

-
-
-
-
-

IF-705 – Automação Inteligente

Algoritmos Evolucionários e Controle

Aluizio Fausto Ribeiro Araújo
Universidade Federal de Pernambuco
Centro de Informática - CIn
Departamento de Sistemas da Computação
aluizioa@cin.ufpe.br



-
-
-
-
-

Sumário

- Introdução
- Algoritmos Evolucionários e Controle: Adequação
- Algoritmos Evolucionários e Controle: Inadequação
- AEs e Controle: Representação
- AEs e Controle: Função de Custo
- AEs e Controle: Aplicações
- AEs e Controle: Exemplo no Controle de um Processo de Nível

Introdução

- Problemas que envolvem engenharia de controle, tornam-se cada vez mais complexos devido a necessidade de otimizações múltiplas sobre variáveis de controle nem sempre mensuráveis.
- A formalização matemática é escassa e há grandes problemas em se utilizar a teoria clássica de controle.
- Sistemas variantes no tempo e/ou sistemas que são sujeitos a ruído são descritos de forma inapropriada com controle clássico.

Introdução

- No contexto de controle inteligente, Algoritmos Evolucionários (AEs) são vistos como uma metodologia de busca robusta e de otimização, que têm sido utilizados em inúmeros problemas complexos envolvendo:
 - Descontinuidades;
 - Variáveis e/ou objetivos múltiplos;
 - Parâmetros variantes no tempo;
 - Presença de ruído.
- Os AEs são flexíveis e podem se adaptar às restrições de cada tipo de problema.

Introdução

- Porém em muitos casos, ainda é pouco utilizado em problemas de tempo real devido ao alto custo computacional para incorporar conhecimento.
 - Hoje há modelos de AEs que podem ser aplicados on-line.
- Os principais itens pertinentes à teoria de controle que podem ser abordados sob o ponto de vista de AEs são:
 - Modelagem do controlador;
 - Análise de estabilidade robusta;
 - Diagnósticos de falha.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Adequação

- Muitos daqueles que estudam AEs, dizem que provavelmente sua estrutura genérica é sua principal vantagem.
 - Os AEs podem ser aplicados à diferentes tipos de problemas sem a necessidade de modificações drásticas.
- A abordagem evolucionária tem revelado particular sucesso em problemas que são difíceis de formalizar matematicamente.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Adequação

- Isto inclui os sistemas não-lineares, estocásticos e que possuem pouco entendimento.
 - Problemas que envolvem essas classes de processos tendem a serem difíceis de resolver usando métodos convencionais.
 - AEs precisam de pouquíssimas informações *a priori* sobre o problema.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Adequação

- Para um problema de engenharia de controle, um AEs pode incluir todo o conjunto de variáveis, tanto do controlador quanto da planta, sejam elas reais ou categóricas, na codificação genética.
- AE é um método de otimização com busca robusta capaz de lidar com problemas multimodais, descontínuos, com variação temporal, aleatoriedade, e com ruído.
- Cada uma dessas propriedades pode causar graves dificuldades aos métodos computacionais tradicionais.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Inadequação

- Para problemas bem conhecidos com aproximação linear bem sucedida, ou com soluções confiáveis, os AEs não são competitivos.
- O desempenho em tempo real é de particular interesse para a engenharia. Contudo, EAs são computacionalmente muito custosos, podendo demandar implementações massivamente em paralelo a fim de produzir resultados dentro de um nível aceitável espaço de tempo.
- Assim, em aplicações que necessitam resposta em tempo real, muito comum em problemas de controle, a utilização de AEs apresenta grandes desafios de serem realizados.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Representação

- Para um problema que envolve controle, sob o ponto de vista de um AE, este último deve possuir na sua representação genética:
 - As variáveis do sistema de controle;
 - As restrições do sistema de controle;
 - A avaliação do desempenho do sistema de controle;
 - As variáveis do próprio EA;
 - As variáveis que influenciam na função de custo.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Representação

- As variáveis descritas anteriormente podem ser:
 - Reais
 - Inteiras;
 - Simbólicas
 - Estrutura com funções e terminais de entrada e saída;
 - Diagramas de bloco que podem representar: a planta, o controlador, ou o sistema de controle inteiro.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Representação

- Exemplo de operação de cruzamento para cromossomos que representam um sistema de controle.

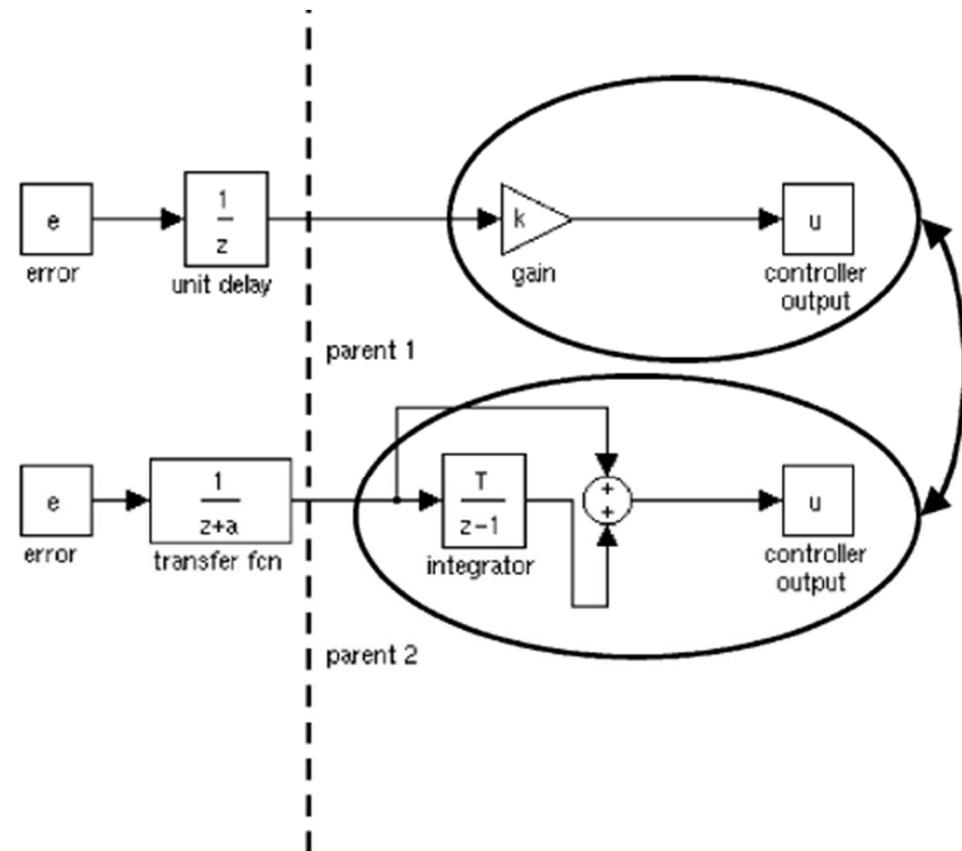


Fig. 4. Single-point crossover for GP using block diagrams.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Representação

- Exemplo de operação de mutação para cromossomos que representam um sistema de controle

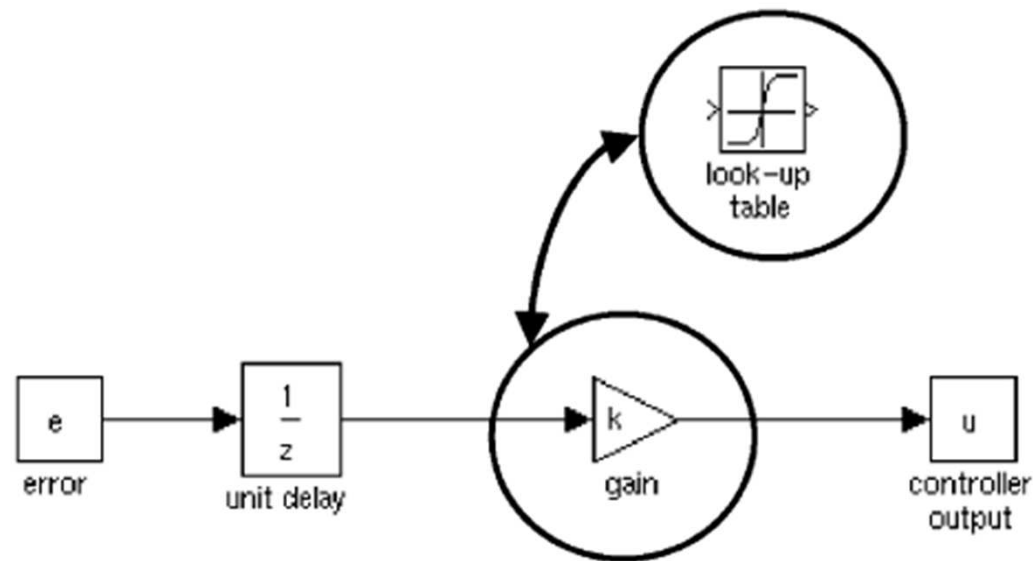


Fig. 5. Mutation for GP using block diagrams.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Função de Custo

- A escolha da função de custo é essencial para o desempenho de qualquer AE.
- Todos os objetivos devem estar inclusos na função de custo.
- Por isso sua forma depende fortemente do problema em questão.
- Mas em geral ela deve apresentar:
 - Valor(es) real(is) positivo(s);
- Muitos problemas de controle possuem multimodalidade, que pode causar convergência prematura.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Função de Custo

Exemplo de função de custo:

$$J = \sum_{i=1}^N w_{x_i} (r_i - x_i)^2 + \sum_{i=1}^N w_{u_i} \Delta u_i^2$$

onde:

- x_i é a i -ésima variável controlada.
- r_i é a i -ésima variável de referência.
- u_i é a i -ésima variável manipulada.
- w_{x_i} é o coeficiente de ponderação que reflete a importância relativa de x_i .
- w_{u_i} é o coeficiente de ponderação penalizando grandes mudanças relativas em u_i .

Algoritmos Evolucionários e Controle: Aplicações → Controladores

- A aplicação de EAs para engenharia de controle de pode ser classificada em duas áreas principais:
 - design e análise off-line;
 - adaptação e ajuste on-line.
- A maioria das aplicações recentes dos EAs para controle são feitas quando os métodos convencionais não são adequados, problemáticos ou indisponíveis.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Aplicações → Controladores

- **Design e análise off-line.** Os EA podem ser empregados como motor de busca e otimização, por exemplo, para selecionar leis de controle adequadas para uma planta conhecida, para satisfazer determinados critérios de desempenho ou para procurar configurações de parâmetros ótimas para uma estrutura de controle particular.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Aplicações → Controladores off-line

- Os algoritmos evolucionários são extensivamente aplicados em modelagem de controladores
 - Para obter:
 - Os parâmetros do controlador;
 - A estrutura do controlador.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Aplicações → Controladores off-line

- Otimização de parâmetros
 - Inicialmente os AE eram utilizados como um meio alternativo de ajustar os parâmetros de controladores (PID) e de controladores por alocação de pólos.
 - AE são aplicados para o ajuste de controladores PI em processos multivariáveis.
 - Aplicados na determinação de uma sequência de controle ótima de modelos baseados em controle preditivo (MBPC).

Algoritmos Evolucionários e Controle: Aplicações → Controladores off-line

- Otimização de parâmetros:
 - Outra abordagem para modelagem de controladores usando AE é aplicar a metodologia indiretamente. Deste modo, o AE manipula os parâmetros de entrada de um determinado processo de modelagem do controlador.

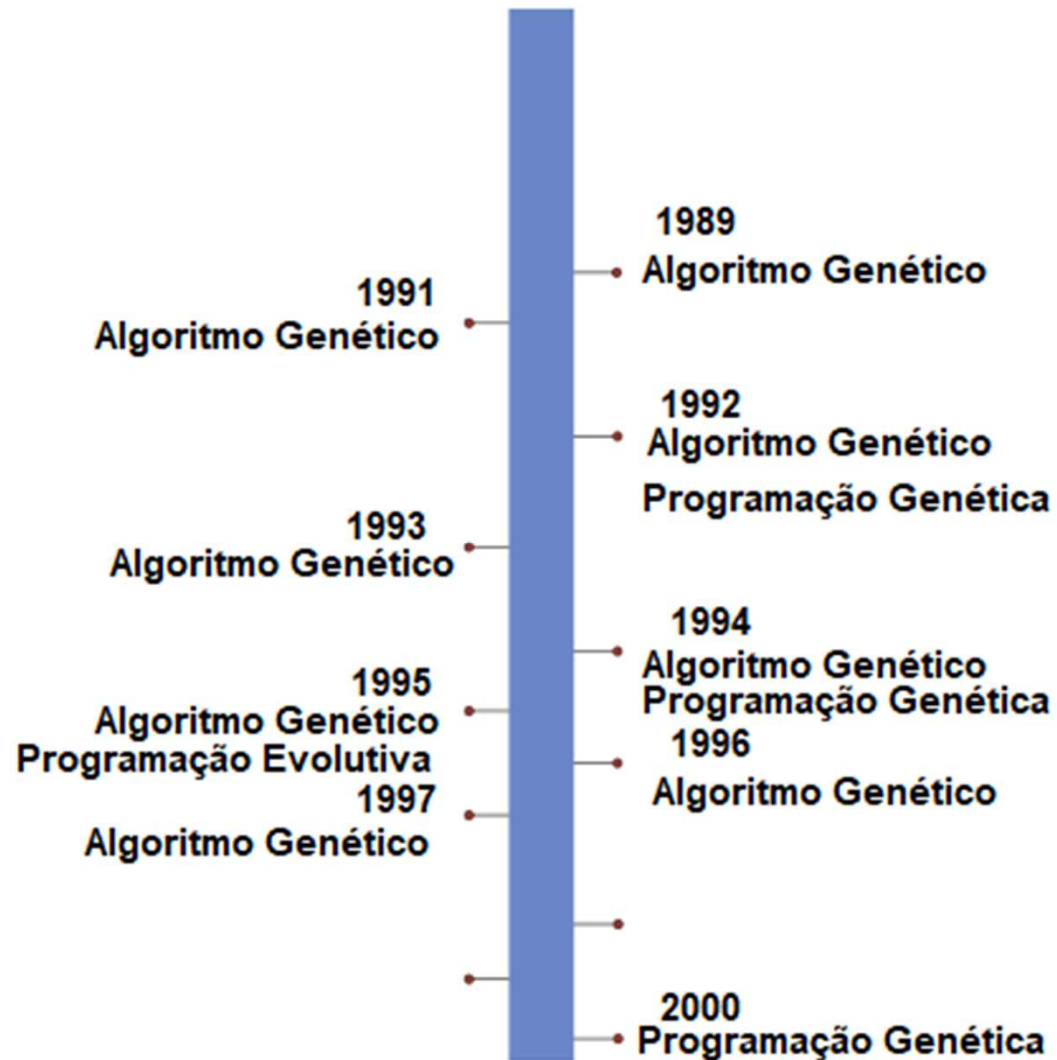
Algoritmos Evolucionários e Controle: Aplicações → Controladores off-line

- Otimização de parâmetros:
 - Krishnakumar e Goldberg (1992) e Bramlette e Cousin (1989) demonstraram como os otimizadores genéticos podem ser usados em aplicações aeroespaciais em menos tempo (em termos de avaliações de função) do que outros métodos, como LQR e design de conjunto de ganhos de Powell.
 - Na robótica Gleghorn et al (1989) demonstraram como EAs podem ser usados para problemas de planejamento de trajeto em ambientes estacionários e não estacionários.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Aplicações → Controladores off-line

- Estrutura:
 - Muitas aplicações de AE simplesmente otimizam os parâmetros das estruturas de controladores existentes;
 - Varsek et al (1993) mostraram como EAs podem ser usados na seleção e ajuste de estruturas de controle.
 - Programação genética é utilizada para síntese automática dos valores dos parâmetros e a topologia dos controladores (Koza, Keane, Yu, Bennett III, & Mydlowec, 2000).

Algoritmos Evolucionários e Controle: Aplicações → Controladores off-line



Algoritmos Evolucionários e Controle: Aplicações → Controladores

- **Adaptação e ajuste on-line.** Na adaptação on-line, os EAs podem ser usados como um mecanismo de aprendizagem para identificar características de sistemas desconhecidos ou não estacionários ou para ajuste de controlador adaptativo para plantas conhecidas ou desconhecidas.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Aplicações → Sistemas de Tempo real

- Sistemas de tempo real são um desafio para AE.
- Todos os benefícios da utilização de AE *off-line* podem ser estendidos para o caso *on-line*.
- É necessário que o EA receba o sinal de controle a cada instante e que haja restrições quanto às soluções do EA, pois uma solução inadequada pode causar sérios danos ao sistema de controle.
- É improvável que um AE consiga convergir para intervalos de tempo típicos de sistemas *on-line*.

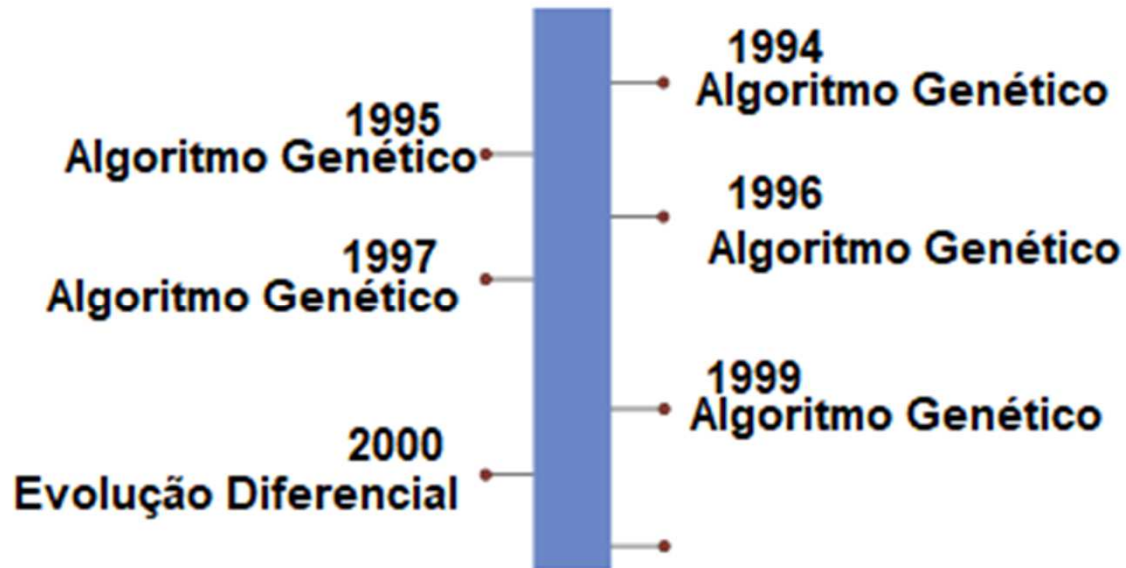
Algoritmos Evolucionários e Controle: Aplicações → Sistemas de Tempo real

- No caso de um controlador, que envia um sinal de controle a cada instante, o AE terá algumas poucas gerações para apresentar uma solução.
 - Se o sinal de controle não mudar abruptamente, o AE poderá utilizar a população antiga como população inicial;
 - mas ainda assim não há garantias de que não haja convergência prematura.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Aplicações → Sistemas de Tempo real

- Três abordagens gerais para o uso de AEs em controle on-line:
 - Utilizar um modelo de processo
 - Utilizar o processo diretamente
 - Permitir o ajuste do controlador com restrições
- Esta última abordagem pode garantir estabilidade, quando combinada com análise de estabilidade robusta, através da limitação do espaço de exploração o EA.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Aplicações → Sistemas de Tempo real



Algoritmos Evolucionários e Controle: Aplicações → Sistemas de Tempo real

- *genetic model reference adaptive control system*
(Lennon, 1999)
 - Freios de um veículo sejam comandados por um condutor via comandos;
 - O tempo de reação do sistema varia de acordo com a temperatura do freio;
 - Um AE foi utilizado para aumentar o ganho de um controlador “lead-lag”
 - O melhor indivíduo foi utilizado para controlar a planta.

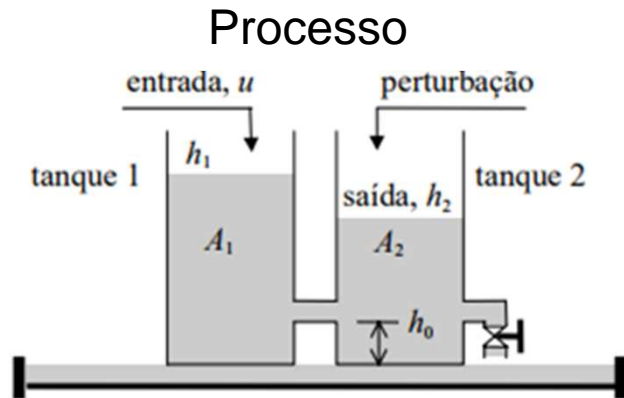
Algoritmos Evolucionários e Controle: Aplicações → Sistemas de Tempo real

- *genetic model reference adaptive control system* (Lennon, 1999)
 - O fitness baseou-se na predição futura da precisão;
 - A codificação genética incluiu diferentes tipos de controladores fixos e de plantas.
- AEs também foram propostos para controle automático de operações em trens e/ou comboios.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Aplicações → Sistemas de Tempo real

- Outras aplicações *on-line*:
 - Ajuste dos parâmetros de um controlador PI em tempo real para a regulação on-line da temperatura de um sistema de aquecimento (Ahmad, Zhang & Readle, 1997).
 - O objetivo é atingir a temperatura desejada mais rapidamente possível.
 - determinar o melhor perfil de temperatura para um processo de fermentação de etanol (Morita, 1996).
 - Cada cromossomo binário era representado por uma série temporal de culturas para diferentes temperaturas.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Exemplo no Controle de um Processo de Nível



Sistema de regulação de nível não-linear.

Modelo

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

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

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

Parâmetros do modelo:

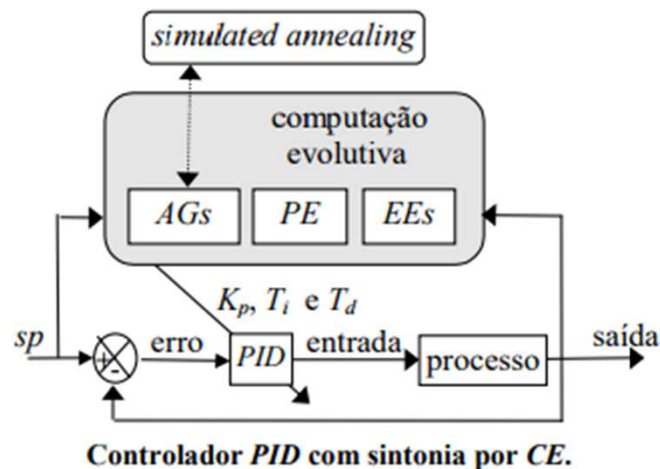
- A área dos tanques é $A_1 = A_2 = 97 \text{ cm}^2$;
- A área dos orifícios é $a_1 = 0,396 \text{ cm}^2$ e $a_2 = 0,395 \text{ cm}^2$;
- As constantes de descarga são $c_1 = 0,53$ e $c_2 = 0,63$;
- A altura dos orifícios é $h_0 = 3 \text{ cm}$,
- A aceleração da gravidade é $g = 981 \text{ cm/s}^2$,
- O atraso de transporte inserido no sistema é de $\tau = 6$ unidades de tempo.

Objetivo do Controle:

- Manter o nível de líquido do tanque 2 durante 600 iterações, em cada uma das três referências propostas de 11 cm, 6 cm e 9 cm, respectivamente, com um mínimo de sobressinal e erro nulo em regime.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Exemplo no Controle de um Processo de Nível

Configuração para o projeto e controle PID



Equação padrão do controle PID digital

$$u(k) = u(k - 1) + q_0 e(k) + q_1 e(k - 1) + q_2 e(k - 2)$$

onde as constantes q_0 , q_1 e q_2 satisfazem:

$$q_0 = K_p \left(1 + \frac{T_s}{2T_i} + \frac{T_d}{T_s} \right)$$

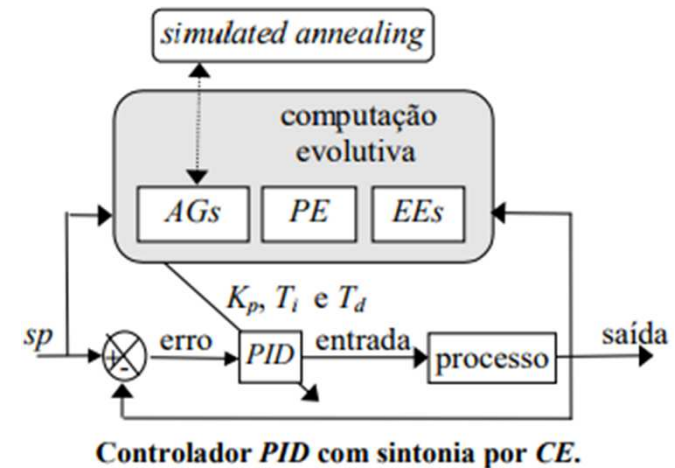
$$q_1 = -K_p \left(1 + \frac{2T_d}{T_s} - \frac{T_s}{2T_i} \right)$$

$$q_2 = K_p \frac{T_d}{T_s}$$

- K_p é a constante de ganho proporcional;
- T_i é a constante de tempo integral;
- T_d é a constante de tempo derivativo;
- T_s é período de amostragem.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Exemplo no Controle de um Processo de Nível

Configuração para o projeto e controle PID



O critério de erro para a sintonia do controle PID é a minimização no tempo de uma função custo, $J(u, e)$, dada pela soma do critério de erro $e(k)$ e a variação do controle $\Delta u(k)$ ponderada (w):

$$J(u, e) = \sum_{k=0}^{NA} k[e^2(k) + w\Delta u^2(k)]$$

onde NA é o número de amostras, $e(k)$ é o erro dado pela diferença entre a saída $y(k)$ do processo e a referência (sp) desejada.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Exemplo no Controle de um Processo de Nível

Parâmetros do Controle:

- O projeto dos controladores PID-CE foram otimizados apenas para as mudanças de referência, não prevendo perturbações de carga.
- As perturbações de carga foram aplicadas ao tanque 2, nos instantes 300 a 600, 900 a 1200 e 1500 a 1800, após o projeto dos controladores, para análise da robustez, sensibilidade e atuação do controle PID frente a situações imprevistas no projeto do controlador.
- O sinal do controle u de entrada do líquido no tanque 1 é limitado à faixa de $[0; 33,3 \text{ cm}^3/\text{s}]$.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Exemplo no Controle de um Processo de Nível

Parâmetros dos algoritmos evolucionários usados:

- Limite do Espaço de busca: [0; 200],
- Máximo número de gerações: 30,
- Tamanho da população: 30 indivíduos,
- Quantidade de execuções: 10.

As técnicas de CE utilizadas e seus parâmetros são expostas na Tabela.

Tabela. Parâmetros usados nas técnicas de CE.

Téc.n ^o	técnica	σ	seleção	recombinação	mutação
1	AG	-	roleta	* $p_r = 0.8$	* $p_m = 0.2$
2	AGSA	-	roleta	* $p_r = 0.8$	* $p_m = 0.2$
3	AGSA	-	breeder	* $p_r = 0.8$	* $p_m = 0.2$
4	EE-(5,25)	1	-	**	eq.(3)-(4)
5	EE-(5+25)	1	-	**	eq.(3)-(4)
6	EE-(1,29)	1	-	-	correlatas
7	PE	1	-	-	eq.(1)-(2)

convenções

p_r	probabilidade de recombinação aritmética
p_m	probabilidade de mutação não-uniforme
**	recombinação discreta (x) e aritmética intermediária (σ).

Algoritmos Evolucionários e Controle: Exemplo no Controle de um Processo de Nível

- Comparação da média da convergência da função custo nos experimentos em sintonia do PID.

Tabela . Resultados em sintonia do PID via CE.

n°	K_p	T_i	T_d	ts_1	tp_1	$o_1\%$	Δu_1	ts_2
1	149,63	14,94	12,12	276	293	0,45	332,7	77
2	30,80	26,46	0,00	280	291	0,15	111,4	145
3	30,23	24,07	0,04	278	291	0,29	111,1	144
4	199,51	19,07	4,76	282	295	0,13	332,8	84
5	81,87	26,70	0,04	322	329	0,06	111,8	199
6	17,96	30,26	0,03	278	298	0,47	110,9	85
7	18,41	22,12	0,02	280	292	0,50	112,0	97

n°	tp_2	$o_2\%$	Δu_2	ts_3	tp_3	$o_3\%$	Δu_3	$J(u,e)$
1	94	5,75	316,7	110	127	1,30	243,8	209355
2	159	0,60	106,2	144	123	0,99	23,0	201965
3	160	0,95	94,9	111	123	0,69	22,2	201886
4	98	1,72	316,3	116	129	0,37	243,7	209071
5	204	0,02	98,0	157	158	0,01	22,7	203418
6	100	1,13	95,4	121	120	1,24	22,3	201875
7	97	1,04	94,4	111	130	1,21	21,7	201863

Convenções

ts_i	tempo de subida
tp_i	tempo de pico
$o_i\%$	porcentagem de sobre-elevação (<i>overshoot</i>)
Δu_i	variação do sinal de controle
i	referência, onde: $i = 1$ (amostras 1 a 600), $i = 2$ (amostras 601 a 1200), e $i = 3$ (amostras 1201 a 1800)

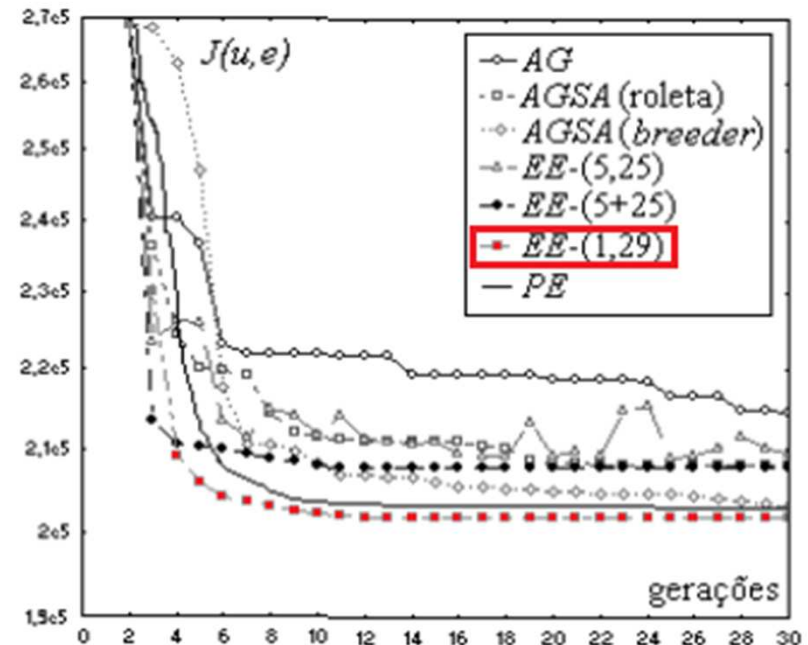


Figura. Comparação da função custo nos 10 experimentos (média) para sintonia do PID.

Algoritmos Evolucionários e Controle: Exemplo no Controle de um Processo de Nível

- Controle com PID sintonizado com EE-(1,29)

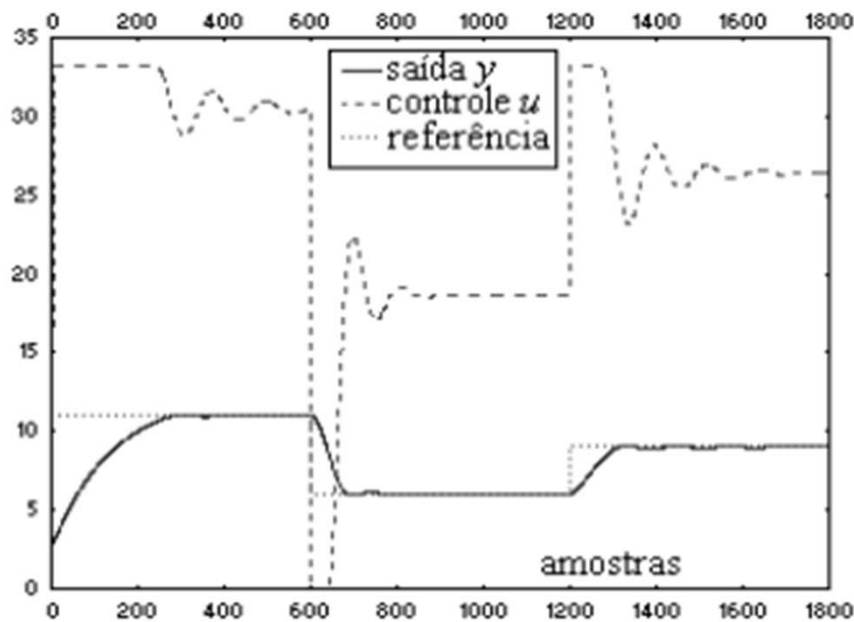


Figura. Resposta em malha fechada a mudanças de referência do *PID-CE* (fase de sintonia).

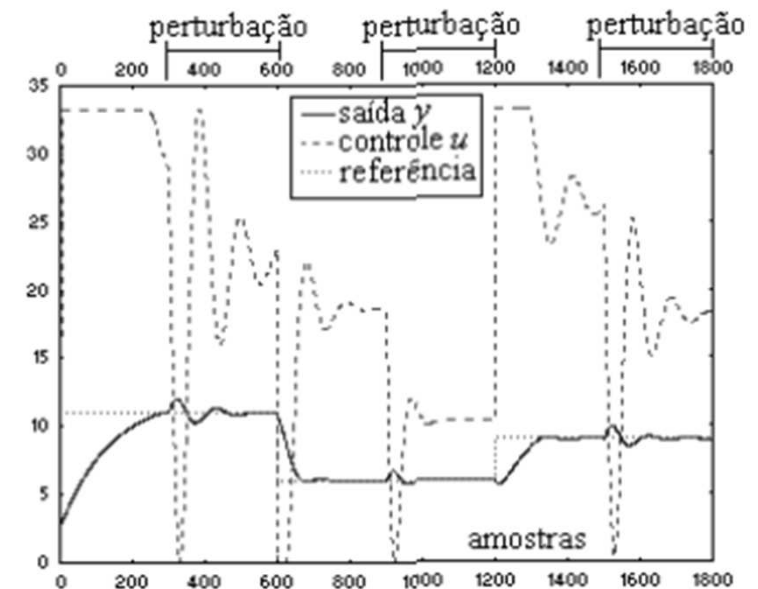


Figura. Resposta em malha fechada a mudanças de referência e perturbações de carga do *PID-CE* (fase de testes).

Bibliografia Básica

- Coello, C. A. C. (2000). Handling Preferences in Evolutionary Multiobjective Optimization: A Survey. *Proceedings of the 2000 congress on evolutionary computation*, Vol. 1. San Diego, USA (pp. 30–37).
- Deb, K. (1999). Evolutionary algorithms for multi-criterion optimization in engineering design. In: K. Miettinen et al. (Eds.), *Evolutionary algorithms in engineering and computer science* (pp.135–161). Chichester: Wiley.
- Fleming, P. J., & Purhouse, R. C. (2002). *Control Engineering Practice*, 10, pp. 1223–1241.

Bibliografia Básica

- Fonseca, C.M., & Fleming, P. J. (1993). Genetic algorithms for multiobjective optimisation: Formulation, discussion and generalization, *Proceedings of the fifth international conference on genetic algorithms*. San Mateo, USA (pp. 416–423).
- Fonseca, C. M., & Fleming, P. J. (1995). An overview of evolutionary algorithms in multiobjective optimization. *Evolutionary Computation*, 3(1), 1–16.
- Veldhuizen, D. A. V., & Lamont, G. B. (2000). Multiobjective evolutionary algorithms: Analyzing the state-of-the-art. *Evolutionary Computation*, 8(2), 125–147.

Bibliografia Básica

- Coelho, Leandro S., & Coelho, Antônio AR. Algoritmos evolutivos em identificação e controle de processos: uma visão integrada e perspectivas. *SBA Controle & Automação*, 1999, 10.01: 13-30.
- Chipperfield, Andrew, & Fleming, Peter. An overview of evolutionary algorithms for control systems engineering. *Evolutionary Computation Research*, 2002
- Vaidyanathan, Sundarapandian, & Volos, Christos. *Advances and applications in nonlinear control systems*. Springer, 2016.