

## Capítulo IV – Sintonia Adaptativa de Controladores PID Utilizando Redes Neurais

Edson da Silva Bueno <sup>11</sup>

Layhon Roberto Rodrigues dos Santos <sup>12</sup>

Victor Emanuel Correia De La Rosa <sup>13</sup>

Fabio Rodrigo Milanez <sup>14</sup>

### RESUMO

Este artigo apresenta um sistema de controle PID para o controle de fluidos em ambientes industriais, auxiliado por redes neurais, destacando a importância da estabilidade e do escoamento laminar para medições precisas em tanques pulmões. A abordagem PID adaptativa com redes neurais é comparada com métodos tradicionais de sintonia PID e aqueles baseados no enxame de partículas (PSO). O PID neural adaptativo regula a velocidade de bombeamento para manter o nível do fluido estável, mesmo em condições de vibração, turbulência e variações nas propriedades do fluido. Os métodos de sintonia considerados incluem abordagens empíricas, sensibilidade limite, PSO e autoajuste, sendo comparados ao PID com redes neurais por meio das métricas de IAE (Integral do Erro Absoluto), ITAE (Integral do Tempo do Erro Absoluto) e ISE (Integral do Erro ao Quadrado).

**Palavras-chave:** controle; PID adaptativo; rede neural artificial; otimização por enxame de partículas; tanques pulmões.

### Adaptive Tuning of PID Controllers Using Neural Networks

#### ABSTRACT

This article presents a PID control system for fluid regulation in industrial environments, assisted by neural networks, highlighting the importance of stability and laminar flow for accurate measurements in surge tanks. The adaptive PID approach with neural networks is compared to traditional PID tuning methods and those based on particle swarm optimization (PSO). The adaptive neural PID controls the pumping speed to maintain a stable fluid level, even under conditions of vibration, turbulence, and variations in fluid properties. The tuning methods considered include empirical approaches, limit sensitivity, PSO, and self-tuning, which are compared to the PID with neural networks using the performance metrics of IAE (Integral of Absolute Error), ITAE (Integral of Time-weighted Absolute Error), and ISE (Integral of Squared Error).

**Keywords:** control; adaptive PID; artificial neural network; particle swarm optimization; surge tanks.

---

<sup>11</sup> Engenheiro Eletricista. UniSenaiPR - Campus Londrina.

<sup>12</sup> Doutor em Engenharia Elétrica.

<sup>13</sup> Especialista. UniSenaiPR - Campus Londrina

<sup>14</sup> Mestre em Bioenergia. UniSenaiPR - Campus Londrina.

## 1 INTRODUÇÃO

A medição de vazão de um fluido é um desafio comum em diversos processos industriais, especialmente aqueles onde a matéria-prima possui alto valor agregado e requer precisão na dosagem de ativos. A estabilidade e o escoamento laminar da vazão são fundamentais para garantir medições assertivas, entretanto diversos fatores como vibrações, turbulências, impurezas, bolhas, variações nas propriedades do fluido, mudanças na demanda e ruídos, podem impactar direta ou indiretamente as medidas. (Santos L.V.S,2014).

Em busca de soluções, é comum utilizar tanques pulmões, para armazenar temporariamente fluidos a fim de minimizar perturbações no processo. No entanto, essa abordagem apresenta limitações, uma vez que tanques maiores requerem mais espaço e geram custos elevados, enquanto tanques menores dificultam o controle e sincronização do sistema **(Souza et al, 2020, p. 52)**.

Em processos industriais por questões de eficiência, qualidade, economia além de segurança e normas, surge a necessidade de controlar variáveis como temperatura, vazão, nível, pressão entre outras sendo comumente utilizado o controle PID (Romão, 1996, pag.5).

O presente artigo visa enfrentar desafios como vibrações, turbulências, impurezas, bolhas, variações nas propriedades do fluido, mudanças na demanda e ruídos por meio de uma abordagem exploratória, centrada na comparação entre sintonizações PID convencionais e PID adaptativo. Sendo a escolha de uma bomba de transferência para avaliar o desempenho do controle de velocidade, mantendo o nível de um pulmão de pequeno porte estável, destaca a aplicabilidade prática dessa pesquisa.

O artigo propõe a utilização de um controlador PID adaptativo auxiliado por redes neurais artificiais e realiza comparações com métodos de sintonia PID que são consolidados na literatura, tais como os métodos de sintonia empírica, de sensibilidade limite, autoajuste do CLP SIMATIC STEP 7 1200 Siemens e de enxame de partículas. Estes métodos são comparados por meio de métricas como a integral erro absoluto no tempo (ITAE), a integral do erro absoluto (IAE) e a integral do quadrado do erro (ISE), as quais avaliam as condições de desempenho para

diferentes critérios de desempenho, por exemplo: o impacto do erro conforme aumenta o tempo de convergência, pode ser aferido pela métrica ITAE; o impacto do erro independente do tempo de convergência pode ser aferido pela métrica IAE; e o impacto dos erros que possuem maiores valores pela métrica ISE.

A proposta do PID adaptativo auxiliado por redes neurais, utiliza conceitos de redes neurais não apenas proporciona uma nova perspectiva sobre o controle de sistemas dinâmicos, mas também sugere a viabilidade de abordagens adaptativas. Destaca-se a importância da integração entre princípios consolidados e conceitos em aprendizado de máquina contemporâneo. Esta proposta não se limita a contribuições teóricas, mas almeja impactos práticos em ambientes industriais, fornecendo a estes ambientes um controle mais robusto e adaptável.

A proposta visa superar as limitações de métodos de controles de nível convencionais as quais enfrentam dificuldades ao lidar com interferências como vibrações, turbulências, impurezas e variações nas propriedades do fluido. Para alcançar esse objetivo, a abordagem proposta compara métodos diferentes de sintonia do controle PID encontrados na literatura em aplicações industriais convencionais.

Para tal utiliza-se o método empírico, onde é realizado de forma experimental, o método de sensibilidade limite, pelo fato de ser legitimado ao longo do tempo, o de enxame de partículas, pelo fato de ser uma método meta-heurístico e já introduzindo os conceitos de redes neurais aplicadas as métricas de desempenho ITAE, IAE e ISE para avaliar o desempenho dos controladores PID.

A integração entre princípios consolidados e conceitos em aprendizado de máquina é destacada ao longo do texto, estabelecendo uma comparação entre o controlador PID discreto e o *Perceptron* sendo o modelo mais simples de uma rede neural artificial proposto por Frank Rosenblatt em 1957. Essa investigação a priori se concentra na simplicidade do *Perceptron* não sendo foco redes neurais complexas, entretanto ressalta a convergência entre os domínios de controle clássico e aprendizado de máquina, além de sugerir a viabilidade de abordagens adaptativas que se beneficiam dessa síntese conceitual.

A alvo da proposta é proporcionar melhorias tangíveis no controle de sistemas dinâmicos, enfatizando a adaptabilidade dos controladores PID. A sintonia adaptativa

dos ganhos por meio da rede neural é apresentada como um elemento-chave que influencia a adaptação dos pesos do controlador PID, visando otimizar autonomamente o desempenho do sistema diante das variabilidades do processo.

Espera-se que a discussão e a análise comparativa dos métodos propostos gerem percepções valiosas, não apenas do ponto de vista teórico, mas também com aplicações práticas potenciais em ambientes industriais, resultando em sistemas de controle mais robustos e adaptáveis.

## **2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

Nesta seção é discutido sobre os conceitos teóricos: na subseção 2.1, controlador PID tradicional e adaptativo, métodos de sintonia tradicionais, enxame de partículas e por meio de redes neurais; na seção 2.2, redes neurais.

### **2.1 Controlador PID**

O controlador PID é capaz de controlar uma ampla variedade de processos, desde que seja sintonizado adequadamente. É um algoritmo simples e de baixo custo, o que o torna uma opção ideal para a maioria dos processos industriais, devido à sua simplicidade e robustez. (ÅSTRÖM e POULIN, 1996 apud Romão). Na seção 2.1.1 é apresentado controlador PID tradicional.

#### **2.1.1 Controlador PID tradicional**

De acordo com FERMINO (2014), O controlador PID é um algoritmo de controle que combina três ações: proporcional, integral e derivativa. A ação proporcional é a mais simples e atua diretamente sobre o erro, ou seja, a diferença entre o valor desejado e o valor atual do processo. A ação integral atua sobre a integral do erro, ou seja, a soma acumulada do erro ao longo do tempo. A ação derivativa atua sobre a derivada do erro, ou seja, a taxa de variação do erro.

A seguir, são apresentadas as ações do controlador PID segundo Souza (2013), onde a representação matemática no tempo contínuo, expressa na eq. 1, combina as ações proporcional (P), integral (I) e derivativo (D), características que

solidificaram o PID como um método de controle tradicionalmente reconhecido e amplamente adotado na indústria:

- **Proporcional:** fornece uma relação linear entre o sinal de entrada e a saída do controlador.
- **Integral:** ação integral que faz a saída do controlador aumentar numa taxa proporcional a integral da entrada do controlador.
- **Derivativo:** uma ação derivativa, ou seja, com base na tendência do erro, a ação derivativa se antecipa na ação de controle.

$$y(t) = Kp \left( e(t) + \frac{1}{T} \int_0^t e(t)dt + Td \frac{de(t)}{dt} \right) \quad (1)$$

Podem ser projetados com uma estrutura PID, controladores conhecidos como PID adaptativos, utilizando estimadores de parâmetros em tempo real para sintonização. Na subseção 2.1.2 é argumentado a necessidade de adaptação dos parâmetros  $Kp$ ,  $Ki$  e  $Kd$ , do controlador PID.

### 2.1.2 Controlador PID Adaptativo

Segundo Romão (1996) em um sistema de controle adaptativo, é inevitável identificar constantemente as características dinâmicas do processo, permitindo o ajuste dos parâmetros do controlador, para manter o melhor desempenho.

O controle adaptativo é capaz de lidar com variações ambientais, o sistema adapta-se a erros moderados de engenharia e compensa falhas nos componentes, aumentando a confiabilidade global (Romão,1996).

Na literatura diversos algoritmos capazes de realizar o controle adaptativo no campo das disciplinas de Sistemas Lineares e Não-Lineares, de Teoria da Estabilidade, de Projeto de Controladores, de Controle Estocástico, de Sistemas Amostrados, de Identificação de Sistemas, de Estimação de Parâmetros, de Controle por Computador, de Inteligência Artificial, de Redes Neurais, de Controle Fuzzy, de Sistemas Especialistas e Otimização (Romão;1996).

A pesquisa em controle adaptativo se iniciou com estudos de automatizadas de alto desempenho, na década de 50. Já, na década de 1960 houve avanços com as teorias de espaço de estados e estabilidade, juntamente com desenvolvimentos em

controle estocástico, identificação de sistemas e estimação de parâmetros (Romão;1996).

Os controladores PID adaptativos superam os convencionais principalmente em sistemas complexos. Em tais casos, os controladores adaptativos oferecem robustez para ajustar-se a mudanças na dinâmica do processo (Romão;1996).

De acordo com Romão (1996) os procedimentos baseados na segunda geração buscam robustez em condições variáveis e simplificação nas especificações, podendo ser indireto e direto. No primeiro, o modelo do processo é parametrizado em termos dos parâmetros do controlador, enquanto no segundo, baseado na técnica autoajustável, o controle é calculado supondo parâmetros conhecidos do processo.

Tanto no procedimento direto como no indireto, utilizam estimadores para ajustar os parâmetros do controlador com base nas medidas de entrada e saída. Este artigo aborda o procedimento de forma direta utilizando a regra delta como estimador.

## 2.2 Métodos de Sintonia de Controladores PID

A sintonia PID é o ajuste dos parâmetros  $K_p$ ,  $K_i$  e  $K_d$  para otimizar o desempenho do sistema. Encontrar a combinação certa desses parâmetros é relevante para garantir uma resposta rápida e estável do sistema em questão, seja em sistemas de controle industrial, automação ou robótica.

A sintonia adequada do PID é um desafio prático, muitas vezes realizado por meio de métodos experimentais ou algoritmos computacionais para garantir um desempenho eficiente e estável do sistema controlado.

### 2.2.1 Sintonia PID por métodos tradicionais

Souza (2013) declara que existem uma infinidade de métodos sintonia de controladores PID reconhecidos em processos industriais, como: “Ziegler e Nichols (1942), Cohen e Coon (1953) e Chien, Hrones e Reswick (1952), método da Integral do Erro (LÓPEZ et al., 1967), método Biggest Log- Modulus Tuning (LUYBEN, 1986)”. Logo abaixo uma breve descrição destes métodos:

- **Ziegler-Nichols (1942):** Este método envolve a realização de testes no sistema para determinar os parâmetros críticos, como a taxa de ganho ( $K_u$ ) e o período de oscilação ( $T_u$ ), a partir dos quais os parâmetros PID podem ser derivados.
- **Cohen e Coon (1953):** Esse método é uma variação do método de Ziegler-Nichols. Ele propõe uma fórmula para ajustar os parâmetros do controlador PID com base nos valores obtidos durante os testes de identificação do sistema.
- **Chien, Hrones e Reswick (1952):** Este fornece uma abordagem sistemática para a sintonia de controladores PID, utilizando modelos matemáticos do processo para determinar os parâmetros do controlador.
- **Método da Integral do Erro (LÓPEZ et al., 1967):** Este método se baseia na integral acumulada do erro ao longo do tempo. Ele visa ajustar a parte integral do controlador PID para atingir o equilíbrio dinâmico e minimizar o erro de regime permanente.
- **Método Biggest Log-Modulus Tuning (LUYBEN, 1986):** Este método se concentra em maximizar o módulo logarítmico do sistema para otimizar o desempenho do controlador PID.

Segundo Romão (1996) em controle, um sistema adaptativo é capaz de modificar seu comportamento em resposta a mudanças na dinâmica do processo e perturbações. Esses sistemas têm propriedades valiosas que podem ser incorporadas no projeto de novos controladores.

### 2.2.2 Sintonia PID por exame de partículas (PSO)

O algoritmo PSO não faz muitas hipóteses em relação ao problema específico, o que pode resultar em soluções não ótimas em determinadas circunstâncias. Essa característica permite que o PSO seja adaptado a uma variedade de problemas sem a necessidade de pré-suposições, apenas com métricas associadas ao problema em questão. (MEDEIROS; KRIPKA, apud SANTOS, L.R.R,2018).

As equações fundamentais do PSO são essenciais para a dinâmica do movimento das partículas. A eq.2 descreve a atualização da velocidade, influenciada pela melhor posição global e local, juntamente com constantes de intensidade de deslocamento. A eq.3 determina a obtenção da nova posição da partícula com base na posição atual e na velocidade (YANG, 2010 apud SANTOS, L.R.R,2018).

$$v_{id}[t + 1] = \omega v_{id}[t] + \varphi_1 R_{id1}[t](p_{id}^{best}[t] - p_{id}[t]) \dots + \varphi_2 R_{id2}[t](p_{igd}^{best}[t] - p_{id}[t]) \quad (2)$$

$$p_{id}[t + 1] = p_{id}[t] + v_{id}[t + 1] \quad (3)$$

No contexto específico deste artigo o PSO é aplicado à otimização dos parâmetros do controlador PID para melhorar seu desempenho em sistemas dinâmicos. Sendo apresentado os termos das equações do algoritmo:

- $v_{id}[t + 1]$ : representa a velocidade da partícula "i" na dimensão "d" no instante de tempo "t + 1".
- $\omega$ : um parâmetro que controla a inércia da partícula.
- $\varphi_1$  e  $\varphi_2$ : são constantes que controlam as melhores posições globais e locais.
- $R_{id1}[t]$  e  $R_{id2}[t]$ : são números aleatórios entre 0 e 1.
- $p_{id}^{best}[t]$ : a melhor posição local da partícula "i" até o instante "t".
- $p_{igd}^{best}[t]$ : a melhor posição global entre todas as partículas até o instante "t".
- $p_{id}[t + 1]$ : representa a nova posição da partícula "i" na dimensão "d" no instante de tempo "t + 1".

Segundo SANTOS, L.R.R, 2018, a integração dos ganhos do controlador PID no contexto do PSO representa uma abordagem eficaz para otimizar o desempenho do controlador. Essa abordagem aproveita as capacidades do PSO na busca por soluções eficazes, direcionadas pelas funções custo.

### 2.2.3 Sintonia PID por redes neurais

De acordo com Silva et al (2019, pag.54), o aprendizado padrão-por-padrão (on-line) é uma estratégia de treinamento em que um modelo de aprendizado de máquina é atualizado incrementalmente, exemplo por exemplo, ao invés de ser treinado de uma só vez com um conjunto fixo de dados. Nesse método, cada exemplo de treinamento é apresentado individualmente ao modelo, que é ajustado com base nesse exemplo específico. Esse processo ocorre continuamente à medida que novos dados ficam disponíveis, permitindo uma adaptação dinâmica do modelo a mudanças nas distribuições de dados ao longo do tempo.

Apresenta desafios, como os dados são apresentados, considerações de memória disponível e a necessidade de lidar com conjuntos de dados desequilibrados. A escolha entre treinamento online e em lote depende das características específicas do problema e dos requisitos do sistema. (Silva et al,2019, pag.55).

Segundo MAGNUSSON (2018), uma rede neural artificial (RNA) tem dificuldade em interpretar a componente integral de um controlador PID, devido à sua natureza somatória. A rede neural é projetada para reconhecer padrões entre entradas e suas saídas correspondentes. No entanto, a parcela integral do controlador não exibe um padrão de saída consistente para uma entrada específica, podendo variar para a mesma entrada em momentos distintos.

O modelo de PID adaptativo proposto neste artigo considera as características e desafios citados em seu embasamento. Na seção 2.3, discute-se redes neurais em sua forma mais simples e como ocorre o treinamento.

### **2.3 Redes Neurais**

As redes neurais são ferramentas poderosas em aprendizado de máquina, mesmo com apenas um neurônio. Esse modelo básico, conhecido como *Perceptron*, desempenha um papel fundamental ao separar classes linearmente. Ao receber entradas ponderadas e aplicar uma função de ativação, o neurônio aprende padrões e relações nos dados, ajustando seus pesos durante o treinamento para otimizar as previsões (DSA, cap. 6 ,2023).

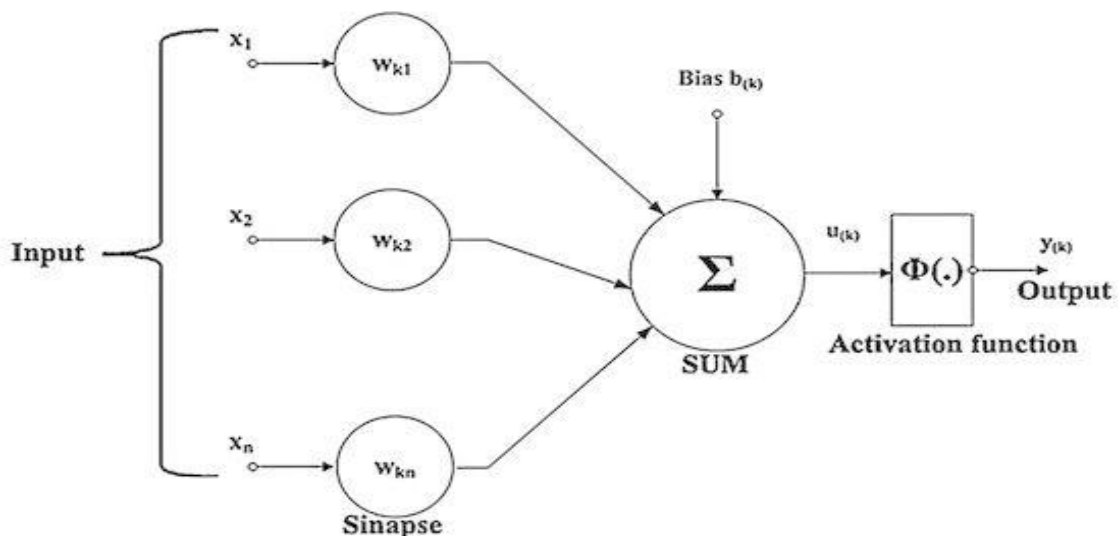
Esse modelo segundo Silva et al (2019, pag.59) é aplicado em tarefas como classificação binária e regressão, e sua flexibilidade e capacidade de generalização fazem dele uma escolha valiosa em situações em que a complexidade do modelo deve ser controlada. No contexto de aprendizado de máquina, o uso de um único neurônio destaca a versatilidade das redes neurais, oferecendo uma abordagem eficaz para problemas mais simples. Essa simplicidade, por vezes, revela-se uma vantagem em termos de eficiência computacional, tornando-o uma opção viável em diferentes cenários.

### 2.3.1 Perceptron

Segundo CECCON (2020), pesquisadores se inspiraram no neurônio humano e suas sinapses no desenvolvimento de um modelo matemático que represente um neurônio artificial, entretanto mesmo nas redes neurais mais complexas, as relações entre as variáveis de entrada e de saída serão lineares, para resolver este problema e poder modelar relações não-lineares, os resultados de saída de cada camada são processados pelas denominadas funções *de ativação*.

A fig. 1 representa a evolução do modelo do Neurônio artificial denominado *Perceptron* expresso pela equação  $y_k = \Phi(\sum_{K=1}^n x_K w_K + w_0)$ , formando assim a menor rede neural possível com apenas um neurônio (CECCON D,2020).

Figura 1 – Modelo matemático Neurônio artificial.



Fonte: DAS (2022).

A partir deste modelo simplificado surge modelos mais complexos, com mais neurônios e topologias diferentes, para se utilizar funções ativação não-lineares deve se observar algumas características como:

- **Custo computacional:** Operações matemáticas lineares são computacionalmente simples.
- **Diferenciabilidade:** Durante o treinamento das redes neurais, seus pesos e seus bias são ajustados pelo mecanismo de *descida do gradiente*, que exige que cada operação matemática realizada em cada camada tenha sua derivada calculada.

- **Centradas em zero:** Os resultados que a função de ativação é capaz de produzir deve ter iguais probabilidades de ser positivo ou negativo para poder convergir.
- **Não produzir platôs:** Platôs são regiões do universo de resultados que tendem a ser constantes. Quando uma função tem regiões constantes, a derivada nessas regiões tende a zero, o gradiente tende a zero e a rede não é mais capaz de convergir.

### 2.3.2 Treinamento Rede

De acordo com Silva et al (2019, pag.60), o ajuste dos pesos e limiar do Perceptron é realizado por meio da regra de aprendizado. Resumidamente, se a saída produzida pelo Perceptron não coincide com a saída desejada, os pesos e limiares da rede serão atualizados proporcionalmente aos valores de seus sinais de entrada. Caso contrário, ou seja, se a saída produzida pela rede é igual ao valor desejado, os pesos sinápticos e limiar permanecerão inalterados. Esse processo é repetido sequencialmente para todas as amostras de treinamento, até que a saída produzida pelo Perceptron seja similar à saída desejada de cada amostra. Em termos matemáticos, as regras de ajuste dos pesos do neurônio podem ser expressas pela regra delta na eq.4:

$$W_i^{atual} = W_i^{anterior} + n(d^k - y)X_i^k \quad (4)$$

A taxa de aprendizagem  $n$  reflete quão rápido o processo de treinamento da rede será conduzido em direção à sua convergência. A escolha da taxa de aprendizado deve ser realizada com cautela para evitar instabilidades no processo de treinamento, sendo que normalmente se adotam valores pertencentes ao intervalo compreendido em  $0 < n < 1$  (Silva et al, 2019, pag.63).

Posteriormente na seção 2.4 há apresentação de três métricas de avaliação de desempenho e suas características.

## 2.4 Índices de desempenho

A escolha do índice de desempenho mais adequado depende das características específicas do sistema de controle. Por exemplo, se o sistema é

sensível a erros iniciais ou críticos, o ISE pode ser um bom índice de desempenho. Se o sistema é sensível a erros que persistem por um longo período, o ITAE pode ser um bom índice de desempenho (FERMINO, 2014). Os índices de desempenho podem ser utilizados de forma isolada ou em conjunto. A seguir são discutidas as métricas de desempenho IAE na subseção 2.1.3.1.

#### 2.4.1 Integral do valor absoluto do erro (IAE):

O Índice IAE refere-se a uma métrica de desempenho de controladores em que se almeja analisar o resultado do erro independente do tempo de convergência.

Essa métrica se destaca por sua abordagem que envolve um amortecimento ponderado e uma resposta transitória efetiva. Apesar de não apresentar uma definição rigorosa dos parâmetros. (FERMINO, 2014). Sendo calculado pela eq. 5, sugerindo uma ênfase na consideração da magnitude absoluta dos erros ao longo do tempo.

$$IAE \int_0^T |e(t)| dt \quad (5)$$

- I: Representa uma integral definida ao longo do tempo, de  $t = 0$  até  $t = T$
- A: Considera apenas a magnitude
- E: Apresenta a diferença entre a resposta do sistema e a referência desejada

#### 2.4.1 Integral do quadrado do erro (ISE):

O índice ISE refere-se a uma métrica de desempenho de controladores em que se almeja analisar o resultado dos erros de maior magnitude.

Essa métrica é um indicador de desempenho que enfatiza a minimização de grandes desvios em sistemas de controle. Ele atribui maior importância aos erros que possuem maior valor absoluto, o que o torna relevante em contextos nos quais a atenuação rápida de grandes erros é necessária (FERMINO, 2014) , o qual é calculado pela eq. 6:

$$ISE = \int_0^T e^2(t) dt \quad (6)$$

- I: Representa uma integral definida ao longo do tempo, de  $t = 0$  até  $t = T$
- S: Considera o termo a seguir elevado ao quadrado
- E: Apresenta a diferença entre a resposta do sistema e a referência desejada

#### 2.4.2 Integral do tempo multiplicado pelo valor absoluto do erro (ITAE):

O índice ITAE refere-se a uma métrica de desempenho de controladores onde se almeja analisar o resultado do erro conforme aumenta o tempo de convergência. É um índice de desempenho que penaliza os erros que ocorrem no final da resposta transitória de um sistema de controle. Levando em conta não apenas a magnitude, como no IAE, mas também a duração desses erros antes da convergência. A ITAE possui uma maior capacidade de escolha nos parâmetros em relação a ISE (FERMINO, 2014), e é calculada pela eq. 7:

$$ITAE = \int_0^T t|e(t)| dt \quad (7)$$

- I: Representa uma integral definida ao longo do tempo, de  $t = 0$  até  $t = T$ .
- T: Considera o tempo como multiplicador.
- A: Considera apenas a magnitude.
- E: Apresenta a diferença entre a resposta do sistema e a referência desejada.

### 3 METODOLOGIA

A premissa em que a utilização de um controle PID adaptativo fundamentado em pesquisas de redes neurais é capaz de lidar com as variabilidades do processo de forma mais eficaz do que as técnicas de sintonia do controle PID tradicionais. Por meio dessa proposição, a intenção é demonstrar a adaptação dos pesos do controlador PID, influenciada pela regra de delta, aprimorando a habilidade do controlador em otimizar o desempenho do sistema de maneira autônoma.

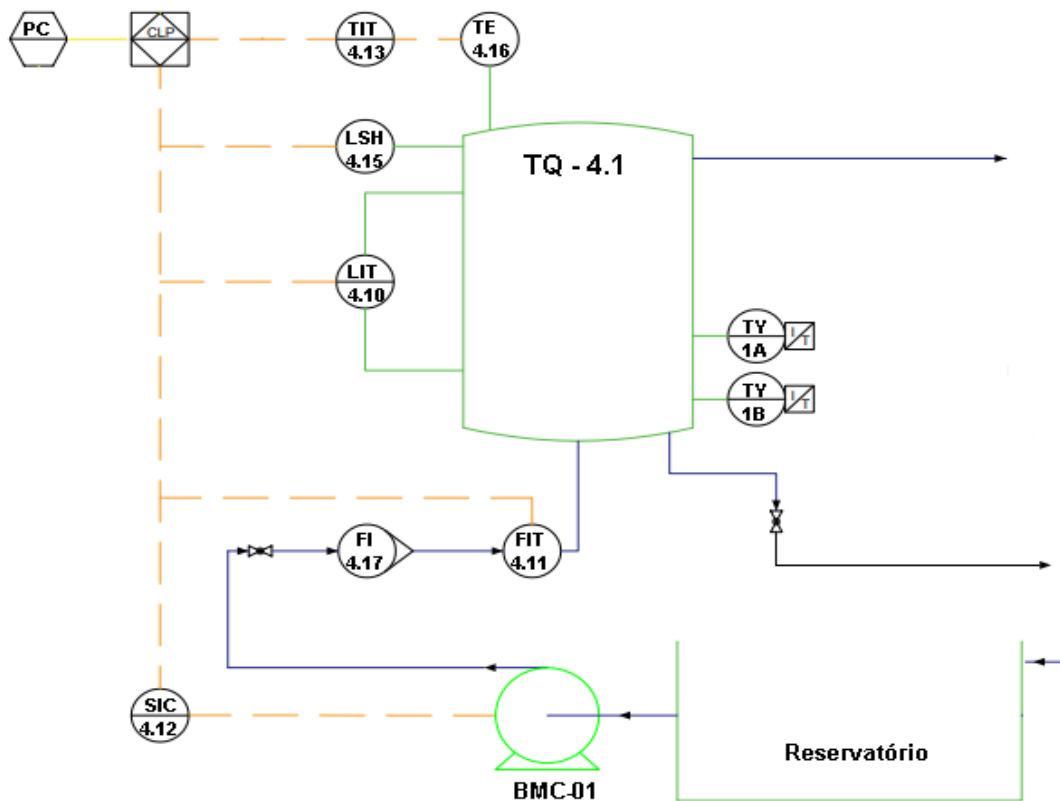
A metodologia proposta inicia-se com a fase de aquisição de dados, envolvendo a implementação prática de dados relevantes para o controle de nível. Em seguida, é determinado o modelo matemático do processo para definição dos parâmetros de controle PID, abordando diferentes métodos de sintonia.

Introduz-se então a ideia do PID adaptativo, em que há um ajuste automático dos parâmetros com base nas condições em tempo real. Finalmente, na etapa de confronto, realiza-se uma análise comparativa entre os métodos propostos, avaliando a robustez do sistema de controle adaptativo.

### 3.1 Experimentação e Aquisição de Dados de Controle de Nível

Os dados foram coletados em uma planta didática com componentes industriais, a qual tem por objetivo manter o nível de um tanque pulmão de 500  $mmH_2O$  estável e minimizar perturbações do processo para garantir uma vazão laminar, cujo diagrama P&D é apresentado na fig. 2.

Figura 2 – Diagrama P&D.

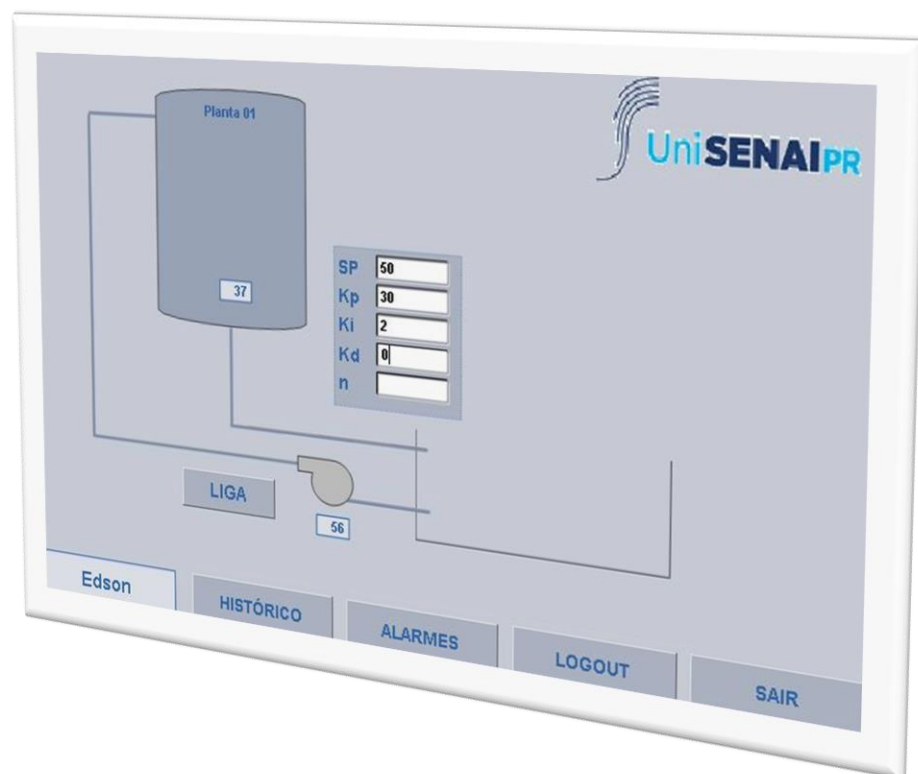


Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

#### 3.1.1 Características do sistema

O nível é controlado utilizando o controlador Siemens Step 7 1200 e monitorado via supervisão desenvolvido no software Elipse E3 mostrado na fig. 3 em que as telas estão conforme a norma ISA 101. As vazões do processo foram variadas em 20%, 60%, 80%, e 100% cuja vazão máxima é de 20  $l/min$  mínima controlável considerando velocidade mínima para se realizar a transferência é de 4  $l/min$ .

Figura 3 – Supervisório



Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

Os dados adquiridos incluíram o nível do tanque, vazão de saída, velocidade da bomba e valores de referência. Os registros foram exportados no formato CSV a partir do banco de dados do supervisório com intuito de trabalhar com os dados coletados via software MATLAB, prosseguindo para subseção 3.1.2 com definição da função de transferência.

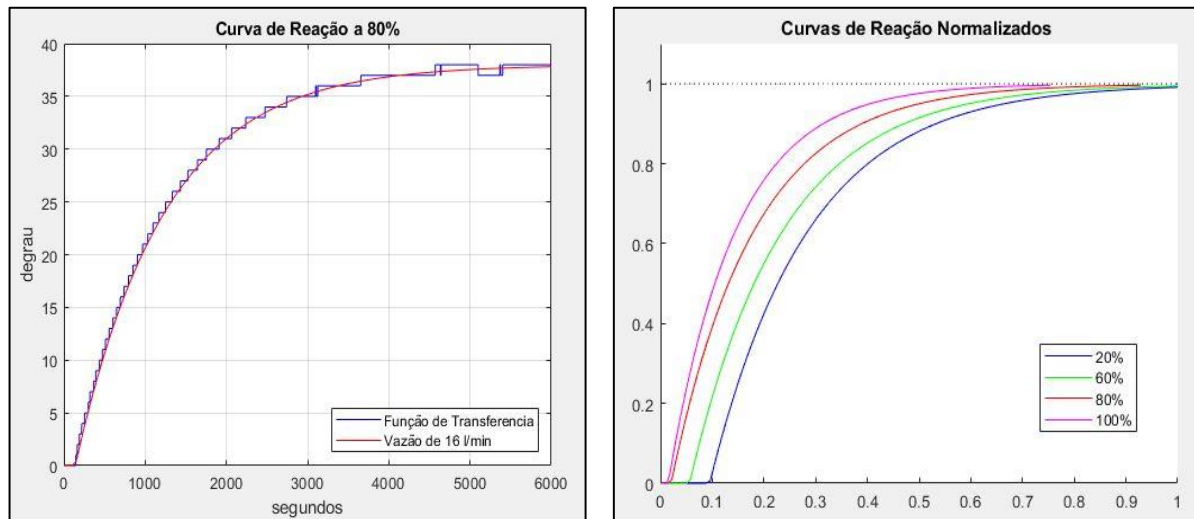
### 3.1.2 Função de transferência.

Após aquisição dos dados do sistema de controle de nível, eles foram normalizados para facilitar compreensão e análise de simulações do comportamento de resposta deste processo.

Os parâmetros da função de transferência, como ganho, tempo morto e constante de tempo, foram estimados com base nos dados coletados em diferentes vazões, com objetivo de comparar a resposta em diferentes consumos.

Sendo apresentado na fig. 4 à esquerda, a resposta do sistema a 80% de vazão e à direita diferentes vazões do processo já normalizadas, podendo ser observado que mesmo em diferentes vazões mantém o comportamento.

Figura 4– Curva de reação.



Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

Sendo possível ver a variação do sistema em relação ao tempo de resposta e na estabilidade do sistema. Entretanto para a análise de controle, limitou-se a função de transferência de maior vazão abstraída da eq. 8, dada pela ferramenta “*System Identification*” do Matlab com objetivo de determinar um controle mais robusto.

$$G(s) = \exp(-1.5s) \frac{1.99}{194.6s + 1} \quad (8)$$

É possível perceber pelo gráfico e função de transferência que o sistema em questão é de primeira ordem com atraso. Deixando explícito que para aquisição dos dados foram considerados respostas em que havia menores perturbações, com objetivo de se obter função que refletisse apenas o consumo. Em seguida determinou-se na seção 3.2 os parâmetros por meio das sintonias definidas anteriormente dos controladores.

### 3.2 Definição dos Parâmetros de Controle PID

Com o intuito de comparar o controle PID adaptativo com outros métodos primeiramente foi necessário determinar os ganhos  $Kp$ ,  $Ki$  e  $Kd$ . Para esse fim, foi utilizado quatro métodos com abordagem diferentes, sendo o primeiro de forma prática experimental, o segundo a partir do método consagrado de sensibilidade limite proposto por Ziegler e Nichols (FERMINO, 2014), terceiro utilizando a Otimização por Enxame de Partículas (PSO), e quarto o autoajuste do controlador Siemens Step 7 1200 utilizado no processo em investigação.

#### 3.2.1 Empírico

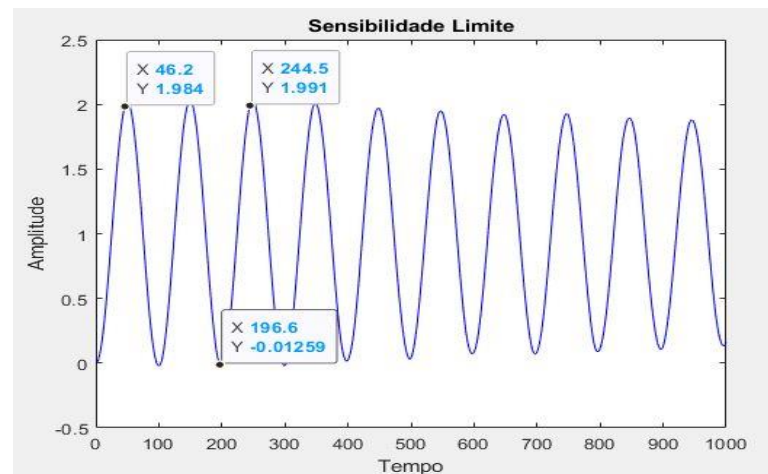
A sintonização empírica de um controlador PID se inicia com a constante proporcional ( $Kp$ ) que influencia a resposta imediata à diferença entre a saída desejada e a saída real do sistema. Inicialmente, com um valor baixo, e aumenta-se progressivamente, observando o tempo de resposta e as oscilações do sistema. Em seguida, ajusta-se a constante integral ( $Ki$ ) para minimizar o erro em regime estacionário. Primeiramente, com um valor de  $Ki$  igual a zero e aumenta-se gradualmente, monitorando constantemente o sistema para evitar instabilidades. Por fim, ajusta-se a constante derivativa ( $Kd$ ) para aprimorar a estabilidade e reduzir oscilações. Da mesma forma, o ajuste de  $Kd$  começa com o valor zero e incrementa-se gradativamente. A sintonização é iterativa, implicando paciência e atenção a cada mudança.

#### 3.2.2 Método de sensibilidade limite

Este método foi proposto por Ziegler e Nichols sendo utilizado em processos de malha fechada nos quais possa ser aplicado um ganho que apresente uma oscilação periódica em sua saída amplitudes e períodos estáveis (FERMINO, 2014).

Determinou-se o ganho crítico ( $Ku$ ) mediante ao pico estável e o período crítico ( $Tu$ ) pelo tempo do de oscilação explicito na fig. 5 normalizados por unidade, a partir da função de transferência obtida pelos dados aquisitados do sistema.

Figura 5 – Ganho Crítico.



Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

Em sequência com os valores de  $K_u$  e  $T_u$  é possível calcular os ganhos do controlador por meio da tabela 1.

Tabela 1– Metodo de oscilação crítica.

Controlador	$K_p$	$T_i$	$T_d$
P	$0,5K_u$	-	-
PI	$0,4K_u$	$0,8T_u$	-
PID	$0,6K_u$	$0,5T_u$	$0,125T_u$

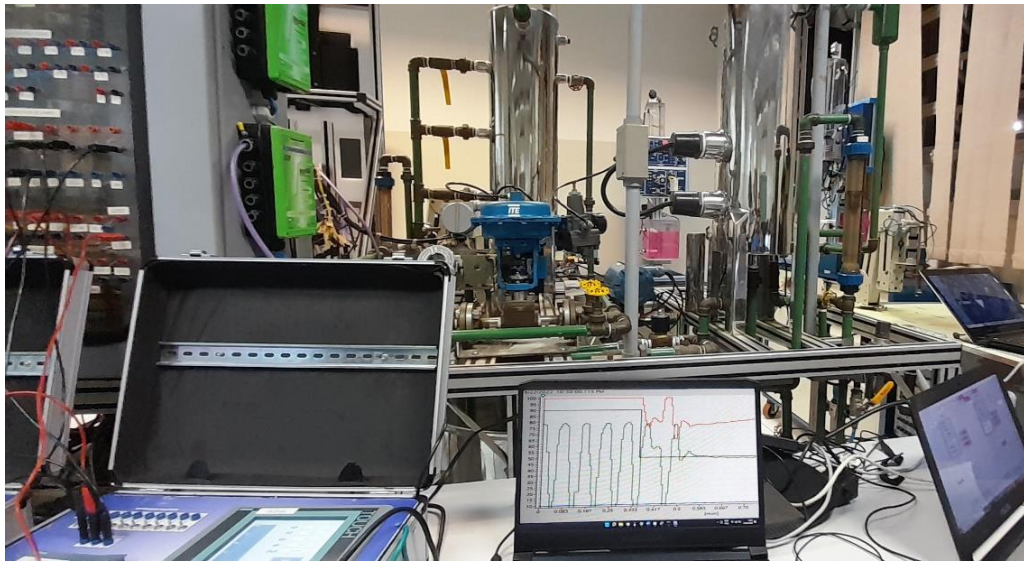
Fonte: Ziegler e Nichols, 1942, apud Fermino, 2014

Após simulação via script no Matlab foi autenticado parâmetros  $K_u$  e  $T_u$  com o processo em análise, tendo propósito de validar a função de transferência e comparar comportamento dos ganhos simulados com os dados reais a uma vazão de 20  $\frac{l}{min}$  apresentado na fig. 6.

Por meio do cálculo de desvio padrão dado pela eq. 9, em uma população de 7082 amostras, totalizando 11 minutos e 48 segundos, resultando em um desvio padrão de 2,3% em um conjunto de 7082 dados, no qual apresenta em valor real de 11,5  $mmH_2O$  de desvio padrão.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum(x_i - \mu)^2}{N}} \quad (9)$$

Figura 6– Testes em bancada.



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

### 3.2.3 Otimização por Enxame de Partículas (PSO)

Utilizando as funcionalidades pré-existentes no manual do Matlab para o algoritmo de enxame de partículas, apenas foi necessário realizar alguns ajustes de parâmetros, como o tamanho da população, o número máximo de iterações, limites superior e inferior, já que esses parâmetros afetam diretamente a convergência do algoritmo, sendo realizado primeiramente de modo experimental.

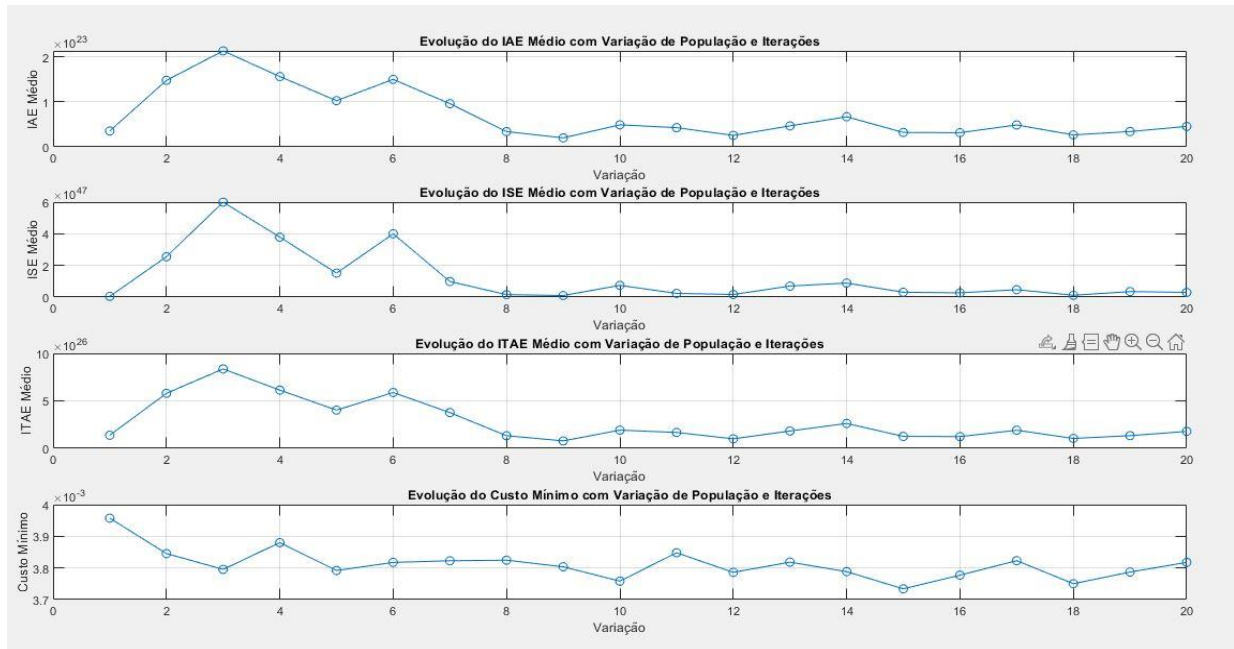
A escolha dos limites do sistema não foi um desafio, pois na sintonia empírica obteve-se conhecimento prévio sobre as faixas de valores plausíveis. Segundo SANTOS (pág. 42, 2018), “Durante a operação do PSO, as partículas viajam em um espaço de interesse com determinadas coordenadas”, a partir disto foi selecionado o maior valor alcançado para um processador i5-4200U 2.30 GHz e 12GB de RAM.

O loop de otimização do PSO foi executado aproximadamente 20 vezes, para obter bons resultados, com parâmetros iniciais aleatórios e, sendo reconhecido com base no custo mínimo obtido, comparado com os índices de desempenho calculados durante a cada interação.

Com resultados relevantes foi realizado um segundo loop com vinte interações para avaliar resultado das iterações do loop PSO com os parâmetros determinados, sendo tamanho da população de 60 e número máximo de iterações de 30000, não sendo mais aumentar devido limitações de processamento.

Na fig.7 é possível visualizar resultado após 17:32:25,1 horas de simulação dos índices ITAE, IAE, ISE e custo mínimo obtido sendo o melhor resultado na decima oitava interação determinado pelo menor valor da média dos índices.

Figura 7– Treinamento PSO.



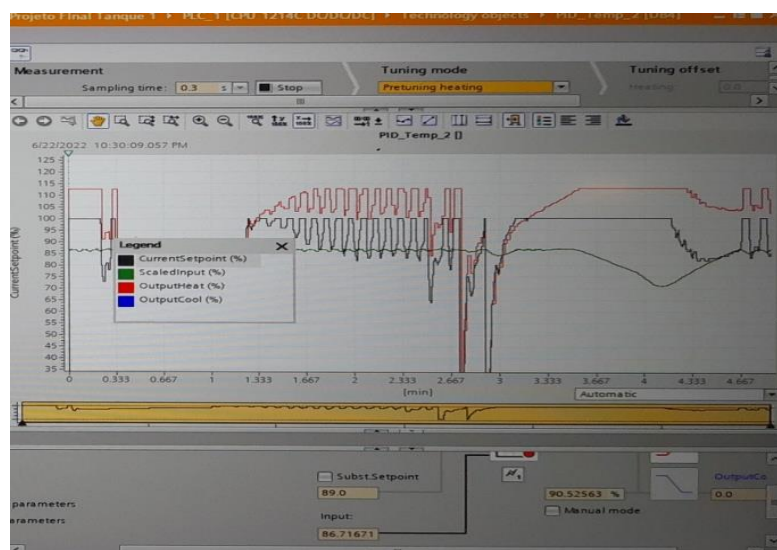
Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

### 3.2.4. Autoajuste do controlador Siemens Step 7 1200

A ferramenta de autoajuste do controlador exposta na fig. 8 determina a resposta um degrau na saída de um controle na identificação do ponto de inflexão. Os parâmetros do controlador PID são calculados com base na inclinação máxima e no tempo de resposta do sistema controlado.

Os valores ideais dos parâmetros PID são obtidos através da execução de duas etapas: pré-ajuste e ajuste fino. Quanto mais estável for o valor real do processo, mais fácil e preciso será o cálculo dos parâmetros PID. Ruídos no valor real são aceitáveis desde que o sinal de interesse seja significativamente maior que o ruído (SIEMENS AG, 2017, pag.41).

Figura 8– Tuning mode Step 7 1200



Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

Seguindo as orientações do manual do fabricante para realizar a sintonia de pré-ajuste e ajuste fino armazenou os dados. Sendo possível comparar na tabela 2 a variação dos métodos de ganhos fixos utilizados. O controle PI foi predominante, sendo excluído da tabela o controle PID adaptativo devido à sua flutuação de valores.

Tabela 2– Ganhos por unidade

Método	$K_p$	$K_i$	$K_d$
Empírico	0.3	0.02	0
Sensibilidade lim.	0.9	0.006	0
PSO	0.75	0.01	47.68
Autotuning	0.72	0.015	0

Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

### 3.3 PID adaptativo Proposto

A fim de compreender essa abordagem, é importante realizar uma análise dos parâmetros de um controlador PID discreto. Esse controlador é estruturado em torno de três componentes: Proporcional (P), Integral (I) e Derivativo (D), frequentemente denotados como  $K_p$ ,  $K_i$  e  $K_d$ . Estes elementos desempenham funções essenciais na regulação de sistemas, ajustando-se para assegurar que o desempenho do sistema corresponda às expectativas estabelecidas.

No contexto deste estudo, apresenta uma abordagem que implica uma analogia entre os coeficientes  $Kp, Ki$  e  $Kd$  e os parâmetros ajustáveis em uma rede neural. Cada um desses coeficientes é equiparado a um peso correspondente em um contexto de aprendizado de máquina. Essa perspectiva conceitual nos permite explorar as afinidades entre o controle PID e os princípios subjacentes ao funcionamento de redes neurais.

Por meio dessa proposta, a intenção é demonstrar a adaptação dos pesos do controlador PID por meio da regra delta, e para este objetivo se faz necessário algumas ponderações.

Segundo Romão,1996, em aplicações digitais utiliza se o controlador PID discreto incremental dado pela eq. 10, a partir da relação da eq. 11 foi realizada a manipulação matemática para dispor os parâmetros do controlador  $Kp, Ki$  e  $kd$  em evidencia como mostrado na eq. 12.

$$\Delta u(t) = Kp \left[ e(t) - e(t - 1) + \frac{T_s}{T_i} e(t) + \frac{T_d}{T_s} (e(t) - 2e(t - 1) + e(t - 2)) \right] \quad (10)$$

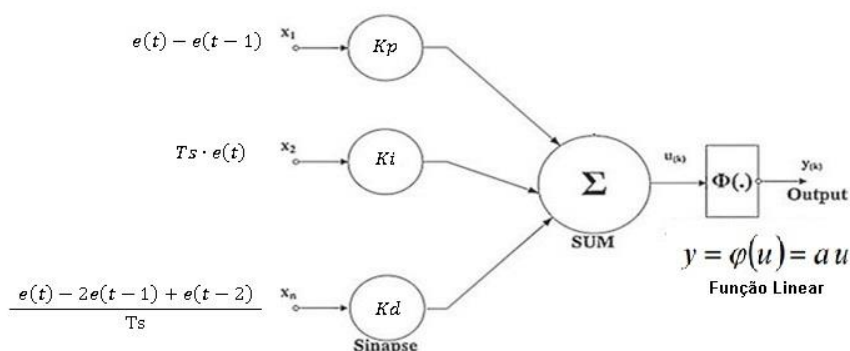
$$\text{Onde } T_i = \frac{K_p}{K_i} \quad \text{e} \quad T_d = \frac{K_d}{K_p} \quad (11)$$

$$\Delta u(t) = Kp \cdot (e(t) - e(t - 1)) + Ki \cdot (T_s \cdot e(t)) + Kd \cdot \left( \frac{e(t) - 2e(t - 1) + e(t - 2)}{T_s} \right) \quad (12)$$

A partir destas asserções foi realizado a analogia entre o controle PID e as redes neurais exibida na figura 9 inspirado na pesquisa de Santos L.R.R(2018) em sintonia PID utilizando Algoritmos de Controle de Potência Distribuídos (DPCA) em Rede Opticas Passivas (PON), utilizando assim a regra delta eq.1 em algumas literaturas dado pela eq. 13 para atualização dos ganhos onde:

$$W_n = W_n + \alpha (Y_n - sp(n))X_n \quad (13)$$

Figura 9 - PID Perceptron.



Fonte: adaptado DAS (2022).

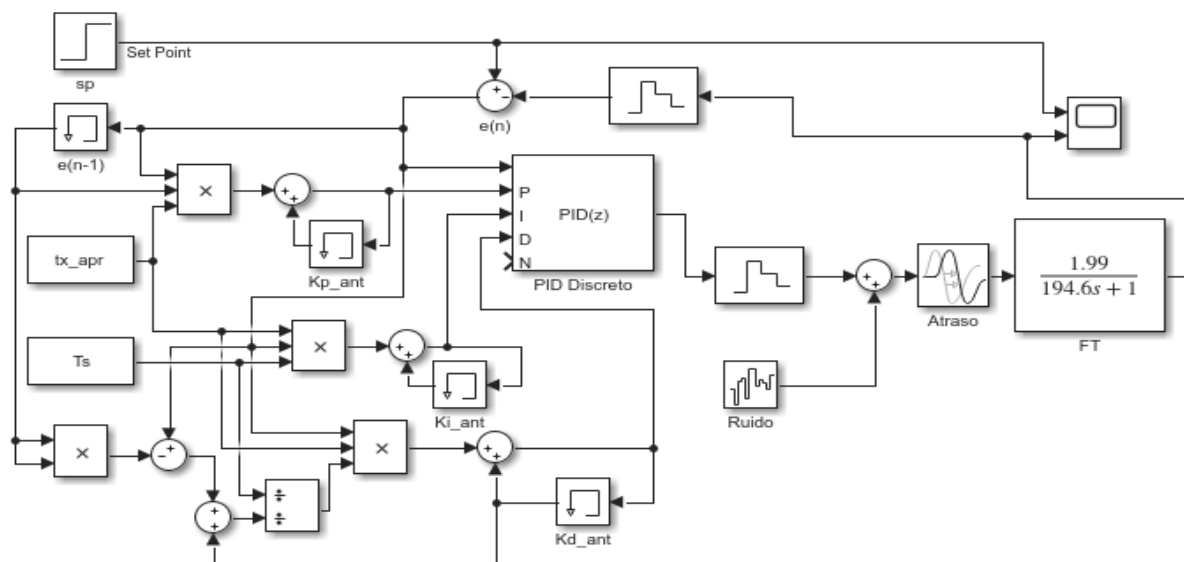
- $Wn$  : Ganhos  $Kp, Ki$  e  $kd$ .
- $\alpha$ : Coeficiente de aprendizado.
- $Yn$ : Saida do processo.
- $sp(n)$ : Saida desejada.
- $Xn$ : Entrada fundamentada na eq. 12.

Após as definições e abstrações foi realizado simulações na ferramenta simulink do Matlab utilizando a função de transferência dada pela eq. 8, realizando a atualização dos ganhos pela regra delta sendo a entrada análoga de cada ganho fundamentada pela eq. 12 e exibida na fig. 9 modelo adequado para realizar a adaptação dos ganhos.

Salientando que a taxa de amostragem ( $T_s$ ) utilizada foi a mesma utilizada na aquisição dos dados da fig. 4 com objetivo de encontrar um coeficiente de aprendizado aproximado para o processo analisado.

Apresentado na fig. 10 o resultado da organização dos blocos de controle utilizados na simulação do PID adaptativo, de forma simplificada foi acrescentado a regra delta nas entradas do PID discreto.

Figura 10 - PID Adaptativo Simulink.

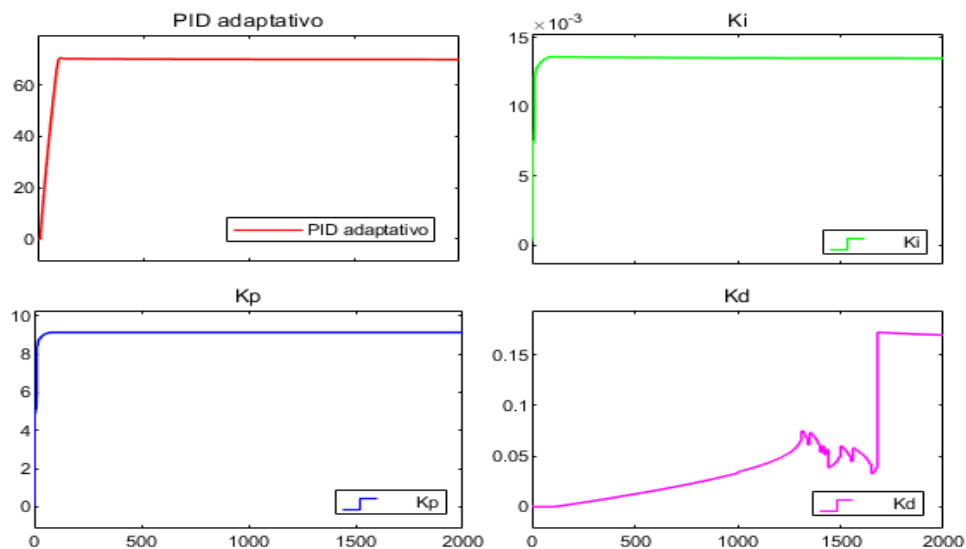


Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

A princípio assim como na sintonia empírica utilizou se com um valor baixo de coeficiente de aprendizado e inserido o um degrau de 70%, aumentando assim

gradualmente a cada teste, e avaliando a resposta após cerca de 20 testes pode perceber visualmente resultados satisfatórios e continuando a aumentar a taxa passou a existir um sobressinal, assim decrementando novamente até encontrar resultado visual satisfatório apresentado na fig. 11 juntamente com a evolução dos ganhos  $K_p$ ,  $K_i$  e  $K_d$ .

Figura 11- Resposta degrau PID adaptativo



Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

### 3.4 Análise do PID adaptativo.

Inicialmente, foram realizadas diversas simulações para análise gráfica dos resultados, avaliando eventuais discrepâncias nas sintonias.

Após várias análises gráficas serem feitas, foi possível fazer algumas asserções, como por exemplo:

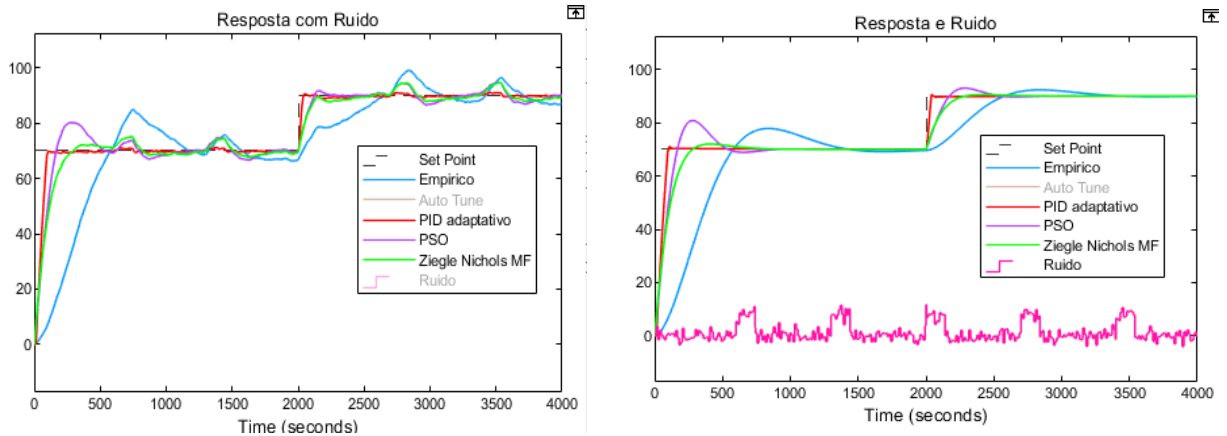
- as diferentes recuperações de cada tipo de sintonia;
- a eficiência esperada do método legitimado de sensibilidade limite;
- como o método empírico se mostrou ineficiente em relação aos demais.

No entanto, não é possível validar o desempenho da sintonia do controlador adaptativo sem aplicar métricas de avaliação.

A fig. 12 exhibe a mudança no valor de referência, nos tempos 0 segundos e 2000 segundos. A imagem da esquerda mostra uma perturbação periódica de amplitude de 10% a cada 600 segundos e uma aleatória entre -5% e 5% de

amplitude por todo tempo. A imagem da direita mostra o sinal puro, separado das perturbações inseridas no sistema.

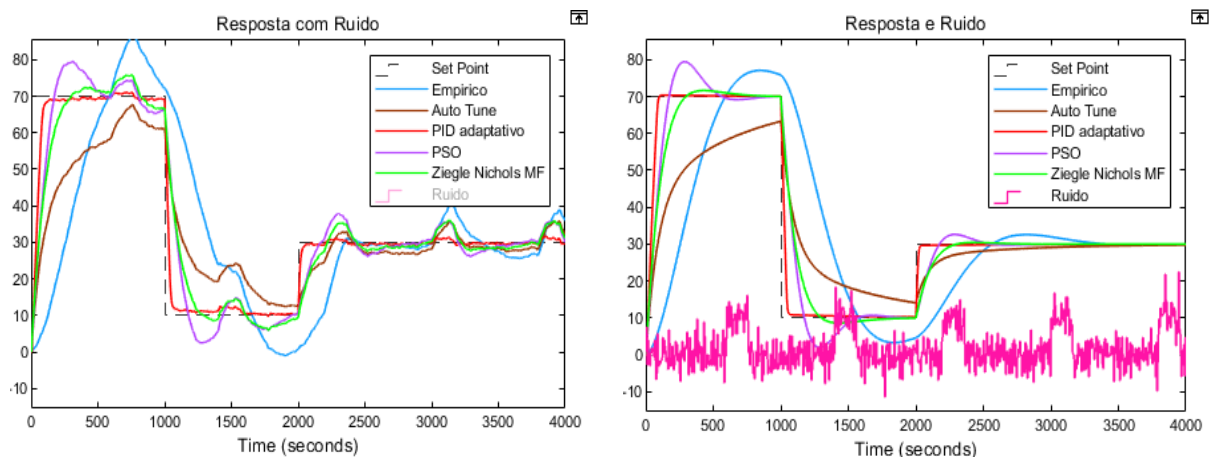
Figura 12 - Resposta PID adaptativo.



Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

Na fig. 13 apresenta-se semelhante, contudo, com diferentes de valores de referência, nos tempos 0 segundo, 1000 segundos e 2000 segundos, também modificado a perturbação periódica de 15% de amplitude em intervalões de 800 segundos e perturbações aleatórias entre -5% há 10%.

Figura 13 - Resposta PID adaptativo.

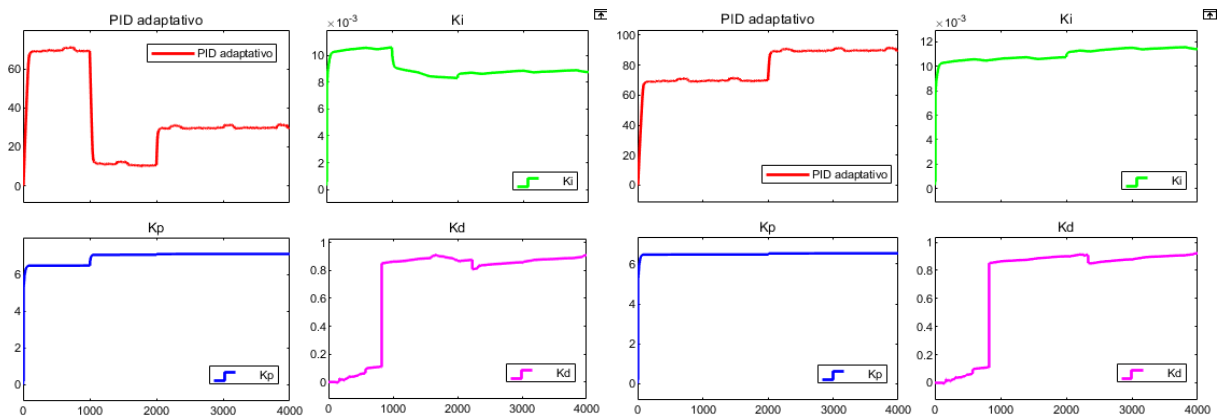


Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

Após diversas simulações realizando modificações de valores de referência, inserção de perturbações no sistema. Foi analisado a evolução dos parâmetros  $Kp$ ,

$K_i$  e  $K_d$  dispostos na fig. 14, podendo ser observado o comportamento adaptativo do controlador.

Figura 14- Adaptação  $K_P$ ,  $K_I$  e  $K_d$ .



Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

Considerando a variação dos valores de referência nos tempos 0, 1000 e 2000 segundos, observa-se o incremento significativo de  $K_P$  e  $K_i$  ao iniciar, em 1000 segundos a variação agressiva de  $K_d$  após a mudança do valor de referência e o decremento em  $k_i$  de forma periódica, nos momentos das perturbações inseridas. Apresentando a seção 4 os resultados obtidos nas métricas de desempenho evidenciando alguns detalhes importantes.

## 4 APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

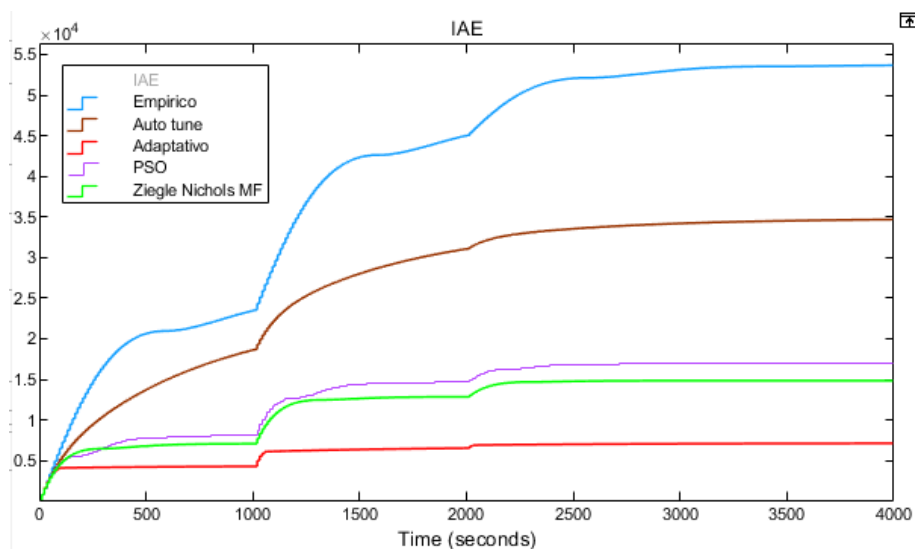
Nesta seção é apresentado, as respostas dos controladores, destacando variações e perturbações. Os resultados, são apresentados na Tabela 3, comparado os diferentes métodos de sintonia do sistema, revelando o método com índices mais baixos em todas as métricas, indicando sua eficácia na minimização de erros.

### 4.1 Desempenho dos Controladores

Analisando o índice IAE, como descrito em literatura, apresentou uma resposta ponderada nas transições, podendo ser visto na fig. 14, resultante do cálculo da IAE da resposta obtida na fig. 13, onde é apresentado variações dos valores nos tempos em 0, 1000 e 2000 segundos, perturbações periódicas e aleatórias inseridas no sistema.

Na análise de sobressinal, apenas é perceptível uma leve ondulação em resposta ao ruído na fig.14. Em relação às perturbações, é perceptível uma leve inclinação. Em algumas simulações, só foi possível ver essas características em conjunto de dados armazenados no workspace do MATLAB.

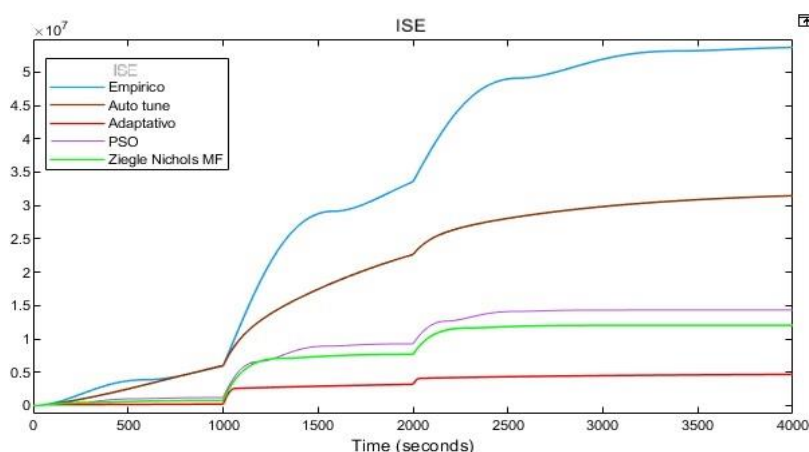
Figura 14 - Integral do valor absoluto do erro



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

Analisando o índice ISE, que atribui mais peso aos erros de maior magnitude, é possível ver na fig. 15 o incremento significativo do índice na mudança dos valores de referência, seguindo o eixo do tempo em 0, 1000 e 2000 segundos. Em relação ao sobressinal, é visível apenas uma leve ondulação, não sendo possível avaliar de forma visual a influência das perturbações no gráfico.

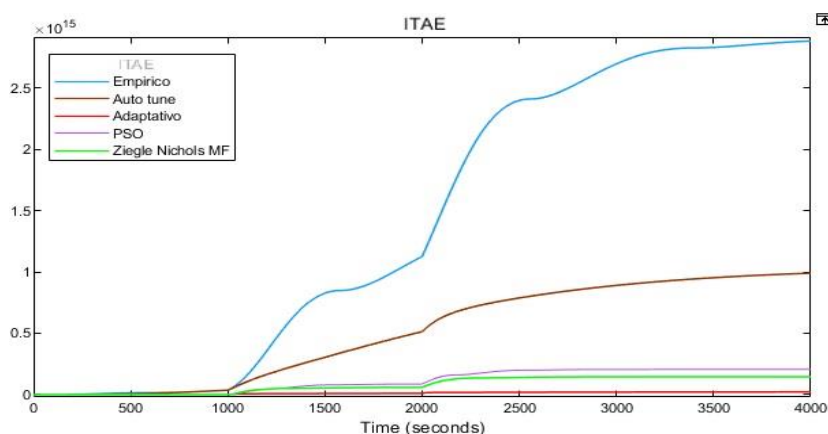
Figura 15 - Integral do quadrado do erro.



Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

Diferente do índice ISE, o índice ITAE combina o conceito dos dois métodos e incrementa a ação do tempo, penalizando assim erros que ocorrem no final da resposta transitória, ou seja, erros que perduram no tempo. Isso pode ser visto na fig. 16, onde os índices continuam a incrementar significativamente nas sintonias que atrasaram a minimizar o erro após a transição dos valores de referência.

Figura 16 - Integral do tempo multiplicado pelo valor absoluto do erro



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

Essas métricas fornecem uma medida quantitativa do desempenho do sistema em diferentes aspectos, conforme índices calculados e normalizados por unidade (PU) apresentado na Tabela 3. O IAE prioriza grandes erros instantâneos, o ISE penaliza mais fortemente erros grandes de longo prazo, e o ITAE combina ambos, considerando também a variação ao longo do tempo. Analisando os resultados da tabela 3, observando que o método que apresenta os valores mais baixos em todas as métricas é geralmente considerado o mais eficaz para a sintonia do sistema.

Tabela 3 – Índice Final normalizados em PU da figura 13

	IAE	ISE	ITAE
Empírico	1	1	1
Sensibilidade limite	0,292	0,276	0,076
PSO	0,311	0,288	0,083
Autotuning	0,618	0,553	0,304
Adaptativo	0,146	0,109	0,012

Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

## 4.2 Conclusões

O método empírico em aplicação prática se mostrou promissor e satisfatório em primeiro momento, mas após a inserção de mudança de valor de referência e de perturbações externas deixou evidente suas limitações. Já o método de sensibilidade limite legitimado pela literatura, correspondeu com resultados excelentes, contudo em resposta em relação as perturbações inseridas, não alcançou o melhor resultado.

Apesar do algoritmo PSO apresentar ótimos resultados em resposta as perturbações inseridas, não se destacou nos resultados em relação aos índices de desempenho. A sintonia adaptativa obteve os melhores resultados nos índices, além de excelente resultado em relação as perturbações inseridas, um menor sobressinal e acomodação superior em relação aos outros métodos.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O método empírico não superou nenhum dos demais métodos, embora houvesse expectativa de aproximação destes.

A expectativa em torno do enxame de partículas em estar entre os dois primeiros era grande, pelo fato de que a quantidade de cálculos realizados ser muito maior em relação aos outros métodos utilizados.

O método de sensibilidade limite superou as expectativas, demonstrando um desempenho satisfatório mesmo com ganhos fixos. Sua recomendação em processos aplicáveis deve-se à sua simplicidade e eficiência.

Por outro lado, o método PID adaptativo destacou-se, tanto no tempo de acomodação quanto no menor sobressinal. Além disso, exibiu uma excelente recuperação após a introdução de perturbações no sistema, tornando-o uma escolha aceitável em situações que demandam maior precisão de controle. Vale ressaltar que um controle mais preciso resulta em uma aplicação mais eficiente da energia necessária para o controle.

Como perspectiva para futuros estudos, sugere-se a investigação do PID adaptativo em sistemas de maior ordem e/ou que empregam outras variáveis do processo para a atualização dos parâmetros de controle

## REFERÊNCIAS

CECCON D. **Função de ativação: Definição e quando usar cada uma**. Disponível em: <https://iaexpert.academy/2020/05/25/funcoes-de-ativacao-definicao-caracteristicas-e-quando-usar-cada-uma/> . Acesso em 26 de março de 2023.

DSA, **Deep Learning Book**. Disponível em: <https://www.deeplearningbook.com.br/>. Acesso em 01 de março de 2023.

FERMINO F. **Estudo comparativo de métodos de sintonia de controladores PID**. Trabalho de conclusão de curso, [Escola de Engenharia de São Carlos](#) (2014). Disponível em: <http://www.tcc.sc.usp.br/tce/disponiveis/18/180500/tce-14012015-162330/?&lang=br>. Acesso em 12 de setembro de 2023.

MAGNUSSON, Matheus. **Comparativo entre controlador PID e redes neurais artificiais no controle de atitude de um quadricóptero**. 2018. 96 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Pato Branco, 2018. Disponível em : <http://repositorio.utfpr.edu.br/jspui/handle/1/14616> . Acesso em 15 de outubro de 2023.

Souza, J.O.O.S. **Metaheurísticas aplicadas na sintonia de controladores PID: estudo de casos**. Unisinos, 2013 Disponível em: <http://repositorio.jesuita.org.br/handle/UNISINOS/4457>. Acesso em 10 de setembro de 2023.

SANTOS, L.R.R. **Sintonia adaptativa de algoritmos de controle de potência PID em redes ópticas passivas de próxima geração baseada em inteligência computacional**. **Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)**. Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Cornélio Procopio, 2018. Disponível em: <https://repositorio.utfpr.edu.br/jspui/handle/1/3369>. Acesso em 03 de agosto de 2023.

Santos, V. T. S. **Estudo experimental da força de impacto e do coeficiente de descarga de bocais ejetores utilizados na perfuração de poços de petróleo** Trabalho de conclusão de curso, Universidade Tecnológica Federal do Paraná (2014). Disponível em: [https://riut.utfpr.edu.br/jspui/bitstream/1/10274/3/CT\\_COEME\\_2014-1\\_22.pdf](https://riut.utfpr.edu.br/jspui/bitstream/1/10274/3/CT_COEME_2014-1_22.pdf). Acesso em 05 de novembro de 2023.

SIEMENS AG. **Módulo TIA Portal 032-500 Valores analógicos no SIMATIC S7-1500**. [www.automation.siemens.com](http://www.automation.siemens.com), 2007. Disponível em: <https://www.automation.siemens.com/sce-static/learning-training-documents/tia-portal/advanced-programming-s7-1200/sce-051-300-pid-control-s7-1200-r1709-en.pdf> Acesso em: 22 maio 2023.

Silva, I. N.; Spatti, D. H.; Andrade, R.; Flauzino, R. A. **Redes Neurais Artificiais para engenharia e ciências aplicadas**. Universidade de São Paulo. 2ª edição revisada e ampliada. São Paulo: Artliber Editora Ltda., 2019. Disponível em: [https://artliber.com.br/amostra/redes\\_neurais.pdf](https://artliber.com.br/amostra/redes_neurais.pdf). Acesso em: 22 outubro 2023

Sousa, L. T. D. M. D., & Roehle, R. A. F. D. O. **Aplicação dos conceitos de engenharia de processos: projeto de equipamentos industriais**. Trabalho de conclusão de curso, Graduação em Engenharia Química da Universidade de Brasília (2020).

ROMÃO, Wesley et al. **Análise e projeto de controladores PID adaptativos baseados em estimação de parâmetros: um estudo de caso**. 1996. Disponível em: <https://repositorio.ufsc.br/bitstream/handle/123456789/158052/104647.pdf>. Acesso em: 22 outubro 2023