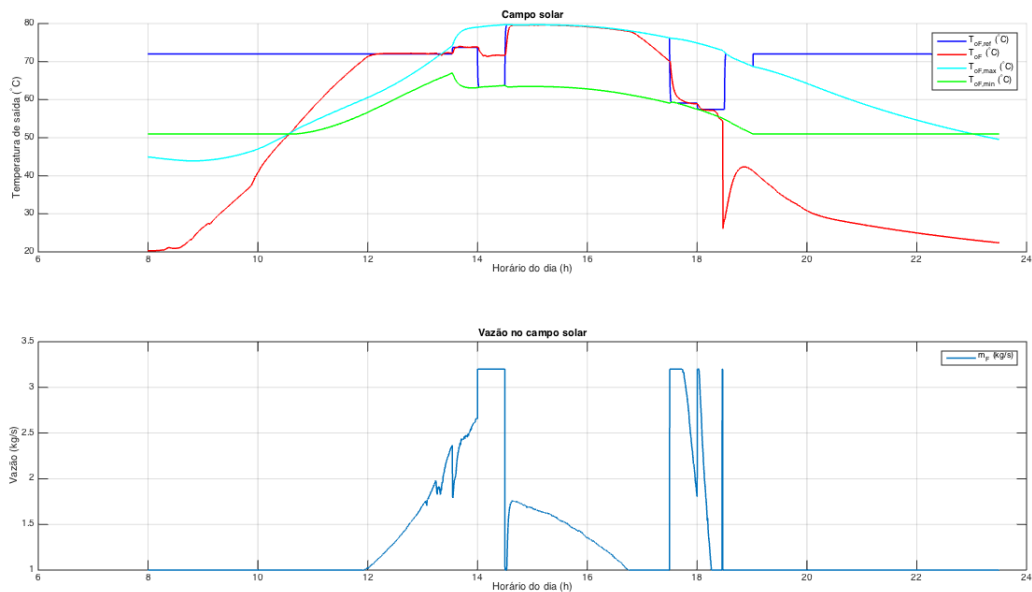


Figura 21 – Temperatura e vazão no campo solar

O controlador EPSAC busca calcular uma temperatura de entrada da unidade MED, $T_{iM,ref}$, de referência para a produção desejada. O processo tem um mau seguimento de referência, tanto no regime transitório quanto no permanente, como visto na Figura 22. Isso acontece pois o controle é feito baseado em 2 modelos lineares, 3.2 e 3.3, e há restrições, tanto na temperatura de saída, $T_{iM,ref}$, quanto no fluxo de massa de água destilada, m_M , entre 0 e 12kg/s .

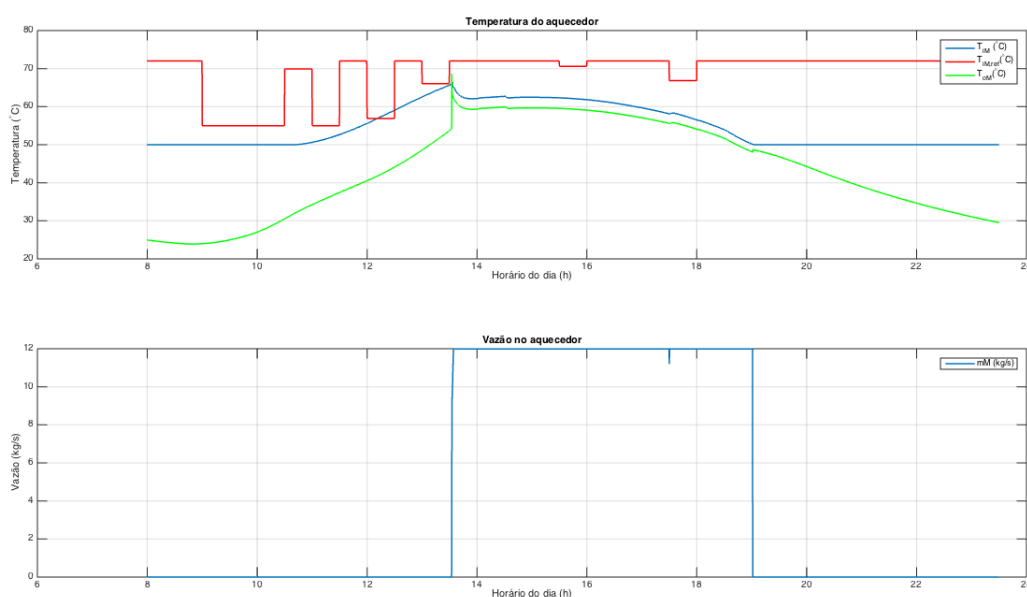


Figura 22 – Temperatura e vazão no aquecedor

O controlador NEPSAC busca calcular uma temperatura de saída do campo solar, $T_{oF,ref}$, de referência para a produção desejada, levando em conta as restrições de temperatura citadas anteriormente. Na Figura 21 pode ser visto que é calculada uma temperatura de referência que o processo segue com certo erro, porém dentro das restrições até as 18h30, quando não há mais irradiação suficiente.

O volume de água destilada produzido pode ser visto na Figura 23. Há muita produção de água destilada enquanto o consumo é baixo, porém, enquanto o consumo aumenta, o controlador tenta maximizar a produção, chegando a quase $37m^3$ as 19h e caindo após isso, devido a falta de irradiação.

A ação de controle aplicada no processo pode ser vista na Figura 24. Ela começa baixa e fica muito alta quando há mais irradiação e há maior necessidade de produção de água, voltando a baixar no final do dia, quando não há irradiação o suficiente.

4.2 Resultados com o controlador PNMPC

O controlador PNMPC foi desenvolvido visando seguir uma referência de produção de água destilada no tanque de armazenamento de $39m^3$, ou seja, busca manter o tanque sempre próximo de cheio. Foi escolhido um critério de parada. Foram adicionados critérios de início e parada para o controlador, dessa maneira, os valores de temperatura e vazão do sistema se matem constantes e a unidade MED é desligada quando a irradiação é menor que $200W/m^2$.

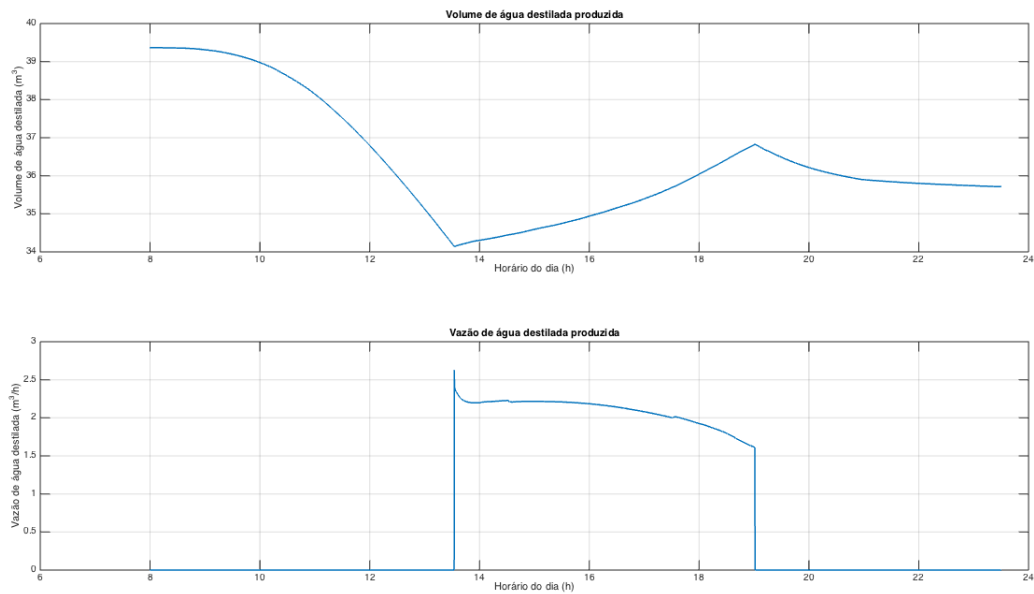


Figura 23 – Volume e vazão de água produzida

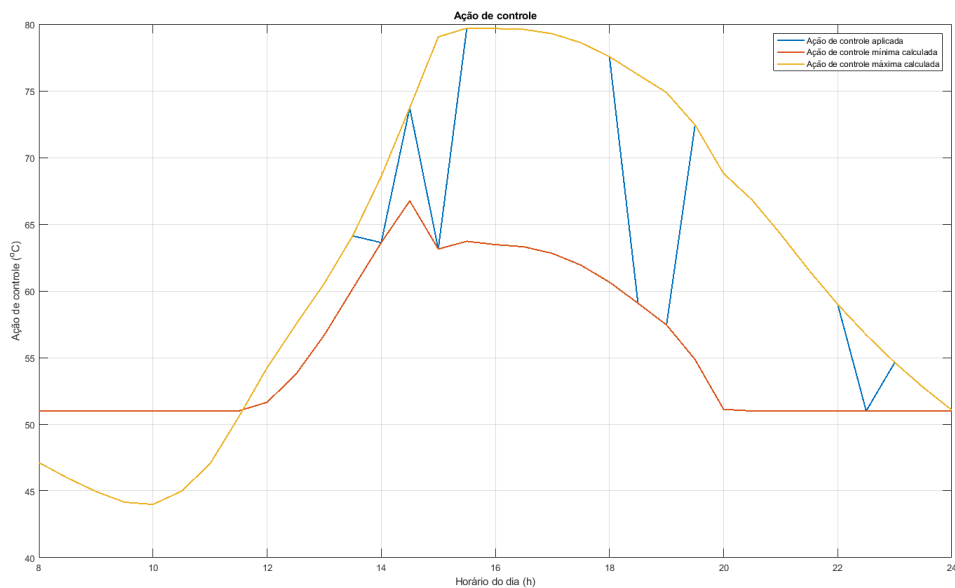


Figura 24 – Ação de controle aplicada

O horizonte de controle utilizado nesse caso é de $N_u = 2$. As restrições são as mesmas das explicadas no Capítulo 3, em que $55^{\circ}C \leq T_{iM,ref} \leq 72^{\circ}C$, $1^{\circ}C \leq T_{oF,ref} - T_{iF} \leq 20^{\circ}C$ e $T_h \leq T_{oF,ref} \leq 95^{\circ}C$ e foi adicionada a restrição da saída para que o tanque de armazenamento não transborde em que $V_d \leq 40m^3$. A função objetivo busca que a saída siga uma referência, ou seja, na equação 2.4, H é $2G^T G$ e f^T é $2(f - w)^T G$.

Na Figura 25 é mostrado o sinal que indica se a unidade MED é ligada ou não e a abertura da válvula, que definem a máquina de estados do controle. A unidade MED está ligada entre 11h e 18h30, horário em que a irradiação fica menor que $200W/m^2$. A válvula fecha um pouco antes das 10h, fecha as 11h e abre novamente as 18h30. Isso significa que, nos horários de abertura, a temperatura de saída do campo solar está a mais de $3^{\circ}C$ de diferença da temperatura do tanque quente, como pode ser visto comparando a Figura 27 e a Figura 26. Nessa situação, os tanques e os painéis estão desacoplados. No restante da simulação, a válvula está fechada, significando uma diferença de temperatura menor entre a saída do campo solar e o tanque quente, e a água quente do campo solar flui para o tanque quente.

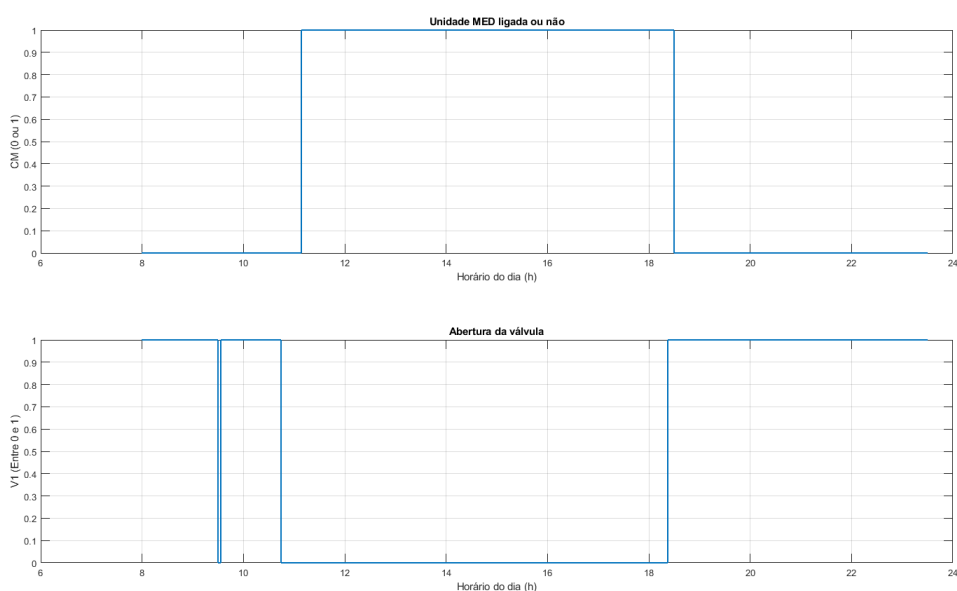


Figura 25 – Unidade MED ligada ou não e abertura da válvula

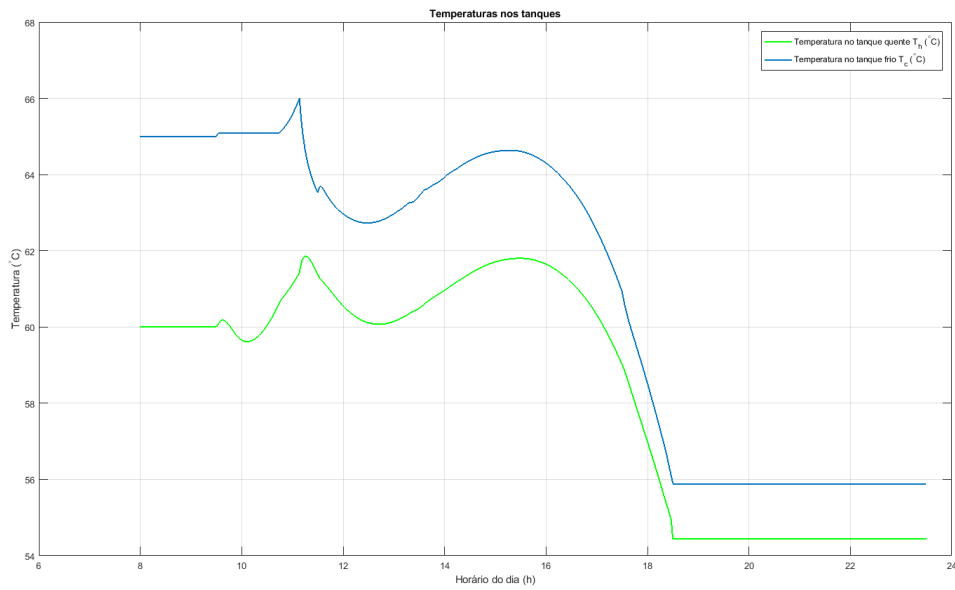


Figura 26 – Temperaturas nos tanques quente e frio

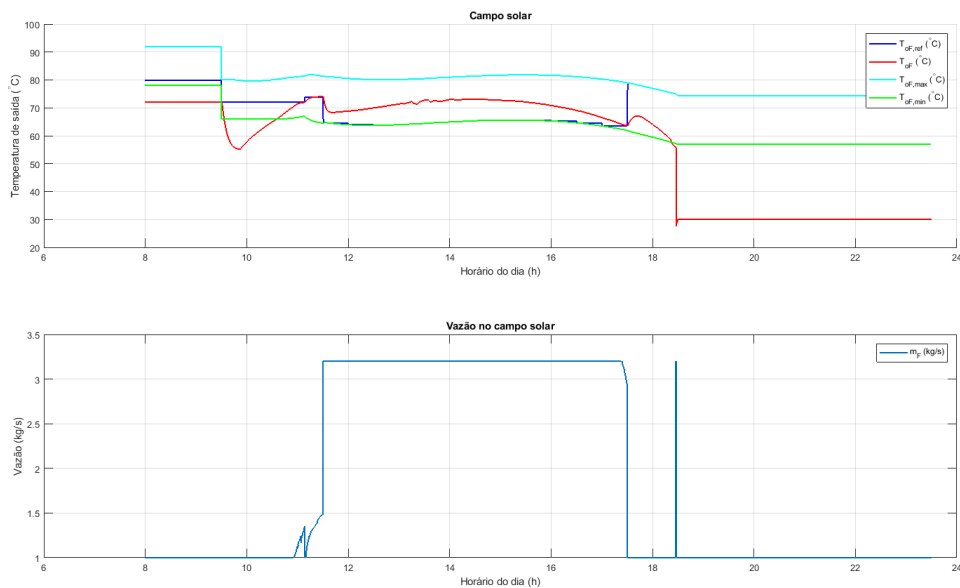


Figura 27 – Temperatura e vazão no campo solar

O controlador EPSAC busca calcular uma temperatura de entrada da unidade MED, $T_{iM,ref}$, de referência para a produção desejada. O processo tenta seguir a referência, porém tem grande erro, como visto na Figura 28. Novamente, isso ocorre devido as restrições na temperatura de saída, $T_{iM,ref}$, e no fluxo de massa de água destilada, m_M . O valor da temperatura de referência calculada está, quase o tempo todo, saturado em $72^{\circ}C$, assim como o valor da vazão no aquecedor, saturado em

12kg/s.

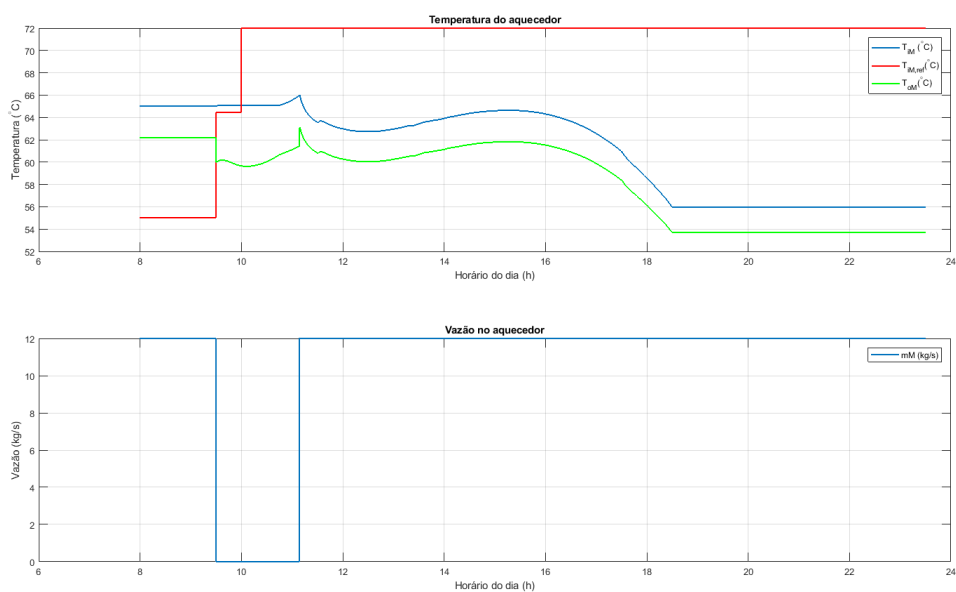


Figura 28 – Temperatura e vazão no aquecedor

O controlador PN MPC busca calcular uma temperatura de saída do campo solar, $T_{oF,ref}$, de referência para a produção desejada, levando em conta as restrições de temperatura citadas anteriormente. Na Figura 27 pode ser visto que é calculada uma temperatura de referência que o processo segue com certo erro de referência, porém dentro das restrições. A temperatura não segue a referência e não segue as restrições após o sol se por, ou seja, quando não há mais irradiação suficiente e o controle desliga, mantendo as temperaturas constantes após as 18h30.

O volume de água destilada produzido pode ser visto na Figura 29. Até as 11h, horário em que a unidade MED liga, ou seja, quando o controlador PN MPC começa a funcionar, só há consumo de água pelas estufas. Quando a unidade MED liga, começa o processo de produção de água. Por causa das limitações de temperatura e vazão do sistema, a produção é devagar e não consegue atingir os $39m^3$ em 1 dia. O máximo que consegue alcançar é $38,5m^3$ as 18h30, porém esse é o horário em que a unidade MED desliga, então volta a ter apenas consumo de água, sem haver produção.

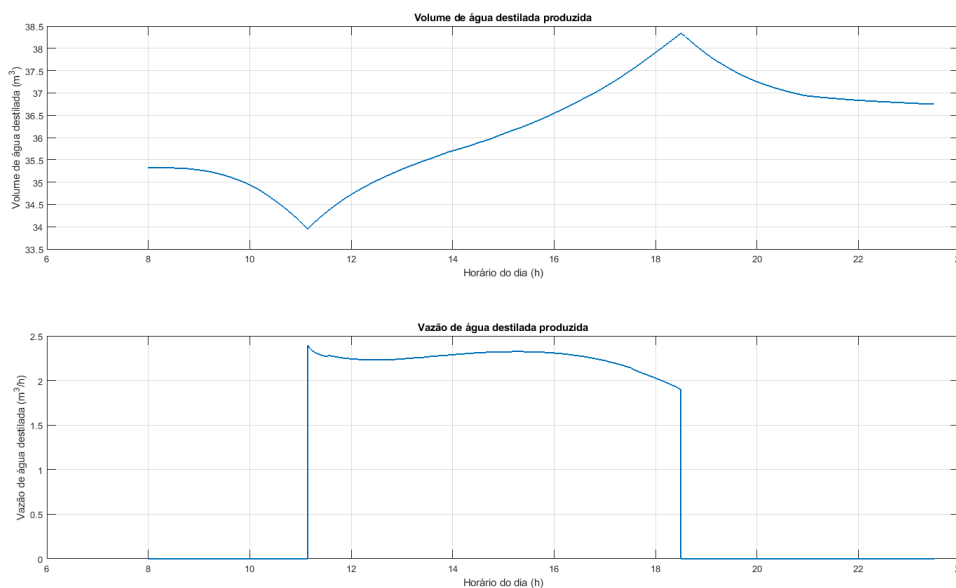


Figura 29 – Volume e vazão de água produzida

A ação de controle aplicada no processo pode ser vista na Figura 30. Até as 10h, a ação de controle é mantida no set-point, em $72^{\circ}C$. Ela então cresce, ficando entre os limites máximos e mínimos, porém a unidade MED ainda não está ligada, então o valor calculado ainda não é aplicado na planta. As 11h, quando a unidade MED liga, o controle começa a ser aplicado, e cai ao seu valor mínimo até as 18h, quando rapidamente vai ao seu valor máximo e fica constante após as 18h30, quando a unidade MED desliga.

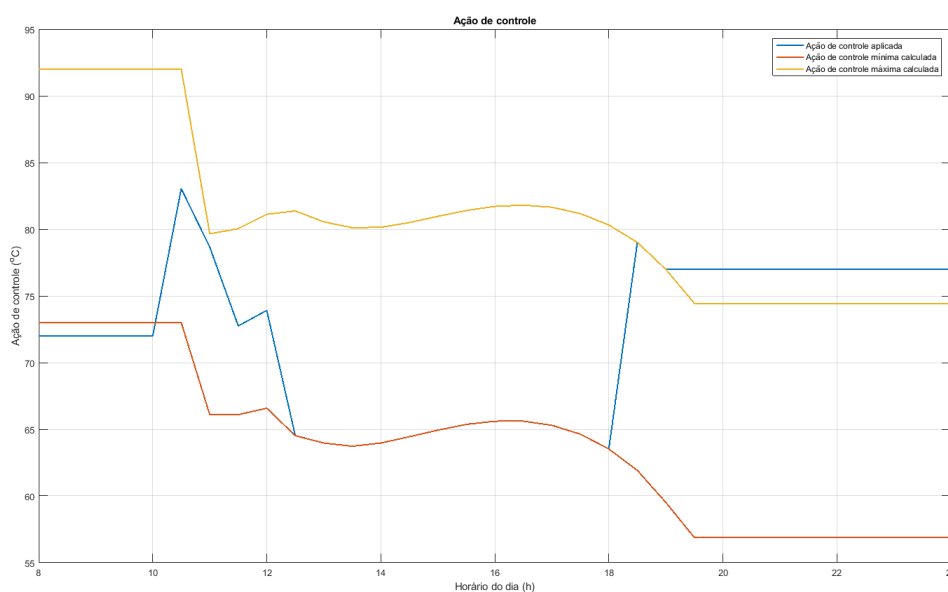


Figura 30 – Ação de controle aplicada

4.3 Comparação dos controladores aplicados

Apesar do objetivo diferenciado dos controladores, em que o objetivo do NEPSAC é maximizar a produção de água destilada, independente do tamanho do tanque, e do PNMPC é seguir a referência de $39m^3$ de água destilada produzida, ambos calculam uma temperatura de referência, $T_{oF,ref}$, dentro das restrições impostas pelo sistema.

O controlador PNMPC calcula um $T_{oF,ref}$ dentro das restrições até o momento em que não há mais irradiação suficiente e a temperatura da planta, T_{oF} , segue essa referência com erro entre 11h e 18h30, quando a unidade MED está ligada. Já o controlador NEPSAC só consegue calcular um $T_{oF,ref}$ dentro das restrições entre 13h30 e 19h. A temperatura de saída do campo solar só atinge sua referência às 12h. Devido ao NEPSAC sempre calcular $T_{oF,ref}$ no limite das restrições, nesse mesmo período de tempo, ele produz menos água que o PNMPC, já que ele necessitaria de uma temperatura mais alta para aumentar a produção de água, o que não é possível, devido às restrições.

Em ambas as situações, a temperatura de referência do aquecedor calculada pelo controlador EPSAC é alta e a planta não consegue seguir essa referência.

Com o controlador NEPSAC, a temperatura de saída do campo solar, vista na Figura 21, inicia muito baixa e só começa a aumentar para seguir a referência às 8h30, conseguindo atingir a referência às 12h. Somente quando a unidade MED é ligada, às 13h30, que tanto a referência, quanto a temperatura da planta, ficam dentro das restrições. Devido a limitações na vazão do campo solar, a temperatura de referência

está sempre nos valores máximos ou mínimos.

Já com o controlador PNMPC, a vazão no campo solar fica muito tempo saturada nos eu valor máximo, quase todo o tempo em que a unidade MED está ligada. Com isso, o valor da temperatura de referência calculada é o mínimo até as 17h30, e a temperatura da planta não consegue seguir a referência. A vazão é inversamente proporcional a temperatura, já que uma vazão menor significa que a água vai passar mais tempo nos canos absorvendo calor, aumentando sua temperatura.

Porém, mesmo com o objetivo de maximizar a produção de água, o controlador NEPSAC produz menos água que o controlador PNMPC, durante as horas necessárias, a tarde. Com o controlador NEPSAC, que funciona durante o dia todo, muita água é produzida no começo do dia, e utilizada nas estufas. Já com o controlador PNMPC a produção de água chega perto da referência somente no final do dia.

Devido a restrições físicas do problema, como vazões e temperaturas máximas e mínimas, o controlador PNMPC não consegue manter a produção de água em $39m^3$, chegando ao seu pico as 18h30 com $38,5m^2$ produzidos. Com o tempo limitado de operação do controlador, esse é o valor máximo que pode ser produzido com as condições de irradiação do dia.

Ao comparar a vazão de água produzida pelos 2 controladores, é possível ver que as quantidades são muito similares, porém a produção com o PNMPC começa as 11h e é maior que o consumo, enquanto a produção com o NEPSAC só inicia as 13h30, quando a unidade MED é ligada. Devido a esse início tardio do NEPSAC, ele só consegue produzir até $37m^3$ no dia.

A ação de controle do NEPSAC está entre os valores máximos e mínimos a partir do momento em que a unidade MED é ligada, pois antes disso esses valores são incompatíveis, já que o valor máximo é menor que o mínimo. O sinal de controle está sempre no seu valor máximo ou mínimo.

Com o PNMPC, após a unidade MED ser ligada, a ação de controle fica entre os valores máximos e mínimo e, as 12h30, segue o valor mínimo, até as 18h, quando sobre para o valor máximo e segue assim, já que a unidade MED desliga. Como o volume de água produzido não é o necessário, de $39m^3$, o sinal de controle deve minimizar $T_{oF,ref}$ para que a vazão aumente, assim como a quantidade energia fornecida para o tanque quente. Com maior energia fornecida no tanque, maior sua temperatura, que é diretamente proporcional a produção de água. Dessa maneira, a temperatura de saída dos campos solares satura no valor mínimo buscando aumentar a quantidade de energia fornecida ao tanque quente.

4.4 Resultados com o controlador PN MPC e previsão da irradiação

Além da mudança do tipo de controlador NMPC, também foi feita uma previsão da irradiação solar, levando em conta os 4 últimos valores calculados da irradiação, junto com o controlador PN MPC.

Os resultados com a previsão da irradiação ficaram iguais aos resultados sem a previsão, somente com o PN MPC, por isso não serão mostrados novamente. Isso ocorre pois o sinal de controle fica saturado nas 2 situações.

5 Conclusões e Perspectivas

Este trabalho visou o estudo e implementação de um tipo de controlador preditivo não-linear em uma planta de dessalinização solar com demanda variável de água durante o dia.

O processo é constituído pela instalação de dessalinização solar, com os painéis solares, 2 tanques e uma unidade MED, que recebe a água do mar e dessaliniza-a para enviar ao tanque de armazenamento. O tanque de armazenamento é usado como integrador, recebendo a água destilada e armazenando-a para enviar às estufas de acordo com sua demanda. As estufas recebem a água destilada para a plantação, de acordo com sua demanda variável.

O controle aplicado no processo tem 3 camadas. A máquina de estados, com 4 estados, depende da unidade MED estar ligada ou não e da abertura da válvula entre o campo solar e o tanque quente. A camada regulatória utiliza controladores simples, FLC e PI, para controlar a temperatura de saída dos painéis solares, T_{oF} , e a temperatura de entrada da unidade MED, T_{iM} . A camada de referência usa controladores avançados para calcular a temperatura de entrada de referência da unidade MED, $T_{iM,ref}$, e a temperatura de saída de referência dos painéis solares, $T_{oF,ref}$.

O controlador calculado, PNMPC, será posto no lugar do controlador NEPSAC. Ambos calculam a temperatura de referência de saída dos painéis solares, $T_{oF,ref}$, com a diferença que o controlador NEPSAC visa maximizar a produção de água destilada, enquanto o controlador PNMPC visa seguir uma referência do valor máximo do tanque de armazenamento.

O controle MPC é um conjunto de métodos de controle que utilizam o modelo do processo para prever os valores futuros de saída, utilizando esse valor para calcular a sequência de controle que minimize a função custo desejada. Os controladores estudados no PFC, NEPSAC e PNMPC, são não-lineares, ou seja, usam modelagens não-lineares do processo para fazer a predição e calcular a ação de controle.

As simulações dos controles e da planta foram feitas no *Matlab*. O controlador PNMPC segue a referência com pequeno erro de seguimento, porém somente consegue fazê-lo no final do dia. Já o controlador NEPSAC, produz muita água no começo do dia e, quando o consumo fica muito grande, não consegue mais produzir muita água.

O controle projetado, apesar de não atingir a referência desejada dentro do tempo de 1 dia, chega muito próximo a ela e produz mais água do que o NEPSAC. Isso se dá devido ao critério de início do PNMPC, que permite que ele produza $4,5m^3$

de água, ao contrário do NEPSAC, que produz $3m^3$ enquanto a unidade MED está ligada. Outra vantagem do critério de início e parada do PNMPC é o baixo consumo de energia pela bomba de recirculação, já que o processo só consome energia enquanto o controlador está funcionando.

Dessa maneira, visando uma maior produção de água destilada para ser enviada para as estufas, o PNMPC permite uma melhor operação da planta do que o NEPSAC, ainda seguindo as restrições do problema.

O próximo passo do trabalho é fazer simulações de 1 semana e então de 1 ano para que a ação do controlador possa ser melhor observada. Também deve-se transformar o problema em um problema multi-objetivo, ou seja, implementar diferentes tipos de otimização com vários objetivos, além de maximizar a produção de água destilada pelo processo.

Referências

- 1 LA Plataforma Solar de Almería. 2017. Disponível em: <<http://www.psa.es/es/index.php>>. Citado na página 15.
- 2 MARTOS, F. S.; BOSCH, A.; CALAFORRA, J. Hydrogeochemical processes in an arid region of europe (almeria, se spain). *Applied Geochemistry*, v. 14, n. 6, p. 735 – 745, 1999. ISSN 0883-2927. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0883292798000948>>. Citado na página 16.
- 3 FERNÁNDEZ, M. et al. Analysis of on-farm irrigation performance in mediterranean greenhouses. *Agricultural Water Management*, v. 89, n. 3, p. 251 – 260, 2007. ISSN 0378-3774. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378377407000352>>. Citado na página 16.
- 4 CAMACHO, E.; BORDONS, C. *Model Predictive Control*. [S.l.: s.n.], 2007. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 19.
- 5 MINIMIZE quadratic functions subject to constraints. 2017. Disponível em: <<https://es.mathworks.com/discovery/quadratic-programming.html>>. Citado na página 24.
- 6 KEYSER, P. D. ir. R. D. A gentle approach to predictive control. 2003. Citado na página 26.
- 7 KEYSER, P. D. . A. H. ir. R. D. Evaluation of the nepsac nonlinear predictive controller on a thermal process. *2014 European Control Conference (ECC)*, 2014. Citado na página 27.
- 8 PLUCENIO, A. et al. A practical approach to predictive control for nonlinear processes. *IFAC Proceedings Volumes*, v. 40, n. 12, p. 210 – 215, 2007. ISSN 1474-6670. 7th IFAC Symposium on Nonlinear Control Systems. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474667016355288>>. Citado na página 28.
- 9 YANG, B. P.; PLUCENIO, A.; DE, D. Practical non-linear model predictive control pnmprc: Algorithm implementations. 10 2016. Citado na página 28.
- 10 ROCA JORGE A. SÁNCHEZ, F. R. J. B.-A. d. I. C. M. B. L. Predictive control applied to a solar desalination plant connected to a greenhouse with daily variation of irrigation water demand. 2016. Citado na página 31.
- 11 ALARCÓN-PADILLA, D.-C. et al. First experimental results of a new hybrid solar/gas multi-effect distillation system: the aquasol project. *Desalination*, v. 220, n. 1, p. 619 – 625, 2008. ISSN 0011-9164. European Desalination Society and Center for Research and Technology Hellas (CERTH), Sani Resort 22 –25 April 2007, Halkidiki, Greece. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0011916407006637>>. Citado na página 31.

- 12 PALENZUELA, P. et al. Modeling of the heat transfer of a solar multi-effect distillation plant at the plataforma solar de almería. v. 31, p. 257–268, 07 2011. Citado na página 33.
- 13 RODRÍGUEZ F.; BERENGUEL, M. G. J. R.-A. A. *Modeling and Control of Greenhouse Crop Growth*. [S.l.: s.n.], 2015. Citado na página 36.
- 14 WANG, W.-L.; WU, Q.-D. Neural network modeling and intelligent control of the distributed parameter greenhouse climate. *IFAC Proceedings Volumes*, v. 32, n. 2, p. 5638 – 5643, 1999. ISSN 1474-6670. 14th IFAC World Congress 1999, Beijing, Chia, 5-9 July. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474667017569621>>. Citado na página 37.
- 15 SEGINER, I. Some artificial neural network applications to greenhouse environmental control. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 18, n. 2, p. 167 – 186, 1997. ISSN 0168-1699. Applications of Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms to Agricultural Systems. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169997000288>>. Citado na página 37.
- 16 BAILLE, M.; BAILLE, A.; LAURY, J. C. A simplified model for predicting evapotranspiration rate of nine ornamental species vs. climate factors and leaf area. *Scientia Horticulturae*, v. 59, n. 3, p. 217 – 232, 1994. ISSN 0304-4238. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0304423894900159>>. Citado na página 37.
- 17 CHALABI Z.; BAILEY, B. Simulation of the energy balance in a greenhouse. 1989. Citado na página 37.
- 18 BERENGUEL M.; RODRÍGUEZ, F. G. J. L.-D. P.-P. J. Greenhouse diurnal temperature control with natural ventilation based on empirical models. 2006. Citado na página 37.
- 19 SÁNCHEZ-MOLINA J.; RODRÍGUEZ, F. G. J. A. M. Virtual sensors for designing irrigation controllers in greenhouses. 2012. Citado na página 37.
- 20 ROCA, L. et al. Solar field control for desalination plants. *Solar Energy*, v. 82, n. 9, p. 772 – 786, 2008. ISSN 0038-092X. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X08000509>>. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 41.
- 21 ROCA L.; YEBRA, L. B. M. A.-P. D. Modeling of a solar seawater desalination plant for automatic operation purposes. 2008. Citado na página 37.
- 22 CALLE, A. de la et al. Dynamic modeling and simulation of a solar-assisted multi-effect distillation plant. *Desalination*, v. 357, n. Supplement C, p. 65 – 76, 2015. ISSN 0011-9164. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0011916414005888>>. Citado na página 37.
- 23 FRANKLIN G.F.; POWELL, J. E.-N. A. *Feedback Control of Dynamic Systems*. [S.l.: s.n.], 2010. Citado na página 37.
- 24 ÅSTRÖM K.J.; HÄGGLUND, T. *PID Controllers: Theory, Design, and Tuning*. [S.l.: s.n.], 1995. Citado na página 38.

- 25 DUFFIE J.A.; BECKMAN, W. *Solar Engineering of Thermal Processes*. [S.l.: s.n.], 2013. Citado na página 39.
- 26 PAWLOWSKI, A. et al. *Application of Time-Series Methods to Disturbance Estimation in Predictive Control Problems*. 2010. Citado na página 39.
- 27 PAWLOWSKI, A. et al. Predictive control with disturbance forecasting for greenhouse diurnal temperature control. *IFAC Proceedings Volumes*, v. 44, n. 1, p. 1779 – 1784, 2011. ISSN 1474-6670. 18th IFAC World Congress. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S147466701643867X>>. Citado na página 39.
- 28 KEYSER, R. D. Model based predictive control for linear systems. In: _____. *UNESCO Encyclopaedia of Life Support Systems (EoLSS)*. [S.l.: s.n.], 2003. Citado na página 41.