

CONTROLE PID FUZZY ADAPTATIVO EVOLUCIONÁRIO BASEADO EM ESPECIFICAÇÃO LINGÜÍSTICA DE MARGEM DE GANHO E FASE

EDSON B.M. COSTA*, GINALBER L.O. SERRA†

**Instituto Federal do Maranhão*

Av. Newton Belo, s/n, Vila Maria, CEP: 65919-050, Imperatriz, MA, Brasil

†*Instituto Federal do Maranhão*

Av. Getúlio Vargas, 04, Monte Castelo, CEP: 65030-005, São Luís, MA, Brasil

edson.costa@ifma.edu.br, ginalber@ifma.edu.br

Abstract— In this paper, an evolutionary adaptive fuzzy PID controller design methodology based on robust stability linguistic specifications, for non-linear and time-variant systems, is proposed. The robust stability linguistic specifications (gain and phase margins) are extracted from the expert knowledge and represented mathematically using the fuzzy numbers theory. The controller parameters online tuning is realized by an formulated multi-objective particle swarm optimization adaptation mechanism with constraints, and gain and phase margins linguistic specifications. Experimental results for adaptive fuzzy control of a thermal plant with time varying delay are presented to illustrate the efficiency and applicability of the proposed methodology.

Keywords— Adaptive Fuzzy Control, Linguistic Specification, Gain and Phase Margins.

Resumo— Neste artigo, é proposta uma metodologia para projeto de controlador PID fuzzy adaptativo evolucionário baseada em especificação linguística de margem de ganho e fase, para sistemas não-lineares e variantes no tempo. As especificações linguísticas de margem de ganho e fase são extraídas a partir do conhecimento do especialista e representadas matematicamente usando teoria de números fuzzy. A sintonia *online* dos parâmetros do controlador é realizada com a formulação de um mecanismo de adaptação baseado em algoritmo de otimização por enxame de partículas multiobjetivo com restrições, e nas especificações linguísticas de margem de ganho e fase. Resultados experimentais para controle adaptativo fuzzy de uma planta térmica com atraso puro de tempo variante são apresentados para ilustrar a eficiência e aplicabilidade da metodologia proposta.

Palavras-chave— Controle Adaptativo Fuzzy, Especificação Linguística, Margens de Ganho e Fase.

1 Introdução

Recentemente, diversas técnicas de controle adaptativo fuzzy tem sido propostas, destacando-se dentre os principais tópicos de interesse o uso de algoritmos evolucionários para sintonia *online* dos parâmetros de tais controladores (Sabzi et al., 2015; Djoewahir et al., 2013; Chiou et al., 2012). Em Khan et al. (2015), uma metodologia para projeto de controle adaptativo fuzzy baseado em algoritmo genético foi proposto para o controle multivariável de temperatura e umidade relativa de uma unidade de tratamento de ar. Em Hashim et al. (2015), é proposta uma metodologia para sintonia *online* de um controlador adaptativo L_1 por meio de algoritmo PSO.

2 Formulação da metodologia proposta

O diagrama em blocos da metodologia proposta é ilustrado na figura 1. A planta é modelada a partir de dados experimentais de entrada e saída, $u(k)$ e $y(k)$, utilizando um algoritmo de agrupamento fuzzy (antecedente) e método de mínimos quadrados recursivo no contexto fuzzy (consequente, θ^i). O grau de ativação normalizado de cada regra fuzzy, μ^i , é determinado a partir das funções de pertinência obtidas. O mecanismo de adaptação baseado em algoritmo de otimização MOPSO é utilizado para sintonia online dos parâmetros do

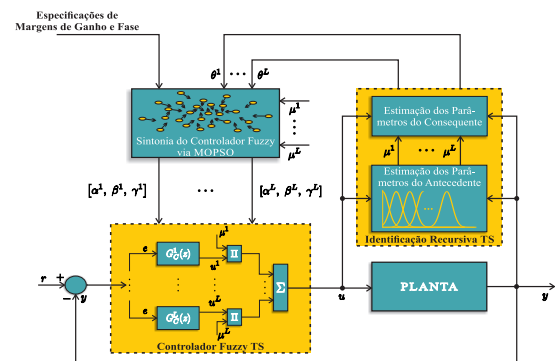


Figura 1: Diagrama em blocos da metodologia proposta.

controlador PID fuzzy TS, $[\alpha^i, \beta^i, \gamma^i]$, baseado em especificações linguísticas de margens de ganho e fase.

2.1 Identificação recursiva fuzzy TS

2.1.1 Modelo fuzzy TS dinâmico

Seja um sistema não-linear e com atraso puro de tempo variante, dado pelo modelo fuzzy:

$$R^{(i)} : \text{SE } x_1 \text{ é } A_1^i \text{ E } \dots \text{ E } x_\nu \text{ é } A_\nu^i \text{ ENTÃO}$$

$$G_P^i(z) = g^i \frac{(b_0^i + b_1^i z^{-1} + \dots + b_{n_u}^i z^{-n_u}) z^{-\tau_d^i / T}}{1 + a_1^i z^{-1} + a_2^i z^{-2} + \dots + a_{n_y}^i z^{-n_y}} \quad (1)$$

onde $i = 1, 2, \dots, L$; L é número de regras; x_j , $j = 1, 2, \dots, \nu$ são as variáveis linguísticas; A_j^i são as funções de pertinência; $\mu_{A_j^i}(x_j)$ é o grau de ativação normalizado da i -ésima regra; $G_P^i(z)$ são os submodelos; τ_d^i é o atraso puro de tempo; g^i é o ganho DC; T é o período de amostragem; $a_{1,2,\dots,n_y}^i$ e $b_{1,2,\dots,n_u}^i$ são os parâmetros do numerador e denominador de $G_P^i(z)$. Considerando $D^i = -\tau_d^i/T$, a saída do modelo fuzzy TS, $\hat{y}(k)$, é dado por:

$$\hat{y}(k) = \sum_{i=1}^L \mu^i(k) [\sum_{n=1}^{n_y} -a_n^i y^i(k-n) + g^i \sum_{n=0}^{n_u} b_n^i u(k-(n+D^i))] \quad (2)$$

2.1.2 Estimação recursiva do consequente

Os parâmetros do consequente do modelo fuzzy TS, $\hat{\theta}^i(k)$, são identificados recursivamente conforme a seguir:

$$\begin{aligned} \xi^i(k) &= [y(k) - \varphi^T(k) \hat{\theta}^i(k-1)] \\ K^i(k) &= \frac{P^i(k-1) \varphi(k)}{\varphi^T(k) P^i(k-1) \mu^i(k) \varphi(k) + \lambda} \\ \hat{\theta}^i(k) &= \hat{\theta}^i(k-1) + \mu^i(k) K^i(k) \xi^i(k) \\ P^i(k) &= \frac{1}{\lambda} (P^i(k-1) - \mu^i(k) K^i(k) \varphi^T(k) P^i(k-1)) \end{aligned} \quad (3)$$

onde $\xi^i(k)$ é o erro de estimação; $K^i(k)$ é uma matriz de ganho; $\hat{\theta}^i(k)$ é o vetor de parâmetros; λ é o fator de esquecimento; φ é o vetor de regressores e $P^i(k)$ é a matriz de covariância.

2.2 Projeto de controlador PID adaptativo fuzzy

2.2.1 Estrutura do controlador

A estrutura do controlador PID fuzzy TS é definida utilizando a estratégia de Compensação Paralela e Distribuída (CPD), conforme a seguir:

$$\begin{aligned} R^{(i)} : \text{SE } x_1 \text{ é } A_1^i \text{ E } \dots \text{ E } x_\nu \text{ é } A_\nu^i \text{ ENTÃO} \\ G_C^i(z) = \frac{\alpha^i z^2 + \beta^i z + \gamma^i}{z^2 - z} \end{aligned} \quad (4)$$

onde α^i , β^i e γ^i são os ganhos do controlador fuzzy. Portanto, a partir das equações (1) e (4), tem-se as margens de ganho e fase:

$$\angle \left[\sum_{i=1}^L \mu^i G_C^i(z, e^{j\omega_f}) G_P^i(z, e^{j\omega_f}) \right] = -\pi \quad (5)$$

$$GM = \frac{1}{\left| \sum_{i=1}^L \mu^i G_C^i(z, e^{j\omega_f}) G_P^i(z, e^{j\omega_f}) \right|} \quad (6)$$

$$\left| \sum_{i=1}^L \mu^i G_C^i(z, e^{j\omega_g}) G_P^i(z, e^{j\omega_g}) \right| = 1 \quad (7)$$

$$PM = \angle \left[\sum_{i=1}^L \mu^i G_C^i(z, e^{j\omega_g}) G_P^i(z, e^{j\omega_g}) \right] + \pi \quad (8)$$

onde as variáveis ω_g e ω_f são a frequência de cruzamento de ganho e fase, respectivamente.

2.2.2 Mecanismo de adaptação

O mecanismo de adaptação proposto é baseado em especificações linguísticas de margem de ganho e fase, formuladas como conjuntos fuzzy, Ξ e Ψ , respectivamente, definidos no conjunto dos números reais, $\mathbb{R}$, que satisfazem as seguintes propriedades:

1. Ξ e Ψ são conjuntos fuzzy normais, ou seja, $\sup_{\psi \in \mathbb{R}} \Psi(\psi) = 1$ e $\sup_{\xi \in \mathbb{R}} \Xi(\xi) = 1$.
2. Ξ e Ψ são convexos, ou seja, $\Xi(\lambda \xi_1 + (1-\lambda)\xi_2) \geq \min[\Xi(\xi_1), \Xi(\xi_2)]$ e $\Psi(\lambda \psi_1 + (1-\lambda)\psi_2) \geq \min[\Psi(\psi_1), \Psi(\psi_2)]$, para todo $\xi_1, \xi_2, \psi_1, \psi_2 \in \mathbb{R}$ e para todo $\lambda \in [0, 1]$.
3. Os suportes de Ξ , $\text{supp } \Xi = \{\xi \in \mathbb{R} / \Xi(\xi) \geq 0\}$, e Ψ , $\text{supp } \Psi = \{\psi \in \mathbb{R} / \Psi(\psi) \geq 0\}$, são limitados.
4. O ρ -corte de Ξ , $\Xi_\rho = \{\xi \in \mathbb{R} / \Xi(\xi) \geq \rho\}$, e o σ -corte de Ψ , $\Psi_\sigma = \{\psi \in \mathbb{R} / \Psi(\psi) \geq \sigma\}$, são intervalos fechados $[a_\rho, b_\rho]$ e $[a_\sigma, b_\sigma]$, respectivamente, de números reais para todo $\rho, \sigma \in (0, 1]$. Onde os intervalos $[a_\rho, b_\rho]$ e $[a_\sigma, b_\sigma]$ são definidos por:

$$a_\rho = \inf \xi \in \mathbb{R} / \Xi(\xi) \geq \rho \quad (9)$$

$$b_\rho = \sup \xi \in \mathbb{R} / \Xi(\xi) \geq \rho \quad (10)$$

$$a_\sigma = \inf \psi \in \mathbb{R} / \Psi(\psi) \geq \sigma \quad (11)$$

$$b_\sigma = \sup \psi \in \mathbb{R} / \Psi(\psi) \geq \sigma \quad (12)$$

Sejam $[\alpha^i, \beta^i, \gamma^i]^{i=1,\dots,L}$ as variáveis de decisão, $[\alpha_{min}^i, \beta_{min}^i, \gamma_{min}^i]^{i=1,\dots,L}$ os limites inferiores das variáveis de decisão, $[\alpha_{max}^i, \beta_{max}^i, \gamma_{max}^i]^{i=1,\dots,L}$ os limites superiores das variáveis de decisão, f_1 e f_2 as avaliações de função objetivo, $f_1([\alpha^i, \beta^i, \gamma^i]^{i=1,\dots,L}) = \Xi_\rho$ e $f_2([\alpha^i, \beta^i, \gamma^i]^{i=1,\dots,L}) = \Psi_\sigma$ as funções de restrição do problema, que equivalem as inequações $f_1([\alpha^i, \beta^i, \gamma^i]^{i=1,\dots,L}) < \rho$ e $f_2([\alpha^i, \beta^i, \gamma^i]^{i=1,\dots,L}) < \sigma$, respectivamente, então, o mecanismo de adaptação multi-objetivo do sistema de controle adaptativo PID fuzzy baseado em especificações linguísticas de margens de ganho e fase é formulado na equação 13.

$$\begin{aligned} \text{minimize/maximize} \quad & \mathbf{f}([\alpha^i, \beta^i, \gamma^i]) = [f_1([\alpha^i, \beta^i, \gamma^i]), f_2([\alpha^i, \beta^i, \gamma^i])]^T \\ \text{sujeito a} \quad & f_1([\alpha^i, \beta^i, \gamma^i]) = \Xi_\rho(\xi) \\ & f_2([\alpha^i, \beta^i, \gamma^i]) = \Psi_\sigma(\psi) \\ & [\alpha_{min}^i, \beta_{min}^i, \gamma_{min}^i] \leq [\alpha^i, \beta^i, \gamma^i] \leq [\alpha_{max}^i, \beta_{max}^i, \gamma_{max}^i] \end{aligned} \quad (13)$$

O mecanismo de adaptação multi-objetivo, formulado na equação (13), pode ser solucionado utilizando o método de agregação ponderada, conforme a seguir:

$$f = \delta_1 f_1([\alpha^i, \beta^i, \gamma^i]) + \delta_2 f_2([\alpha^i, \beta^i, \gamma^i]) \quad (14)$$

com $\delta_1 + \delta_2 = 1$, $\delta_1 > 0$ e $\delta_2 > 0$.

As posições iniciais da i -ésima partícula, $\alpha_p^{i,0}(k)$, $\beta_p^{i,0}(k)$ e $\gamma_p^{i,0}(k)$, são aleatoriamente geradas dentro de um espaço de busca definido em torno dos parâmetros dos subcontroladores obtidos na iteração anterior, $\alpha^i(k-1)$, $\beta^i(k-1)$ e $\gamma^i(k-1)$, com base em coeficientes de dispersão, Δ_{α^i} , Δ_{β^i} e Δ_{γ^i} , que servem para especificar as fronteiras do espaço de busca, conforme a seguir:

$$\alpha_p^{i,0}(k) \sim U(\alpha^i(k-1) - \Delta_{\alpha^i}, \alpha^i(k-1) + \Delta_{\alpha^i}) \quad (15)$$

$$\beta_p^{i,0}(k) \sim U(\beta^i(k-1) - \Delta_{\beta^i}, \beta^i(k-1) + \Delta_{\beta^i}) \quad (16)$$

$$\gamma_p^{i,0}(k) \sim U(\gamma^i(k-1) - \Delta_{\gamma^i}, \gamma^i(k-1) + \Delta_{\gamma^i}) \quad (17)$$

O algoritmo do mecanismo de adaptação é mostrado a seguir:

Algoritmo do mecanismo de adaptação

Passo 1. Condições iniciais do modelo e controlador fuzzy: Utilize o algoritmo RLS (n primeiras amostras do sistema) ou seu equivalente em batelada para obter uma estimativa inicial, $\theta^i(0)$, dos parâmetros do modelo fuzzy. Obtenha os parâmetros iniciais do controlador fuzzy, $\alpha^i(0)$, $\beta^i(0)$ e $\gamma^i(0)$, que satisfaça as especificações linguísticas de margem de ganho e fase, dado o modelo fuzzy obtido.

Passo 2. Defina os parâmetros do algoritmo: Coeficientes do PSO: peso de inércia, ω , componentes cognitiva e social, c_1 e c_2 , número de partículas, N_p , número total de iterações, N ; Coeficientes da função objetivo: δ_1 e δ_2 ; Fronteiras dos parâmetros do controlador: α_{max}^i , β_{max}^i , γ_{max}^i , α_{min}^i , β_{min}^i , γ_{min}^i ; Coeficientes de dispersão: Δ_{α^i} , Δ_{β^i} e Δ_{γ^i} .

Laço principal do mecanismo de adaptação: repita

Passo 3. Especificações linguísticas: Defina a especificação linguística de margem de ganho e fase a partir do conhecimento do especialista.

$$f_1([\alpha^i, \beta^i, \gamma^i]) = \Xi \text{ e } f_2([\alpha^i, \beta^i, \gamma^i]) = \Psi$$

Passo 4. Posição inicial de cada partícula: Inicialize a posição da p -ésima partícula, aleatoriamente, no intervalo definido pelos coeficientes de dispersão e parâmetros do controlador na iteração $(k-1)$, usando as equações (15), (16) e (17).

Passo 5. Verificar fronteiras: Verificar os limites inferior e superior dos parâmetros do controlador fuzzy:

$$\begin{aligned} & \text{se } (\alpha^i(k) > \alpha_{max}^i) \text{ então } (\alpha^i(k) = \alpha_{max}^i) \\ & \text{senão se } (\alpha^i(k) < \alpha_{min}^i) \text{ então } \\ & (\alpha^i(k) = \alpha_{min}^i) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \text{se } (\beta^i(k) > \beta_{max}^i) \text{ então } (\beta^i(k) = \beta_{max}^i) \\ & \text{senão se } (\beta^i(k) < \beta_{min}^i) \text{ então } (\beta^i(k) = \alpha_{min}^i) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \text{se } (\gamma^i(k) > \gamma_{max}^i) \text{ então } (\gamma^i(k) = \gamma_{max}^i) \\ & \text{senão se } (\gamma^i(k) < \gamma_{min}^i) \text{ então } (\gamma^i(k) = \gamma_{min}^i) \end{aligned}$$

Passo 6. Calcule as margens de ganho e fase: Utilize as equações (5), (6), (7) e (8) para calcular as margens de ganho e fase do sistema de controle fuzzy.

Passo 7. Calcule o custo de cada função objetivo:

$$f_1([\alpha^i(k), \beta^i(k), \gamma^i(k)]^{i=1, \dots, L}) = \Xi(\xi)$$

$$f_2([\alpha^i(k), \beta^i(k), \gamma^i(k)]^{i=1, \dots, L}) = \Psi(\psi)$$

Passo 8. Avalie as restrições das funções objetivo:

1. Se as restrições não são satisfeitas, então os parâmetros do controlador não são atualizados. Ou seja, se $f_1([\alpha^i(k), \beta^i(k), \gamma^i(k)]^{i=1, \dots, L}) \notin \Xi_\rho$ ou $f_2([\alpha^i(k), \beta^i(k), \gamma^i(k)]^{i=1, \dots, L}) \notin \Psi_\sigma$ então: $\alpha_p^i(k) = \alpha_p^i(k-1)$, $\beta_p^i(k) = \beta_p^i(k-1)$, $\gamma_p^i(k) = \gamma_p^i(k-1)$, para todo i .

2. Se as restrições são satisfeitas, então avalie o custo da p -ésima partícula,

$$\begin{aligned} f(\alpha^i(k), \beta^i(k), \gamma^i(k)) &= \delta_1 f_1(\alpha^i(k), \beta^i(k), \gamma^i(k)) \\ &+ \delta_2 f_2(\alpha^i(k), \beta^i(k), \gamma^i(k)) \end{aligned}$$

Passo 9. Atualize a melhor posição local:

1. Se $f(\alpha_p^i(k), \beta_p^i(k), \gamma_p^i(k))$ é maior ou igual a $f(\alpha_{p(local)}^i(k-1), \beta_{p(local)}^i(k-1), \gamma_{p(local)}^i(k-1))$, então:

$$\alpha_{p(local)}^i(k) = \alpha_{p(local)}^i(k-1)$$

$$\beta_{p(local)}^i(k) = \beta_{p(local)}^i(k-1)$$

$$\gamma_{p(local)}^i(k) = \gamma_{p(local)}^i(k-1)$$

2. Se $f(\alpha_p^i(k), \beta_p^i(k), \gamma_p^i(k))$ é menor que $f(\alpha_{p(local)}^i(k-1), \beta_{p(local)}^i(k-1), \gamma_{p(local)}^i(k-1))$, então:

$$\alpha_{p(local)}^i(k) = \alpha_p^i(k)$$

$$\beta_{p(local)}^i(k) = \beta_p^i(k)$$

$$\gamma_{p(local)}^i(k) = \gamma_p^i(k)$$

Passo 10. Atualize a melhor posição global:

$$[\alpha_{(global)}^i(k-1), \beta_{(global)}^i(k-1), \gamma_{(global)}^i(k-1)] = \arg \min_{1 \leq p \leq n_p} f(\alpha_{p(local)}^i(k-1), \beta_{p(local)}^i(k-1), \gamma_{p(local)}^i(k-1))$$

Passo 11. Atualizar a velocidade:

$$v_p^{[\alpha^i]}(k+1) = \omega v_p^{3i-2}(k) + c_1 r_1^{[\alpha^i]}(k) [\alpha_{p(local)}^i(k) - \alpha_p^i(k)] + c_2 r_2^{[\alpha^i]}(k) [\alpha_{p(global)}^i(k) - \alpha_p^i(k)]$$

$$v_p^{[\beta^i]}(k+1) = \omega v_p^{3i-1}(k) + c_1 r_1^{[\beta^i]}(k) [\beta_{p(local)}^i(k) - \beta_p^i(k)] + c_2 r_2^{[\beta^i]}(k) [\beta_{p(global)}^i(k) - \beta_p^i(k)]$$

$$v_p^{[\gamma^i]}(k+1) = \omega v_p^{3i}(k) + c_1 r_1^{[\gamma^i]}(k) [\gamma_{p(local)}^i(k) - \gamma_p^i(k)] + c_2 r_2^{[\gamma^i]}(k) [\gamma_{p(global)}^i(k) - \gamma_p^i(k)]$$

Passo 12. Atualizar a posição:

$$\begin{aligned} \alpha_p^i(k+1) &= \alpha_p^i(k) + v_p^{[\alpha^i]}(k+1) \\ \beta_p^i(k+1) &= \beta_p^i(k) + v_p^{[\beta^i]}(k+1) \\ \gamma_p^i(k+1) &= \gamma_p^i(k) + v_p^{[\gamma^i]}(k+1) \end{aligned}$$

Passo 13. Incrementar o número de iterações: $k = k + 1$

até $k < N$

3 Resultados Experimentais

3.1 Descrição da plataforma experimental

A plataforma experimental para controle de temperatura é composta de uma planta térmica não-linear com atraso variante com o tempo, o software LabVIEW, a controladora CompactRIO 9073 com módulos de entrada e saída analógica, o sensor de temperatura LM 35 e um circuito atuador baseado no CI TCA 785, como mostrado na figura 2. A planta térmica consiste em um forno adaptado a partir de uma torradeira monofásica AC 220 Volts, com temperatura funcional de 25 °C a 250 °C.

3.2 Condição inicial dos parâmetros do modelo

As condições iniciais dos parâmetros do modelo fuzzy TS, descrito na equação (1), foram obtidas por meio de uma formulação em batelada, usando o algoritmo de agrupamento fuzzy C-Means e método de mínimos quadrados, e em seguida foram

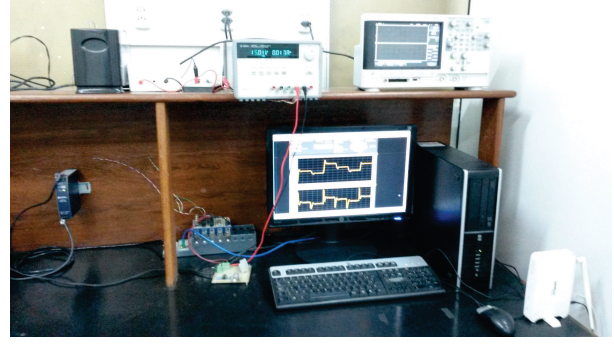


Figura 2: Plataforma experimental para controle de temperatura.

otimizados utilizando algoritmo PSO afim de melhorar as funções de pertinência do antecedente e os submodelos do consequente, cuja função de custo a ser minimizada foi definida como o erro quadrático médio entre a curva característica da planta real e do modelo fuzzy TS identificado. O modelo fuzzy TS obtido como condição inicial é mostrado a seguir:

$$\begin{aligned} R^1 : \text{SE Temperatura é } A^1 \text{ ENTÃO} \\ G_P^1(z) &= 0.9761 \frac{0.00067z - 0.000086}{z^2 + 0.5643z + 0.4352} z^{-130} \\ R^2 : \text{SE Temperatura é } A^2 \text{ ENTÃO} \\ G_P^2(z) &= 1.0965 \frac{0.0289z + 0.0284}{z^2 + 0.5506z + 0.4490} z^{-266} \end{aligned} \quad (18)$$

onde:

$$A^1 = \begin{cases} 1, & y \leq 77.2 \\ 1 - 2 \left(\frac{y-77.2}{142.4} \right)^2, & 77.2 \leq y \leq 148.4 \\ 2 \left(\frac{y-219.6}{142.4} \right)^2, & 148.4 \leq y \leq 219.6 \\ 0, & y \geq 219.6 \end{cases} \quad (19)$$

e

$$A^2 = 1 - A^1 \quad (20)$$

3.3 Condição inicial dos parâmetros do controlador PID fuzzy TS

As condições iniciais dos parâmetros do controlador PID fuzzy TS, foram obtidas por meio de algoritmo de otimização PSO multiobjetivo, com base no modelo fuzzy TS obtido como condição inicial, na estratégia CPD, com especificações de margem de ganho/fase de 5 e 70°, obtendo-se margem de ganho/fase de: 5.8120/72.73° e 5.67/73.53°, na primeira e segunda regra, respectivamente. O controlador PID fuzzy TS obtido como condição inicial é mostrado a seguir:

$$\begin{aligned} R^1 : \text{SE Temperatura é } A^1 \text{ ENTÃO} \\ G_C^1(z) &= \frac{6.7964z^2 - 6.7960z + 0.0027}{z^2 - z} \\ R^2 : \text{SE Temperatura é } A^2 \text{ ENTÃO} \\ G_C^2(z) &= \frac{3.0681z^2 - 3.0891z + 0.0229}{z^2 - z} \end{aligned} \quad (21)$$

3.4 Implementa  o do controlador adaptativo fuzzy

O modelo fuzzy TS, definido na equa  o (18),   identificado recursivamente em malha fechada usando dados de entrada e sa da, obtidos a partir da planta t rmica. Os par metros do antecedente dos modelos fuzzy, A^1 e A^2 s o mantidos fixos, enquanto os par metros do consequente de cada submodelo fuzzy s o estimados recursivamente via m todo fuzzy RLS em malha fechada a partir dos dados de entrada e sa da da planta t rmica. Os seguintes par metros s o definidos para o algoritmo fuzzy RLS: $\lambda^1 = \lambda^2 = 0.997$ (fator de esquecimento), $P^1(0) = P^2(0) = 10^{-3}I_4$ (matriz de covari ncia), al m da condi  o inicial do modelo fuzzy dado na equa  o (18). Os resultados para estima  o recursiva dos par metros do modelo fuzzy TS da planta t rmica, s o mostrados na figura 3.

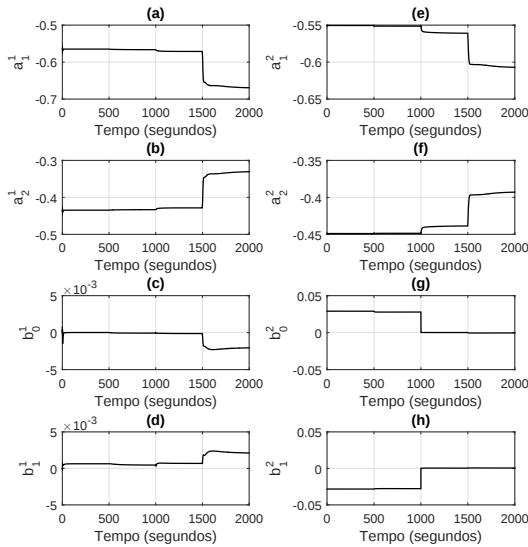


Figura 3: Estima  o param trica recursiva: (a)-(d) par metros do consequente do primeiro submodelo, (e)-(h) par metros do consequente do segundo submodelo.

Na implementa  o do mecanismo de adapta  o, os seguintes par metros foram inicialmente adotados: $N = 10$ (n mero de itera  es do mecanismo de adapta  o); $N_p = 10$ (n mero de part culas); $\alpha_{min}^i = \beta_{min}^i = -12$, $\gamma_{min}^i = -0.012$, $\alpha_{max}^i = \beta_{max}^i = 12$, $\gamma_{max}^i = 0.012$ (limites inferior/superior dos par metros do controlador); $\Delta_{\alpha^1} = \Delta_{\alpha^2} = \Delta_{\beta^1} = \Delta_{\beta^2} = 0.01$, $\Delta_{\gamma^1} = \Delta_{\gamma^2} = 0.0001$ (coeficientes de dispers o). As especifica  es lingu sticas de margem de ganho e fase, foram definidas como: “em torno de 4” e “em torno de 60 ”, respectivamente, no intervalo de 0 a 700 segundos; “em torno de 6” e “em torno de 90 ”, respectivamente, no intervalo de 700 a 2000 segundos. Estas especifica  es ling is-

ticas foram representadas matematicamente por fun  es gaussianas, como a seguir:

$$\Xi(\xi) = e^{-\frac{(\xi-\xi_c)^2}{2\sigma_{\xi_c}^2}} \text{ e } \Psi(\psi) = e^{-\frac{(\psi-\psi_c)^2}{2\sigma_{\psi_c}^2}}$$

onde ξ e ψ s o as margens de ganho e fase, respectivamente, obtidas via algoritmo MOPSO em fun  o de α^i , β^i , γ^i e θ^i . Os seguintes valores para especifica  o lingu stica foram definidos na implementa  o do controle PID fuzzy adaptativo da planta t rmica: $\xi_c = 4$ e $\psi_c = 60 $ entre 0 e 700 segundos, $\xi_c = 6$ e $\psi_c = 90 $ entre 700 e 2000 segundos; $\sigma_{\xi_c}^2 = 1.5$ e $\sigma_{\psi_c}^2 = 15$.

Os dois objetivos a serem otimizados, f_1 e f_2 , foram representados como o complemento dos ρ e σ -corte das especifica  es lingu sticas, como a seguir:

$$f_1([\alpha^i, \beta^i, \gamma^i]) = \bar{\Xi}_\rho(\xi) \text{ e } f_2([\alpha^i, \beta^i, \gamma^i]) = \bar{\Psi}_\sigma(\psi)$$

onde as seguintes defini  es foram feitas: $\rho = \sigma = 0.2$.

Os par metros do controlador PID fuzzy TS sintonizado via MOPSO, baseado nos par metros do modelo fuzzy estimados recursivamente e a partir de especifica  es de margem de ganho e fase, s o mostrados na figura 4. Na figura 5, as mar-

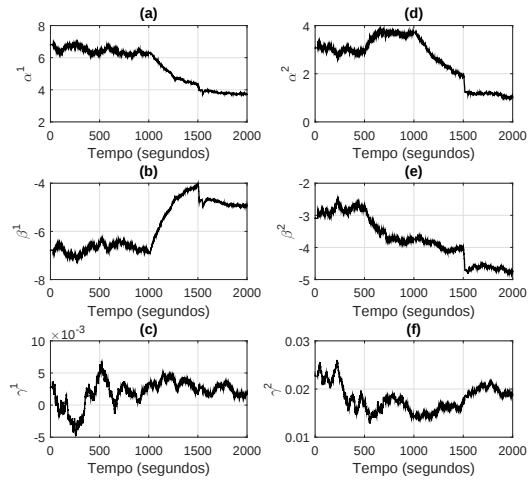


Figura 4: Estima  o recursiva dos par metros do controlador PID fuzzy: (a)-(c) par metros do consequente da primeiro submodelo, (d)-(f) par metros do consequente do segundo submodelo.

gens de ganho e fase instant neas obtidas para o sistema de controle da planta t rmica s o apresentados.

A resposta temporal da planta t rmica e a  o de controle s o mostradas na figura 6. O *set point* inicial para temperatura foi 160 C, e uma mudan a para 80 C foi aplicada no instante 1000 segundos. Uma mudan a no ganho da planta t rmica de 1.04 para 1.2 (realizada por um confinamento t rmico e representando uma varia  o de

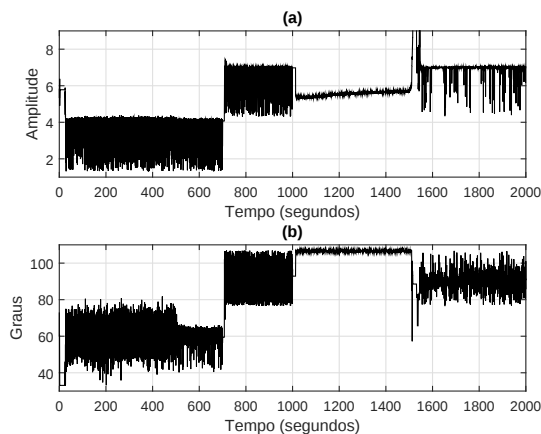


Figura 5: Margens de ganho (a) e fase (b) instantaneamente obtidas para o sistema de controle da planta térmica.

$\approx 20\%$) foi considerada no instante 500 segundos. Uma mudança no ganho da planta térmica de 1.2 para 0.8333 (realizada por um resfriamento térmico e representando uma variação de $\approx 31\%$) foi considerada no instante 1500 segundos. Assim, pode ser observada a eficiência da metodologia proposta para ajuste *online* dos parâmetros do controlador garantindo as especificações linguísticas de margem de ganho e fase e o rastreamento do sinal de referência.

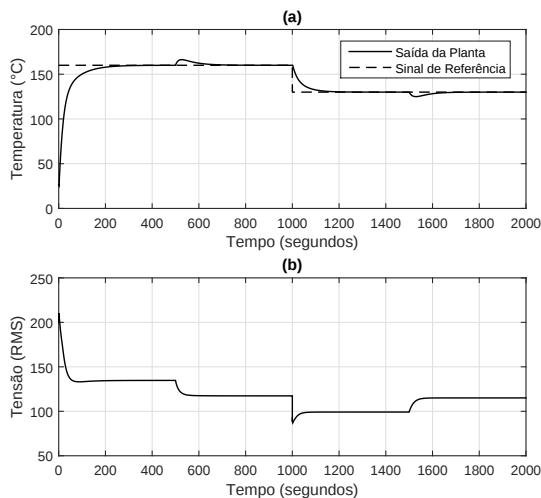


Figura 6: Resposta temporal do sistema de controle PID fuzzy adaptativo (a) e Ação de controle do controlador PID fuzzy adaptativo (b).

4 Conclusões

Neste artigo foi proposta uma metodologia para projeto de controle PID fuzzy adaptativo evolucionário baseado em especificação linguística de

margem de ganho e fase, onde resultados experimentais demonstraram a aplicabilidade da metodologia apresentada no sentido de garantir as especificações linguísticas de margem de ganho e fase e rastreamento da trajetória de referência diante de perturbações aplicadas à planta térmica. A formulação do mecanismo de adaptação utilizando algoritmo MOPSO possibilitou a sintonia *online* dos parâmetros do controlador PID fuzzy sem a necessidade de obtenção de uma fórmula matemática direta que relacione os parâmetros de tal controlador em função dos parâmetros do modelo fuzzy TS e das especificações linguísticas de margem de ganho e fase. Consideram-se como propostas de trabalhos futuros, o desenvolvimento desta metodologia no contexto de sistemas evolutivos no espaço de estados, assim como utilizar a teoria de aproximação estocástica para análise de convergência e taxa de convergência do mecanismo de adaptação com base na definição dos parâmetros deste mecanismo.

Agradecimentos

Os autores agradecem o CNPQ pelo fomento a este trabalho de mestrado.

Referências

- Chiou, J.-S., Tsai, S.-H. and Liu, M.-T. (2012). A pso-based adaptive fuzzy pid-controllers, *Simulation Modelling Practice and Theory* **26**: 49 – 59.
- Djoewahir, A., Tanaka, K. and Nakashima, S. (2013). Adaptive pso-based self-tuning pid controller for ultrasonic motor, *International Journal of Innovative Computing, Information and Control* **9**(10): 3903–3914.
- Hashim, H. A., El-Ferik, S. and Abido, M. A. (2015). A fuzzy logic feedback filter design tuned with pso for adaptive controller, *Expert Systems with Applications* **42**(23): 9077 – 9085.
- Khan, M. W., Choudhry, M. A., Zeeshan, M. and Ali, A. (2015). Adaptive fuzzy multivariable controller design based on genetic algorithm for an air handling unit, *Energy* **81**: 477 – 488.
- Sabzi, H. Z., Humberson, D., Abudu, S. and King, J. P. (2015). Optimization of adaptive fuzzy logic controller using novel combined evolutionary algorithms, and its application in diez lagos flood controlling system, southern new mexico, *Expert Systems with Applications* pp. –.