



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA**  
**FACULDADE DE ENGENHARIA QUÍMICA**  
**CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA**



**JOÃO VICENTE AMORIM DOS RÊIS**

**DESENVOLVIMENTO DE ESTRATÉGIAS DE CONTROLE CONVENCIONAL E  
AVANÇADO UTILIZANDO O AVEVA PROCESS SIMULATION**

**UBERLÂNDIA**  
**2025**

**JOÃO VICENTE AMORIM DOS RÊIS**

**DESENVOLVIMENTO DE ESTRATÉGIAS DE CONTROLE CONVENCIONAL E  
AVANÇADO UTILIZANDO O AVEVA PROCESS SIMULATION**

Monografia de graduação apresentada à Universidade Federal de Uberlândia como parte dos requisitos necessários para a aprovação na disciplina de Trabalho de Conclusão de Curso do curso de Engenharia Química.

**Orientador:** Prof. Dr. Thiago Vaz da Costa

**UBERLÂNDIA  
2025**

**JOÃO VICENTE AMORIM DOS RÊIS**

**DESENVOLVIMENTO DE ESTRATÉGIAS DE CONTROLE CONVENCIONAL E  
AVANÇADO UTILIZANDO O AVEVA PROCESS SIMULATION**

Monografia de graduação apresentada à Universidade Federal de Uberlândia como parte dos requisitos necessários para a aprovação na disciplina de Trabalho de Conclusão de Curso do curso de Engenharia Química.

Trabalho aprovado. Uberlândia, 21 de setembro de 2025:

---

**Prof. Dr. Thiago Vaz da Costa**  
Orientador - FEQUI-UFU

---

**Alice Medeiros de Lima**  
FEQUI-UFU

---

**Sérgio Mauro da Silva Neiro**  
FEQUI-UFU

**UBERLÂNDIA**  
**2025**

## AGRADECIMENTOS

Este documento retrata o ato final da minha graduação, algo que exigiu muito de mim e de todos ao meu redor.

Finalmente eu encerro esta etapa e infelizmente a pessoa mais importante da minha vida não pode vivenciar comigo. Mãe, Cristina Amorim de Souza Reis, muito obrigado por sempre valorizar a educação, eu só tive essa oportunidade por causa de todo esforço que você e meu pai, Gissimar dos Reis, realizaram juntos. Como educadora, a educação sempre foi prioridade em sua vida e assim na minha, e além do mais, como você sempre me alertava, estava me criando para o mundo, não para você. Foram anos dolorosos de distâncias e encontros menos frequentes, porém cada momento com ti foram os mais felizes da minha vida. Eu nunca imaginei que aquele mês seria o último da minha vida ao seu lado e mesmo assim vivi tantas coisas que amava repetir com você, além de momentos novos, divertidos, únicos e dolorosos também. E sou imensamente grato ter ficado ao seu lado nesses últimos dias, e todo dia me acompanha a imensa saudades de estar ao seu lado, escutar sua voz e te ver sorrir. Mãe, eu te amo incondicionalmente e você vai me escutar "rugir" sempre.

Agradeço ao meu pai que sempre apoiou eu e minha mãe nas nossas ideias, e que me ensinou tanto sobre a vida, ensinamentos fundamentais para ser quem eu sou hoje. Minha família sempre foi muito unida e apoiou meus sonhos, eu o agradeço a Deus todo dia por poder compartilhar a vida com vocês. Obrigado minha vó, Neci, e minhas queridas tias, Sônia, Celina e Maria, por me ensinarem a vida, por estarem ao meu lado, obrigado por estarem comigo nos momentos mais dolorosos e pelo acolhimento. E também não posso esquecer minhas amigas que sempre estão comigo e fizeram tanto por mim que nem sei como agradecer tanto, Millena e Byanka. Amo todos vocês eternamente, minha querida família.

Eu sempre soube que essa jornada seria melhor se fosse compartilhada e desde que pisei na UFU busquei construir isso. Tenho diversas pessoas para agradecer por todo apoio, não só acadêmico, mas na vida, alguns nomes: Vitória, Gaby, Laís, Júlia Barbosa, Matheus Marçal, Natália Filipin, Gabriel Bonifácio, Fran, Olavo, João Vitor, Felipe.

Lembro de andar pelos corredores da FEQUI com minha tia Maria e minha mãe, e as duas cumprimentando os professores e avisando que eu seria aluno deles. Muito obrigado a todos os funcionários da Faculdade de Engenharia Química, sem vocês não seria possível perpetuar na história toda e excelência do curso.

## RESUMO

A simulação e controle de processos são fundamentais para garantir a eficiência e segurança durante o processo industrial. Sendo assim, o desenvolvimento de estratégias de controle através de réplicas digitais funciona como um modo de garantir a operacionalidade de uma indústria química. Ademais, existe diversos modos de estruturar o controle de um processo, desde de técnicas mais convencionais, como o controle PID, até métodos mais complexos, como o MPC. Entretanto, cada modo apresenta parâmetros distintos e oferece vantagens e desvantagens, de maneira que o sistema deve ser analisado antes da aplicação de determinada técnica. Desta forma, este trabalho busca compreender alternativas de controle em dois estudos de caso distintos, o primeiro aborda a mistura de correntes em temperaturas diferentes, enquanto o segundo envolve controlar a vazão de alimentação em uma torre de destilação. Para esquematizar todo o processo, com os equipamentos e ferramentas adequadas, o ambiente de simulação foi construído no software Aveva Process Simulation (APS). Além disso, utilizou-se a plataforma Anaconda Navigator a fim de aplicar a linguagem de programação Python na malha de controle fechada. Neste estudo foram aplicadas duas abordagens de controle de processo: o controle convencional PID ( Proporcional-Integral-Derivativo ) com sintonia feita pelo método IMC (Internal Model Control), assim como o controle do APS, e um método de controle avançado conhecido como Modelo Preditivo de Controle (MPC). Nota-se que todas técnicas atingiram rapidamente o setpoint, porém através de ações de controle distintas conforme os parâmetros definidos. O controle convencional agiu de modo semelhante ao controle estabelecido na plataforma de simulação, enquanto o MPC pode agir de forma bastante agressiva. Portanto, a integração entre Aveva e Python demonstrou uma plataforma válida e eficiente para aplicar as estratégias de controle, que com a sintonia adequada foram capazes de responder de forma robusta às alterações de set-point.

**Palavras-chaves:** Controle de temperatura, Python, PID, MPC, digital twin.

## ABSTRACT

The simulation and control of processes are fundamental to ensuring efficiency and safety during industrial operations. Thus, the development of control strategies through digital twins functions as a means of guaranteeing the operationality of a chemical industry. Furthermore, there are various ways to structure process control, ranging from more conventional techniques like PID control to more complex methods such as MPC. However, each method presents distinct parameters and offers advantages and disadvantages, meaning the system must be analyzed before a specific technique is applied. Therefore, this study seeks to understand control alternatives in two distinct case studies: the first addresses the mixing of streams at different temperatures, while the second involves controlling the feed flow rate in a distillation column. To outline the entire process, with the appropriate equipment and tools, the simulation environment was constructed using the Aveva Process Simulation (APS) software. Additionally, the Anaconda Navigator platform was used to apply the Python programming language within the closed-loop control system. In this study, two process control approaches were applied: conventional PID (Proportional-Integral-Derivative) control with tuning performed by the IMC (Internal Model Control) method—as well as the native control of the APS—and an advanced control method known as Model Predictive Control (MPC). It was noted that all techniques rapidly reached the setpoint, albeit through distinct control actions based on the defined parameters. The conventional control acted in a manner similar to the control established within the simulation platform, while the MPC could act quite aggressively. Therefore, the integration between Aveva and Python demonstrated a valid and efficient platform for applying control strategies, which, with appropriate tuning, were capable of responding robustly to setpoint changes.

**Keywords:** Temperature control, Python, PID, MPC, digital twin.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

|                                                                                                           |    |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 1 – Hierarquia Funcional e Temporal dos Sistemas de Controle em Plantas Industriais. . . . .       | 14 |
| Figura 2 – Diagrama representativo do esquema de controle feedback, ou retroalimentação. . . . .          | 15 |
| Figura 3 – Diagrama representativo do esquema de controle avançado preditivo. . . . .                     | 17 |
| Figura 4 – Diagrama representativo da ação de controle preditivo. . . . .                                 | 18 |
| Figura 5 – Diagrama representativo de uma malha fechada. . . . .                                          | 27 |
| Figura 6 – Fluxograma de comunicação entre as ferramentas. . . . .                                        | 28 |
| Figura 7 – Esquema do processo de mistura de correntes. . . . .                                           | 29 |
| Figura 8 – Esquema do processo de destilação de mistura de água e metanol. . . . .                        | 30 |
| Figura 9 – Simulação implementada no Aveva Process Simulation. . . . .                                    | 31 |
| Figura 10 – Interface inicial Aveva. . . . .                                                              | 32 |
| Figura 11 – Aba lateral do "Process". . . . .                                                             | 33 |
| Figura 12 – Submodelo da simulação. . . . .                                                               | 33 |
| Figura 13 – Fluido para definição. . . . .                                                                | 34 |
| Figura 14 – Configuração do fluido. . . . .                                                               | 35 |
| Figura 15 – Aba de especificações do fluido no Aveva. . . . .                                             | 35 |
| Figura 16 – Especificações inseridas para o fluido no Aveva Process Simulation. . . . .                   | 36 |
| Figura 17 – Aba de inserção de componentes do Aveva. . . . .                                              | 36 |
| Figura 18 – Lista de componentes do fluido. . . . .                                                       | 37 |
| Figura 19 – Símbolo do Fluido. . . . .                                                                    | 37 |
| Figura 20 – Símbolo do "Source", entrada. . . . .                                                         | 37 |
| Figura 21 – Configurações do tipo de fluido. . . . .                                                      | 38 |
| Figura 22 – Configurações do tipo de fluido definida. . . . .                                             | 38 |
| Figura 23 – Configurações da corrente "HOT". . . . .                                                      | 39 |
| Figura 24 – Símbolo da Válvula. . . . .                                                                   | 39 |
| Figura 25 – Configurações da válvula. . . . .                                                             | 39 |
| Figura 26 – Misturador "Mix". . . . .                                                                     | 40 |
| Figura 27 – Válvula "XV3". . . . .                                                                        | 40 |
| Figura 28 – Saída do sistema, "Sink". . . . .                                                             | 40 |
| Figura 29 – Aba do Solution Status. . . . .                                                               | 41 |
| Figura 30 – Aba "Controls"destcando-se o bloco "PID". . . . .                                             | 41 |
| Figura 31 – Posição dos blocos de controle. . . . .                                                       | 42 |
| Figura 32 – Entradas e saídas do bloco PID. . . . .                                                       | 42 |
| Figura 33 – Painel do transmissor "XT1". . . . .                                                          | 43 |
| Figura 34 – Configurações do controlador. . . . .                                                         | 43 |
| Figura 35 – Configurações da aba "Tunning". . . . .                                                       | 44 |
| Figura 36 – Comportamento dinâmico do sistema em malha aberta no sistema de mistura de correntes. . . . . | 45 |

|                                                                                                                                                                                           |    |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 37 – Comportamento dinâmico do sistema em malha fechada de controle PI com $K_c = -2.475 \text{ } ^\circ\text{C}$ e $\tau_c = \frac{\tau}{2}$ no Aveva Process Simulation. . . . . | 48 |
| Figura 38 – Comportamento dinâmico do sistema em malha fechada de controle PI com $K_c = -1.2375 \text{ } ^\circ\text{C}$ e $\tau_c = \tau$ no Aveva Process Simulation. . . . .          | 49 |
| Figura 39 – Comportamento dinâmico do sistema em malha fechada de controle PI com $K_c = -0.055 \text{ } ^\circ\text{C}$ e $\tau_c = \frac{\tau}{2}$ no Python. . . . .                   | 50 |
| Figura 40 – Comportamento dinâmico do sistema em malha fechada de controle PI com $K_c = -0.0275 \text{ } ^\circ\text{C}$ e $\tau_c = \tau$ no Python. . . . .                            | 51 |
| Figura 41 – Simulação em malha fechada utilizando o controlador MPC com $P=10$ , $M=1$ . . . . .                                                                                          | 53 |
| Figura 42 – Simulação em malha fechada utilizando o controlador MPC com $P=8$ , $M=1$ . . . . .                                                                                           | 54 |
| Figura 43 – Comportamento dinâmico do sistema em malha aberta no sistema de separação água-metanol. . . . .                                                                               | 55 |
| Figura 44 – Comportamento dinâmico do sistema em malha fechada com $\tau_c = \frac{\tau}{2}$ e $K_C = 2,32 \times 10^5$ . . . . .                                                         | 56 |
| Figura 45 – Comportamento dinâmico do sistema em malha fechada com $\tau_c = \tau$ e $K_C = 1,33 \times 10^5$ . . . . .                                                                   | 57 |
| Figura 46 – Simulação em malha fechada utilizando o controlador MPC com $P=10$ , $M=1$ , $w_y = 1$ , $w_u = 0.01$ . . . . .                                                               | 58 |
| Figura 47 – Simulação em malha fechada utilizando o controlador MPC com $P=8$ , $M=1$ , $w_y = 1$ , $w_u = 0.01$ . . . . .                                                                | 59 |

## LISTA DE TABELAS

|                                                                                  |    |
|----------------------------------------------------------------------------------|----|
| Tabela 1 – Dados das correntes . . . . .                                         | 30 |
| Tabela 2 – Parâmetros para controlador PID baseado no método IMC . . . . .       | 47 |
| Tabela 3 – Parâmetros de sintonia aplicados no Aveva Process Simulation. . . . . | 49 |
| Tabela 4 – Parâmetros de sintonia aplicados no Python. . . . .                   | 51 |

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

|     |                                           |
|-----|-------------------------------------------|
| ANN | <i>Artificial Neural Networks</i>         |
| APS | <i>Aveva Process Simulation</i>           |
| FSR | <i>Final Step Response</i>                |
| DMC | <i>Dynamic Matrix Control</i>             |
| DL  | <i>Deep Learning</i>                      |
| IDE | <i>Integrated Development Environment</i> |
| IMC | <i>Internal Model Control</i>             |
| MPC | <i>Model Predictive Control</i>           |
| PID | <i>Proporcional-Integral-Derivativo</i>   |

## SUMÁRIO

|            |                                                                        |           |
|------------|------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>1</b>   | <b>INTRODUÇÃO</b>                                                      | <b>11</b> |
| <b>2</b>   | <b>OBJETIVOS</b>                                                       | <b>13</b> |
| <b>3</b>   | <b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA E FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b>                   | <b>14</b> |
| <b>3.1</b> | <b>Controle de processos</b>                                           | <b>14</b> |
| 3.1.1      | Controle Convencional                                                  | 15        |
| 3.1.2      | Controle Avançado                                                      | 16        |
| 3.1.3      | Avanços no MPC                                                         | 18        |
| <b>3.2</b> | <b>Simuladores de processos</b>                                        | <b>19</b> |
| 3.2.1      | Aveva Process Simulation                                               | 21        |
| <b>3.3</b> | <b>Desenvolvimento Matemático do MPC</b>                               | <b>22</b> |
| <b>3.4</b> | <b>Elementos Finais de controle</b>                                    | <b>26</b> |
| <b>4</b>   | <b>MATERIAIS E MÉTODOS</b>                                             | <b>28</b> |
| <b>4.1</b> | <b>Estudo de caso 1: Mistura de Correntes</b>                          | <b>28</b> |
| <b>4.2</b> | <b>Estudo de caso 2: Separação em mistura água-metanol</b>             | <b>30</b> |
| <b>4.3</b> | <b>Descrição da implementação no Aveva Process Simulation</b>          | <b>31</b> |
| <b>5</b>   | <b>RESULTADOS E DISCUSSÕES</b>                                         | <b>45</b> |
| <b>5.1</b> | <b>Estudo de caso 1</b>                                                | <b>45</b> |
| 5.1.1      | Sistema em malha aberta                                                | 45        |
| 5.1.2      | Simulação em malha fechada com controladores PI                        | 46        |
| 5.1.2.1    | Aveva                                                                  | 47        |
| 5.1.2.2    | Python                                                                 | 50        |
| 5.1.3      | Controle MPC                                                           | 51        |
| <b>5.2</b> | <b>Estudo de caso 2</b>                                                | <b>54</b> |
| 5.2.1      | Sistema em malha aberta                                                | 54        |
| 5.2.2      | Sistema em malha fechada com controlador PI                            | 55        |
| 5.2.3      | Controle MPC                                                           | 57        |
| <b>5.3</b> | <b>Considerações Gerais</b>                                            | <b>59</b> |
| <b>6</b>   | <b>CONCLUSÃO</b>                                                       | <b>61</b> |
|            | <b>REFERÊNCIAS</b>                                                     | <b>62</b> |
|            | <b>APÊNDICE A – INTEGRAÇÃO ENTRE PYTHON E AVEVA PROCESS SIMULATION</b> | <b>65</b> |

## 1 INTRODUÇÃO

O objetivo fundamental de uma planta química é transformar matérias-primas em produtos com valor agregado, proporcionando um retorno financeiro superior ao investimento inicial. Para viabilizar esse processo, diversas etapas são necessárias, desde a formulação do projeto conceitual até o desenvolvimento do projeto detalhado da unidade industrial. Durante esse ciclo de elaboração, é essencial compreender o comportamento operacional da planta, sendo a simulação computacional um recurso indispensável para a análise e otimização dos processos.

As simulações computacionais têm sido amplamente utilizadas na indústria de processos por permitirem a avaliação de diferentes cenários operacionais sem a necessidade de testes físicos, os quais demandam tempo e alto investimento. Como destacado por Ito et al. (2020), os simuladores de processo são fundamentais para prever o desempenho do sistema e identificar condições ideais de operação, minimizando custos e riscos operacionais. Para que a simulação seja representativa do fenômeno em estudo, é necessário que o processo físico seja traduzido em modelos matemáticos capazes de reproduzir, com razoável precisão, o comportamento dinâmico do sistema.

A modelagem matemática de processos químicos baseia-se na formulação de equações que descrevem os fenômenos físicos envolvidos, por meio da aplicação de leis de conservação (massa, energia e quantidade de movimento), balanços de espécies e expressões cinéticas ou empíricas (RICE; DO; MANEVAL, 2023). Tais modelos são, por definição, simplificações da realidade, mas devem manter a fidelidade necessária para representar o processo de forma adequada, de modo a subsidiar a tomada de decisão. Uma vez formulado, o modelo pode ser implementado em simuladores de processo, que constituem ferramentas computacionais poderosas voltadas à análise, otimização e controle de plantas químicas (UGWUANYI et al., 2024).

Nesse contexto, destaca-se o *AVEVA Process Simulation (APS)*, um software de simulação avançado que possibilita a construção de uma "*Digital Twin*", ou "gêmeo digital", do processo. Essa réplica digital corresponde a uma representação virtual e dinâmica de uma planta real, integrando informações operacionais e modelos físicos para criar uma plataforma de análise orientada por dados (JUNG, 2020). O APS ainda se sobressai por sua capacidade de integração com ferramentas como Python e Excel, ampliando as possibilidades de manipulação de dados, controle e automação.

A engenharia de processos, por sua vez, busca não apenas modelar e simular o processo em análise, mas também desenvolver estratégias para sua operação eficiente e segura. Isso inclui o desenvolvimento de sistemas de controle, cuja finalidade é manter variáveis-chave (como temperatura, pressão e vazão) dentro de faixas desejadas, por meio da manipulação de variáveis de entrada. A técnica mais tradicional é o controle por realimentação (feedback), que atua corrigindo o sistema somente após a detecção de desvios provocados por perturbações, o que pode resultar em impactos indesejáveis na qualidade do produto (PEREIRA et al., 2019).

Diante das limitações do controle convencional, como a resposta instável e desempe-

nho precário em rejeitar perturbações em sistemas altamente não lineares (VEGA; VASQUEZ-GUEVARA; CAMACHO, 2025), estratégias mais sofisticadas vêm sendo adotadas. Entre elas, destaca-se o Model Predictive Control (MPC), ou controle preditivo baseado em modelo (BEQUETTE, 2023). Nessa abordagem, um problema de otimização é resolvido a cada instante de amostragem. Para isso, variáveis de processo são previstas a partir de um modelo matemático e, então, utilizadas como restrições do problema de otimização, no qual as ações de controle constituem as variáveis de decisão. Esse método permite prevenir a violação de restrições, além de levar algumas variáveis a pontos ótimos enquanto outras são mantidas dentro de faixas específicas (SEBORG et al., 2010).

Assim, este trabalho de conclusão de curso tem como objetivo explorar estratégias de controle em malhas de processo químico, utilizando ferramentas de simulação e linguagens de programação. Inicialmente, são aplicadas técnicas de controle convencional em um sistema de mistura de correntes e outro que lida com o controle de vazão em uma torre de separação. Posteriormente, esses mesmos sistemas são controlados por meio de uma abordagem avançada utilizando o MPC, com o auxílio da linguagem Python como plataforma de implementação e teste dos algoritmos de controle.

## 2 OBJETIVOS

Este trabalho tem como objetivo simular modelos dinâmicos no software de simulação Aveva Process Simulation e avaliar a integração entre este simulador e a linguagem Python para a implementação estratégias de controle avançado.

Os objetivos específicos são:

1. Avaliar potenciais estudos de caso para simulação dinâmica utilizando o simulador de modelos rigorosos Aveva Process Simulation;
2. Aplicar técnicas de controle convencional, através do PID;
3. Adotar o método avançado como estratégia de controle, ao aplicar o MPC;
4. Avaliar a magnitude da conexão entre o simulador e a linguagem de programação Python;
5. Utilizar o simulador para implementação de estratégias de controle e avaliar sua aplicação didática.

### 3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA E FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

#### 3.1 Controle de processos

A sala de controle é um dos pontos vitais para a operação do processo, visto que o controle de processos é uma área indispensável para a segurança e eficiência do sistema (NIU; XIAO, 2022). Por isso, a fim de garantir o desempenho operacional, é essencial atenção especial à instrumentação, como sensores, transmissores e atuadores, assim como a interação entre diferentes times da fábrica, como de manutenção.

A pirâmide da automação é um conceito utilizado dentro da área de controle industrial para demonstrar a hierarquia dos sistemas de controle. De acordo com Niu e Xiao (2022), essa ordem obedece o esquema da Figura 1, onde cada camada depende da anterior para funcionar, além de servir como base para o nível acima.

Figura 1 – Hierarquia Funcional e Temporal dos Sistemas de Controle em Plantas Industriais.



Adaptado de Niu e Xiao (2022)

Sendo assim, na base da pirâmide se encontra a infraestrutura física, onde o processo físico, com todos seus equipamentos, se encontra. A seguir, há o nível da instrumentação, com todos dispositivos utilizados para mensurar variáveis, como sensores e transmissores. Seguindo a ordem, encontra-se a camada de controle convencional, onde localizam-se técnicas mais comuns, como o PID. Sendo assim, na quarta camada encontra-se controladores mais sofisticados, por exemplo, com a aplicação do MPC.

Como nota-se na pirâmide de automação, o controle avançado está localizado logo abaixo da camada de otimização em tempo real. Isto é, ele atua como uma camada supervisória por fornecer pontos de ajuste de controle aos controladores regulatórios no nível inferior, geralmente controladores PID que manipulam diretamente as variáveis do processo. Portanto, essa hierarquia é capaz de combinar a capacidade preditiva do MPC com a resposta ágil de controladores convencionais (??).

A terceira camada, de otimização em tempo real (RTO), aplica modelos matemáticos, com auxílio de funções financeiras e acesso em tempo real ao dados, para maximizar os lucros da planta. Ademais, a segunda camada trata de aspectos de gerenciamento da planta, como planejamento e programação do inventário e questões logísticas. Por fim, a camada do topo é responsável por apoiar o gerenciamento corporativo, onde decisões de negócios a longo prazo são decididas.

Esses dados ascendem ao topo em escalas temporais e de operação distintas para cada camada da hierarquia. Entretanto, reflete a interação entre o âmbito operacional e corporativo, evidenciando aspectos da Indústria 4.0. Logo, compreender os conceitos abordados pela pirâmide permite projetar arquiteturas de controle mais eficientes e integrar sistemas.

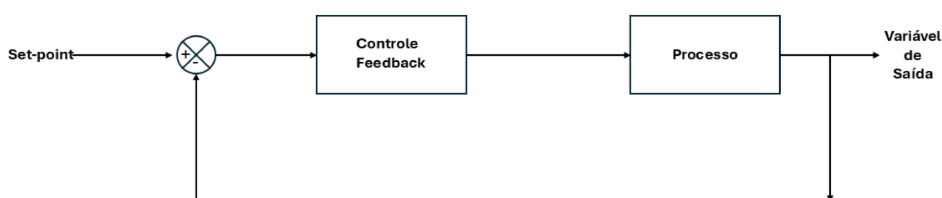
Com foco na automação industrial, existem diversas técnicas empregadas que podem ser aplicadas na malha de controle, com a finalidade de minimizar perturbações e garantir a estabilidade do processo. Por exemplo, o controle convencional, que envolve controles feedback e feedforward, assim como controles complexos, como o MPC (Model Predictive Control), ou seja, Modelo de Controle Preditivo.

Por fim, destaca-se que o intuito do trabalho não é aplicar o MPC como um substituto do PID, mas buscar explorar diferentes métodos de controle de processos.

### 3.1.1 Controle Convencional

No controle convencional, também conhecido como controle feedback, ou seja, por realimentação, uma variável de saída do sistema é medida e comparada com uma referência desejada, denominada set-point. A partir dessa comparação, uma ação de controle é tomada para ajustar a discrepância observada. Nesse tipo de controle, não é necessário conhecer previamente as perturbações que afetam a variável controlada (GARCIA, 2018), o que pode tornar o processo de controle mais complexo. Na Figura 2, mostra-se um esquema do controle por realimentação, omitindo-se elementos como sensor e o atuadores.

Figura 2 – Diagrama representativo do esquema de controle feedback, ou retroalimentação.



Fonte: Autor

A Equação 3.1 representa a função transferência na forma paralela deste algoritmo de controle, sem filtros derivativos (SEBORG et al., 2010).

$$G(s) = K_c \left[ 1 + \frac{1}{\tau_I s} + \tau_D s \right] \quad (3.1)$$

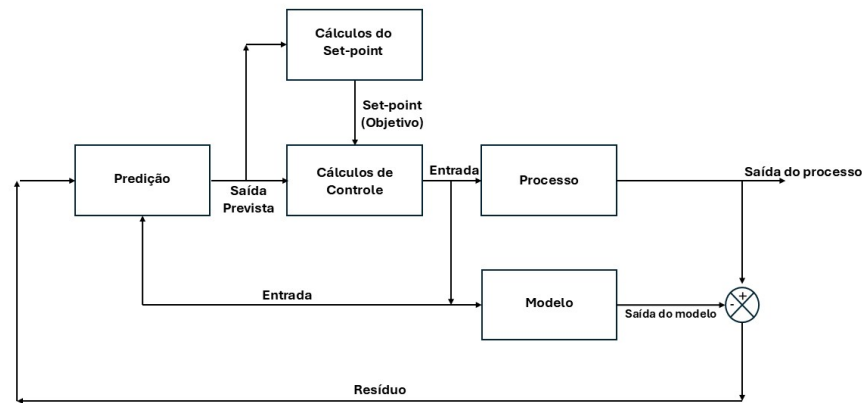
Primeiramente, deve-se definir o ganho proporcional do controlador,  $K_c$ , o qual está relacionado com a agressividade das ações de controle, pois com o aumento deste valor a tendência é reagir mais intensamente aos erros. Enquanto a constante de tempo integrativa,  $\tau_I$ , busca eliminar o erro em regime permanente e valores mais altos tendem a levar a uma ação mais lenta da integral. Por fim, há o tempo derivativo,  $\tau_D$ , relacionado à ação derivativa, que antecipa mudanças na variável de processo, entretanto esse fator pode levar a amplificação de ruídos, comum em sensores.

Outra estratégia de controle básico que pode ser encontrada no meio industrial são as estruturas de controle feedforward, com uma abordagem antecipatória, cujo objetivo é prever e minimizar as perturbações antes que elas impactem a saída do processo. Ao contrário do controle feedback, que reage às perturbações somente após seu efeito no processo, o controle feedforward atua corrigindo a entrada do sistema antes que qualquer alteração afete a variável de saída. No entanto, a modelagem e a medição precisas das perturbações são fatores que podem dificultar sua implementação em larga escala, por isso só é viável quando instalado em conjunto com um controle feedback (SEBORG et al., 2010).

### 3.1.2 Controle Avançado

Além dessas estratégias convencionais, existem alternativas mais avançadas e sofisticadas. Um exemplo é o Controle Preditivo Baseado em Modelo (MPC), que pode ser empregado para enfrentar diversos desafios, como a otimização do desempenho do processo, resultando em benefícios econômicos que os controles convencionais não conseguem oferecer (ALHAJERI et al., 2022). Isso envolve o MPC tomar ações de controle com base na solução de um problema de otimização, que abrange uma função objetivo sujeita às dinâmicas do modelo e às restrições impostas (TANG et al., 2023), conforme ilustrado na Figura 3.

Figura 3 – Diagrama representativo do esquema de controle avançado preditivo.



Fonte: Autor(2025)

O MPC emerge como uma estratégia promissora de controle em várias aplicações industriais por ser capaz de lidar com limites de variáveis e sistemas de múltiplas entradas e saídas (MIMO, do inglês Multiple-Input-Multiple-Output) (LIN, 2023). Um dos motivos que tornam o MPC uma estratégia de controle eficiente é o fato de apresentar uma performance de controle aprimorada na redução de oscilações, nos tempos de estabilização e no tratamento de interação entre malhas, especialmente para sistemas mal-condicionados e fortemente não lineares (LIU et al., 2023). Entretanto, para isso, demanda um conhecimento aprofundado do processo químico, algo que pode ser complexo, e sua precisão está diretamente associada a esse fator.

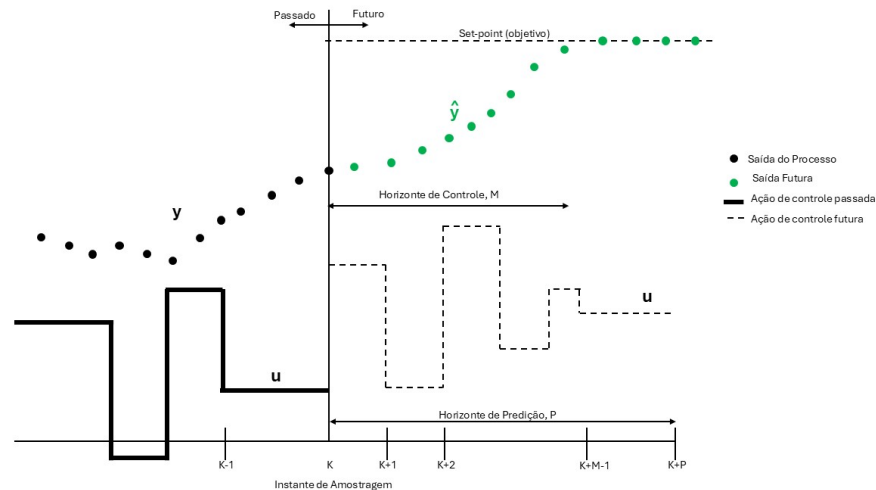
Sabe-se que o MPC é uma estratégia de otimização, algo que poderia torná-lo complexo e exigir muitos especialistas, pois trata-se da manipulação de entidades matemáticas e, a depender das não linearidades e variáveis do sistema, poderia desacelerar o desenvolvimento de projetos. Entretanto, o MPC define seus objetivos por meio da otimização baseada nos modelos do processo. Sendo assim, a formulação implícita, a flexibilidade e o uso de modelos podem ser algumas vantagens dessa estratégia de controle avançado, justificando sua popularização na comunidade de engenharia (SCHWENZER et al., 2021).

Os cálculos feitos pelo MPC baseiam-se tanto nos valores atuais das variáveis de saída controladas, quanto na predição desses valores, pois o objetivo é determinar uma sequência de ações de controle, como representado pela linha pontilhada na Figura 4, que leve a saída controlada do sistema ao seu *set-point*. No esquema da figura, observa-se o atual valor da variável controlada, a saída predita  $\hat{y}$  e a entrada manipulada  $u$  para um sistema SISO.

Em um dado instante  $k$ , que representa o instante atual de amostragem, o MPC resolve um problema de otimização em um horizonte de controle e obtém uma sequência de  $M$  variáveis

de decisão igual a  $\{u(k+i-1), i=1,2,\dots,M\}$ , isto é, ações de controle. O último valor dessa sequência é mantido constante ao longo do horizonte de predição  $P$ , como ilustrado na Figura 4. O número de predições  $P$  refere-se ao horizonte de predição, enquanto o número de ações de controle  $M$  é dito horizonte de controle.

Figura 4 – Diagrama representativo da ação de controle preditivo.



Fonte: Adaptado de (SEBORG et al., 2010)

Um estudo conduzido por Liu et al. (2023) buscou comparar o controle PID com técnicas mais avançadas, como o MPC, na obtenção de carbonatos de alta pureza, sendo estes o carbonato de metila (EMC) e o carbonato de dietila (DEC), que são utilizados como solventes em eletrólitos de baterias de lítio. No estudo, notou-se o melhor desempenho do MPC comparado ao PID; por exemplo, quando o set-point de temperatura foi ajustado, o controle avançado demonstrou melhor capacidade de seguir essa alteração, fazendo-a de forma mais suave e precisa.

Uma métrica usada para avaliar o desempenho de controladores é a integral do erro ao quadrado (ISE, do inglês Integral of Squared Error). Por meio desse método, o erro ao quadrado é calculado ao longo do tempo e somado. Por meio dessa estratégia, grandes erros são penalizados, enquanto pequenos erros por um período mais longo são tolerados (ANCHAN; RAO, 2020). No experimento de Liu et al. (2023), o MPC foi o método de controle que apresentou os menores valores de ISE, evidenciando uma resposta mais precisa, com menor número de oscilações.

### 3.1.3 Avanços no MPC

O MPC é amplamente reconhecido por sua capacidade de lidar com processos multivariáveis e restrições operacionais, o que o torna altamente atrativo para aplicações em engenharia química. No entanto, sua implementação prática ainda enfrenta desafios significativos, principalmente relacionados à alta demanda computacional e à dependência de modelos matemáticos

precisos dos sistemas em estudo. Em aplicações de controle em tempo real, como em conversores de potência multinível e multifásicos, a complexidade do MPC aumenta exponencialmente com a dimensionalidade do sistema. Isso pode resultar em elevada exigência computacional, dificultando sua aplicação direta em ambientes industriais com restrições no que se refere ao tempo de amostragem disponível para a resolução do problema de otimização (WANG et al., 2022).

Diante desses desafios, o avanço de técnicas de análise de dados e aprendizado de máquina, impulsionado pela era do Big Data, tem proporcionado novas possibilidades para superar as limitações computacionais e modelar sistemas físicos complexos com maior eficiência. Entre essas abordagens, destacam-se os métodos de aprendizado profundo (deep learning – DL), como as redes neurais artificiais (Artificial Neural Networks – ANNs), que vêm sendo cada vez mais integradas ao controle de processos. Tais modelos são capazes de ajustar milhares de parâmetros de forma eficiente, capturando comportamentos altamente não lineares e dinâmicas complexas que frequentemente desafiam os modelos tradicionais baseados em primeiros princípios (REN et al., 2022).

Uma das estratégias mais eficazes na literatura recente é o treinamento offline de redes neurais com dados de entrada e saída produzidos por um controlador MPC virtual. Essa abordagem híbrida permite que o desempenho do MPC seja preservado, ao mesmo tempo em que sua complexidade computacional é substancialmente reduzida. A substituição do modelo de predição tradicional por uma rede neural treinada simplifica a formulação matemática do problema de controle, viabilizando a utilização de modelos de ordem elevada com menor carga computacional durante a operação online (WANG et al., 2022). Além disso, essa técnica contribui para a robustez do sistema, permitindo maior tolerância a incertezas e perturbações externas.

Outros estudos recentes reforçam essa tendência. Segundo Zhu et al. (2025), a integração entre controle preditivo e aprendizado de máquina cria um sistema menos sensível aos erros do modelo e ajudou a reduzir custos com energia. Opalic et al. (2022) também destacam que, com o uso de MPC assistido por aprendizado de máquina, é possível antecipar limites operacionais e prevenir violações de segurança, promovendo maior eficiência, sustentabilidade e confiabilidade na operação de plantas químicas.

Portanto, a incorporação de algoritmos de aprendizado de máquina ao controle avançado representa uma evolução promissora na área de engenharia de processos. Essa integração oferece caminhos viáveis para aumentar a eficiência operacional, reduzir o custo computacional e possibilitar o controle de sistemas complexos e não lineares em tempo real, consolidando o MPC como uma ferramenta ainda mais poderosa para a indústria 4.0.

### **3.2 Simuladores de processos**

Uma indústria busca modos de maximizar a produção com a diminuição dos custos. Para tal finalidade, é preciso explorar diferentes possibilidades de operação, para que o processo seja operável e viável economicamente. Sendo assim, a simulação é a aplicação de um modelo com

o objetivo de encontrar estratégias que possam solucionar problemas ou responder a questões acerca do sistema (VELTEN; SCHMIDT; KAHLEN, 2024). Por isso, a simulação dos processos por meio de programas ou softwares especializados é bastante utilizada, já que possibilita a otimização de sistemas através do estudo de modos de operação no ambiente virtual, do estacionário ao dinâmico.

Por meio da análise do processo pode-se encontrar formas de minimizar a produção de produtos indesejados ou danosos ao meio ambiente, evitando tratamentos complexos. Além disso, por meio da otimização, o ponto de equilíbrio entre custos operacionais e o capital pode ser determinado (BEER; DEPEW, 2021). No decorrer dessa análise, identificam-se etapas que limitam o potencial do processo, os chamados gargalos do sistema, e então estudam-se maneiras viáveis de torná-lo mais rentável.

Para que a simulação seja significativa, ela deve buscar expressar de modo mais fiel o comportamento do processo. Ademais, os sistemas reais são compostos de diversos fenômenos físicos, os quais podem ser modelados por meio de equações matemáticas. Essas expressões podem ser lineares ou não, assim como podem estar na forma de inequações ou equações diferenciais, ordinárias ou parciais (VERMA, 2015).

Os modelos utilizados nas simulações são responsáveis por classificar o seu tipo, que pode ser um modelo em estado estacionário ou dinâmico, determinístico ou estocástico, assim como contínuo ou discreto (VERMA, 2015). No modelo estacionário, as variáveis não estão acopladas ao tempo, enquanto no modelo contínuo as variáveis do processo são descritas em função do tempo. A diferença entre modelos determinísticos e estocásticos recai sobre o uso de parâmetros e variáveis probabilísticas, ausentes em modelos determinísticos. Por fim, modelos contínuos representam o fenômeno por equações diferenciais e modelos em tempo discreto usam pontos específicos no tempo.

As simulações demandam uma capacidade computacional significativa, pois precisam de diversos dados para validar o experimento digital. Esses softwares utilizam valores de diversas propriedades físico-químicas de componentes puros e misturas, assim como parâmetros de modelos termodinâmicos para descrever a fenomenologia do processo. Por isso, também é preciso ser criterioso no momento de escolher a tabela de propriedades adotada; um estudo deve ser feito para identificar os melhores parâmetros que se encaixam nas condições de simulação.

Alguns softwares simuladores como o Aspen HYSYS e o Aspen Plus, desenvolvidos pela AspenTech, são amplamente reconhecidos como ferramentas de referência na modelagem e simulação de processos químicos e petroquímicos. O Aspen Plus é voltado para processos de estado estacionário, com forte capacidade para design e otimização, enquanto o HYSYS foca em processos de óleo e gás, sendo eficiente também em simulações dinâmicas. Ambos oferecem bibliotecas extensas de modelos termodinâmicos e cinéticos, além de suporte à integração com ferramentas de controle avançado e otimização de processos, como MPC e Real-Time Optimization (RTO) (ASPENTECH, 2023). Segundo estudo de Tangsriwong et al. (2020), o Aspen apresenta elevada confiabilidade em simulações com reações múltiplas e separações complexas.

Desenvolvido pela Honeywell, o UniSim Design é um simulador de processos que oferece capacidades robustas para modelagem de processos contínuos e descontínuos, especialmente nas indústrias de petróleo, gás e energia. Ademais, ele compartilha similaridades de estrutura e interface com o Aspen Plus e HYSYS (USMANI et al., 2020), sendo concorrente direto. Além disso, o UniSim apresenta pacotes específicos para a área de sustentabilidade, como para captura e armazenagem de carbono (*CCS – Carbon Capture and Storage*, em inglês) (HONEYWELL, 2025).

Entretanto, o Aspen Plus e HYSYS, assim como o UniSim, são plataformas que exigem a compra de uma licença, algo que pode dificultar seu uso mais generalizado. Então, alternativas acessíveis aos softwares comerciais, existem os simuladores de código aberto, como o DWSIM e o COCO Simulator, especialmente adequados ao meio acadêmico para a introdução de conceitos de simulação.

Ademais, ambos os softwares apresentam finalidades distintas diante de suas características. Enquanto o DWSIM suporta simulações em estado estacionário e dinâmico (DWSIM, 2025), o COCO lida apenas com modelos em estado estacionário e estrutura modular (SIMULATOR, 2025), além de apresentar um pacote termodinâmico mais limitado.

Por último, menciona-se o Aveva Process Simulation, simulador rigoroso de processos utilizado neste projeto, que tem sido amplamente adotado pela indústria, principalmente em setores como petróleo, gás, químicos e energias renováveis (AVEVA, 2025). Seu grande diferencial é a habilidade de operar orientado a equações de modo nativo, além de oferecer uma estrutura e interface integradas. Entretanto, o APS não oferece um suporte para métodos de controle avançado, como o MPC.

Portanto, é preciso compreender a dinâmica do processo para escolher o simulador de processos adequado. Além da aplicação industrial, esses softwares constituem uma ferramenta de ensino em universidades, pois possibilitam a visualização de diferentes processos químicos de modo mais simplificado. Assim como, permitem ao aluno explorar diferentes cenários de simulação e analisar o comportamento do processo e possibilita o estudo de diversas disciplinas, como controle de processos e operações unitárias (CELESTINO; VALENTE, 2021).

### 3.2.1 Aveva Process Simulation

O Aveva Process Simulation (APS) é um software robusto e moderno projetado para otimizar o design, a operação e o desempenho de processos industriais. Atualmente, ele oferece grandes vantagens, como a modelagem de diversas operações unitárias, principalmente pelo fato de o APS ser orientado a equações (KESTERING et al., 2023), permitindo uma representação mais precisa do comportamento físico do sistema. Assim, é possível modelar interações complexas, como transferências de calor e massa.

Esse simulador é capaz de integrar dados de todo o ciclo de vida da planta, desde o conceito inicial até a operação. Para isso, são adotados três modos de cálculo. O primeiro, denominado modelo de processo em estado estacionário, realiza cálculos de balanço de massa e

energia e faz o dimensionamento inicial. Existe também o modelo de projetado para o analisar a dinâmica dos fluidos, com base na pressão (AVEVA, 2025). Por fim, há o modelo dinâmico, no qual é possível adicionar malhas de controle após a validação das propriedades do sistema (VOIGT, 2019).

Um recurso inovador e abrangente que o APS possibilita é o uso da tecnologia "Digital Twins", isto é, gêmeos digitais. Esse recurso é uma representação virtual dinâmica e em tempo real do processo físico, construído com base em dados operacionais, simulações e modelos preditivos. Segundo Grieves (2014), considerado um dos idealizadores do conceito, o gêmeo digital possibilita a análise, simulação e otimização contínua de sistemas reais, promovendo economia de recursos e aumento da eficiência operacional.

Então, o conjunto de ferramentas, bibliotecas e convenções presentes no APS possibilita a formulação de um gêmeo digital. Algo além de elaborar e simular modelo fenomenológico, isso viabiliza, por exemplo, a otimização energética de unidades de produção, a melhoria no controle de qualidade e a prevenção de paradas não programadas. Por isso, o uso de gêmeos digitais permite que os engenheiros químicos testem cenários operacionais, calibrem modelos com dados de campo, antecipem falhas e tomem decisões com base em análises preditivas (AVEVA, 2025).

O APS é uma plataforma que oferece suporte a ferramentas externas, como o Excel e outros softwares. Dessa forma, pode-se utilizar linguagens de programação, como Python, para realizar rotinas de melhoria de desempenho. Isso é especialmente interessante, já que essas ferramentas possuem pacotes de otimização que podem ser aplicados na malha de controle do projeto, contribuindo para a eficiência e a precisão dos processos.

### 3.3 Desenvolvimento Matemático do MPC

O MPC se baseia com a resolução de um problema de otimização a cada instante  $k$ , isto é, implica, neste caso, em minimizar uma função objetivo, usualmente quadrática. Primeiramente, acompanha-se o desenvolvimento da função objetivo e em seguida os modelos usados para o MPC (BEQUETTE, 2023).

A função objetivo quadrática é a mais utilizada, a qual é uma soma dos quadrados dos erros previstos, isto é, a diferença entre os valores de referência e as saídas preditas pelo modelo, e dos movimentos de controle, mudanças na ação de controle a cada instante. Para um horizonte de predição  $P$  e um horizonte de controle  $M$ , a função objetivo de mínimos quadrados pode ser descrita conforme a Equação 3.2, adaptada de (BEQUETTE, 2023).

$$\Phi = w_y \sum_{i=1}^P (r_{k+i} - \hat{y}_{k+i})^2 + w_u \sum_{i=0}^{M-1} \Delta u_{k+i}^2 \quad (3.2)$$

em que:

- $\hat{y}$  representa a saída prevista pelo modelo,
- $r$  é o valor de referência (set-point),

- $\Delta u$  é a variação do sinal de controle entre dois instantes consecutivos,
- $w_u$  é um peso atribuído às variações das ações de controle,
- $w_y$  é um peso atribuído às variações do erro futuro,
- $k$  indica o instante de tempo atual.

O problema de otimização é tipicamente formulado como uma minimização da função objetivo  $\phi$ , sujeita a equações do modelo e restrições, visto na Equação 3.3. Para isso, calcula-se os  $M$  movimentos de controle, levando em consideração a dinâmica do processo, isto é, as equações que o modelam, e as restrições de entradas e saídas.

$$\min_{\Delta u_k, \dots, \Delta u_{k+M-1}} \Phi \quad (3.3)$$

O próximo passo é determinar o modelo adotado, sendo que existe uma diversidade que pode ser aplicada a fim de calcular os valores previstos das variáveis de saída do processo, os quais são utilizados na função objetivo. Como as saídas são avaliadas em tempo discreto, faz sentido usar modelos discretos para a predição da saída.

É comum o uso do modelos finitos de resposta ao degrau, FSR (na sigla em inglês, *Final Step Response*), o qual é obtido aplicando-se uma mudança unitária na entrada de um processo em regime estacionário. Então, os coeficientes do modelo são os valores da saída em cada passo de tempo, isto é,  $s_i$  representa o coeficiente da resposta ao degrau para o  $i$ -ésimo instante de amostragem após a mudança unitária na entrada. O modelo de resposta ao degrau é o vetor dos coeficientes de resposta ao degrau:

$$S = [s_1 \quad s_2 \quad s_3 \quad s_4 \quad s_5 \quad \dots \quad s_N]^T \quad (3.4)$$

Onde o comprimento do modelo  $N$  é definido de forma a garantir que os coeficientes permaneçam relativamente constantes. Isso significa que o processo deve estar próximo de alcançar um novo estado estacionário.

O controle por matriz dinâmica, ou, Dynamic Matrix Control (DMC), em inglês, é uma formulação do MPC com grande aceitação industrial, sendo desenvolvida pela Shell Oil Company entre as décadas de 1960 e 1970. Este é um modelo que usa a resposta ao degrau, o qual apresenta a forma vista na Equação 3.5. Na qual  $\hat{y}_k$  representa o modelo preditivo no instante  $k$  e  $u_{k-N}$  a entrada manipulada em  $N$  instantes passados.

$$\hat{y}_k = \sum_{i=1}^N s_i \Delta u_{k-i} + s_N u_{k-N} \quad (3.5)$$

Note-se que é praticamente impossível que o valor de saída medido e o predito sejam iguais no mesmo instante. Portanto, a quantificação dessa diferença é dita perturbação aditivo,  $d_k$ , representado Equação 3.6.

$$d_k = y_k - \hat{y}_k \quad (3.6)$$

O valor predito corrigido é representado pela variável  $\hat{y}_k^c$ , a qual seria o valor real medido no instante k.

$$\hat{y}_k^c = \hat{y}_k + d_k \quad (3.7)$$

De modo similar, o valor de saída corrigido no primeiro instante no futuro pode ser escrito na seguinte forma.

$$\hat{y}_{k+1}^c = s_1 \Delta u_k + \sum_{i=2}^{N-1} s_i \Delta u_{k+1-i} + s_N u_{k-N+1} + \hat{d}_{k+1} \quad (3.8)$$

Diante disso, para o j-ésimo instante no futuro, obtemos a equação seguinte, evidenciando os efeitos passados e futuros de movimentos de controle.

$$\hat{y}_{k+j}^c = \underbrace{\sum_{i=1}^j s_i \Delta u_{k+j-i}}_{\text{Efeito de ação futura}} + \underbrace{\sum_{i=j+1}^{N-1} s_i \Delta u_{k+j-i} + s_N u_{k-N+j}}_{\text{Efeito de ação passada}} + \underbrace{\hat{d}_{k+j}}_{\text{Termo de correção}} \quad (3.9)$$

Na forma matricial, um horizonte de previsão com P e um horizonte de controle M, é representado a seguir.

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \hat{y}_{k+1}^c \\ \hat{y}_{k+2}^c \\ \vdots \\ \hat{y}_{k+j}^c \\ \vdots \\ \hat{y}_{k+P}^c \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} s_1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ s_2 & s_1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \cdots \\ s_j & s_{j-1} & s_{j-2} & \cdots & s_{j-M+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_P & s_{P-1} & s_{P-2} & \cdots & s_{P-M+1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ \Delta u_{k+1} \\ \vdots \\ \Delta u_{k+M-2} \\ \Delta u_{k+M-1} \end{bmatrix} \\ &+ \begin{bmatrix} s_2 & s_3 & \cdots & s_{N-2} & s_{N-1} \\ s_3 & s_4 & \cdots & s_{N-1} & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ s_{P+1} & s_{P+2} & \cdots & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_{k-1} \\ \Delta u_{k-2} \\ \vdots \\ \Delta u_{k-N+2} \end{bmatrix} \\ &+ s_N \begin{bmatrix} u_{k-N+1} \\ u_{k-N+2} \\ \vdots \\ u_{k-N+P} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_{k+1} \\ d_{k+2} \\ \vdots \\ d_{k+P} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.10)$$

A Equação 3.10 pode ser representada usando a notação em forma matricial, como a seguir.

$$\hat{Y}^c = S_f \Delta u_f + S_{\text{past}} \Delta u_{\text{past}} + S_N u_p + \hat{d} \quad (3.11)$$

Onde o termo  $\hat{Y}^c$  representada a saída predita corrigida,  $S_f \Delta u_f$  agrupa os efeitos atuais e futuros das ações de controle,  $S_{\text{past}} \Delta u_{\text{past}} + S_N u_p$  implica nos efeitos das ações de controles passadas e por último,  $\hat{d}$  que refere-se às perturbações preditas.

Na Equação (3.11), a resposta de saída corrigida-prevista é composta por duas partes distintas. A primeira delas é a chamada "resposta forçada", que incorpora as contribuições dos movimentos de controle atuais e futuros. Além disso, há a "resposta livre", que consiste nas mudanças de saída previstas caso não haja movimentos de controle futuros. A diferença entre a trajetória do set-point ( $r$ ) e as previsões futuras é detalhada a seguir.

$$r - \hat{Y}^c = r - [S_{\text{past}} \Delta u_p + S_N u_p + \hat{d}] - S_f \Delta u_f \quad (3.12)$$

Desse modo, a Equação 3.12 pode ser escrita evidenciando a "resposta livre",  $E$ , e a "resposta forçada",  $-S_f \Delta u_f$ , como a seguir.

$$E^c = E - S_f \Delta u_f \quad (3.13)$$

Então, a função objetivo, apresentada na Equação 3.2 assume a seguinte forma.

$$\Phi = w_y \sum_{i=1}^P (e_{k+i})^2 + w_u \sum_{i=0}^{M-1} (\Delta u_{k+i})^2 \quad (3.14)$$

Os termos da Equação 3.14 podem ser escritos na forma de matriz-vetor, mostrada a seguir.

$$w_y \sum_{i=1}^P (e_{k+i}^c)^2 = w_y \begin{bmatrix} e_{k+1}^c & e_{k+2}^c & \cdots & e_{k+P}^c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_y & 0 & 0 & 0 \\ 0 & w_y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & w_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_{k+1}^c \\ e_{k+2}^c \\ \vdots \\ e_{k+P}^c \end{bmatrix} = W_y (E^c)^T E^c \quad (3.15)$$

$$\begin{aligned} w_u \sum_{i=0}^{M-1} (\Delta u_{k+i})^2 &= w_u \cdot \begin{bmatrix} \Delta u_k & \Delta u_{k+1} & \cdots & \Delta u_{k+M-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ \Delta u_{k+1} \\ \vdots \\ \Delta u_{k+M-1} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \Delta u_k & \Delta u_{k+1} & \cdots & \Delta u_{k+M-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_u & 0 & 0 & 0 \\ 0 & w_u & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & w_u \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ \Delta u_{k+1} \\ \vdots \\ \Delta u_{k+M-1} \end{bmatrix} \\ &= \Delta u_f^T W \Delta u_f \end{aligned}$$

Portanto, a função objetivo pode ser representada do seguinte modo.

$$\Phi = (E^c)^T W_y E^c + (\Delta u_f)^T W_u \Delta u_f \quad (3.16)$$

A qual está sujeita à restrição de igualdade da equação de modelagem da Equação 3.17.

$$E^c = E - S_f \Delta u_f \quad (3.17)$$

Substituindo 3.17 em 3.16, obtem-se a Equação 3.18.

$$\Phi = (E - S_f \Delta u_f)^T (E - S_f \Delta u_f) + (\Delta u_f)^T W \Delta u_f \quad (3.18)$$

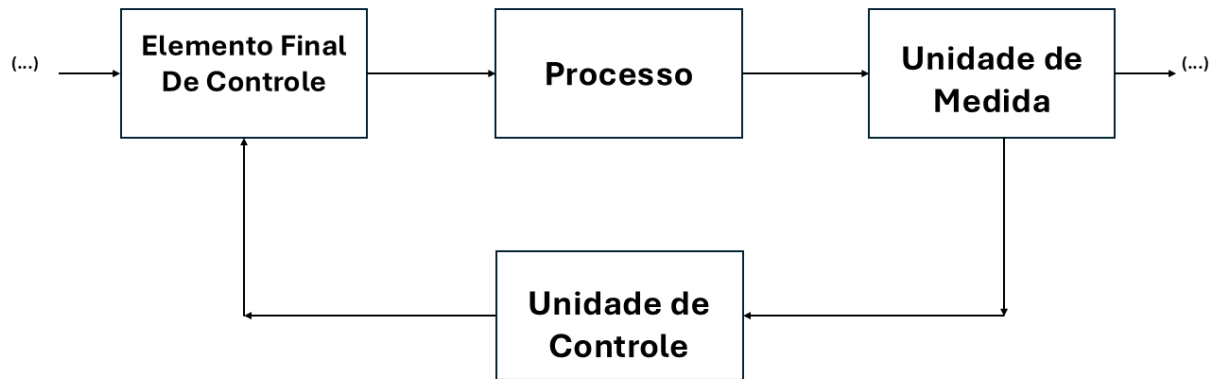
### 3.4 Elementos Finais de controle

Elementos finais de controle são dispositivos que atuam diretamente no processo, projetados para executar a ação mecânica enviado por um controlador. Isto é, eles são responsáveis por ajustar diretamente a variável manipulada, como fluxo, nível ou temperatura, com a finalidade de manter a variável controlador dentro do valor de referência, o *set – point*. Então, os dispositivos mais comuns que pertencem a essas classes são, por exemplo, bombas, uma selenóide, motores elétricos e válvulas.

As válvulas representam o elemento final de controle mais comum em malhas de controle fechadas, inclusive a compra de válvulas já chegaram a representar cerca de 5% dos custos totais de uma indústria química (RIBEIRO, 1999). As válvulas de controle são fundamentais nos sistemas de automação industrial, pois regulam o fluxo de líquidos e gases em processos como trocas térmicas, controle de pressão ou enchimento de tanques. Apesar de sua importância, esses dispositivos muitas vezes recebem pouca atenção, mesmo estando expostos a condições severas de operação, como alta pressão, temperatura, corrosão e contaminação. Em essência, a válvula de controle atua como uma resistência ajustável no sistema de tubulação, sendo frequentemente comparada a um orifício de abertura variável (INDÚSTRIA, 2008).

Por consistir em um dispositivo com restrição variável à passagem de algum fluxo, a aplicação mais relevante da válvula está no controle automático e contínuo do processo. Então, conforme exposto na Figura 5, o elemento final de controle age de acordo com as orientações da unidade de controle, a qual recebe a medida da grandeza do processo monitorada.

Figura 5 – Diagrama representativo de uma malha fechada.



Fonte: Adaptado de (INDÚSTRIA, 2008).

A válvula pode ser dividida em duas partes, o corpo é responsável pela ação mecânica, deslocando a peça móvel de modo linear ou rotativa a fim de controlar o escoamento. Enquanto isso, o atuador, elemento do controle de processos, proporciona a força motriz ao funcionamento do dispositivo, a qual pode ocorrer de cinco modos: pneumático a mola e diafragma, pneumático a bastão, elétrico, elétrico-hidráulico e hidráulico. Além disso, a atuação do controlador sobre a válvula de controle precisa ser cuidadosamente ajustada para evitar acionamentos excessivos, os quais podem acelerar o desgaste dos componentes mecânicos da válvula. Por isso, é importante avaliar, no contexto do seu processo industrial, se a configuração atual do controle está adequada e contribui para a durabilidade do equipamento (INDÚSTRIA, 2008).

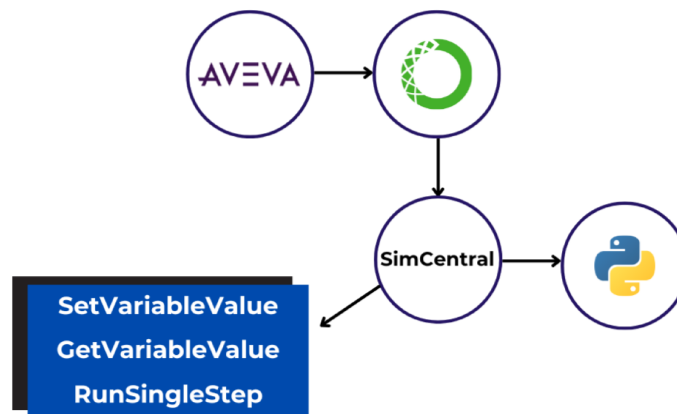
Um fator importante na escolha de uma válvula é o Coeficiente de Vazão,  $C_v$ , definido como a quantidade de água a 60 °F, medida em galões, que passa por determinada restrição em 1 minuto, com perda de carga de 1 psi (CAMPOS; TEIXEIRA, 2010), logo quanto maior esse valor, maior a vazão que o dispositivo suporta. Esse parâmetro é calculado de modo experimental no processo, de modo que a válvula escolhida deve possuir um  $C_v$  nominal maior que o obtido em experimento. Desse modo é possível operar o processo com um controle preciso de fluxo e evitar problemas de perda de pressão.

Portanto, um elemento final de controle é o dispositivo final da formulação de estratégias de controle e engloba todo o estudo feito em simulações. Desse modo, a pesquisa desenvolvida busca explorar o controle de processo, através da aplicação de diferentes métodos em controladores e sua sintonia. Sendo assim, é possível avaliar o comportamento do sistema diante perturbações, compreender aplicações reais em indústrias e ambientes educacionais.

## 4 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste trabalho, utiliza-se os recursos disponíveis na plataforma Aveva Process Simulation para elaborar os modelos dos processos, isto é, ajustar as linhas de processo entre os equipamentos adequados. Em seguida, para estabelecer a conexão com a linguagem de programação Python, é necessário criar um arquivo no Jupyter Notebook, a partir do software Anaconda, uma IDE (Integrated Development Environment), um ambiente de desenvolvimento integrado. Desse modo, aplica-se as bibliotecas SimCentral, assim como alguns comandos principais, como exposto na Figura 6, disponibilizadas pelos desenvolvedores do APS, para extrair as informações essenciais ao controle e executar a sintonia do processo.

Figura 6 – Fluxograma de comunicação entre as ferramentas.



Fonte: Autor(2025).

Visto que o objetivo do trabalho é o desenvolvimento de técnicas de controle através de diferentes métodos, então o primeiro estudo de caso é simples. Desse modo, pode-se explorar o ambiente de simulação e a sintonia nas técnicas de controle, principalmente o MPC, que exige mais tempo para implementação. Além disso, serve para a validação de dados do Aveva pelo Python, para demonstrar que o controle pelo Python constitui uma ferramenta eficiente e confiável.

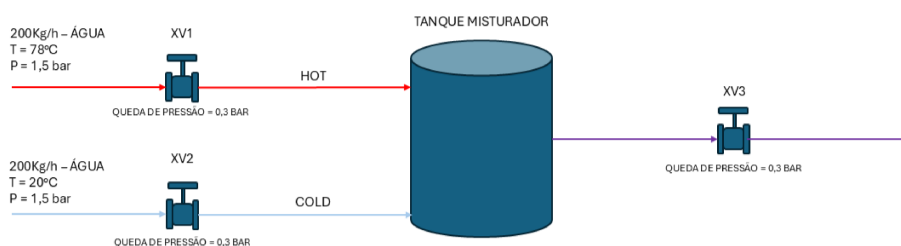
Assim como, ao compreender a aplicação do MPC em um sistema mais simples, pode-se aplicá-lo em uma malha mais complexa, no controle da vazão de alimentação de um estudo de caso já construído pela plataforma. Sendo assim, é possível explorar o controle de outro tipo de variável e economizar tempo na implementação da simulação.

### 4.1 Estudo de caso 1: Mistura de Correntes

A figura apresentada em Figura 7 esquematiza o primeiro estudo de caso. Destaca-se que o sistema trata de uma mistura de correntes, no qual o fluido aplicado é a água pura. Ademais,

há duas entradas no sistema, uma definida como "HOT", quente, por apresentar uma temperatura mais elevada ao da segunda entrada, denominada "COLD", fria. Ambas correntes de entrada possuem a mesma vazão mássica e o intuito do processo é a homogeneização térmica das correntes através de um tanque misturar, com apenas uma saída. Além disso, há três válvulas no sistema, as quais oferecem a mesma queda de pressão, uma presente em cada entrada e outra na linha de saída do sistema, sendo capazes de regular o fluxo.

Figura 7 – Esquema do processo de mistura de correntes.



Fonte: Autor (2025).

A primeira corrente de entrada, identificada como "HOT", por causa da temperatura do fluido, é composta por água com uma vazão mássica de 200 kg/h, temperatura de 78°C, e pressão de 1,5 bar. Esta corrente passa por um elemento final de controle, a válvula denominada "XV1", a qual impõe uma queda de pressão de 0,3 bar. Com isso, a pressão efetiva do fluido ao adentrar o misturador reduz-se para 1,2 bar.

A segunda corrente de entrada, denominada "COLD", por possuir uma temperatura menor se comparada a primeira corrente, apresenta as mesmas características de vazão e pressão, 200 kg/h e 1,5 bar, respectivamente, porém a temperatura é inferior, igual a 20°C. Esta corrente passa pela válvula de controle "XV2", com oferece uma queda de pressão de 0,3 bar ao fluido, resultando que a pressão de entrada dessa corrente no tanque seja aproximadamente 1,2 bar.

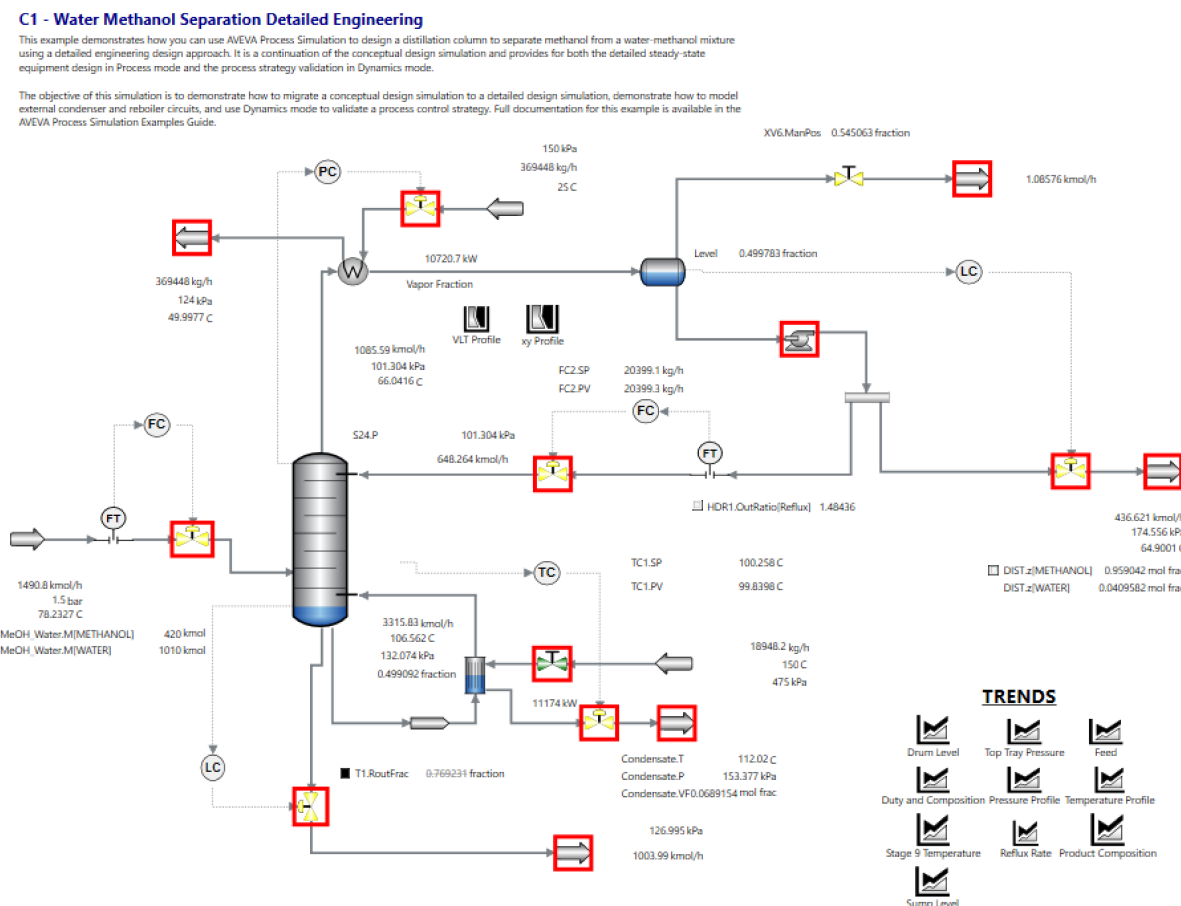
A corrente de saída do tanque segue por uma terceira válvula de controle, identificada como XV3, que também proporciona uma queda de pressão de 0,3 bar. Assim, considerando uma pressão de 1,2 bar no interior do misturador, equilibrada com as pressões das correntes de entrada após as quedas nas válvulas, a pressão da corrente de saída é estimada em cerca de 0,9 bar. Essa corrente contém o fluido já misturado, com temperatura estabilizada, podendo ser direcionada a processos posteriores ou etapas de controle térmico.

As válvulas XV1, XV2 e XV3 permitem ajustes de vazão e regulagem da pressão em cada linha do sistema. Ademais, os dados das correntes estão agrupados na tabela 1.



de controle através da malha de controle associada a corrente de alimentação. Isto é, o objetivo é validar o processo efetuado no artigo de Bezerra, Rocha e Lanza (2025). Portanto, o estudo de caso em questão é formulado a partir de uma simulação previamente implementada e distribuída juntamente com o APS representado na Figura 9.

Figura 9 – Simulação implementada no Aveva Process Simulation.

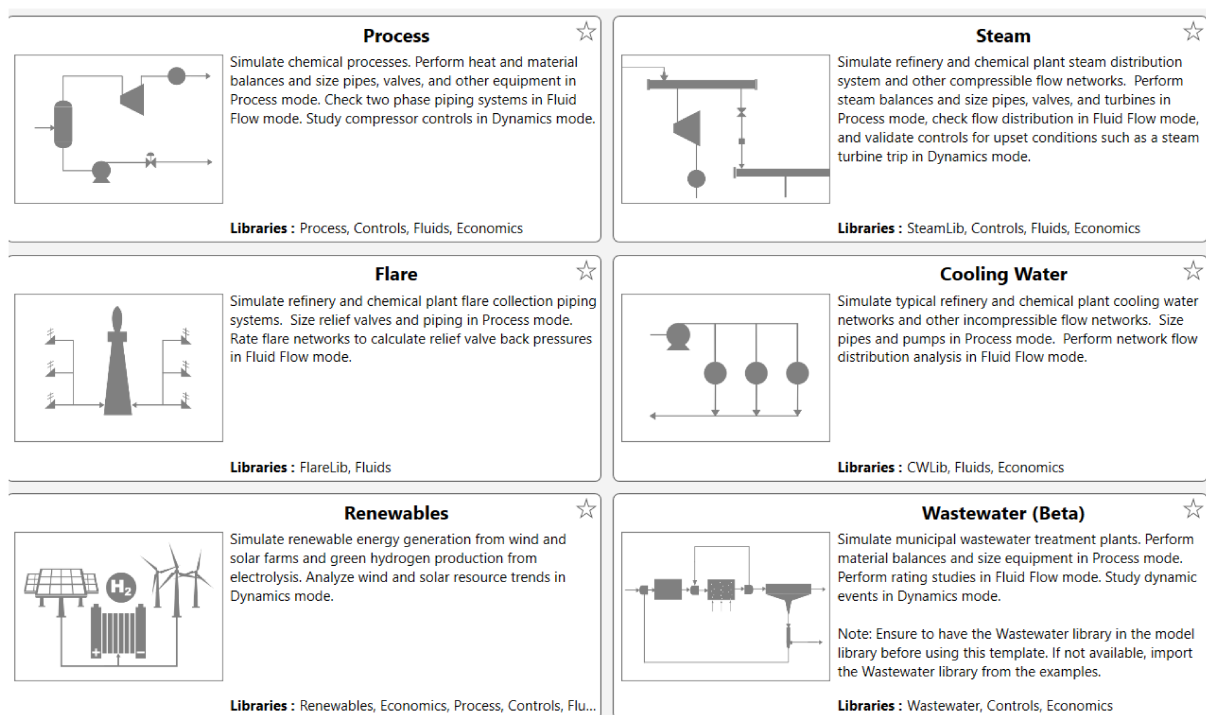


Fonte: Captura de tela do Aveva.

### 4.3 Descrição da implementação no Aveva Process Simulation

A implementação demonstrada abaixo trata apenas do primeiro estudo de caso, de modo que explicita o passo a passo da aplicação das ferramentas da plataforma. Primeiramente, ao abrir o programa, a interface da Figura 10 é exposta, com algumas opções de simulação. A opção "Process" é voltada para simulação de processos químicos mais gerais, com dimensionamento de tubulações e válvulas, essa é a opção utilizada neste trabalho. Ademais, existe o modelo "Steam" voltada para simulação de distribuição de vapor, a opção "Flare" voltada para redes de alívio e queima por tocha, em "Cooling Water" a simulação é direcionada para sistemas de resfriamento, "Renewables" permite-se gerir processos de geração de energia renovável e, por fim, o "Wasterwater" para sistemas de tratamento de águas residuais.

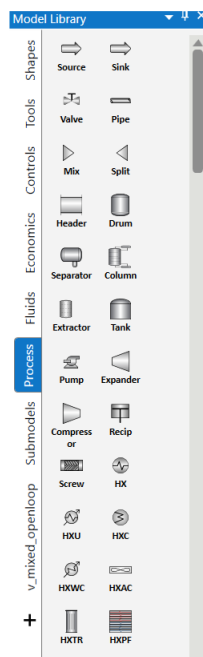
Figura 10 – Interface inicial Aveva.



Fonte: Captura de tela do Aveva.

Ao selecionar o modelo "Process", uma aba à esquerda é exibida, denominada "Model Library", que seria a livraria da simulação, conforme a Figura 11, a qual agrupa configurações por semelhança. Em "Shapes" há elementos para representação visual e organização do fluxograma, enquanto "Tools" reúne ferramentas de suporte à simulação, como calculadores e gráficos, em "Controls" há os blocos para instrumentação e controle de processos. Ademais, "Economics" agrupa componentes para análise econômica do processo, em "Fluids" pode-se fazer a configuração dos fluidos do processo e "Process" agrupa os principais equipamentos de processos industriais. Por fim, "Submodels" permite o uso de modelos personalizados ou reutilizáveis previamente criados, enquanto a última aba, "v\_mixed\_openloop", contém o nome da simulação e agrupa ferramentas customizadas para a simulação em estudo.

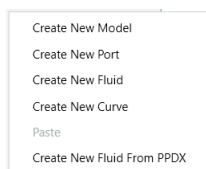
Figura 11 – Aba lateral do "Process".



Fonte: Captura de tela do Aveva.

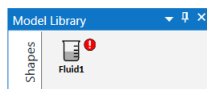
Antes de começar a construção da simulação, é fundamental para o funcionamento do sistema a escolha do pacote termodinâmico do fluido, assim como as fases envolvidas. Pois, somente através dessas informações é possível que o software seja capaz de adotar os modelos corretos para os cálculos das propriedades do fluido. Para isso, ao estar na aba com o nome da simulação, é necessário clicar com o botão direito do mouse no espaço vazio, o qual exibe as opções mostradas na Figura 12, deve-se selecionar a opção "Create New Fluid". Em seguida, no topo da aba "Model Library", o símbolo para configurar o fluido aparece, conforme a Figura 13.

Figura 12 – Submodelo da simulação.



Fonte: Captura de tela do Aveva.

Figura 13 – Fluido para definição.



Fonte: Captura de tela do Aveva.

Ao clicar no símbolo para configurar o fluido, a tela da Figura 14 é exibida. Na seção *General*, o usuário define parâmetros básicos e gerais do fluido, como o nome (*FluidType*), o nome do projeto é exibido em "Library" e, opcionalmente, uma descrição em "Description". Também há a escolha do *ThermoType*, que define o comportamento do fluido.

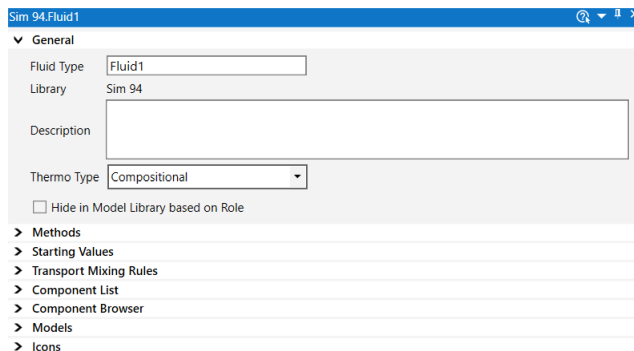
A aba *Methods* permite a seleção dos métodos termodinâmicos que serão utilizados para o cálculo das propriedades do fluido. Esses métodos incluem modelos clássicos como Peng-Robinson, Soave-Redlich-Kwong (SRK), NRTL e UNIQUAC, cada um com suas particularidades em termos de aplicabilidade e precisão.

Na aba *StartingValues*, o usuário define os valores iniciais de pressão, temperatura e composição das correntes associadas ao fluido. Esses valores são utilizados como ponto de partida para os algoritmos de solução do simulador e são especialmente relevantes em simulações dinâmicas ou com múltiplas fases. Já a aba *TransportMixingRules* trata da definição das regras de mistura para propriedades de transporte, como viscosidade, condutividade térmica e difusividade.

A aba *ComponentList* é responsável pela seleção dos componentes químicos que compõem o fluido. Essa lista é extraída do banco de dados interno do AVEVA, que inclui substâncias puras com propriedades físico-químicas completas, como massa molar, ponto de ebulição, calor específico, e coeficientes de Antoine. Após a seleção, é possível utilizar a aba *ComponentBrowser* para visualizar detalhes adicionais de cada componente, revisar dados termodinâmicos e ajustar parâmetros, se necessário, com base em dados experimentais ou necessidades do processo.

A seção *Models* permite ao usuário associar modelos específicos, como de reação. Por fim, a aba *Icons* oferece a opção de personalizar a representação gráfica do fluido na tela de simulação, o que, embora não interfira nos cálculos, contribui para a organização visual do fluxograma e melhora a clareza durante a modelagem.

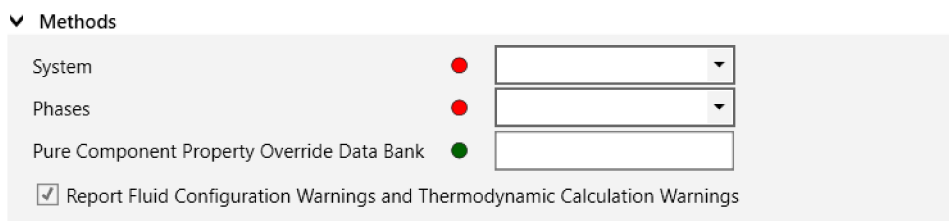
Figura 14 – Configuração do fluido.



Fonte: Captura de tela do Aveva.

Primeiramente, configura-se a aba "*Methods*" e conforme nota-se na Figura 15, há dois campos obrigatórios, destacados pelo círculo vermelho, o primeiro define o modelo termodinâmico que descreva adequadamente o comportamento do fluido e o segundo é usado para especificar as fases envolvidas durante a simulação. Nesse estudo, adotou-se o modelo de Peng-Robinson (PR), e apenas a fase líquida, já que não há possibilidade de vaporização da água, diante as temperaturas adotadas.

Figura 15 – Aba de especificações do fluido no Aveva.



Fonte: Captura de tela do Aveva.

Após os parâmetros necessários serem selecionados, a aba "*Methods*" fica igual exposta na Figura 16.

Figura 16 – Especificações inseridas para o fluido no Aveva Process Simulation.

▼ Methods

System ● Peng-Robinson (PR)

Binary Interaction Banks System:SIMSCI Expand

Alpha Selection Default - Acentric Factor Formulation

Alpha Data Banks System:SIMSCI Expand

☐ Include Fugacity Coefficient Variables in Fluid State

Phases ● Liquid Only

Liquid Enthalpy Default - System

Liquid Density Default - API

Pure Component Property Override Data Bank ●

☒ Report Fluid Configuration Warnings and Thermodynamic Calculation Warnings

Fonte: Captura de tela do Aveva.

Em seguida, na aba "*ComponentList*", representada na Figura 17, é necessário inserir o componente do fluido. No campo selecionado em azul digita-se "Water" e clica-se no símbolo de adição, desse modo água é listada como um dos componentes, conforme mostrado na Figura 18.

Figura 17 – Aba de inserção de componentes do Aveva.

▼ Component List

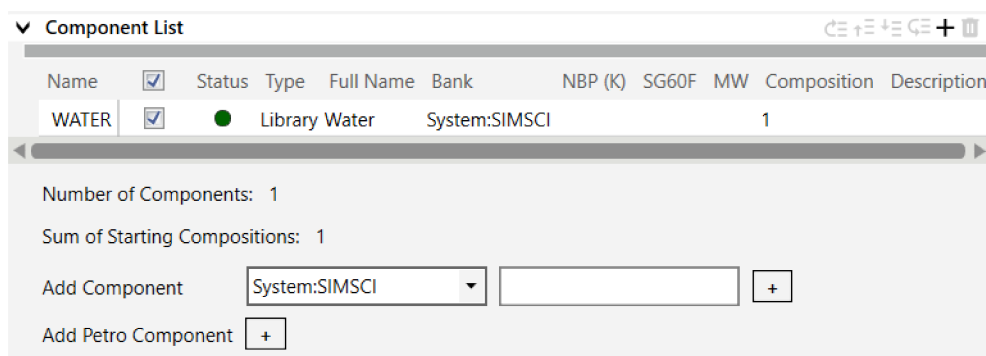
| Name                            | Status | Type | Full Name | Bank | NBP (K) | SG60F | MW | Composition | Description |
|---------------------------------|--------|------|-----------|------|---------|-------|----|-------------|-------------|
| Number of Components: 0         |        |      |           |      |         |       |    |             |             |
| Sum of Starting Compositions: 0 |        |      |           |      |         |       |    |             |             |

Add Component System:SIMSCI +

Add Petro Component +

Fonte: Captura de tela do Aveva.

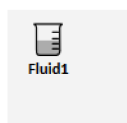
Figura 18 – Lista de componentes do fluido.



Fonte: Captura de tela do Aveva.

Por fim, essas são as configurações obrigatórias para caracterizar o fluido. Não foram adotados valores iniciais, os quais poderiam ter sido inseridos na aba "Starting Values", pois adota-se os valores da corrente do sistema. Desse modo, o símbolo do fluido está pronto para uso e não deve possuir pontos de exclamação, de acordo com a Figura 19.

Figura 19 – Símbolo do Fluido.



Fonte: Captura de tela do Aveva.

Após o fluido ser definido, pode-se configurar a primeira corrente de entrada, clica-se em "Source", que configura as entradas do sistema, e arrasta-se o símbolo para a interface em branco. Conforme a Figura 20, uma entrada está inserida, mas o símbolo de exclamação alerta que mais dados precisam ser informados.

Figura 20 – Símbolo do "Source", entrada.

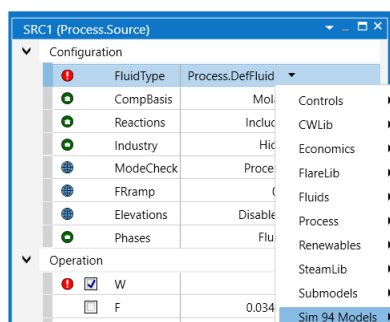


Fonte: Captura de tela do Aveva.

Ao clicar na seta representada por "SRC1", abre-se as configurações para a entrada do sistema. Primeiramente, é preciso selecionar o fluido da simulação, em "FluidType", clicando-

se na seta para baixo são abertas as opções, mostradas na Figura 21. Para encontrar o fluido configurado na simulação, deve-se descer até a última opção, que contém o nome da simulação, onde estão agrupados os fluidos criados.

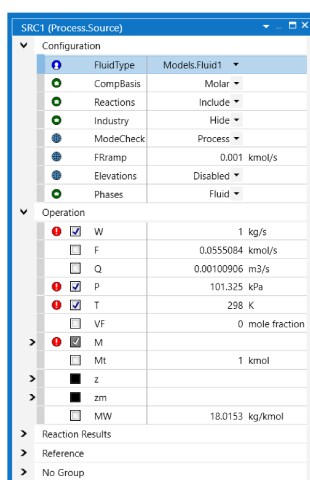
Figura 21 – Configurações do tipo de fluido.



Fonte: Captura de tela do Aveva.

Após os dados do fluido serem carregados, o símbolo ao lado de "FluidType" muda para azul, como exposto na Figura 22. Em seguida, é necessário inserir os valores da corrente "HOT" em "W", que indica o valor da vazão, "P" representa a pressão, "T" a temperatura e "M" para indicar a proporção dos componentes da corrente. Neste caso, neste caso a corrente é composta apenas por água, como indicado na figura, então pode-se segurar a tecla SHIFT e clicar na interrogação ao lado de "M", para confirmar o valor existente. Todos esses campos são sucedidos das suas respectivas unidades, as quais podem ser alteradas. Os campos "F" e "Q" indicam outras unidades para mensurar a vazão.

Figura 22 – Configurações do tipo de fluido definida.

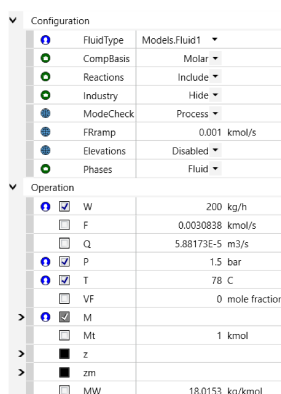


Fonte: Captura de tela do Aveva.

Por fim, com todos valores inseridos, clica-se no nome "SRC1" duas vezes para alterar o nome da corrente para "HOT", a qual deve possuir as configurações conforme a Figura 23.

A criação da outra corrente, "COLD", ocorre de modo análogo, atentando-se à temperatura diferente.

Figura 23 – Configurações da corrente "HOT".



Fonte: Captura de tela do Aveva.

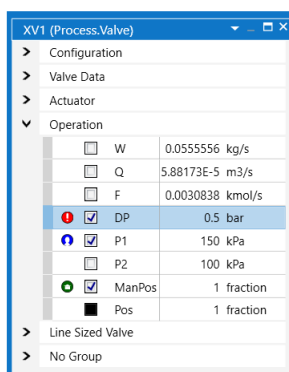
Em seguida, deve-se definir os dados da válvula, com o símbolo exposto na Figura 24. Para isso, arrasta-se a válvula para área de simulação e então liga-se a saída da corrente ao lado esquerdo da válvula. Após isso, clica-se duas vezes na válvula para alterar os dados de funcionamento, conforme exposto na Figura 25. Nesta tela, deve-se alterar a queda de pressão, "DP", para 0.3 bar e a abertura da válvula, "ManPos", para 0.5, deixando a válvula com metade da sua capacidade máxima. A outra válvula deve ser configurada de modo semelhante.

Figura 24 – Símbolo da Válvula.



Fonte: Captura Aveva Process Simulation.

Figura 25 – Configurações da válvula.



Fonte: Captura de tela do Aveva.

Como o objetivo é apenas misturar correntes para troca térmica, sem reação, usa-se o misturador, equipamento representado na Figura 26. Após conectar a saída das duas válvulas na entrada, lado esquerdo, do misturador, não é necessário realizar nenhuma configuração dentro dele.

Figura 26 – Misturador "Mix".



Fonte: Captura de tela do Aveva.

Em seguida, mais uma válvula deve ser inserida no sistema, com a mesma queda de pressão das anteriores, mas com "ManPos" igual a 1, por isso ela deve ficar verde, como a Figura 27.

Figura 27 – Válvula "XV3".



Fonte: Captura de tela do Aveva.

Por último, deve-se inserir a saída da simulação, apresentado pelo "Sink", conforme a Figura 28. Como essa ferramenta representa apenas a corrente de saída do sistema, somente é necessário conectar a saída do misturador na entrada do "Sink". Deste modo,

Figura 28 – Saída do sistema, "Sink".



Fonte: Captura de tela do Aveva

O software disponibiliza uma maneira de acompanhar o progresso da simulação. Isto é, informa se todos os dados de entrada, conforme os graus de liberdade, foram inseridos, assim como se a simulação está devidamente especificada e resolvida. Isso pode ser visualizado se os três campos do "Solution Status" estiverem com ícones verdes, como evidenciado pela Figura 29.

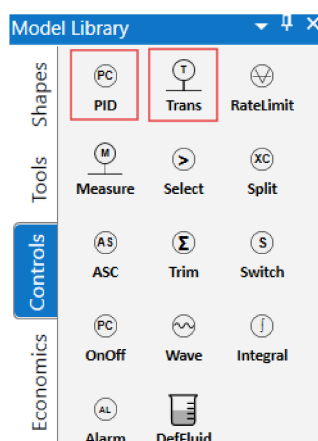
Figura 29 – Aba do Solution Status.



Fonte: Captura de tela do Aveva.

Em seguida, para elaborar a simulação em malha fechada para moderar a temperatura, é preciso adicionar os blocos de controle, isto é, o controlador e o transmissor, disponíveis na aba lateral esquerda denominada "Controls". Conforme a imagem Figura 30, o controlador convencional é representado pelo nome "PID" e o transmissor pelo "Trans".

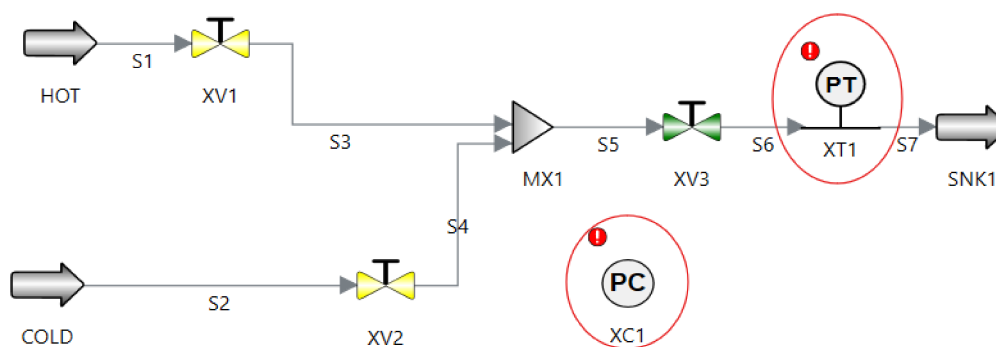
Figura 30 – Aba "Controls"destacando-se o bloco "PID".



Fonte: Captura de tela do Aveva.

O bloco responsável por mensurar e transmitir a grandeza, chamado de "XT1", neste caso a temperatura, deve ser posicionado entre "MX1" e "SNK1", para medir o valor entre esses pontos. Enquanto o bloco do controlador, denominado "XC1" pode ser alocado próximo do medidor e da válvula manipulada, neste caso, a "XV2", localizada logo após a entrada "COLD", conforme a figura Figura 31.

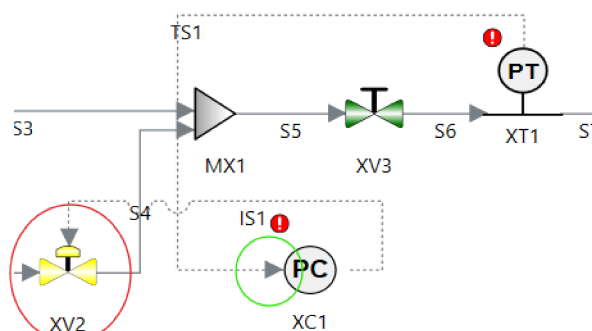
Figura 31 – Posição dos blocos de controle.



Fonte: Captura de tela do Aveva.

Após isso, ao posicionar o mouse sobre o bloco de medição aparece uma animação de flechas, então deve-se pressionar no ponto indicado e arrastar até o controlador "PID" e animação ocorre novamente, com o nome "Input", sinalizando a entrada do sinal do transmissor. De modo semelhante, agora é preciso posicionar o mouse no bloco "PID" que destaca o "Output", o qual deve ser conectado no topo da válvula "XV2". Portanto, o sistema deve estar conforme a Figura 32, na qual o círculo vermelho representa a saída do controlador e a parte destacada em verde aponta a entrada do controlador, determinada pelo sinal enviado através do elemento "XT1".

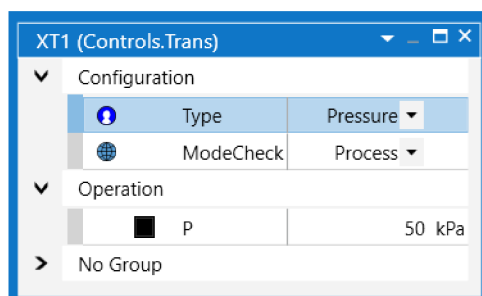
Figura 32 – Entradas e saídas do bloco PID.



Fonte: Captura de tela do Aveva.

Para apagar os sinais de alerta acima dos blocos, é preciso definir as configurações. Então, ao clicar no bloco "XT1" o painel mostrado na Figura 33 é exibido, e deve-se alterar, através da seta para baixo, "Pressure", pressão, para "Temperature", temperatura.

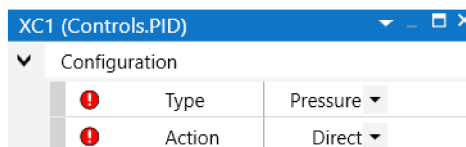
Figura 33 – Painel do transmissor "XT1".



Fonte: Captura de tela do Aveva.

Ademais, no bloco do controlador, "XC1", em "Configuration" é preciso configurar os campos em destaque na Figura 34, isto é, primeiramente definir o "Type" como sendo a grandeza manipulada, neste caso a temperatura. A seguir, em "Action" é preciso definir se o modo de ação, no modo "Direct", se a variável controlada estiver acima do set-point, o controlador deve aumentar a variável manipulada, enquanto o inverso ocorre no modo "Reverse". Neste caso, como a função transferência possui ganho com sinal negativo, adota-se o modo reverso.

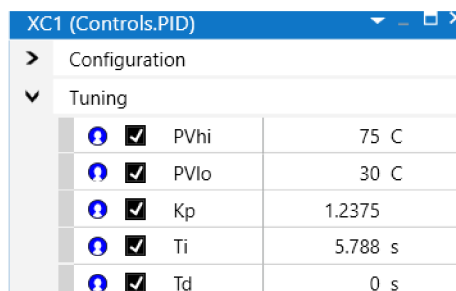
Figura 34 – Configurações do controlador.



Fonte: Captura de tela do Aveva.

Na seção "Tunning" do controlador ficam alocadas as configurações relacionadas a sintonia, representado na Figura 35. Então, "PVhi" indica o limite superior da variável de processo, a que está sendo controlada, isto é, a PV ("Process Variable") e em "PVlo" está localizado o limite inferior deste variável, os quais indicam o maior e o menor valor esperado ou permitido para a variável, respectivamente.

Figura 35 – Configurações da aba "Tunning".



| XC1 (Controls.PID) |                                          |         |
|--------------------|------------------------------------------|---------|
| Configuration      |                                          |         |
| Tuning             |                                          |         |
|                    | <input checked="" type="checkbox"/> PVhi | 75 C    |
|                    | <input checked="" type="checkbox"/> PVlo | 30 C    |
|                    | <input checked="" type="checkbox"/> Kp   | 1.2375  |
|                    | <input checked="" type="checkbox"/> Ti   | 5.788 s |
|                    | <input checked="" type="checkbox"/> Td   | 0 s     |

Fonte: Captura de tela do Aveva.

Além disso, "Kp" indica o ganho proporcional do controlador, responsável pela agressividade do controle. Enquanto isso, "Ti" é a constante de tempo da ação integrativa, que busca eliminar o erro. E por fim, a "Td", relacionado à ação derivativa, que antecipa mudanças na variável de processo. Ademais, os valores desses parâmetros da imagem mudam de acordo com a simulação, entretanto opta-se apenas pelo controle PI, apenas com parâmetros de controle Proporcional e Integrativo, pois a natureza do processo não exige o controle Derivativo, o qual poderia gerar instabilidade nas ações de controle.

## 5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

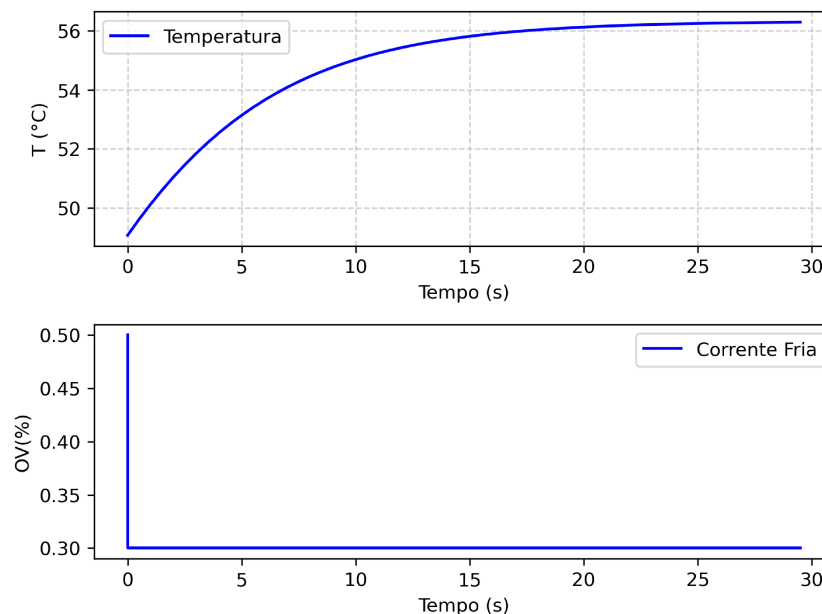
### 5.1 Estudo de caso 1

#### 5.1.1 Sistema em malha aberta

A fim de avaliar a dinâmica do sistema diante variações na vazão das correntes, a abertura das válvulas de entrada, corrente COLD e HOT, foram alteradas pela metade, a qual pode assumir valores entre 0 e 1. Sendo assim, permita-se a aplicação de mudanças repentinas, em forma degrau, da variável de entrada, a vazão mássica da corrente COLD, onde o fluido está com menor temperatura. Então, nesse instante o sistema está em um estado estacionário, com a temperatura de saída sendo de 49,07°C.

Posteriormente, aplicou-se a primeira variação ao sistema. Isto é, um degrau negativo foi aplicado na posição da válvula da corrente COLD, o qual reduziu a abertura da válvula de modo repentino, de 0,5 para 0,3. A partir deste instante, a resposta do sistema a essa mudança foi registrada ao longo do tempo, observando-se a resposta transiente até um novo estado estacionário ser alcançado. Desse modo, conforme a figura Figura 36, é possível analisar o comportamento dinâmico da temperatura de saída, a qual atinge a estabilidade em 56,30°C.

Figura 36 – Comportamento dinâmico do sistema em malha aberta no sistema de mistura de correntes.



Fonte: JupyterNotebook.

A curva de resposta apresenta uma dinâmica típica de sistemas de primeira ordem, os quais, tipicamente, constituem uma base experimental para o controle e sintonia (HUBA et al., 2021). Tal resposta reflete a inércia térmica do sistema, que atua como principal fator

determinante do tempo de resposta. Sendo assim, o comportamento observado pode ser modelado utilizando uma função de transferência de primeira ordem com tempo morto desprezível, dada pela Equação 5.1 abaixo.

$$G(s) = \frac{K}{\tau s + 1} \quad (5.1)$$

na qual:

- $K$  é o ganho do sistema.
- $\tau$  é a constante de tempo, que determina a velocidade da resposta.
- $s$  é a variável complexa de Laplace.

Com os dados obtidos da resposta em malha aberta, é possível estimar os parâmetros da função de transferência. Para encontrar o valor do ganho proporcional  $K$ , aplica-se os valores dos estados estacionários e do degrau na Equação 5.2 .

$$K = \frac{\Delta y}{\Delta u} \quad (5.2)$$

Considera-se que o processo possui dinâmica de primeira ordem, portanto, quando o tempo é igual à constante de tempo  $t = \tau$ , a resposta do sistema atinge aproximadamente 63,2% de seu valor final. Além disso, considera-se que o processo só atinge um novo estado estacionário quando  $t \rightarrow \infty$  (SEBORG et al., 2010). Dessa forma, pode-se utilizar a relação Equação 5.3 para determinar o valor da resposta em 63,2% do tempo e, a partir disso, identificar o instante em que esse valor foi alcançado. Sendo  $y(0)$  o valor do estado estacionário inicial do sistema,  $y_f$  o valor final, ou seja, após a aplicação da alteração degrau na entrada e  $y_{63,2\%}$  o valor de  $y$  para  $t = \tau$ .

$$y(\tau) = y(0) + 0.632(y_\infty - y(0)) \quad (5.3)$$

Os valores encontrados para  $K$  e  $\tau$  foram  $-36,30^\circ\text{C}$  e  $5,788\text{s}$ , respectivamente. Esses dados são utilizados para realizar a sintonia ao aplicar uma malha de controle.

### 5.1.2 Simulação em malha fechada com controladores PI

Ao implementar uma malha de controle nesse sistema opta-se pelo controle PI (Proporcional e Integral). Observa-se que a ação do controle integral é capaz de levar o sistema ao novo estado estacionário e eliminar o erro em regime permanente.

Para a sintonia do sistema de controle utilizou-se o método do *IMC* (Internal Model Control), já que o sistema foi modelado como uma função de transferência de primeira ordem sem tempo morto, isto é, o caso "A", representado na Tabela 2.

Tabela 2 – Parâmetros para controlador PID baseado no método IMC

| Caso | Modelo                                 | $K_c K$                          | $\tau_I$          | $\tau_D$                                |
|------|----------------------------------------|----------------------------------|-------------------|-----------------------------------------|
| A    | $\frac{K}{\tau s + 1}$                 | $\frac{\tau}{\tau_c}$            | $\tau$            | —                                       |
| B    | $\frac{K}{(\tau s + 1)(\tau_2 s + 1)}$ | $\frac{\tau_1 + \tau_2}{\tau_c}$ | $\tau_1 + \tau_2$ | $\frac{\tau_1 \tau_2}{\tau_1 + \tau_2}$ |
| C    | $\frac{K e^{-\theta s}}{\tau s + 1}$   | $\frac{\tau}{\tau_c + \theta}$   | $\tau$            | —                                       |

Fonte: Adaptado de (SEBORG et al., 2010).

Sendo assim, o primeiro passo é definir a constante de tempo em malha fechada, a constante de tempo desejada, um parâmetro de projeto do controlador, o qual utiliza o valor da constante de tempo da função de transferência,  $\tau$ , para sua determinação. Observa-se que a escolha da constante tempo em malha fechada, resultará em um controlador mais agressivo ou mais conservador, ou seja, valores de  $\tau_c$  muito pequenos vão resultar em um controlador PID mais agressivos e  $\tau_c$  grande implica em um controlador PID mais conservador.. Em seguida, o valor do ganho proporcional,  $K_c$ , pode ser determinado. Neste estudo trabalhou-se com dois valores de  $\tau_c$ , um sendo metade da constante de tempo e outro igual em valor, sendo assim,  $\tau_c = \frac{\tau}{2}$  e  $\tau_c = \tau$ , respectivamente. Entretanto, deve-se frisar que a constante de tempo integral,  $\tau_I$ , do controlador não se altera no método IMC, seu valor é igual ao  $\tau$  em todas simulações.

Desse modo, para  $\tau_c = \frac{\tau}{2}$ , como o valor de  $\tau$  é 5,788s, a  $K_c$  possui um valor de -0.055 °C. Enquanto para a  $\tau_c = \tau$ ,  $K_c$  assume o valor de -0.0275 °C.

#### 5.1.2.1 Aveva

A primeira simulação no Aveva Process Simulation em malha fechada ocorre sob os parâmetros do controlar igual a  $K_c = -0.055$  °C e  $\tau_c = 2.894$  s. Entretanto, as equações utilizadas pela plataforma para o cálculo do erro são distintas do modo teórico, exposta na Equação 5.4, sendo assim é preciso realizar ajustes para a correta comparação com o controlador no Python. Como o erro teórico é calculado conforme a Equação 5.5, a correção é feita por multiplicar o ganho proporcional do controlador por  $PVhi - PVlo$ , com os valores de 75°C e 30°C, respectivamente. Neste caso, para implementação do sistema de controle no APS, utiliza-se o valor ajustado de  $K_c = -2.475$  °C.

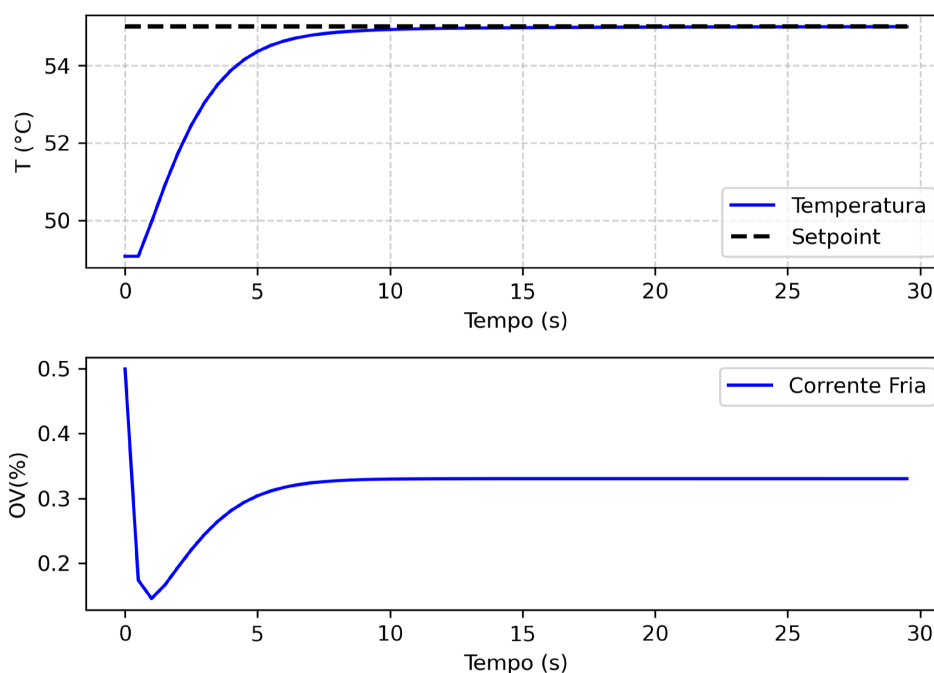
$$E1 = \frac{y_{sp} - y}{PVhi - PVlo} \quad (5.4)$$

$$E1 = y_{sp} - y \quad (5.5)$$

A simulação em malha fechada foi realizada a partir de uma alteração degrau no sinal de referência da malha de controle de 49.07°C para 55°C. O comportamento gráfico é exposto na Figura 37, onde a linha azul, denominada "XC1.SP (C)" determina o set-point e "SNK1.T (C)" representa a temperatura de saída do sistema. Nota-se que o sistema em malha fechada atinge a referência em aproximadamente 10 s.

Ademais, abaixo deste gráfico encontra-se o comportamento do atuador, isto é, abertura da válvula "XV2", o qual demonstra uma variação intensa logo após o degrau de entrada. Deve-se frisar que em aplicações reais isso pode levar a um desgaste mecânico, afetando a durabilidade do equipamento. Nota-se que a posição da válvula atinge um valor de aproximadamente 30%.

Figura 37 – Comportamento dinâmico do sistema em malha fechada de controle PI com  $K_c = -2.475 \text{ } ^\circ\text{C}$  e  $\tau_c = \frac{\tau}{2}$  no Aveva Process Simulation.



Fonte: JupyterNotebook.

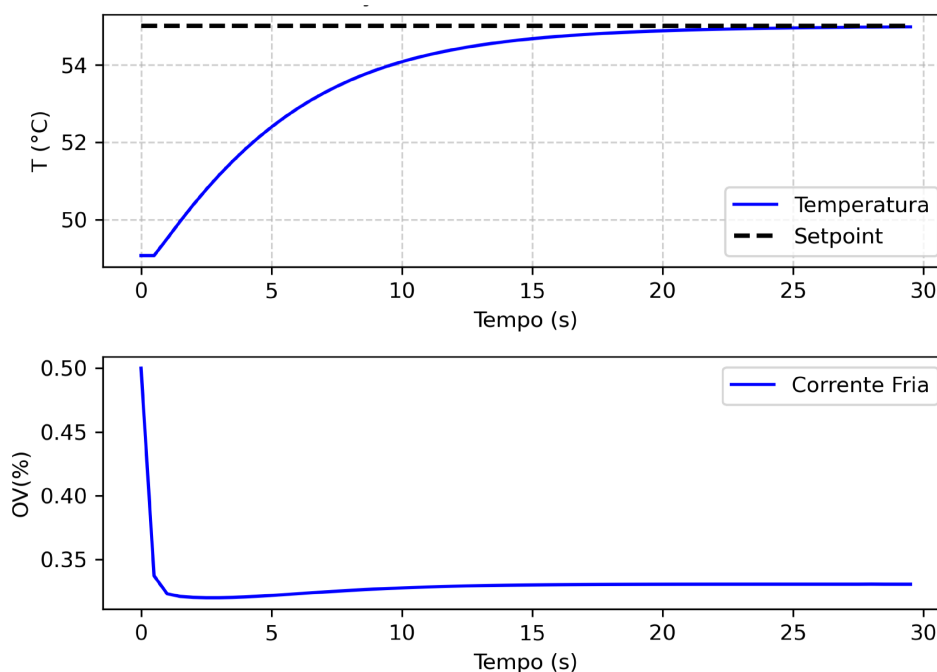
Para fins de comparação com diferentes valores de sintonia, realizou-se uma nova simulação considerando o controlador PI sintonizado pelo método IMC considerando  $\tau_c = \tau$ . Por isso, os parâmetros da segunda simulação no APS ocorre sob os parâmetros do controlar igual a  $K_c = -0.0275 \text{ } ^\circ\text{C}$  e  $\tau_c = 5.788$ . Sendo que o valor do ganho ajustado para o sistema de controle do APS foi de  $K_c = -1.2375$ .

Em seguida, realizou-se a simulação em malha fechada considerando-se o mesmo cenário para o rastreamento da trajetória, com o comportamento em relação ao tempo da temperatura e da abertura da válvula representados graficamente na Figura 38. Portanto, nota-se uma variação mais suave e gradativa da temperatura quando comparada a simulação anterior. Isto é, esse efeito é justificado pelo comportamento mais conservador do controlador PID, resultante da escolha de um parâmetro de projeto com  $\tau_c$  maior que no cenário anterior.

Este tipo de resposta é frequentemente preferido em sistemas onde a estabilidade e a durabilidade dos equipamentos são mais importantes do que a rapidez na correção do erro. Em sistemas térmicos, como trocadores de calor, um controle mais conservador contribui para evitar flutuações de temperatura que podem impactar reações químicas ou propriedades de fluidos de

processo. Deste modo, há uma maior confiabilidade operacional durante o processo.

Figura 38 – Comportamento dinâmico do sistema em malha fechada de controle PI com  $K_c = -1.2375$  °C e  $\tau_c = \tau$  no Aveva Process Simulation.



Fonte: JupyterNotebook.

Os parâmetros de sintonia utilizados em ambas simulações no APS são expostos na Tabela 3 a seguir.

Tabela 3 – Parâmetros de sintonia aplicados no Aveva Process Simulation.

| Simulação | $\tau_c$         | $K_c$   |
|-----------|------------------|---------|
| 1         | $\frac{\tau}{2}$ | -2.475  |
| 2         | $\tau$           | -1.2375 |

Fonte: Autor(2025).

Portanto, nota-se que o controle foi mais agressivo quando a constante de projeto,  $\tau_c$  foi menor, o sistema levou menos tempo para atingir o novo estado estacionário quando comparado a um  $\tau_c$  maior. Por isso, se é desejado respostas mais rápidas a desvios de operação, um  $\tau_c$  menor deve ser adotado. Entretanto, como consequência, há um esforço maior de controle no atuador, como demonstrado pelos gráficos de oscilação da válvula.

Por isso, na engenharia química, a escolha entre uma estratégia de controle mais agressiva ou mais conservadora deve considerar alguns fatores. Como a natureza do processo em relação a inércia térmica, características dos equipamentos, ou seja, tempo de resposta, capacidade térmica e vida útil dos dispositivos de controle. Além disso, os requisitos de segurança operacional, por

evitar choques térmicos ou variações abruptas que comprometam a integridade do processo, algo que pode afetar a qualidade do produto final.

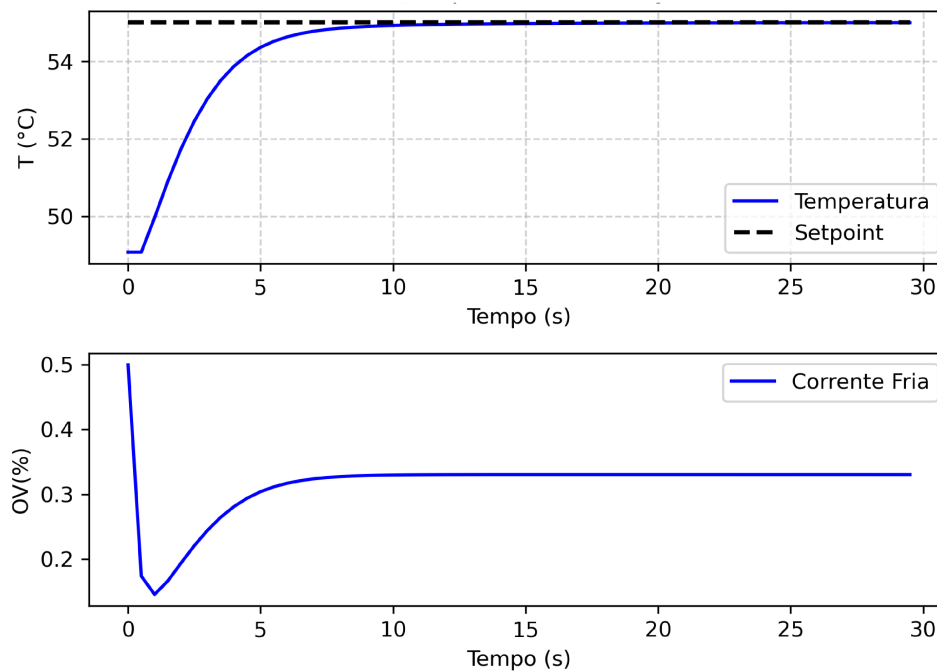
O IMC é um método clássico de controle PID, destacando-se por sua versatilidade em ajustes de modelos, com poucos parâmetros de sintonia. Ainda assim, entrega uma robustez adequada, mantendo o sistema de controle com desempenho satisfatório mesmo diante de incertezas, perturbações externas, variações nos parâmetros do processo ou modelos imprecisos.

### 5.1.2.2 Python

Para fins de comparação com o software, implementou-se o sistema de controle convencional também através da linguagem python.

Na primeira simulação, foram estabelecidos os seguintes parâmetros,  $\tau_c$  igual a metade da constante de tempo,  $K_C$  e  $\tau_I$  iguais aos aplicados no AVS, exceto pela correção do erro normalizado. Após a mudança de set-point, o comportamento da temperatura do sistema é esboçado na Figura 39. Novamente, o novo regime estacionário é atingido rapidamente, em menos de 10s após a mudança.

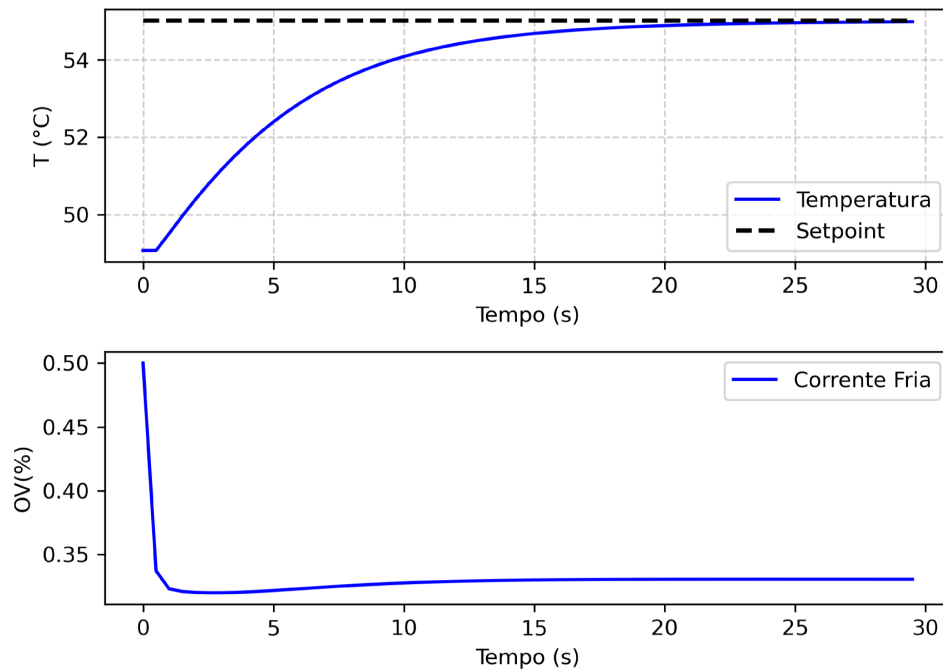
Figura 39 – Comportamento dinâmico do sistema em malha fechada de controle PI com  $K_C = -0.055\text{ }^\circ\text{C}$  e  $\tau_c = \frac{\tau}{2}$  no Python.



Fonte: JupyterNotebook.

Em seguida, os parâmetros são alterados para a segunda simulação, com  $\tau_c = \tau$ , de forma que  $K_C$  e  $\tau_I$  assumem os valores de  $-0.0275\text{ }^\circ\text{C}$  e 5.788s, respectivamente. Conforme mostrado na Figura 40, o comportamento deste controle é menos agressivo, se comparado quando adotados os parâmetros anteriores, pois a oscilação de set-point e abertura de válvula são mais suaves.

Figura 40 – Comportamento dinâmico do sistema em malha fechada de controle PI com  $K_c = -0.0275$  °C e  $\tau_c = \tau$  no Python.



Fonte: JupyterNotebook.

Os parâmetros de sintonia utilizados em ambas simulações no Python são expostos na Tabela 4 a seguir.

Tabela 4 – Parâmetros de sintonia aplicados no Python.

| Simulação | $\tau_c$         | $K_c$   |
|-----------|------------------|---------|
| 1         | $\frac{\tau}{2}$ | -0.055  |
| 2         | $\tau$           | -0.0275 |

Fonte: Autor (2025).

Nota-se que tanto o controlador do APS, quanto aquele elaborado no Python resultam no mesmo comportamento de controle, com parâmetros equivalentes. Portanto, a construção do cenário de simulação no Aveva e seu controle através do Python constitui uma ferramenta de estudos eficiente, pois a programação é excelente para automatizar processos, assim como pode oferecer diversas bibliotecas capazes de agilizar o processo.

### 5.1.3 Controle MPC

Para sintonizar o DMC é preciso compreender os parâmetros, por exemplo, quanto maior a variável  $P$ , que define o horizonte de predição, maior pode ser o tempo para atingir o erro nulo e desse modo o novo estado estacionário. Entretanto, impor valores menores de

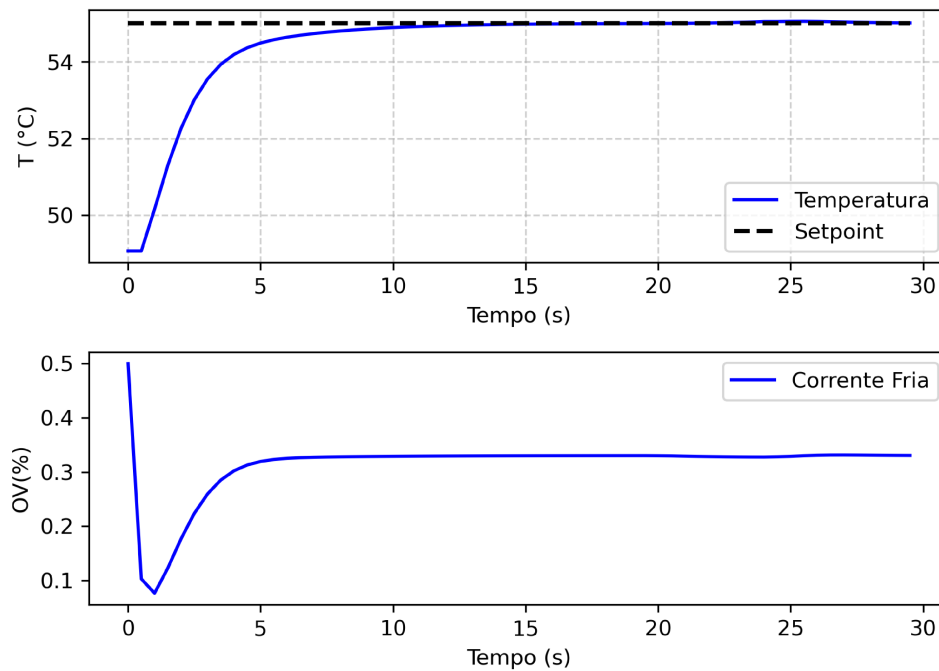
horizonte de predição exigem mais ações de controle, algo que podem gerar maiores oscilações da variável controlada, pois também fica mais sensível às incertezas do modelo (BEQUETTE, 2023). Também deve-se lembrar que o horizonte de controle,  $M$ , que refere-se ao número de ações de controle aplicadas para que o sistema atinja o novo regime estacionário, deve satisfazer a condição de  $1 \leq M \leq P$  (CAMACHO; ALBA, 2013).

Para isso, os dados da simulação em malha aberta são carregados novamente, pois contêm os valores dos coeficientes de resposta ao degrau,  $S$ . Por definição, os coeficientes da resposta ao degrau são os mesmos valores de saída do sistema (BEQUETTE, 2023), o comportamento é observado na Figura 36.

Ademais, usualmente adota-se um horizonte de controle,  $M$ , entre 1-3 (BEQUETTE, 2023), bem menor que horizonte de predição, porque seu aumento torna o controle mais agressivo e mais sensível ao erros. Por isso, através de tentativa e erro, definir o horizonte de controle igual a 1 ofereceu uma sintonia mais estável. Em aplicações reais, pode-se exigir grande esforço do elemento final de controle, levando ao desgaste, além de expor o processo a maiores variações, que pode comprometer a qualidade do produto.

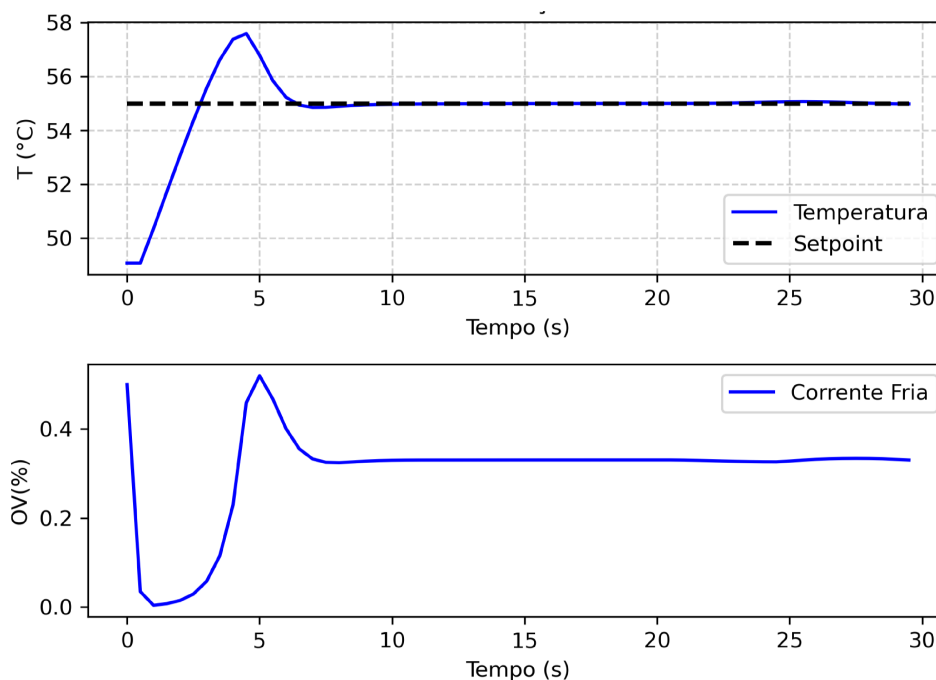
A função objetivo é ponderada pelo impacto que deseja-se atribuir ao controle. Então, há o peso atribuído às ações de controle,  $w_u$ , que realiza a supressão de movimentos de controle conforme aumenta de valor. Enquanto o peso das variações do erro,  $w_y$ , penaliza a diferença entre o valor lido e o objetivo, valores muito pequenos geram maior flexibilidade ao sistema.

Para execução do primeiro ensaio em malha fechada adotou um horizonte de predição igual a 10 e um horizonte de controle com valor de 1, e quanto às penalizações do set-point e do erro, foram adotados  $w_y = 1$  e  $w_u = 1$ , respectivamente. Nota-se na Figura 41 uma resposta semelhante a primeira simulação no AVS, pois em menos de 10s a temperatura já atinge um novo estado estacionário. Entretanto, percebe-se uma ação de controle mais brusca pelo modo MPC, porque a abertura da válvula atinge um percentual próximo de zero em um tempo curto.

Figura 41 – Simulação em malha fechada utilizando o controlador MPC com  $P=10$ ,  $M=1$ .

Fonte: JupyterNotebook.

Enquanto isso, na segunda simulação adotou um horizonte de predição igual a 8, ligeiramente menor, e o mesmo horizonte de controle anterior, e quanto às penalizações do set-point e do erro, foram adotados  $w_y = 1$  e  $w_u = 1$ , respectivamente. Neste cenário, o novo regime estacionário também é atingido rapidamente, porém o sistema enfrenta um comportamento transitório marcado pelo *overshoot*, pois a temperatura ultrapassa o valor de referência estabelecido. Este é um fenômeno indesejado, porque em aplicações reais pode gerar perda de qualidade ao produto a depender da sensibilidade térmica do processo, assim como danificar ou diminuir a vida útil de equipamentos.

Figura 42 – Simulação em malha fechada utilizando o controlador MPC com  $P=8$ ,  $M=1$ .

Fonte: JupyterNotebook.

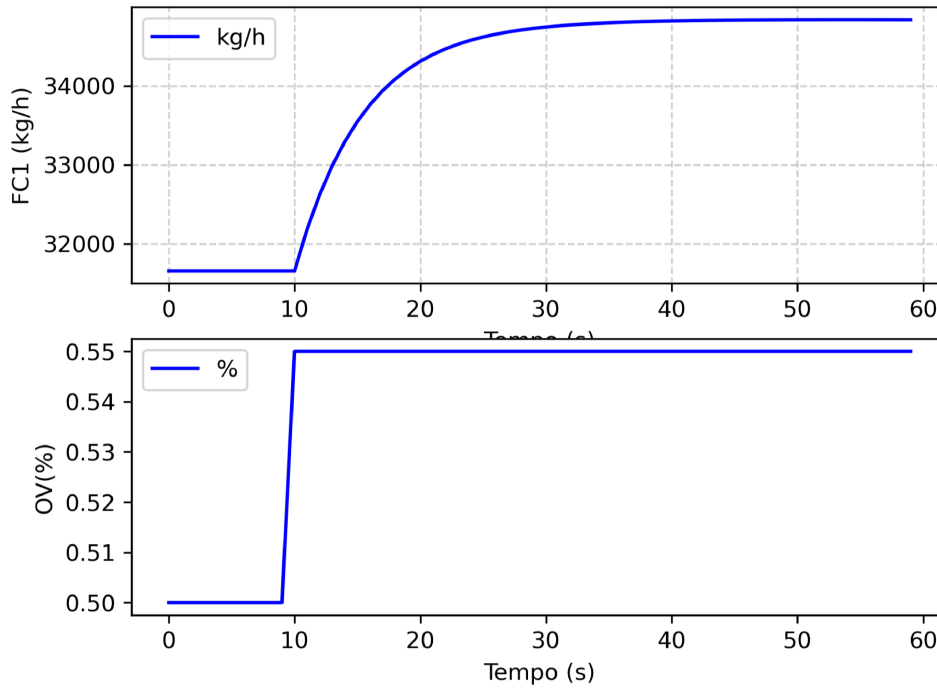
## 5.2 Estudo de caso 2

### 5.2.1 Sistema em malha aberta

Primeiramente, é necessário aplicar uma perturbação sobre a válvula, isto é, uma variação do tipo de grau, de modo que se obtenha informações do comportamento do sistema em malha aberta. Neste caso, provocou-se, em 10s de simulação, conforme realizado por Bezerra, Rocha e Lanza (2025), uma alteração da abertura da válvula, de 50% para 55%.

Deste modo, um novo regime estacionário é atingido, conforme os valores medidos em FC1, o controlador da primeira malha de controle operando em modo manual, resultado mostrado na Figura 43. Por fim, nota-se um comportamento característico de uma função transferência de primeira ordem com tempo morto.

Figura 43 – Comportamento dinâmico do sistema em malha aberta no sistema de separação água-metanol.



Fonte: JupyterNotebook.

Em seguida, com esses dados experimentais é possível formular a função transferência ao inserir as informações na ferramenta virtual PID Tuner Controller. Deste modo, a função transferência representada em Equação 5.6 é obtida, na qual  $6.36 \times 10^4$  é o valor do ganho do sistema, 5.56 s é a constante de tempo e o sistema apresenta um tempo morto de 0.99s. Ademais, o alto valor do ganho é justificado pelo fato da variável manipulada assumir valores entre 0 e 1, enquanto a variável controlada assume valores em torno de 30000 kg/h.

$$G(s) = \frac{6.36 \times 10^4}{5.56s + 1} e^{-0.99s} \quad (5.6)$$

Como visto, o ganho em malha aberta elevado indica uma maior sensibilidade do processo. Isto é, que pequenas variações na entrada podem provocar grandes variações na saída. Por isso, o risco de instabilidade é maior e um ganho proporcional menor no controlador pode evitar respostas agressivas que poderiam gerar oscilações, por exemplo.

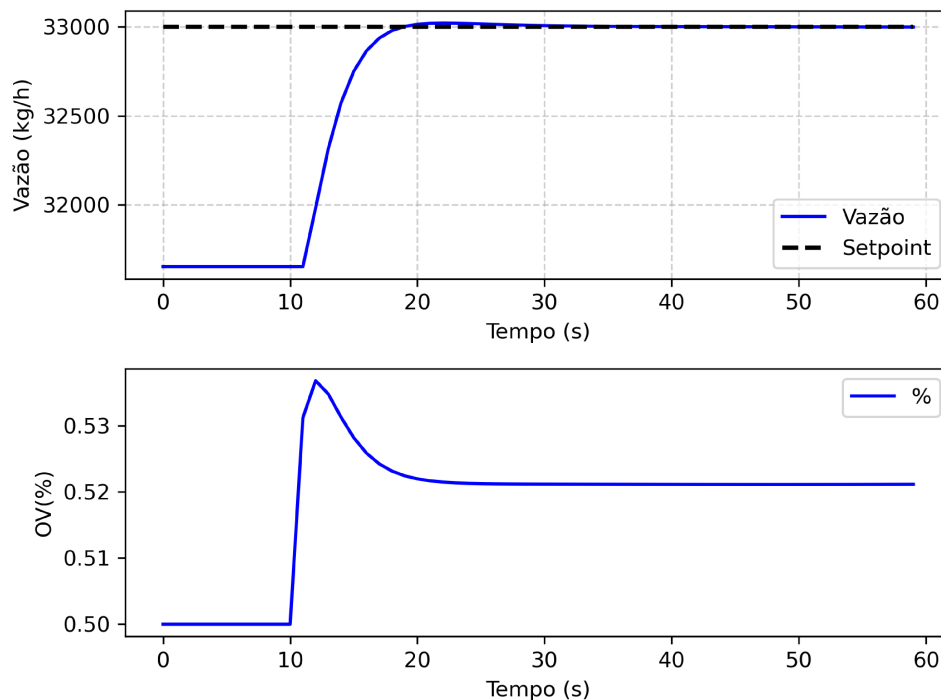
### 5.2.2 Sistema em malha fechada com controlador PI

Em seguida, realizou-se a sintonia do controlador PI para a simulação em malha fechada. De maneira semelhante, aplicou-se a sintonia pelo método IMC. Como a função transferência obtida se assemelha ao modelo C, mostrado na Tabela 2, aplica-se os parâmetros mostrados para obter  $K_c$  e  $\tau_I$ , pois o  $\tau_D$  ainda será mantido com valor nulo.

A primeira simulação de controle de vazão mássica adota um  $\tau_c$  igual a metade da constante de tempo. Deste modo, os parâmetros de sintonia inseridos no controlador do python são o ganho proporcional igual a  $2,32 \times 10^5$  e a constante de tempo com valor de 5.56 s.

A mudança de set-point é feita aos 10s de simulação, o comportamento em malha fechada utilizando os parâmetros obtidos é apresentado na Figura 44. Ademais, antes de 20s de simulação um novo regime permanente foi alcançado com a abertura final da válvula em cerca de 52%. Entretanto, o valor de abertura da válvula oscila de forma mais abrupta e o sistema apresenta um pequeno *overshoor* da vazão mássica, indicando uma forma de controle agressiva.

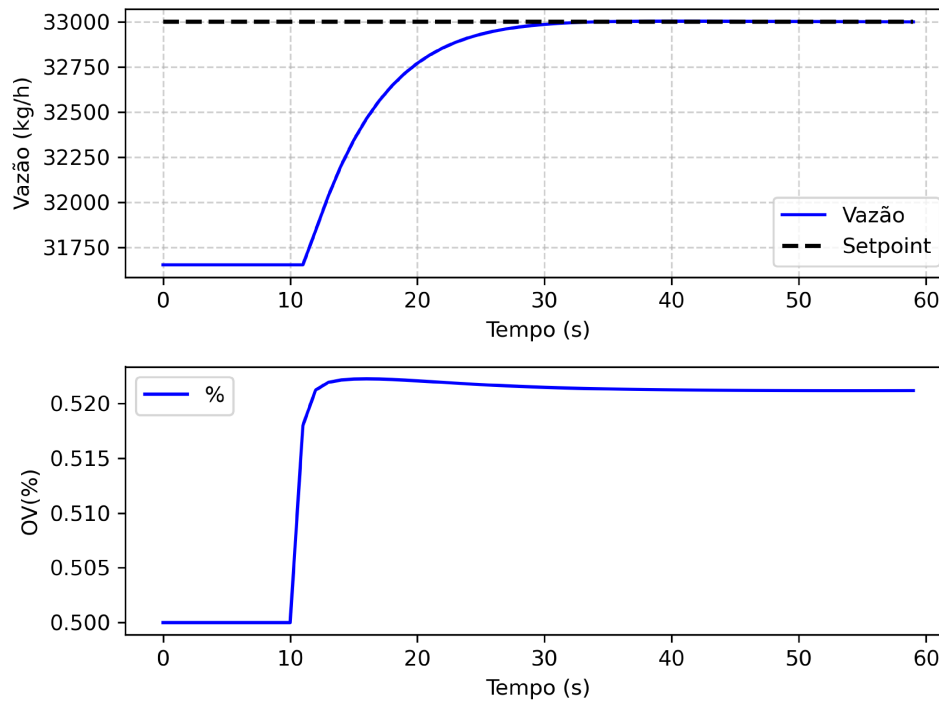
Figura 44 – Comportamento dinâmico do sistema em malha fechada com  $\tau_c = \frac{\tau}{2}$  e  $K_C = 2,32 \times 10^5$ .



Fonte: JupyterNotebook.

Em seguida, calculou-se os parâmetros com valores de  $1,33 \times 10^5$  para o ganho proporcional e 5,56 para a constante de tempo. O comportamento em malha fechada é exposto na Figura 45, que demonstra uma ação de controle mais suave se comparado à simulação anterior, fato esperado, porque o  $\tau_c$  é responsável por mensurar a agressividade do controlador.

Figura 45 – Comportamento dinâmico do sistema em malha fechada com  $\tau_c = \tau$  e  $K_C = 1,33 \times 10^5$ .



Fonte: JupyterNotebook.

Quando o  $\tau_c$  assumiu um valor menor, o controlador atuou mais agressivo sobre o atuador da válvula, algo observado pelo maior valor de abertura atingido na primeira simulação. Enquanto que, quando valores maiores são definidos para  $\tau_c$ , o valor de abertura da válvula se mantém próximo do mesmo percentual obtido ao fim deste cenário.

Para se definir a melhor sintonia do controlador, é preciso avaliar a sensibilidade do processo diante a agressividade adotada para o controlador. Pois a oscilação das ações de controle podem afetar de modo diferente uma indústria, influenciando diretamente na operação do processo e o produto final. Neste caso, uma variação significativa no valor da corrente de alimentação pode influenciar as outras malhas de controle no processo, assim como alterar a razão de refluxo, condição crítica nesse tipo de processo, além de afetar as composições de saída.

### 5.2.3 Controle MPC

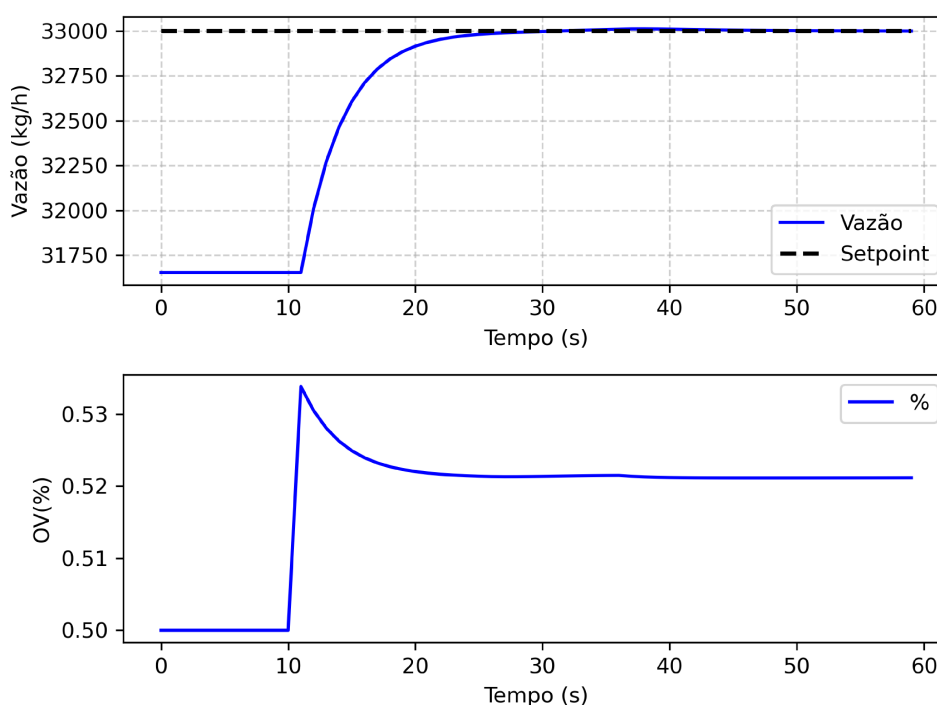
Semelhante ao modo de implementação do MPC anterior, é preciso carregar os valores dos coeficientes de resposta ao degrau, dados presentes conforme a Figura 43.

O procedimento de simulação com o controle MPC envolve definir os parâmetros de controle, isto é, quais os valores dos horizontes de predição e de controle. Além disso, deve-se compreender como penalizar o erro futuro, o qual não foi penalizado, isto é,  $w_y = 1$ , e na ação de controle, o qual foi ponderado em 1% nestas simulações. Estes valores foram considerados

razoáveis para o controle a partir de tentativas no impacto do controle.

Diante isso, na primeira simulação foram definidos para o horizonte de predição e de controle os valores de 10 e 1, respectivamente. Então, aos 10s da simulação, conforme a Figura 46, o set-point foi alterado com um aumento de 4.25% em seu valor inicial. Observa-se que no mesmo instante a abertura da válvula é alterada repentinamente, ultrapassando 53% de abertura até estabilizar em cerca de 52%, quando o novo regime estacionário foi atingido. Sendo assim, mesmo com a variação mais intensa no começo, a variável manipulada logo converge para um valor estável, demonstrando a eficiência do MPC em evitar saturação e esforços excessivos.

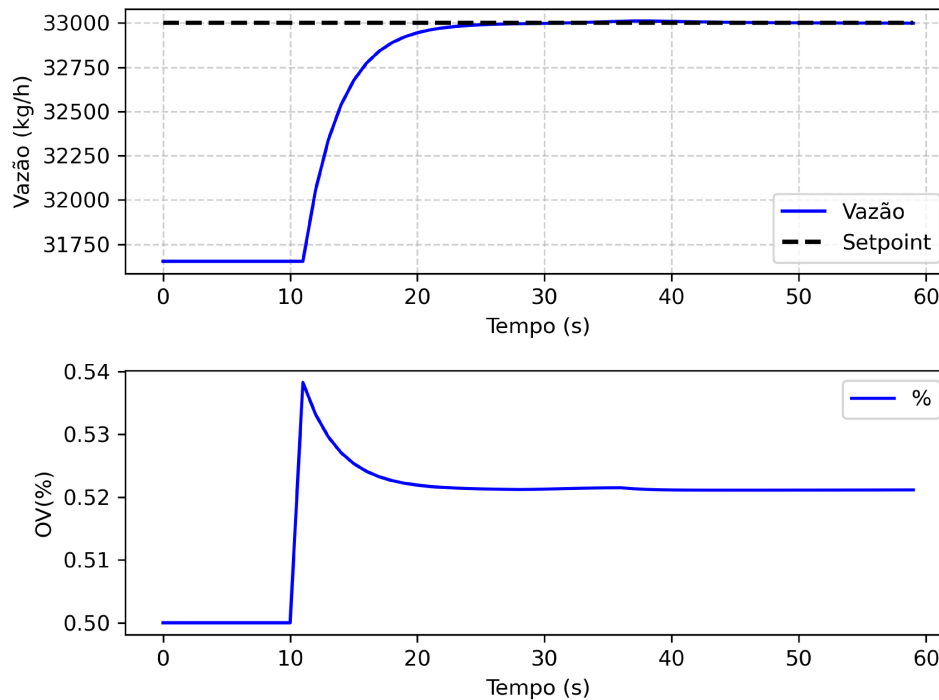
Figura 46 – Simulação em malha fechada utilizando o controlador MPC com  $P=10$ ,  $M=1$ ,  $w_y = 1$ ,  $w_u = 0.01$ .



Fonte: JupyterNotebook.

Agora, a segunda simulação ocorre com um horizonte de predição  $P=8$ , representado na Figura 47, as tendências são semelhantes. A resposta apresenta um comportamento levemente mais agressivo, com *overshoot* mais pronunciado na variável manipulada. Esse efeito está diretamente associado à redução do horizonte de predição, que torna o controle mais reativo, priorizando respostas rápidas em detrimento da suavidade. Ainda assim, o sistema alcança o set-point de forma satisfatória e com boa estabilidade final.

Figura 47 – Simulação em malha fechada utilizando o controlador MPC com  $P=8$ ,  $M=1$ ,  $w_y = 1$ ,  $w_u = 0.01$ .



Fonte: JupyterNotebook.

### 5.3 Considerações Gerais

O sistema de controle a partir do Python mostrou-se eficiente para a aplicação de técnicas de controle e isso demonstra a conexão satisfatória entre as ferramentas. Isto é, demonstra ser um ambiente capaz de explorar o desenvolvimento de estratégias de controle em diferentes cenários de processo. Sendo assim, essa plataforma integrada pode ser utilizada no ensino, tanto na graduação e pós, quanto em atividades de pesquisa, pela versatilidade em sistemas que oferece.

Quanto ao controlar aplicando o método MPC, a comparação entre os dois casos evidencia a influência do parâmetro  $P$  no desempenho do MPC. Um horizonte maior ( $P = 10$ ) proporciona maior suavidade na resposta e menor esforço de controle, enquanto horizontes menores ( $P = 8$ ) podem aumentar a agressividade e o overshoot, embora ainda garantam seguimento adequado do set-point. Essa análise confirma a flexibilidade do MPC em balancear velocidade de resposta e estabilidade, permitindo ao projetista ajustar os parâmetros conforme os objetivos operacionais do processo.

Além disso, em cenários semelhantes, onde  $\tau_c$  foi maior, assim como o  $P$ , isto é, com comportamento mais conservador, nota-se que o controle pelo MPC foi mais satisfatório. Pois, apesar de ambos alcançarem um novo regime estacionário rapidamente, o controle avançado é mais rápido e ágil nas ações de controle sobre a variável manipulada. Pois, entre a Figura 40 e a Figura 41, em torno de 5s a abertura da válvula já tinha atingido seu valor final, no controle

MPC.

Alguns cuidados foram tomadas durante o desenvolvimento das simulações. Por exemplo, é preciso garantir que o ambiente do APS esteja em modo dinâmico antes do início da simulação, algo que é feito a partir do comando "UpdateSimulationMode". Ademais, garantiu-se que os tempos de amostragem na plataforma e no Python eram o mesmo, pois essa diferença poderia ocasionar em erros.

## 6 CONCLUSÃO

Este trabalho teve como objetivo analisar estratégias de controle convencional e avançado em dois estudos de caso no Aveva Process Simulation, com o auxílio da linguagem de programação Python. Ademais, diferentes cenários de simulação foram testados a fim de comparar e validar técnicas de controle.

A partir da análise de diferentes formas de sintonia em controladores PID e MPC, foi possível identificar como os parâmetros influenciam nas ações de controle. Também foi avaliada a diferença entre os dois métodos aplicados, destacando-se suas vantagens e desvantagens em aplicações reais. Por último, destaca-se como o controle avançado foi capaz de levar, rapidamente, o sistema ao novo estado estacionário com ações rápidas de controle. Portanto, o MPC configura uma estratégia eficiente de controle por si só, apesar de que, em aplicações reais, não é o único tipo de controle presente na malha.

Os resultados discutidos confirmam que estratégias de controle são essenciais para manter a operacionalidade de processos industriais, uma vez que, por meio de uma sintonia adequada, ambos os métodos demonstraram robustez ao apresentar respostas rápidas e eficientes às perturbações provocadas. Dependendo do processo, pode-se adotar um controle mais agressivo ou mais conservador; entretanto, é necessária uma análise criteriosa dos parâmetros para evitar *overshoot* no sistema, como pôde ser observado tanto no controle PID quanto no controle MPC.

Portanto, este trabalho contribui para demonstrar como a simulação, por meio de modelos rigorosos, constitui uma ferramenta didática e profissional para compreender a operação de sistemas industriais. Pois, a integração entre diferentes plataformas constitui um ambiente mais amplo de aprendizado e pesquisa. Além disso, a replicação de processos em sistemas digitais possibilita adquirir conhecimento sobre os fenômenos envolvidos, além de reduzir custos por permitir o estudo de diferentes parâmetros. Ademais, a integração entre o Aveva Process Simulation e o Python forma um conjunto eficiente e confiável para diversos ramos industriais.

Como forma de detalhar os estudos nesse âmbito, trabalhos futuros podem se aprofundar no controle de processos mais complexos. Por exemplo, projetar e sintonizar malhas de controle de concentração em reatores de tanque com agitação contínua, aplicar outros métodos de sintonia de controladores e utilizar índices de desempenho para mensurar a eficiência das diversas técnicas. Além disso, diferentes tipos de perturbações poderiam ser aplicados ao sistema para analisar a dinâmica de resposta do controlador.

## REFERÊNCIAS

- ALHAJERI, M. S. et al. Process structure-based recurrent neural network modeling for predictive control: A comparative study. **Chemical Engineering Research and Design**, v. 179, 2022.
- ANCHAN, S. S.; RAO, C. S. Robust decentralized proportional–integral controller design for an activated sludge process. **Asia-Pacific Journal of Chemical Engineering**, v. 15, 2020.
- ASPENTECH. **Aspen Plus and Aspen HYSYS Overview**. 2023. Disponível em: <<https://www.aspentech.com>>.
- AVEVA. **Aveva Pro/II Simulation**. 2025. Disponível em: <<https://www.aveva.com/en/products/pro-ii-simulation>>.
- BEER, J. de; DEPEW, C. The role of process engineering in the digital transformation. **Computers and Chemical Engineering**, v. 154, 2021.
- BEQUETTE, B. W. **Process Control: Modeling, Design, and Simulation**. [S.l.]: Pearson, 2023.
- BEZERRA, F. L. de A.; ROCHA, L. B.; LANZA, G. H. G. Dynamic simulation integration in process control education: A case study on methanol-water separation using aveva process simulation. **Revista Aracê**, 2025.
- CAMACHO, E.; ALBA, C. **Model Predictive Control**. [S.l.]: Springer London, 2013. (Advanced Textbooks in Control and Signal Processing). ISBN 9780857293985.
- CAMPOS, M. C. M. M. de; TEIXEIRA, H. C. **Controles Típicos de Equipamentos e Processos Industriais**. São Paulo: Edgard Blücher, 2010.
- CELESTINO, M. S.; VALENTE, V. C. P. N. Aplicabilidade e benefícios de softwares e simuladores em processos de ensino-aprendizagem. **TD - Educação Temática Digital**, v. 23, n. 4, p. 881–903, 2021.
- DWSIM. **DWSIM – Open-Source Chemical Process Simulator**. 2025. Disponível em: <<https://dwsim.org/>>.
- GARCIA, C. **Controle de Processos Industriais: Estratégias Convencionais**. [S.l.]: Blucher, 2018.
- GRIEVES, M. Digital twin: Manufacturing excellence through virtual factory replication. **White Paper**, 2014.
- HONEYWELL. **UniSim Design Suite**. 2025. Disponível em: <<https://process.honeywell.com/us/en/products/industrial-software/process-optimization/unisim-design-suite>>.
- HUBA, M. et al. Dead-time compensation for the first-order dead-time processes: Towards a broader overview. **Mathematics**, v. 9, n. 13, p. 1519, 2021.
- INDÚSTRIA, C. N. da. **Instrumentação e Controle**. Brasília: Eletrobrás, 2008. <[https://static.portaldaindustria.com.br/media/uploads/arquivos/Instrumentao\\_corrigido.pdf](https://static.portaldaindustria.com.br/media/uploads/arquivos/Instrumentao_corrigido.pdf)>. Acesso em: 4 ago. 2025.

- ITO, T. et al. Internet of things and simulation approach for decision support system in lean manufacturing. **Journal of Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing**, v. 14, n. 2, 2020.
- JUNG, N. The role of process engineering in the digital transformation. **Computer Aided Chemical Engineering**, v. 48, p. 721–726, 2020.
- KESTERING, D. et al. Model predictive control of power plant cycling using industry 4.0 infrastructure. **Digital Chemical Engineering**, 2023.
- LIN, K.-H. **Advances in Nonlinear Model Predictive Control and Their Applications in Chemical Engineering**. Tese (Tese (Doutorado)) — Carnegie Mellon University, Pittsburgh, 2023.
- LIU, B. et al. Optimal design, intelligent fuzzy logic and model predictive control for high-purity ethyl-methyl carbonate and diethyl carbonate production using reactive dividing wall column. **Chemical Engineering Research and Design**, v. 195, 2023.
- NIU, S.; XIAO, D. **Process Control: Engineering Analyses and Best Practices**. [S.l.]: Springer International Publishing, 2022. (Advances in Industrial Control). ISBN 9783030970673.
- OPALIC, S. M. et al. Augmented random search with artificial neural networks for energy cost optimization with battery control. **Journal of Cleaner Production**, v. 380, p. 77–89, 2022.
- PEREIRA, G. C. et al. Combined feedforward/feedback control of an integrated continuous granulation process. **Journal of Pharmaceutical Innovation**, v. 14, p. 259–285, 2019.
- REN, Y. M. et al. A tutorial review of neural network modeling approaches for model predictive control. **Computers & Chemical Engineering**, v. 165, 2022.
- RIBEIRO, M. A. **Válvulas de Controle e Segurança**. [S.l.: s.n.], 1999.
- RICE, R. G.; DO, D. D.; MANEVAL, J. E. **Applied Mathematics and Modeling for Chemical Engineers**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2023.
- SCHWENZER, M. et al. Review on model predictive control: an engineering perspective. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 117, 2021.
- SEBORG, D. et al. **Process Dynamics and Control**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2010. ISBN 9780470128671.
- SIMULATOR, C. **What is COCO?** 2025. Disponível em: <<https://www.cocosimulator.org/>>.
- TANG, W. et al. Automatic decomposition of large-scale industrial processes for distributed mpc on the shell–yokogawa platform for advanced control and estimation (pace). **Computers and Chemical Engineering**, v. 178, 2023.
- TANGSRIWONG, K. et al. Modeling of chemical processes using commercial and open-source software: A comparison between aspen plus and dwsim. **IOP Conference Series: Earth and Environmental Science**, v. 463, 2020.
- UGWUANYI, E. D. et al. Advancing wastewater treatment technologies: The role of chemical engineering simulations in environmental sustainability. **International Journal of Science and Research Archive**, v. 13, n. 2, p. 1818–1830, 2024.

- USMANI, S. et al. Simulation model of the characteristics of syngas from hardwood biomass for thermally integrated gasification using unisim design tool. **Energy**, 2020.
- VEGA, S.; VASQUEZ-GUEVARA, M.; CAMACHO, O. A comparison of adaptive pid, adaptive dual-pid and adaptive fractional pid controllers for a nonlinear system with variable parametersg. **Proceedings of the 21st International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO 2024)** -, v. 1, p. 166–177, 2025.
- VELTEN, K.; SCHMIDT, D. M.; KAHLEN, K. **Mathematical Modeling and Simulation: Introduction for Scientists and Engineers**. Second. [S.l.]: Wiley-VCH, 2024.
- VERMA, A. K. **Process Modelling and Simulation in Chemical, Biochemical and Environmental Engineering**. [S.l.]: CRC Press, 2015.
- VOIGT, C. L. **Impactos das Tecnologias na Engenharia Química**. [S.l.]: Atena Editora, 2019.
- WANG, D. et al. Model predictive control using artificial neural network for power converters. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 69, 2022.
- ZHU, J. et al. A learning-based model predictive control method for unlocking the potential of building energy flexibility. **Energy & Buildings**, v. 330, 2025.

## APÊNDICE A – INTEGRAÇÃO ENTRE PYTHON E AVEVA PROCESS SIMULATION

Aqui está evidenciado o processo lógico de programação da integração entre a plataforma Aveva Process Simulation e Jupyter Notebook, ambiente virtual na linguagem python utilizado para representar os cenários de simulação, conforme a figura anexada.

Inicialmente é necessário a importação de bibliotecas essenciais, conforme abaixo, para a integração e o processamento de dados provenientes entre APS e Jupyter Notebook. Primeiramente, utiliza-se "import simcentralconnect" para habilitar o módulo específico voltado à conexão e comunicação entre Python e Aveva SimCentral, que permite o envio e recebimento de dados entre a simulação e o script, viabilizando a automação de tarefas, a coleta de resultados e a implementação de algoritmos de controle ou análise diretamente a partir de Python.

Em seguida, aplica-se o comando "import numpy as np" para utilizar a biblioteca Numpy, amplamente utilizada para manipulação e análise de dados numéricos. Essa ferramenta fornece suporte a arrays multidimensionais e funções matemáticas de alto desempenho, sendo fundamental para cálculos relacionados a simulações, processamento de sinais e implementação de algoritmos de controle de processos. A abreviação np é um padrão amplamente adotado na comunidade científica, tornando o código mais conciso e legível.

Enquanto isso, o comando "from time import sleep" importa, da biblioteca padrão do Python, a função sleep, utilizada para pausar a execução do script por um intervalo de tempo especificado. No contexto de integração com o AVEVA, essa função é útil para sincronizar a coleta de dados com a execução da simulação, evitando solicitações muito rápidas ao servidor ou permitindo que o modelo atinja condições estáveis antes da próxima leitura.

---

```
import simcentralconnect
import numpy as np
from time import sleep
import matplotlib.pyplot as plt
```

---

Neste momento, após importar os módulos necessários para simulação, é preciso estabelecer a conexão com o AVS através do SimCentral, representado abaixo. Para isso, define-se o comando "sc = simcentralconnect.connect().Result" que estabelece a conexão entre o ambiente Python e o SimCentral, permitindo o acesso às funcionalidades e serviços disponibilizados pela API do software.

Em seguida, o comando `sc.SetOptions(repr('EnableApiLogging': 'false'))` configura parâmetros globais da API, desativando o registro (logging) das chamadas realizadas. Essa configuração tem como objetivo otimizar o desempenho e reduzir a quantidade de informações exibidas no console, tornando a execução mais limpa e eficiente. O uso da função `repr()` garante que as opções sejam transmitidas no formato de string esperado pela API.

---

```
sc = simcentralconnect.connect().Result
```

---

---

```
sc.SetOptions(repr({'EnableApiloggin': 'false'}))
```

---

O conjunto de comandos apresentados realiza a obtenção de diferentes serviços internos da API do AVEVA Process Simulation (SimCentral) a partir do objeto de conexão estabelecido, exposto abaixo. O comando "sm = sc.GetService("ISimulationManager")" acessa o serviço responsável pelo gerenciamento das simulações, permitindo iniciar, parar, carregar ou salvar modelos. Já "vm = sc.GetService("IVariableManager")" obtém o serviço destinado à manipulação das variáveis de processo, possibilitando a leitura e a alteração de seus valores durante a simulação.

O comando "snm = sc.GetService("ISnapshotManager")" fornece acesso ao gerenciamento de snapshots, que registram e restauram estados específicos da simulação, facilitando análises comparativas ou a recuperação de configurações anteriores. Na sequência, "osm = sc.GetService("IOptimizationSetManager")" conecta ao serviço de gerenciamento de conjuntos de otimização, utilizado para configurar e executar rotinas de otimização de parâmetros do processo. Por fim, "scm = sc.GetService("IScenarioManager")" obtém o serviço que administra cenários, permitindo criar e gerenciar diferentes condições operacionais para avaliação de desempenho e comparação de resultados.

---

```
sm=sc.GetService("ISimulationManager")
vm=sc.GetService("IVariableManager")
sm=sc.GetService("IOptimizationSetManager")
scm=sc.GetService("IScenarioManager")
```

---

Os comandos apresentados correspondem ao processo de implementação de um modelo de simulação no AVEVA Process Simulation (SimCentral) por meio de sua API Python, conforme abaixo. O comando "simFile = r"Diretório/NomedoArquivo.simx" define o caminho absoluto do arquivo de simulação a ser utilizado, no formato .simx, que é o padrão do software para armazenar modelos e configurações. Em seguida, "simName = "NomedoArquivo" atribui à variável o nome da simulação que será manipulada, permitindo que os serviços da API a identifiquem de forma clara.

O comando "sm.DeleteSim(simName).Result" solicita ao serviço ISimulationManager a exclusão de uma simulação existente com o nome especificado. Essa etapa é importante para evitar conflitos ao importar um novo modelo com o mesmo identificador, garantindo que a execução ocorra com a versão mais atual do arquivo. Por fim, "simName = sm.ImportSim(simFile).Result" importa o arquivo .simx localizado no diretório definido anteriormente, carregando-o no ambiente do SimCentral e retornando o nome da simulação ativa. Essa sequência assegura que o modelo implementado esteja corretamente atualizado e pronto para ser manipulado ou executado via integração com o Python.

---

```
simFile=r"Diretorio/NomedoArquivo.simx"
simName="NomedoArquivo"
sm.DeleteSim(simName).Result
```

---

---

```
simName = sm.ImportSim(simFile).Result  
print(simName)
```

---