

COMPUTAÇÃO EVOLUCIONÁRIA EM IDENTIFICAÇÃO E CONTROLE DE PROCESSOS: FUNDAMENTOS, ANÁLISE E APLICAÇÕES

Leandro dos Santos Coelho e Antonio Augusto Rodrigues Coelho
UFSC/DAS - Caixa Postal 476 - 88040.900 - Florianópolis - SC - BRASIL
e-mail: {lscelho; aarc}@lcmi.ufsc.br

Abstract: In this paper several evolutionary computation paradigms in process identification and control are utilized. The following methodologies are addressed: i) genetic algorithms (with floating point representation), ii) hybrid algorithms composed by genetic algorithms with simulated annealing, and iii) evolution strategies (without and with self-adaptation mechanisms). Experiments in identification were conducted in mono-tank level and temperature processes. Experimental tests in control are conducted in order to find the design parameter of the PID control when controlling a non-linear level process, composed of coupled twin-tanks, which are submitted to reference change and load disturbance, and steering a trailer truck while backing up to a loading dock.

Keywords: Genetic algorithms, Evolution strategies, Process identification, Process control, Practical application.

1. INTRODUÇÃO

O desenvolvimento da inteligência computacional ou artificial (IC), por pesquisadores das mais diversas áreas do conhecimento, tem levado a promissores resultados quanto a aplicabilidade das técnicas inteligentes, não só no meio científico e tecnológico, mas também econômico, comercial, financeiro, político, social e médico, devido principalmente a crescentes investimentos em pesquisa na área, principalmente por grandes centros, órgãos governamentais e privados dos Estados Unidos, Japão e Europa (Coelho & Coelho, 1996; EvoNews, 1996; Hirota & Sugeno, 1995).

Em síntese, as metodologias da IC tem sido alvo de intensas pesquisas gerando, nos últimos anos, inúmeras aplicações, entre estas, ambientes de desenvolvimento, projeto inteligente de "hardware" e diversas patentes de projetos ligadas ao aprimoramento do meio industrial e uso comercial dos resultados obtidos. Existem muitos exemplos da colaboração entre a academia e a indústria, um deles é a adoção de metodologias híbridas abrangendo diversos paradigmas que compõem a IC, tais como redes neurais artificiais, lógica nebulosa, computação evolucionária, sistemas especialistas, sistemas híbridos inteligentes com a teoria de controle, obtendo-se assim poderosas ferramentas incrementando-se a robustez e a flexibilidade de algoritmos em automação industrial (Katayama et al., 1993; Levine, 1996; RayChaudhuri et al., 1996).

Neste artigo utiliza-se o paradigma da IC denominado computação evolucionária ou evolutiva (CE) em identificação e controle de processos. As metodologias abordadas são: i) algoritmos genéticos, ii) algoritmos genético híbrido com "simulated annealing", e iii) estratégias evolutivas. O artigo é organizado como segue. Na seção 2, os conceitos básicos dos paradigmas da CE são descritos. A seção 3 apresenta a descrição e os experimentos em identificação de processos de nível mono-tanque e temperatura. Os experimentos em controle de um sistema de regulação de nível não-linear, composto por dois tanques acoplados e o sistema dinâmico não-linear vinculado a manobrar um caminhão para estacioná-lo em uma garagem são tratados na seção 4. A conclusão e as perspectivas do trabalho são apresentadas na seção 5.

2. COMPUTAÇÃO EVOLUCIONÁRIA

O paradigma computacional da CE imita um modelo rudimentar e simplificado da natureza como um procedimento adaptativo de busca e otimização, que possibilita implementações computacionais. A CE sugere um mecanismo em que uma população $P(t)$ de indivíduos (soluções) visa melhorar, em média, a sua adequabilidade em relação ao ambiente, ou seja, o seu desempenho geral com respeito a um dado problema.

A CE engloba um número crescente de metodologias, das quais as mais importantes são: algoritmos genéticos, estratégias evolutivas, programação evolucionária, programação genética e sistemas classificadores (Bäck, T. & H.-P. Schwefel, 1993, Soucek, B. & The IRIS Group, 1992). Na figura 1 é apresentado um pseudocódigo básico das metodologias da CE. A seguir são tratados os paradigmas da CE aplicados em identificação e controle de processos.

```
geração ← 0
inicialização (P(t))
avaliação da aptidão da população (P(t))
enquanto o critério de parada para P(t) não é atingido
{
    geração ← geração + 1
    P(t) = seleção (P(t-1))
    recombinação (P(t))
    mutação (P(t))
    avaliação da aptidão da população(P(t)) }
```

Figura 1 - Pseudocódigo básico das metodologias da CE.

2.1 Algoritmos Genéticos

Os algoritmos genéticos (AGs) constituem-se em um método de busca e otimização que utiliza operações randômicas baseadas na genética e seleção natural. Os AGs são poderosas ferramentas que provêm uma alternativa às tradicionais técnicas de otimização na efetivação de buscas globais em espaços de busca complexos e irregulares.

Existem diversos estudos quanto a convergência dos AGs (Goldberg, 1989; Uesaka, 1995), contudo os AGs não garantem a obtenção de uma solução ótima. Mesmo assim os AGs têm sido aplicados nos mais diversos problemas que tratam de busca multidimensionais e multimodais. Entre as características básicas que diferenciam os AGs dos métodos tradicionais de otimização, estão que os AGs (Fogel, 1994; Goldberg, 1989):

- trabalham com uma codificação de um conjunto de parâmetros, não com eles próprios (quando utiliza-se a representação binária dos cromossomos),
- buscam através de uma população de pontos, não a partir de um ponto isolado,
- usam somente a informação de uma função objetivo (adequabilidade); e
- usam regras de transição probabilísticas, não regras determinísticas.

O ciclo básico dos dados nos AGs, compreende operações de seleção, recombinação e mutação. A figura 2 ilustra o ciclo básico dos dados nos AGs.

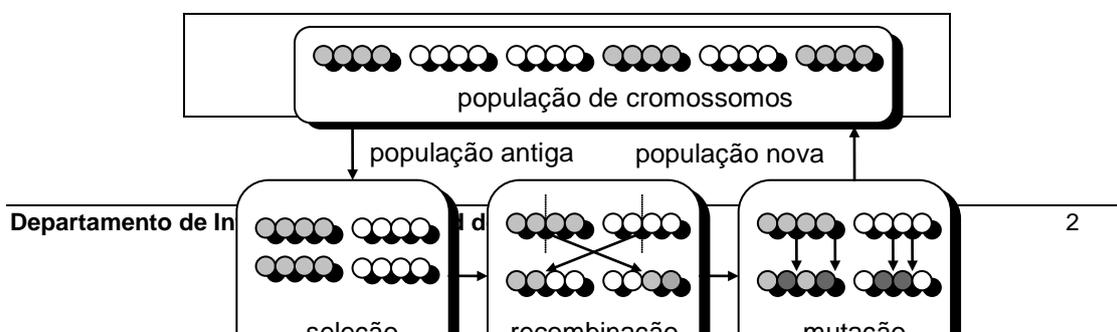




Figura 2 - Ciclo básico dos dados nos AGs.

As estratégias de seleção implementadas são a seleção usual por roleta e a elitista "breeder". Na *seleção por roleta*, cada indivíduo pertencente à população do ciclo de geração corrente, possui uma fatia da roleta proporcional à sua aptidão de sobrevivência. Os indivíduos com maior adequabilidade (aptidão) possuem uma fatia maior na roleta e, assim, tem maior probabilidade de contribuir com um número maior de valores nos indivíduos selecionados, para a realização das operações de recombinação e mutação (Goldberg, 1989). O mecanismo de *seleção "breeder"*, constitui-se de um mecanismo de seleção elitista, que consiste na seleção, em cada geração, dos $\beta\%$ melhores elementos na corrente população de n elementos (onde β é o coeficiente de truncamento) e têm valores típicos entre 10% e 50%. Dentro dos $\beta\%$ melhores elementos é salvo o elemento mais apto para próxima geração e são selecionados (de 1 a $n-1$) dois elementos para passarem por operações de recombinação e mutação completando a população (n) (De Falco *et al.*, 1996).

A definição dos parâmetros intrínsecos aos AGs são estipulados heurísticamente, tais como tamanho da população, tamanho da estrutura dos cromossomos, probabilidade de uso dos operadores genéticos, criação da população inicial, critério de término, entre outros. Não existe uma regra determinística adequada para estipular-se os parâmetros do tamanho de população e probabilidade de aplicação dos operadores genéticos (Srinikas & Patnaik, 1994). A representação por ponto flutuante (real) e os operadores de AGs propostos por Michalewicz (1992) são utilizados neste artigo. Quanto as funções de adequabilidade, estas são independentes do AG. Neste trabalho, diversas funções de adequabilidade são empregadas, empregando-se algumas funções custo (J), sendo que a função da adequabilidade ou "fitness" $f(J)$ de um determinado indivíduo é dada por:

$$f(J) = \frac{k_e}{(1 + J)} \quad (1)$$

onde k_e é o fator de escala. Se o fator de escala $k_e=1$ e $J=0$ tem-se uma suposta condição ótima da função de adequabilidade $f(J)=1.0$, ou seja, de 100%.

2.2. Algoritmo genético híbrido com "simulated annealing"

O algoritmo "simulated annealing" (SA) é uma variação de algoritmos de subida de encosta onde o objetivo é a minimização de uma função objetivo (nível de energia) e baseia-se em uma analogia com a mecânica estatística de materiais sob resfriamento, onde substâncias físicas como os metais são elevadas a altos níveis de energia e posteriormente são gradualmente resfriadas até alcançar um estado mínimo de energia.

Os AGs se caracterizam por serem robustos em aplicações onde a busca global é adequada ao tratamento do problema em questão. Entretanto, para buscas locais geralmente não apresentam um comportamento adequado. O AG pode tornar-se mais eficiente, e para isto efetua-se um ajuste fino para habilitá-lo a efetivar

buscas locais através do algoritmo SA. O processo de "annealing" é aplicado ao AG, a cada geração, após as operações de recombinação e mutação, para sintonia fina dos valores dos cromossomos do AG, aplica-se um baixo fator de temperatura e rápido fator de "annealing", denominando-se esta metodologia de AG híbrido com SA (AGSA) (Ghoshray *et al.*, 1995).

2.3 Estratégias de Evolutivas

As estratégias evolutivas (EEs) foram desenvolvidas para resolução de problemas técnicos de otimização em engenharia e, atualmente, constituem-se de importantes algoritmos computacionais em problemas de otimização de parâmetros. As EEs são técnicas que enfatizam a ligação comportamental entre as populações geradas (indivíduos-pais e indivíduos-descendentes), mais que a ligação genética.

As EEs constituem-se de técnicas com características similares aos algoritmos genéticos, contudo seu embasamento é condizente as características biológicas de poligenia e pleiotropia. Além disso, operador de mutação é o operador mais importante nas EEs e apresentam mecanismos de auto-adaptação através de desvios padrão e covariâncias, ao contrário dos AGs que possuem o operador de recombinação como mais importante e não apresentam mecanismos de auto-adaptação. Em contraste com os AGs, as soluções nas EEs são diretamente representadas em vetores de valores reais $\bar{x} \in \mathfrak{R}^n$ e os indivíduos $\bar{a} = (\bar{x}, \bar{\sigma}, \theta)$ consistem não somente do vetor \bar{x} mas também incorporam um vetor adicional $\bar{\sigma} \in \mathfrak{R}_+^n$ de desvio padrão positivo σ_i e um conjunto de ângulos de inclinação θ , que influencia as covariâncias das mutações (Bäck & Schwefel, 1993, Fogel, 1994).

Os parâmetros usuais das EEs são utilizados pelo operador mutação, para modificar os correspondentes objetos variáveis x_i ($i \in \{1, \dots, n\}$). A mutação opera em cada objeto variável x_i pela adição de números randômicos normalmente distribuídos com esperança zero e variância σ_i^2 (indicada pela notação $N(0, \sigma_i^2)$). Um novo vetor solução $\bar{a}' = (\bar{x}', \bar{\sigma}', \theta')$ pode ser criado como:

$$\bar{\sigma}'_i = \bar{\sigma}_i \cdot \exp(\tau' \cdot N(0,1) + \tau \cdot N_i(0,1)) \quad (2)$$

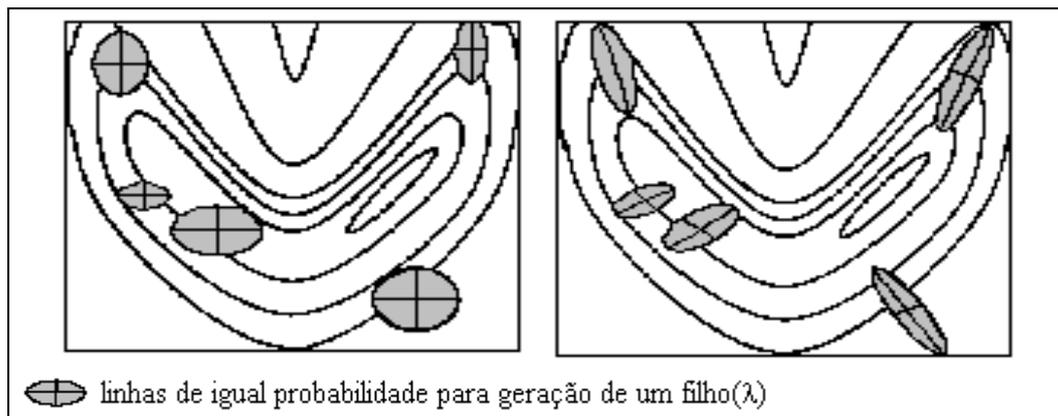
$$\theta'_j = \theta_j \cdot \exp(N_j(0, \Delta\theta)); \quad j \in \{1, \dots, w\} \quad (3)$$

$$x'_i = x_i + \sigma'_i \cdot N_i(0, A); \quad i \in \{1, \dots, n\} \quad (4)$$

onde a mutação de $\bar{\sigma}_i$ é baseada em um fator de busca global $\tau' \cdot N(0,1)$ e um fator local $\tau \cdot N_i(0,1)$. O termo $N(0,A)$ é um vetor normalmente distribuído "z" com expectativa zero e densidade de probabilidade

$$p(z) = \sqrt{\frac{\det A}{(2\pi)^n}} \exp\left(-\frac{1}{2} z^T A z\right) \quad (5)$$

Os elementos da diagonal da matriz de covariância A^{-1} são variâncias independentes para componentes x_i do vetor de decisão \bar{x} , enquanto os elementos de fora da diagonal representam as covariâncias c_{ij} das mudanças. Os estudiosos da técnica Bäck & Schwefel (1993) restringiram as áreas de densidade de probabilidade para hiperelipsóides n-dimensionais, que é realizado por um conjunto de ângulos de inclinação $\theta' \in \mathfrak{R}$, $w = n / 2 \cdot (n - 1)$ para o eixo central do hiperelipsóide. Os desvios padrões $\bar{\sigma}$ servem como um tipo de média do tamanho de passo ao longo destes eixos. Na figura 3 é mostrado o efeito de mutações simples ($\theta = \theta' = 0$) e mutações correlatas.



Fonte: Hoffmeister & Bäck (1991).

Figura 3 - O efeito de mutações simples (esquerda) e mutações correlatas (direita).

3. EXPERIMENTOS EM IDENTIFICAÇÃO E CONTROLE DE PROCESSOS

As metodologias da CE aplicadas a identificação e controle de processos são: AGs, AGSA e EEs. A tabela 1 apresenta os parâmetros das metodologias de CE utilizadas nos experimentos.

Tabela 1: Metodologias da CE utilizadas em identificação e controle de processos.

nº.	técnica (população)	σ	seleção	recombinação	mutação
1	AG(30)	-	roleta	* $p_r = 0.8$	# $p_m=0.1$
2	AGSA(30)	-	roleta	* $p_r = 0.8$	# $p_m=0.1$
3	AGSA(30)	-	"breeder"	* $p_r = 0.8$	# $p_m=0.1$
4	EE-(1+1)	1	-	-	sim
5	EE-(5+25)	1	-	não	sim
6	EE-(5+25)	1	-	**	sim
7	EE-(1,29)***	1	-	-	correlata
8	EE-(1+29)****	1	-	-	correlata

convenções

mutação não-uniforme com $b=2$

* recombinação aritmética

** recombinação discreta (x) e aritmética intermediária (σ)

*** controle do tamanho de passo individual

**** variações correlatas e esquema de adaptação dos parâmetros

3.1 Experimentos em Identificação de Processos

Os processos de nível mono-tanque e temperatura utilizados para avaliar as técnicas de CE em identificação foram projetado no laboratório de controle do UFSC/DAS/LCP. Estes processos estão presentes em diversas plantas industriais. Informações adicionais do processos estão disponíveis em Coelho (1995). A seguir é tratada a descrição dos processos utilizados em identificação via CE.

3.1.1 Processo de Nível Mono-Tanque

O processo de nível consiste em um tanque de vidro retangular de dimensões 29 cm x 12 cm x 28 cm e capacidade de 10 litros. Na base do processo existe um reservatório com capacidade para armazenar 20 litros do fluido. A água é bombeada para o tanque com o auxílio de uma bomba elétrica de corrente contínua (CC). O

nível desejado é medido por um potenciômetro ligado a uma bóia e conectado no topo do tanque. Uma variação na resistência do sensor de nível é convertida em um sinal analógico via ponte de Wheatstone com ajuste de zero. Um amplificador operacional implementado na configuração ganho, é utilizado para calibrar o nível desejado para um intervalo de 0 até 5 volts (faixa de 5 cm até 18 cm). A figura 4 ilustra o diagrama de configuração e os componentes do processo de nível. A planta é submetida a uma entrada e, através de uma placa de aquisição de dados, conectada ao computador, são coletadas 1500 amostras do processo, para um período de amostragem de 1 s.

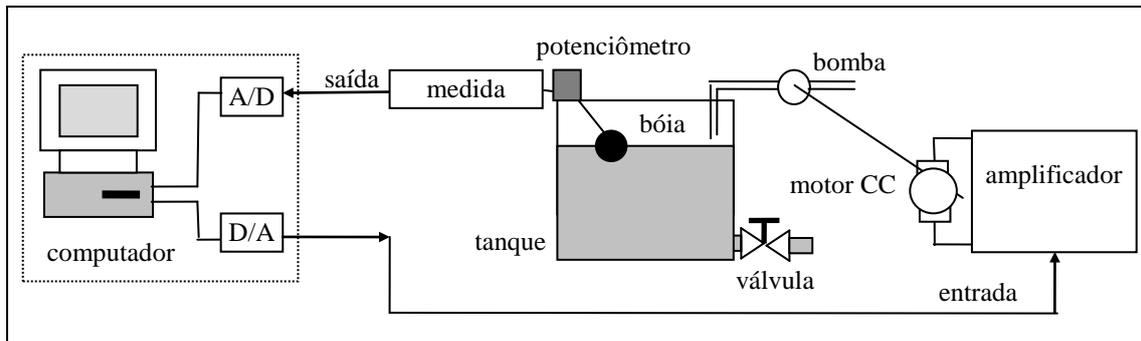


Figura 4 - Diagrama de configuração do processo de nível.

3.1.2 Processo térmico

O processo térmico é um tanque retangular metálico de dimensões 15 cm x 13 cm x 23 cm, com capacidade para 4.5 litros. Os diversos componentes do sistema de temperatura são: um sensor de temperatura do tipo PT-100 conectado a um circuito de transmissão para escalonamento (0 a 5 V) e amplificação do sinal do sensor (faixa de 25°C até 90°C) e, uma resistência elétrica industrial de 750 W, conforme é apresentado na figura 5. O processo é submetido a uma entrada e são coletadas 300 amostras do processo para um período de amostragem de 5 s.

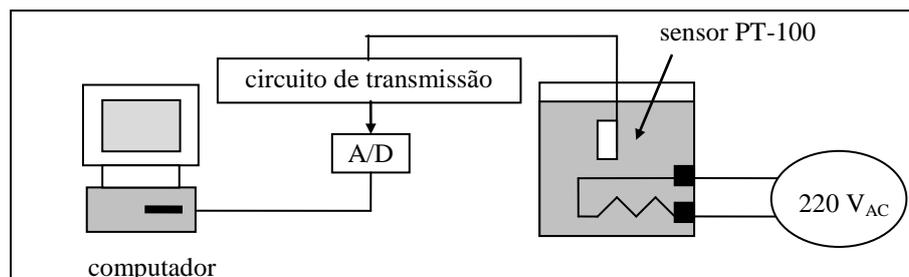


Figura 5 - Diagrama de configuração do processo térmico.

3.2 Resultados Experimentais

Nos experimentos realizados foram testadas a identificação dos processos de baixa ordem, combinando as possíveis soluções no intervalo $a \in \mathbf{R} \forall na \in [1;2]$ e $b \in \mathbf{R} \forall nb \in [1;2]$. O modelo matemático paramétrico utilizado na estimação dos parâmetros do processo tem a seguinte expressão:

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k-d) + v(k) \quad (6)$$

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \dots + a_naz^{-na} \quad (7)$$

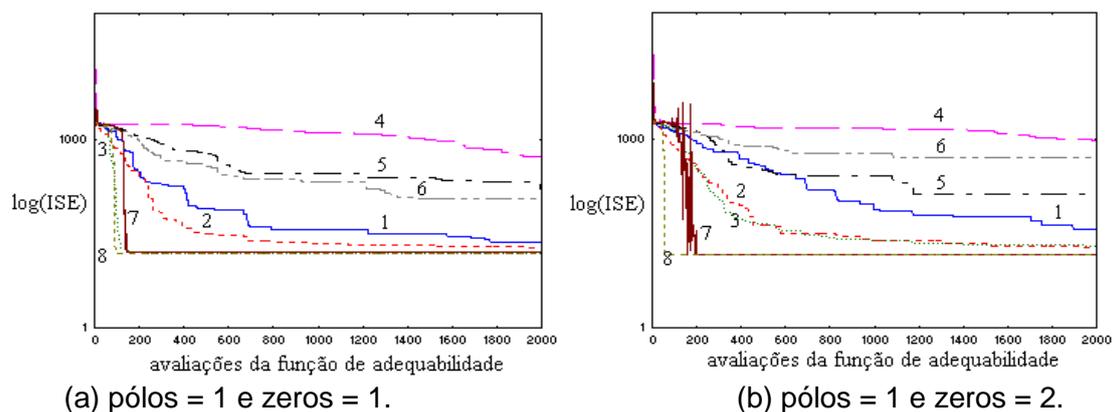
$$B(z^{-1}) = b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + b_3z^{-3} + \dots + b_{nb}z^{-nb} \quad (8)$$

onde $y(k)$, $u(k)$, $v(k)$ e “ d ” são a saída, entrada, ruído e atraso de transporte, respectivamente. O ruído é uma seqüência normal de números randômicos com média zero e variância unitária. O objetivo das metodologias aplicadas é encontrar os parâmetros adequados para os polinômios $A(z^{-1})$, $B(z^{-1})$ e “ d ”. O critério J considerado para estimação dos modelos discretos estimados é a minimização da integral do erro de previsão quadrático (ISE - “Integral Square-Error”), isto é:

$$J = ISE = \int e^2(t)dt = \sum_{k=1}^n [y(k) - \hat{y}(k)]^2 \quad (9)$$

Nas metodologias de CE adotadas são realizados 10 experimentos e o espaço de busca dos parâmetros é $[-2;2]$. O critério de parada adotado é de 2000 iterações, neste caso, número de avaliações da função de adequabilidade, contudo o projetista pode adotar outro critério de parada que considere a tolerância do erro.

A partir dos resultados experimentais da modelagem de 1ª e 2ª ordem para o processo de nível com as técnicas de CE obteve-se como melhor modelagem para um pólo ($a_1=-0.9958$) e dois zeros ($b_1=0.8305$, $b_2=-0.8266$), pela técnica EE-(5+25) com utilização de um desvio padrão e operador de recombinação, conforme abordado na tabela 1 (técnica nº. 5). Uma comparação do critério de erro ISE nos 10 experimentos (média), do melhor indivíduo de cada geração, é apresentada na figura 6. A resposta real do processo em malha aberta e a identificação mais adequado do processo via CE é mostrada na figura 7(a), enquanto na figura 7(b), o resíduo (r) da resposta real em relação a resposta estimada é apresentada.



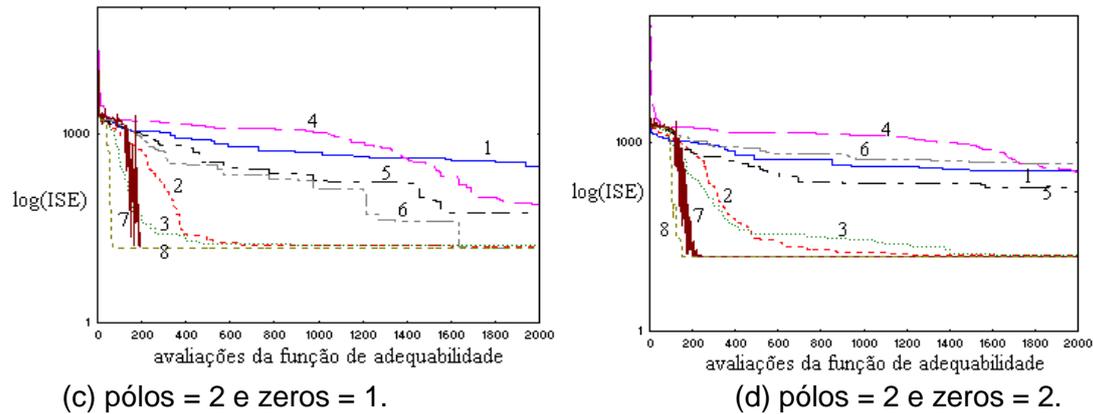


Figura 6 - Comparação do critério ISE nos 10 experimentos (média) do processo de nível.

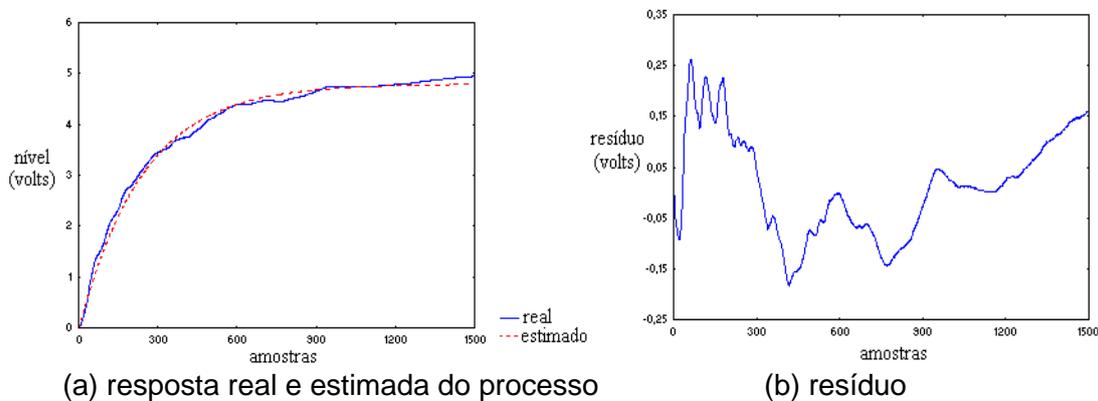


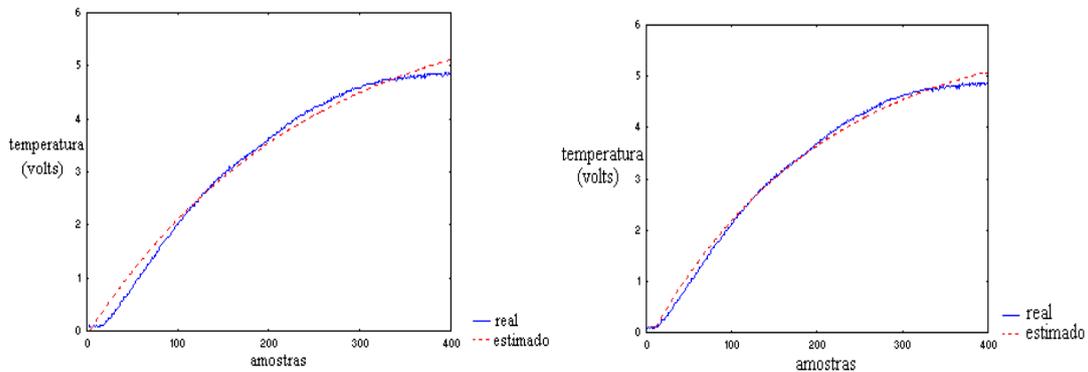
Figura 7 - Resultados da identificação do processo de nível em malha aberta via CE.

A tabela 2 apresenta os melhores resultados obtidos por CE, nos experimentos realizados com cada técnica, em identificação experimental do processo térmico sem e com estimação do atraso de transporte.. As respostas real e estimada da modelagem mais adequada do processo térmico em malha aberta e os respectivos resíduos são apresentadas nas figuras 8 e 9, respectivamente.

Tabela 2: Identificação do processo térmico com estimação do atraso do transporte via CE.

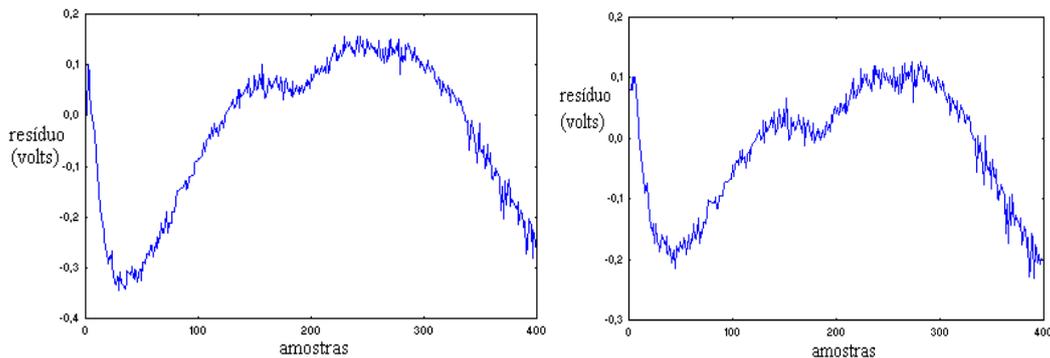
<i>intervalo de busca dos polinômios $A(z^{-1})$ e $B(z^{-1})$ de $[-2;2]$</i>								
n° .	na	nb	a_1	a_2	b_1	b_2	d	ISE
1	2	2	-0.1732	-0.8230	-1.861	1.8701	9	114.202
2	1	1	-0.9949	-	0.0059	-	3	3.9704
3	1	1	-0.9952	-	0.0058	-	7	3.9533
4	1	1	-0.9956	-	0.0052	-	2	9.0182
5	1	2	-0.9959	-	0.1623	-0.1599	2	10.4556
6	1	1	-0.9950	-	0.1501	-0.1456	3	12.0432
7	1	1	-0.9950	-	0.0059	-	2	3.9561
8	1	1	-0.9950	-	0.0058	-	2	3.9200

Na análise da tabela 2 observa-se que a estimativa de parâmetros mais adequada é a realizada pela metodologia EE-(1,29) com mutações correlatas em estimação dos parâmetros do processo térmico, com $a_1=-0.9950$, $b_1=0.0058$, e atraso de transporte, $d=2$. O resultado é utilizado para plotar os gráficos da resposta real e estimada do processo térmico em malha aberta, conforme apresentado na figura 8.



(a) sem estimação do atraso de transporte (b) com estimação do atraso de transporte

Figura 8 - Resposta real e estimada do processo térmico em malha aberta via CE.



(a) sem estimação do atraso de transporte (b) com estimação do atraso de transporte

Figura 9 - Resíduo do processo térmico em malha aberta via CE.

4. EXPERIMENTOS EM CONTROLE DE PROCESSOS

4.1 Controle do Sistema de Regulação de Nível Não-Linear

Testes experimentais em controle de processos são conduzidos em um sistema não-linear de regulação de nível, composto de dois tanques acoplados, sujeito a mudanças de referência e distúrbios de carga. Neste caso, os paradigmas da CE são utilizados para a sintonia dos parâmetros de projeto de um controlador PID monovariável. O sistema de regulação de nível não-linear é formado por dois tanques acoplados e está ilustrado na figura 10 (Li & Ng, 1995). As equações que caracterizam a dinâmica em malha aberta são:

$$A_1 \dot{h}_1 = u - a_1 c_1 \sqrt{2g(h_1 - h_2)} \quad (10)$$

$$A_2 \dot{h}_2 = a_1 c_1 \sqrt{2g(h_1 - h_2)} - a_2 c_2 \sqrt{2g(h_2 - h_0)} \quad (11)$$

$$y = h_2(t - \tau) \quad (12)$$

onde a área dos tanques é $A_1=A_2=97 \text{ cm}^2$; a área dos orifícios é $a_1=0.396 \text{ cm}^2$ e $a_2=0.395 \text{ cm}^2$; as constantes de descarga são $c_1=0.53$ e $c_2=0.63$; a altura dos orifícios é $h_0=3 \text{ cm}$, e a aceleração da gravidade é $g=981 \text{ cm/s}^2$. O atraso de transporte τ inserido no sistema é de 6 unidades de tempo.

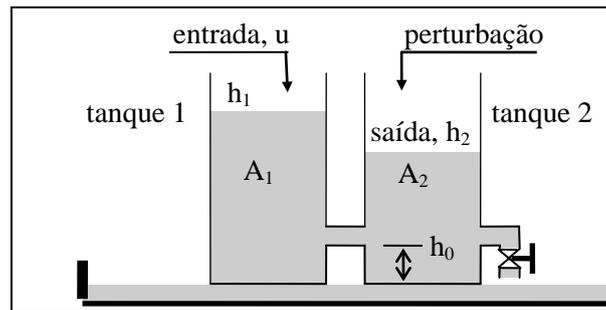


Figura 10 - Sistema de regulação de nível não-linear composto de dois tanques acoplados.

Os testes experimentais são conduzidos para analisar a habilidade das técnicas em controle do processo, sendo o processo sujeito a mudanças de referência, na *fase de sintonia* dos controladores e sujeito a distúrbios de carga, na *fase de testes* de robustez dos algoritmos de controle. A função custo $J(u,e)$ a ser minimizada é a equação

$$J(u, e) = \sum_{k=0}^N k(e(k))^2 + w\Delta u(k)^2 \quad (13)$$

onde $e(k)$ é o erro dado pela diferença entre a saída $y(k)$ do processo e a referência (sp) desejada e, $\Delta u(k)$ é a variação do sinal de controle. Os ensaios realizados no sistema não-linear de regulação de nível visam manter o nível de líquido do tanque 2 durante 600 iterações, em cada uma das três referências propostas de 9 cm, 12 cm e 5 cm, respectivamente, com um mínimo de sobre-elevação e erro em regime nulo. Quanto ao projeto dos controladores com configuração inteligente, cabe enfatizar, que os controladores são configurados e otimizados apenas para as mudanças de referência, *não prevendo distúrbios de carga*. O sinal do controle de entrada do líquido no tanque 1 é restringido a faixa de $[0;33.3 \text{ cm}^3/\text{s}]$ e obtém-se a saída da planta calculada, usando-se o método de Runge-Kutta de 4ª ordem (Coelho & Coelho, 1996).

O melhor resultado obtido pelo controle PID, analisando-se AG, AGSA e EE, é dado pela metodologia EE-(1+29) com variações correlatas e esquema de adaptação de parâmetros. Os parâmetros de sintonia obtidos são $K_p=16.68$, $T_i=0.32$ e $T_d=0.02$, com $J(u,e)=127104$. Os distúrbios de carga em cerca de 25% do controle máximo ($8.325 \text{ cm}^3/\text{s}$) são aplicados no tanque 2, nos instantes 300 a 600, 900 a 1200 e 1500 a 1800, após o projeto dos controladores (fase de sintonia), para análise da robustez, sensibilidade e atuação dos controladores inteligentes frente a situações imprevistas no projeto do controlador. A figura 11 ilustra a resposta em malha fechada do controlador PID mais adequado na fase de sintonia e de testes (sujeito a mudanças de referência e distúrbios de carga).

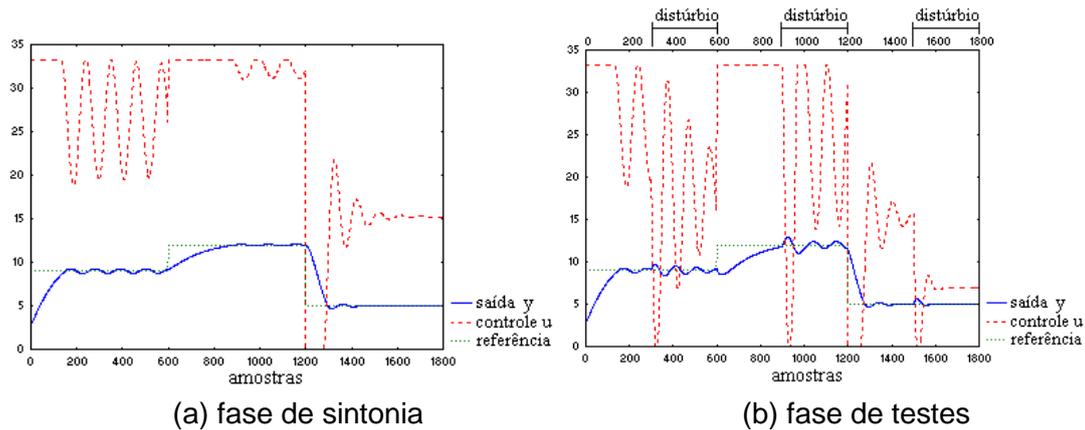


Figura 11 - Saída e controle do controle PID com sintonia via CE.

Nota-se pela resposta a mudanças de referência dos controladores inteligentes apresentadas nas figuras 12(a) e 12(b) que a sintonia do controlador PID obtida é adequada para tratamento de mudanças de referência, contudo cabe mencionar que a resposta destes controladores, em aplicações práticas, pode ser aprimorada evitando-se a saturação da ação de controle, alterando-se a equação de $J(u,e)$ de maneira a acrescentar-se algum termo de penalização a ação de controle.

4.1 Controle do Sistema Dinâmico para Estacionar um Caminhão em uma Garagem

A figura 12 apresenta o sistema caminhão (com cabine e carroceria), onde o objetivo da ação de controle (u) (dada por um ângulo) é estacionar o caminhão na posição $x=0$ e $y=0$, dada uma condição inicial de (x,y,θ_s,θ_c) , podendo-se apenas utilizar a marcha ré, observando-se que a cada instante de tempo o caminhão desloca-se 3 metros, dado pelo parâmetro “ r ”.

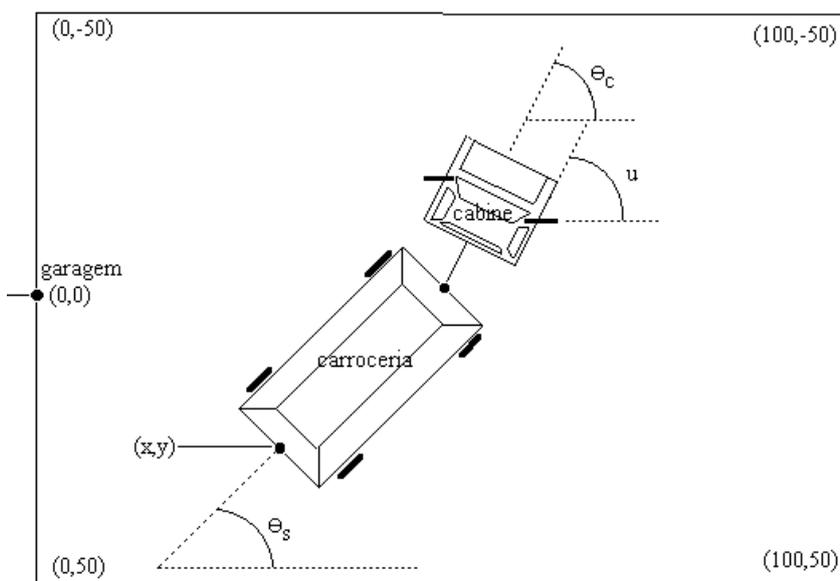


Figura 12 - Descrição do sistema caminhão com carroceria.

Os estados que regem o sistema do caminhão são definidos como segue:

- x,y : coordenadas do centro da traseira do caminhão;

- θ_s : ângulo da carroceria com o eixo x;
- θ_c : ângulo da cabine com o eixo x;
- u: ângulo de direção das rodas da frente em relação do eixo da cabine.

As restrições impostas são: $x > 0$ (a garagem está em $x = 0$), o ângulo entre a cabine e a carroceria $|\theta_s - \theta_c| \leq 1.5707$ rad (ou $|\theta_s - \theta_c| \leq 90^\circ$) e o limite de direção das rodas da frente do caminhão é de -1.2217 rad $\leq u \leq 1.2217$ rad (ou $-70^\circ \leq u \leq 70^\circ$). As equações que regem o movimento do caminhão são (Nguyen & Widrow, 1990; Schoenauer & Ronald, 1994):

$$A = r \cdot \cos(u) \quad (14)$$

$$B = A \cdot \cos(\theta_c(t) - \theta_s(t)) \quad (15)$$

$$x(t+1) = x(t) - B \cdot \cos(\theta_s(t)) \quad (16)$$

$$y(t+1) = y(t) - B \cdot \sin(\theta_s(t)) \quad (17)$$

$$\theta_s(t+1) = \theta_s(t) - \arcsen\left(\frac{A \cdot \sin(\theta_c(t) - \theta_s(t))}{L_s}\right) \quad (18)$$

$$\theta_c(t+1) = \theta_c(t) + \arcsen\left(\frac{r \cdot \sin(u)}{L_s + L_c}\right) \quad (19)$$

Observa-se que após a aplicação da equação (18), o valor do ângulo $\theta_c(t+1)$ é então ajustado para obedecer a restrição $|\theta_s - \theta_c| \leq 1.5707$. Os parâmetros estipulados para o caso estudado são:

- a distância que movem-se as rodas da frente a cada passo de tempo $r = 3$ metros;
- o comprimento do reboque a articulação é de $L_s = 14$ metros; e
- o comprimento da cabine da articulação ao eixo da frente é de $L_c = 6$ metros.

No experimento com o caminhão são realizados três experimentos para análise do desempenho dos controladores e observação de relevância ou não das informações sobre x , y , θ_s e θ_c . Os experimentos são para três casos: duas entradas (x, y), três (x, y, θ_s) e quatro entradas (x, y, θ_s, θ_c) para os controladores de modo a efetivar-se uma análise dos resultados obtidos. Dados importantes para esta análise são o comprimento da trajetória do caminhão ($traj$), o erro de trajetória (e_{traj}) e a função custo adotada (J_c) a ser minimizada, esta proposta por Schoenauer & Ronald (1994). As equações que regem estes dados são as seguintes:

$$traj = \sum_{k=1}^N \sqrt{(x(k) - x(k-1))^2 + (y(k) - y(k-1))^2} \quad (20)$$

$$erro_{traj} = \frac{traj}{\text{distância total}} \quad (21)$$

$$J_c = x^2 + y^2 + \text{mínimo}(\theta_s^2, (\theta_s - 2\pi)^2, (\theta_s + 2\pi)^2) + \gamma * np \quad (22)$$

onde distância total é a distância da posição inicial a posição desejada (0,0,0). Os valores de x e y são dados em metros e θ_s é avaliado em radianos. O parâmetro "np" representa o número de passos (iterações) necessários para estacionar o caminhão o mais próximo possível de (0,0,0) e $\gamma = 0.1$ é adotado para assegurar um compromisso adequado entre a precisão da trajetória e comprimento.

Os controladores inteligentes utilizados neste sistema dinâmico são: o PID com sintonia evolutiva (CE-PID) implementado em paralelo de controladores PID, implementado desta forma para tratar a sintonia de 6, 9 e 12 parâmetros, de acordo com a figura 13. Um importante detalhe a ser mencionado que para implementar este algoritmo PID necessita-se reescalonar a ação de controle (u) que é dada entre $[-1.2217; 1.2217]$ rad, para uma faixa de valores positivos. O espaço de busca dos parâmetros do CE-PID é estipulado entre $[0;1]$.

O controlador mais adequado dos estudados para o experimento é o CE-PID com otimização dos pesos via EE-(1,29) com variações correlatas e esquema de adaptação de parâmetros, com a obtenção de função custo $J_c=6.363$ e de uma distância da garagem $(0,0,0)$ dada por $x= 0.368$ m, $y = -0.681$ m e $\theta_s = 0.603$ rad, em 54 iterações, para o caso de três entradas (x,y,θ_s) , conforme apresentado na tabela 3. As figuras 14, 15 e 16 apresentam o resultado mais adequado para os controladores EC-PID no controle do caminhão com duas, três e quatro entradas, respectivamente.

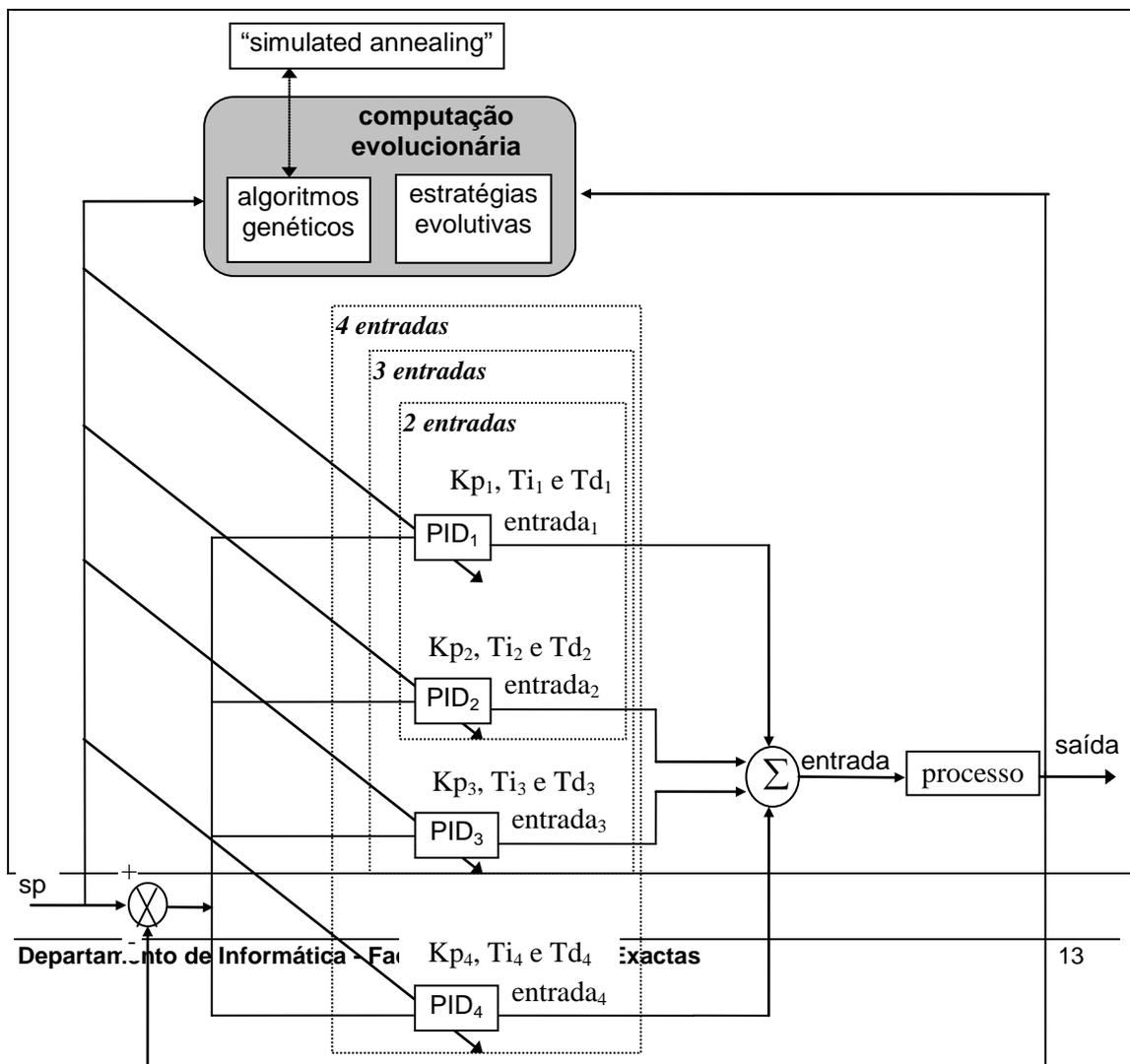




Figura 13 - Configuração de controladores PID em paralelo com sintonia por CE.

Tabela 3: Resultados do controle do caminhão.

dados									
condição inicial					x=20 m, y=10 m, $\theta_s=-2$ rad, $\theta_c=-2$ rad				
objetivo					$(x,y,\theta_s) = (0,0,0)$				
distância mínima da condição inicial até a garagem					22.36				
número máximo de iterações permitido					300				
número de gerações das metodologias da CE					500				
resultados									
configuração			variância		caminhão		melhor resultado		f. custo
entradas	n°	técnica	ve	vu	traj (m)	erro _{traj}	valor	iteração	J _c
2	3	AGSA(30)	9.83	0.08	32.44	1.45	x = 0.042 y = 12.063 $\theta_s = 0.535$	np=159	161.70
3	7	EE-(1,29)	5.05	0.49	50.12	2.24	x = 0.368 y = -0.681 $\theta_s = 0.603$	np=54	6.363
4	3	AGSA(30)	4.84	0.45	50.34	2.25	x = 1.198 y = -0.020 $\theta_s = 0.802$	np=51	7.179

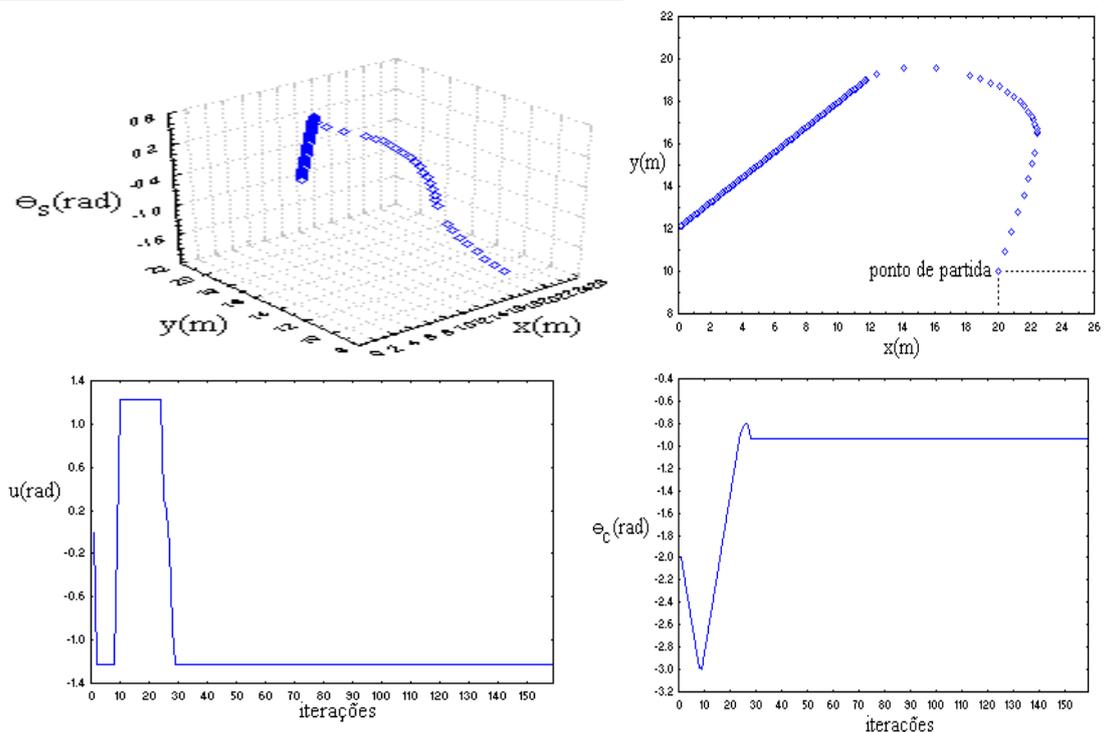


Figura 14 - Resultados do controle do caminhão com 2 entradas (x,y) via CE-PID.

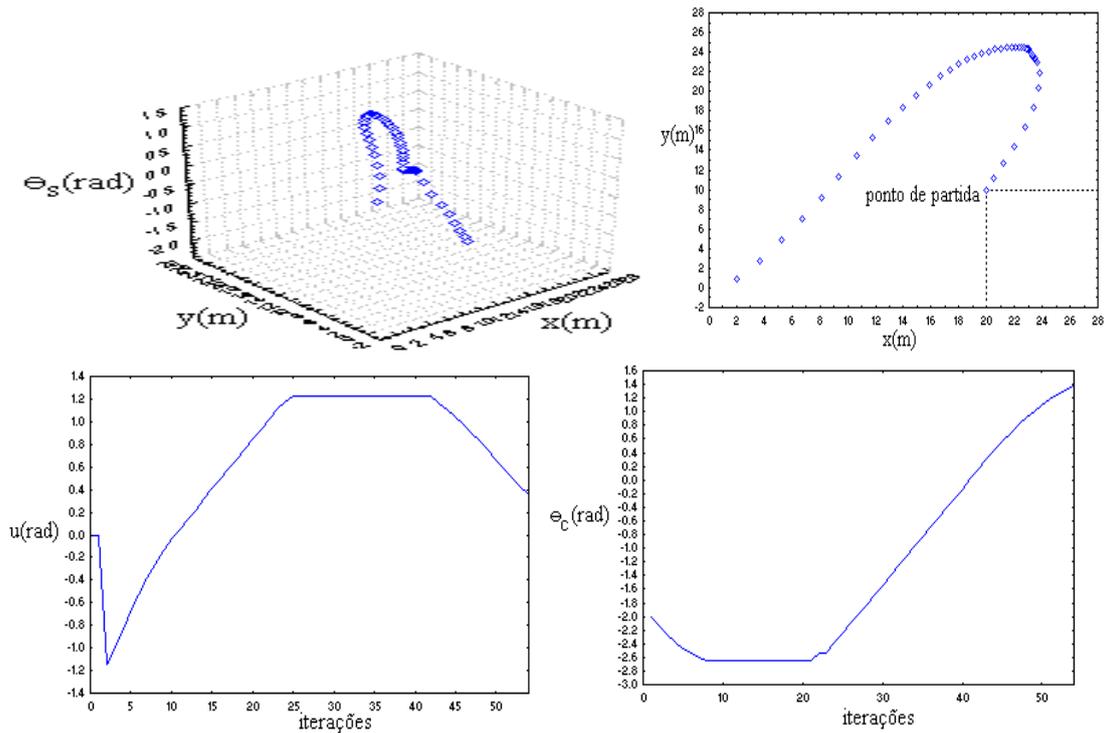


Figura 15 - Resultados do controle do caminhão com 3 entradas (x, y, θ_s) via CE-PID.

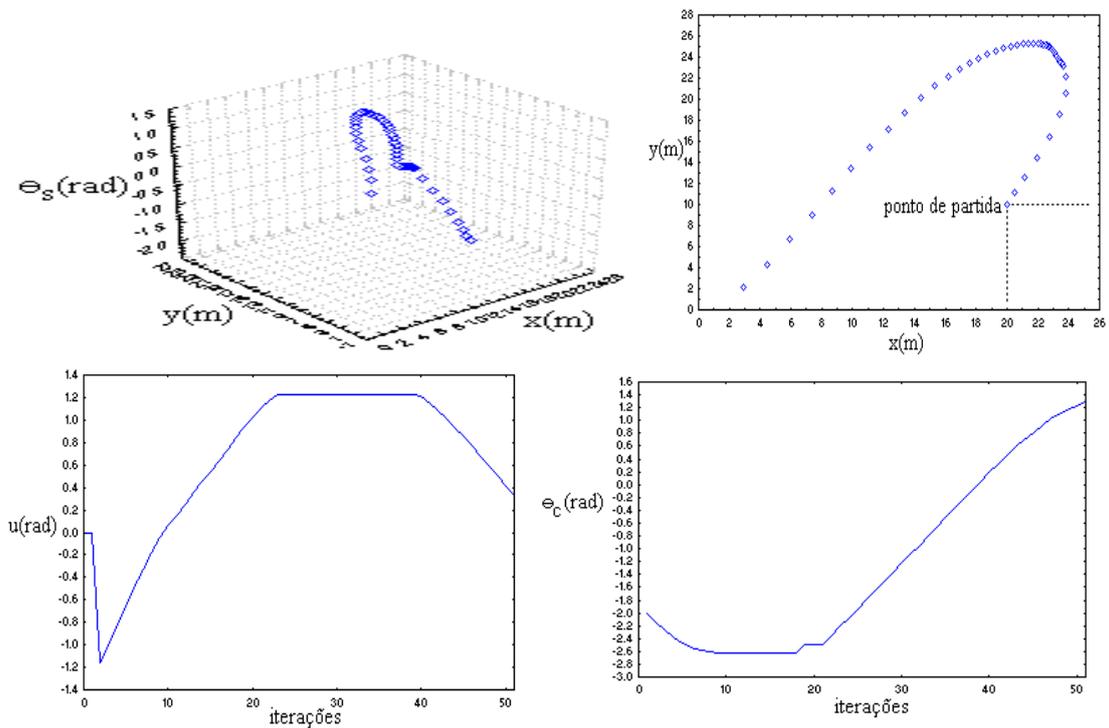


Figura 16 - Resultados do controle do caminhão com 4 entradas (x, y, θ_s, θ_c) via CE-PID.

5. CONCLUSÕES

Este artigo apresentou estudo de casos da aplicabilidade da CE em identificação e controle de processos industriais. Os experimentos em identificação

visaram o tratamento de processos experimentais de nível mono-tanque e temperatura. Quanto aos experimentos em controle abordou-se um sistema de regulação de nível não-linear, composto por dois tanques acoplados e o sistema dinâmico não-linear vinculado a manobrar um caminhão para estacioná-lo em uma garagem. Os algoritmos evolutivos descritos e analisados foram os AGs, AGSA e EEs e mostraram-se adequados e eficientes frente aos experimentos realizados.

As metodologias da CE apresentam diversas vantagens em relação aos algoritmos convencionais em identificação e controle de processos, contudo, deve-se mencionar que apesar da literatura apresentar um espectro abrangente e multidisciplinar em aplicações do paradigma computacional da CE, algumas questões de projeto de algoritmos evolutivos permanecem em aberto como regras determinísticas na seleção dos parâmetros de controle dos algoritmos, análise das propriedades de convergência, no sentido de melhorar a eficiência e robustez da CE para aplicações em tempo real.

6. REFERÊNCIAS

- Bäck, T. & H.-P. Schwefel (1993). An Overview of Evolutionary Algorithms for Parameter Optimization, *Evolutionary Computation*, vol.1, pp.1-23. The MIT Press.
- Coelho, A.A.R. (1995). Laboratory Experiments for Education in Process Control. *Workshop in Control Education and Technology Transfer Issues*, Curitiba, PR, Brasil, pp.133-138.
- Coelho, L.S. & A.A.R. Coelho (1996) Estratégias de Configuração Evolucionária, Fuzzy e Neural em Algoritmos de Controle PID, *III Simpósio Brasileiro de Redes Neurais*, Recife, PE, Brasil, pp.109-117.
- Coelho, L.S. and A.A.R. Coelho (1996). Metodologias Inteligentes em Controle de Processos. *Automação & Indústria*, no. 64, pp. 13-16.
- De Falco, I., R. Del Balio, A. Della Cioppa & E. Tarantino (1996). A Comparative Analysis of Evolutionary Algorithms for Function Optimisation, *2nd On-line Workshop Evolutionary Computation*.
- EvoNews (1996). Newsletter of the EvoNet Network of Excellence in Evolutionary Computation. European Commission's ESPRIT IV Programme. Issue 1.
- Fogel, D.B. (1994). An Introduction to Simulated Evolutionary Optimization, *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol.5, no.1, pp.3-14.
- Ghoshray, S., K.K. Yen & J. Andrian (1995). Modified Genetic Algorithms by Efficient Unification with Simulated Annealing, *International Conference on Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms*, Alés, France, pp. 487-490.
- Goldberg, D.E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley Publishing Company.
- Hirota, K. & M. Sugeno (1995). *Industrial Applications of Fuzzy Technology in the World*, World Scientific Publishing Co.
- Hoffmeister, F. & T. Bäck (1991). Genetic Self-Learning, *Proceedings of the 1st European Conference on Artificial Life*, Paris, France, pp.227-235, MIT Press.
- Katayama, R., Y. Kajitani, K. Kuwata & Y. Nishida (1993). Developing Tools and Methods for Applications for Incorporating Neuro, Fuzzy and Chaos Technology, *Computer Ind. Engng.*, vol.24, no.4, pp.579-592.
- Levine, W.S. (ed.) (1996). *The Control Handbook*. IEEE Press and CRC Press, Inc.
- Li, Y. & K.C. Ng (1995). Uniform Approach to Model-Based Fuzzy Control System Design and Structural Optimisation, *Technical Report CSC-95007*, Centre for Systems and Control, University of Glasgow, U.K.
- Michalewicz, Z. (1992). *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution. Programs*, Springer-Verlag, 1992.

- Nguyen, D.H. & B. Widrow (1990). Neural Networks for Self-Learning Control Systems. *IEEE Control Systems Magazine*, pp.18-23.
- RayChaudhuri, T., L.G.C. Hamey & R.D. Bell (1996). From Conventional Control to Autonomous Intelligent Methods. *IEEE Control Systems Mag.*, vol.16, no.5, pp.78-84.
- Schoenauer, M. & E. Ronald (1994). Neuro-Genetic Truck Backer-Upper Controller, *First International Conference on Evolutionary Computation*, Orlando, USA, IEEE Press.
- Soucek, B. & The IRIS Group (1992). *Dynamic, Genetic, and Chaotic Programming: the Sixth Generation*, John Wiley & Sons, Inc.
- Srinivas, M. & L.M. Patnaik (1994). Genetic Algorithms: A Survey, *IEEE Computer*, pp.17-26.
- Uesaka, Y. (1995). Convergence of Algorithm and the Schema Theorem in Genetic Algorithms, *International Conference on Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms*, Alés, France, pp.211-213.