

SÍNTESE DE CONTROLADOR PID PARA ESTABILIZAÇÃO DE ELEVÇÃO DE TORRE DE CARRO DE COMBATE

Diogo Lopes Fernandes, diogo.fernandes@eb.mil.br¹

Maurício Gruzman, gruzman@ime.eb.br¹

Alberto Mota Simões, simoes@ime.eb.br¹

¹Instituto Militar de Engenharia, Praça General Tibúrcio, 80, Praia Vermelha, Urca, Rio de Janeiro, RJ

Resumo: Este trabalho tem como objetivo a síntese de um controlador PID para a estabilização do sistema de armas de um carro de combate. A necessidade e importância da estabilização desses sistemas se deve ao fato a precisão de um sistema de armas afetar não só a efetividade no emprego do armamento embarcados, assim como evitar danos colaterais indesejados. A precisão desses sistemas é em grande parte afetada pelas perturbações existentes devido ao fato de veículos militares transitarem principalmente fora de estrada. Nesse artigo foi desenvolvido um conjunto de equações não lineares para a dinâmica de um veículo com 4 rodas com uma sistema de armas instalado no mesmo, aproximada por um modelo de meio carro, através da formulação de Lagrange, e foi feita a linearização desse modelo. O controle da elevação do cano do sistema de armas é feito através de um motor de corrente contínua controlado pela tensão na armadura, estando o eixo do motor acoplado ao eixo de elevação da torre. Inicialmente foi sintetizado um controlador PID utilizando a dinâmica linearizada, visando atender requisitos de resposta ao degrau especificados e foi feita a análise do desempenho desse controlador em simulações com o modelo não linear. Posteriormente foi sintetizado um outro controlador baseado na dinâmica não linear. Em todas as simulações e no processo de síntese do controlador a dinâmica utilizada estava submetida à perturbações de base que simulam a passagem do veículo pela pista de obstáculos RRC-9 do Campo de Provas de Aberdeen (Aberdeen Proving Ground – APG). Os parâmetros dos controladores foram obtidos através da solução de um problema de minimização baseado nas especificações de resposta ao degrau, sendo o problema solucionado pelo Método de Enxame de Partículas (PSO).

Palavras-chave: PID, PSO, Não Linear, Estabilização.

1. INTRODUÇÃO

A possibilidade de dotar os veículos militares com sistemas de armas foi um grande avanço na capacidade de combate dos exércitos, dando a essas viaturas a capacidade de atacar e se defender durante seus deslocamentos. Porém, os veículos não são plataformas estáveis, ainda mais quando transitando fora de estrada, então, além da vibração própria do veículo, essas perturbações de base afetam diretamente a precisão dos sistemas de armas embarcados, podendo causar grandes desvios nas trajetórias dos tiros disparados por esses armamentos. Esses desvios por menores que possam ser podem fazer a diferença entre um disparo efetivo, onde pequenos desvios angulares no canhão podem causar grandes desvios no ponto de impacto devido ao grande alcance dos armamentos utilizados atualmente, podendo-se alcançar alvos a até 3km em um tiro direto. Assim, para diminuir o efeito da influência dessas perturbações foram empregadas, ao longo do tempo, diversas estratégias na síntese de controladores para a estabilização das torres dos carros de combate. Dentre as diversas técnicas empregadas com sucesso estão os controladores clássicos baseados em compensadores do tipo PID e técnicas de controle modernas como controladores nebulosos, controladores baseados na síntese H^∞ (Coleman *et al.*) e síntese μ (Marcopeli *et al.*), reguladores lineares (Coleman *et al.*) e controle preditivo baseado em modelo (Kumar *et al.*). Os diversos trabalhos publicados na área utilizam como base para as simulações movimentos prescritos de base obtidos experimentalmente, bancos de teste ou modelos dinâmicos.

Nesse trabalho foi desenvolvido um modelo dinâmico de meio carro, com 2 graus de liberdade, com uma torre acoplada ao mesmo, onde o cano do sistema de armas instalado na torre é movimentado por um motor de corrente contínua controlado pela tensão na armadura, de acordo do o esquema exposto na Fig. 1. Para a obtenção do modelo dinâmico, foram desenvolvidas as equações de energia cinética e potencial do veículo, da torre e do cano, além da energia dissipada nos amortecedores. Com os funcionais de energia foi utilizada a formulação Lagrangeana para a obtenção das equações de movimento não lineares. Com as equações de movimento não lineares foi obtido também o modelo linearizado da dinâmica do sistema, utilizando uma linearização jacobiana do mesmo.

A síntese de controladores PID pode ser feita com a utilização de diversos critérios clássicos, como por exemplo, o de Ziegler-Nichols, porém esses métodos se aplicam somente à sistemas com apenas uma entrada e uma saída. Nesse trabalho

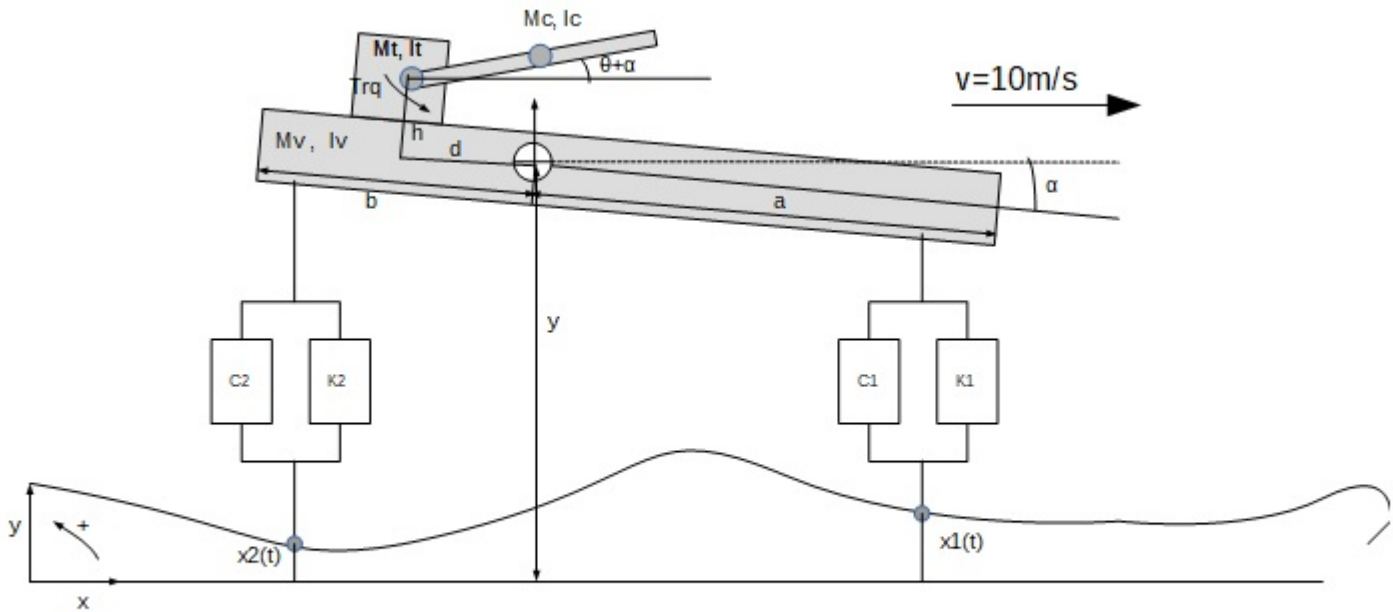


Figura 1: Modelo dinâmico.

foi utilizada uma abordagem diferente para o ajuste e seleção dos parâmetros do controlador onde o problema de ajuste dos parâmetros do controlador foi transformado em um problema de minimização solucionado com o Método de Enxame de Partículas, que é um algoritmo estocástico amplamente utilizado na solução de problemas inversos de estimativa de parâmetros Ozisik and Orlande e de problemas de minimização. Essa formulação permite que sejam ajustados parâmetros para sistemas com mais de uma entrada ou saídas e de mais de um controlador simultaneamente, além de permitir o ajuste dos parâmetros do controlador em conjunto com as perturbações do sistema. Além disso, é criada a possibilidade do ajuste dos parâmetros baseado na dinâmica não linear do sistema.

A função a ser minimizada foi criada com base nas especificações de resposta degrau impostas ao projeto, sendo uma função de merecimento onde caso um conjunto de parâmetros não atenda a um ou mais requisitos, é aplicada uma penalidade à mesma fazendo com que o valor da função de merecimento cresça, de forma similar as funções utilizadas em Yenjay.

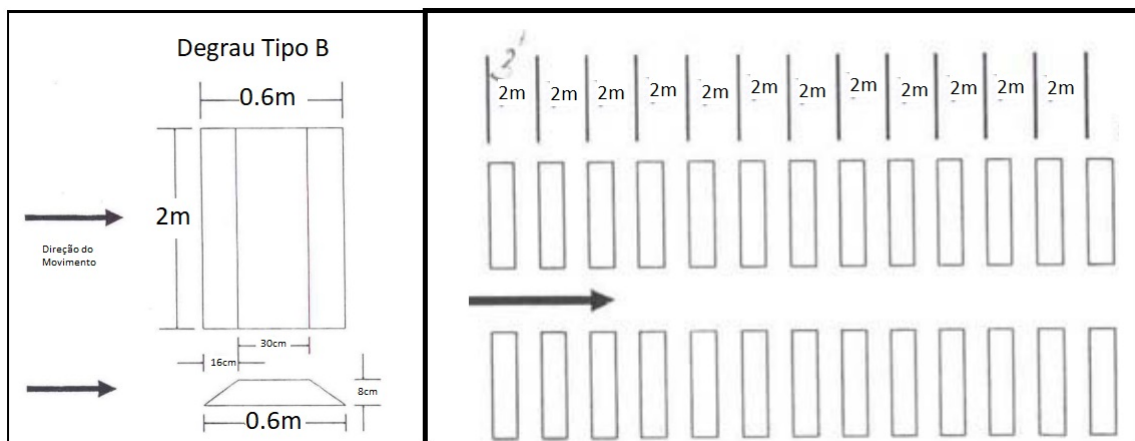


Figura 2: Padrão de obstáculo descrito na Test Operational Procedure (TOP) 01-1-011A.

As perturbações de base adotadas em todas as simulações se baseiam nos obstáculos da pista RRC-9 do Campo de Provas de Aberdeen que é utilizada para o teste de estabilização de torres de carros de combate pelo exército americano, servindo de referência para o desenvolvimento e avaliação de sistemas estabilizados embarcados. O desenho dos obstáculos e a distribuição dos mesmos ao longo da pista estão descritos na Test Operational Procedure (TOP) 01-1-011A, conforme a Fig. 2.

Foram sintetizados dois controladores ao longo desse trabalho. O primeiro foi sintetizado tendo como base o modelo

linearizado, levando em conta as perturbações de base descritas acima, e atendendo as especificações de resposta ao degrau. Com esse controlador também foram feitas simulações com o modelo não linear, visando avaliar a variação no desempenho. Por fim, foi feita a síntese de um controlador baseado no modelo não linear e feita a análise comparativa das respostas pelas combinações de controladores e modelos geradas.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Em Coleman *et al.*, foi sugerida a utilização de um controlador robusto H^∞ ou de controladores não-lineares, podendo ser utilizada uma malha de realimentação externa à malha principal com um controlador nebuloso, funcionando como uma realimentação para adaptação dos parâmetros dos controladores, sendo os experimentos realizados em um banco de testes que simulava a torre de carro de combate genérica capaz de simular os efeitos de movimento de base do veículo. Já em Marcopeli *et al.*, é sugerida a utilização de um controlador baseado na síntese μ para controladores robustos, considerando incertezas existentes no modelo, como por exemplo, a deflexão do cano e a sua influência na pontaria. Nas suas simulações Marcopeli *et al.* utilizou dados experimentais de um veículo Leopard M1A2, considerando movimento prescrito de base. Munadi and Luthfa, também desenvolveu um controle baseado em um protótipo experimental de uma torre, porém desenvolveu um controlador nebuloso e um proporcional, integral e derivativo (PID). Uma outra técnica, muito utilizada atualmente é a de controle preditivo baseado em modelo (Model Predictive Control), sendo empregada por Kumar *et al.*, levando em consideração um modelo linearizado da torre, com movimento prescrito de base. Gomes and Ferreira e Karayumak desenvolveram controladores não lineares para o veículo Leopard M1A1 utilizando um modelo dinâmico do veículo com 6 graus de liberdade acoplado com o modelo da torre com 2 graus de liberdade.

No que tange a síntese de controladores PID, Munadi and Luthfa usou o critério de Ziegler-Nichols para a seleção dos parâmetros do controlador. A utilização da técnica de PSO na síntese de controladores PID já foi feita em Satpati *et al.* porém a função objetivo era baseada nos critérios da integral do valor absoluto do erro, integral do quadrado do erro ponderado no tempo e da integral do quadrado do erro e não em função de penalidade.

3. MODELO NÃO LINEAR

Para a obtenção do equacionamento não linear da dinâmica do veículo, com base sistema descrito na Fig. 1, foram gerados os funcionais de energia cinética (T) e potencial do sistema (V) e a dissipação devido ao amortecimento viscoso (F), escrevendo esses funcionais em função dos três graus de liberdade do sistema, sendo esses o deslocamento vertical do centro de gravidade do veículo (y_v), a inclinação do veículo em relação ao solo (α) e o ângulo entre o cano e o veículo (θ). Esses funcionais estão descritos nas Eq. (1), (2) e (3).

$$T = \frac{1}{2}M_v \dot{y}_v^2 + \frac{1}{2}(I_v + I_T)\dot{\alpha}^2 + \frac{1}{2}M_t(\dot{y}_v - (h\sin(\alpha) + d\cos(\alpha))\dot{\alpha})^2 + \frac{1}{2}M_c(\dot{y}_v - (h\sin(\alpha) + d\cos(\alpha))\dot{\alpha} + l(\dot{\alpha} + \dot{\theta})\cos(\alpha + \theta))^2 + \frac{1}{2}I_c(\dot{\alpha} + \dot{\theta})^2 \quad (1)$$

$$V = (M_v + M_c + M_T)gy_v + M_Tg(h\cos(\alpha) - d\sin(\alpha)) + M_cg(h\cos(\alpha) - d\sin(\alpha) + l\sin(\alpha + \theta)) + \frac{1}{2}K_1(y_v + a\sin(\alpha) - x_1)^2 + \frac{1}{2}K_2(y_v - b\sin(\alpha) - x_2)^2 \quad (2)$$

$$F = \frac{1}{2}C_1(\dot{y}_v + a\dot{\alpha}\cos(\alpha) - \dot{x}_1)^2 + \frac{1}{2}C_2(\dot{y}_v - b\dot{\alpha}\cos(\alpha) - \dot{x}_2)^2 \quad (3)$$

Utilizando a formulação Lagrangeana e considerando como forças externas ao sistema o torque aplicado pelo motor no eixo de elevação do cano (T_M) e a sua reação sobre o veículo (T_R), são obtidas as equações de movimento relativas a cada grau de liberdade do veículo, conforme Meirovitch. A reação ao torque aplicado é observada na equação de movimento da inclinação do veículo, sendo de sentido oposto e tendo o módulo corrigido de acordo com o Teorema de Steiner, devido ao ponto de aplicação, conforme Santos. Então, definindo q como o vetor com as variáveis associadas a cada grau de liberdade, Q o vetor das forças externas atuantes em cada variável e u como o vetor com as entradas externas ao sistema que são o torque T_M e as perturbações de base, que são representadas por $x_1(t)$ e $x_2(t)$, de acordo com a Eq. (4), (5) e (6), As equações de movimento serão dadas pela Eq. (7).

$$q = [y_v \quad \alpha \quad \theta]^T \quad (4)$$

$$Q = [0 \quad T_R \quad T_M]^T, \text{ onde } T_R = T_M \frac{I_v + I_T + (M_v + M_T)(d^2 + h^2)}{I_v + I_T} \quad (5)$$

$$u = [T_M \quad \dot{x}_D \quad \dot{x}_D \quad \dot{x}_T \quad \dot{x}_T]^T \quad (6)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \dot{q}} - \frac{\partial L}{\partial q} + \frac{\partial F}{\partial \dot{q}} = 0, \text{ onde } L = T - V \quad (7)$$

4. MODELO LINEARIZADO

A Eq. (7) fornece um sistema de equações não lineares da dinâmica do sistema acopladas, onde as três equações geradas são dependentes das segundas derivadas dos graus de liberdade do sistema. Porém esse sistema de equações não lineares pode ser visto como um sistema de equações lineares em $\ddot{q}$, dado que os coeficientes das segundas derivadas de q independem das outras variáveis e suas derivadas. Isso possibilita que se escreva o sistema na forma descrita pela Eq. (8) e que a solução onde do sistema seja obtida pela Eq. (9).

$$A_{nl}\ddot{q} = B_{nl} \quad (8)$$

$$\ddot{q} = A_{nl}^{-1}B_{nl} \quad (9)$$

Para facilitar a análise do modelo linearizado, o mesmo será escrito como uma equação no espaço de estados onde o vetor de estados é definido na Eq. (10), sendo o sistema composto por 6 estados.

$$x = [\dot{y}_v \quad y_v \quad \dot{\alpha} \quad \alpha \quad \dot{\theta} \quad \theta]^T \quad (10)$$

Para se obter as matrizes que descrevem o sistema no espaço de estados, será utilizado o processo descrito em Rugh. Para isso, é construída uma função $f(x,u)$ que relaciona as derivadas do vetor de estados com as variáveis de estado e as entradas externas do sistema, sendo para isso utilizadas as funções obtidas pela Eq. (9), gerando a função descrita pela Eq. (11).

$$\dot{x} = [\ddot{y}_v \quad \dot{y}_v \quad \ddot{\alpha} \quad \dot{\alpha} \quad \ddot{\theta} \quad \dot{\theta}]^T = f(x,u) = [\sum_{i=1}^3 A_{nl1i}^{-1} B_{nl1i} \frac{dy_v}{dt} \quad \sum_{i=1}^3 A_{nl2i}^{-1} B_{nl2i} \frac{d\alpha}{dt} \quad \sum_{i=1}^3 A_{nl3i}^{-1} B_{nl3i} \frac{d\theta}{dt}]^T \quad (11)$$

As matrizes $[A]$ e $[B]$ da representação no espaço de estados são dadas pelas Eq. (13) e (14), onde $\bar{x}$ e $\bar{u}$ são o ponto de linearização definidos na Eq. (12).

$$\bar{x} = \bar{u} = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0]^T \quad (12)$$

$$[A]_{6 \times 6} = \frac{\partial f(\bar{x}, \bar{u})}{\partial x} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^3 \frac{\partial A_{nl1i}^{-1}}{\partial x} B_{nl1i} + A_{nl1i}^{-1} \frac{\partial B_{nl1i}}{\partial x} & \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{dy_v}{dt} \right) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \sum_{i=1}^3 \frac{\partial A_{nl2i}^{-1}}{\partial x} B_{nl2i} + A_{nl2i}^{-1} \frac{\partial B_{nl2i}}{\partial x} & \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{d\alpha}{dt} \right) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \sum_{i=1}^3 \frac{\partial A_{nl3i}^{-1}}{\partial x} B_{nl3i} + A_{nl3i}^{-1} \frac{\partial B_{nl3i}}{\partial x} & \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{d\theta}{dt} \right) & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$[B]_{6 \times 5} = \frac{\partial f(\bar{x}, \bar{u})}{\partial u} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^3 \frac{\partial A_{nl1i}^{-1}}{\partial u} B_{nl1i} + A_{nl1i}^{-1} \frac{\partial B_{nl1i}}{\partial u} & \frac{\partial}{\partial u} \left(\frac{dy_v}{dt} \right) & 0 & 0 & 0 \\ \sum_{i=1}^3 \frac{\partial A_{nl2i}^{-1}}{\partial u} B_{nl2i} + A_{nl2i}^{-1} \frac{\partial B_{nl2i}}{\partial u} & \frac{\partial}{\partial u} \left(\frac{d\alpha}{dt} \right) & 0 & 0 & 0 \\ \sum_{i=1}^3 \frac{\partial A_{nl3i}^{-1}}{\partial u} B_{nl3i} + A_{nl3i}^{-1} \frac{\partial B_{nl3i}}{\partial u} & \frac{\partial}{\partial u} \left(\frac{d\theta}{dt} \right) & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

5. MODELO DO MOTOR

Conforme descrito anteriormente, a atuação no sistema será feita através de um motor elétrico de corrente contínua onde o controle do torque na saída será feito através da variação na tensão na armadura. Assim, a equação que relaciona a variação da corrente na armadura com a tensão e a rotação do motor está descrita na Eq. (15), conforme Gruzman.

$$\frac{di}{dt} = \frac{1}{L_a} (V_a - R_a i - K_e \omega) \quad (15)$$

Onde L_a é a indutância da armadura, R_a é a resistência da armadura, K_e é a constante eletromotriz, i é a corrente na armadura, V_a é a tensão na armadura e ω é velocidade rotação do eixo em rad/s.

A corrente na armadura se relaciona com o torque de saída no eixo do motor através da Eq. (16).

$$T_M = K_t i - B_M \omega \quad (16)$$

Onde K_t é a constante de torque e B_M é a constante de atrito viscoso do motor.

No acoplamento da dinâmica do veículo com a do motor, a saída de torque do motor é utilizada como entrada da dinâmica do veículo e a velocidade angular do eixo é proporcional a variação da elevação da torre, simulando um acoplamento entre os eixos feito por engrenagens.

6. OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE PARTÍCULAS

O Método de otimização por Enxame de Partículas (Particle Swarm Optimization – PSO) é um método estocástico de otimização bioinspirado na inteligência de populações, sendo criado a partir da observação do comportamento migratório de populações de pássaros, desenvolvido por Kennedy and Eberhart. Nesse método são geradas uma determinada quantidade de estimativas de solução todas dentro de um determinado espaço de busca. Cada estimativa nesse método é denominada partícula e o conjunto das partículas constitui a população. Associado a cada partícula está o valor da sua aptidão (fitness), que é o valor da estimativa aplicada na função objetivo que se quer otimizar ou minimizar. Existem duas grandes variações de algoritmos de otimização por enxame de partículas: o PSO global, onde cada partícula é capaz de influenciar toda a população, e o PSO local, onde somente partículas que estejam dentro de uma determinada vizinhança de uma partícula podem influenciá-la. Neste trabalho foi utilizada uma versão do PSO global, onde o equacionamento está descrito nas Eq. (17) e (18).

A evolução da população é feita através da equação de velocidade, descrita na Eq. (17), sendo essa composta de três termos, o primeiro é o fator de inércia (v_i^k), estando associada a velocidade de cada partícula na iteração anterior, o segundo é o fator individual, que traz a influência do ponto com melhor aptidão que essa determinada partícula já possuiu ao longo das iterações (P_{bi}), e o terceiro é o fator populacional, que traz a influência da posição com melhor aptidão que alguma partícula já ocupou durante todas as iterações anteriores (P_{bg}). Os fatores individual e populacional são multiplicados por números aleatórios (δ_1 e δ_2) uniformemente distribuídos entre 0 e 1, caracterizando o método como estocástico.

$$v_i^{k+1} = \alpha_{PSO} v_i^k + \beta_{PSO} \delta_1 (P_{bi} - x_i^k) + \beta_{PSO} \delta_2 (P_{bg} - x_i^k) \quad (17)$$

A atualização populacional é feita através da Eq. (18).

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (18)$$

Os fatores α_{PSO} e β_{PSO} são parâmetros de ajuste que ponderam a influência dos termos, pertencendo ao intervalo [0, 1] e [1, 2], respectivamente. O valor ideal desses parâmetros varia em função do problema em análise, servindo como sugestão inicial e com desempenho aceitável para a maioria dos problemas os valores médios dos intervalos.

Um problema que ocorre com o PSO e com a maioria dos algoritmos estocásticos baseados em população é a estagnação das partículas em um ponto, ou seja, todas as partículas convergem para um mesmo ponto, zerando a diversidade, fazendo com que não haja mais evolução. Para evitar esse problema, foi implementada junto ao algoritmo de otimização utilizado uma rotina para verificação e reinicialização populacional em caso de estagnação. A reinicialização é feita no entorno do ponto de estagnação, visando não perder o ganho evolutivo obtido até a presente iteração.

7. ARQUITETURA DE CONTROLE

Conforme definido anteriormente, a dinâmica do veículo possui como entradas externas o torque aplicado pelo motor e as perturbações de base, esse torque é a saída da dinâmica do motor, cuja entrada é a tensão na armadura, que por sua vez será a saída do controlador que é alimentado pelo erro entre uma entrada de referência e as saídas da dinâmica do veículo que é a soma dos ângulos α e θ , que representa a inclinação do cano em relação ao solo. Visando aumentar o realismo das simulações realizadas, adicionou-se um ruído gaussiano com variação de $\pm 1\%$. O acoplamento do motor com o veículo exige ainda mais um laço que amarra a velocidade do motor com a variação do ângulo de elevação do cano, sendo feita assim mais uma realimentação. A arquitetura descrita acima está exposta na Fig. 3.

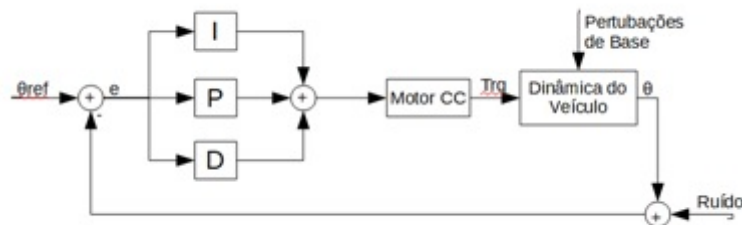


Figura 3: Arquitetura de Controle.

8. SÍNTESE DOS CONTROLADORES

Um controlador PID com filtro passa baixa acoplado ao termo derivativo possui a forma descrita na Eq. (19), dependendo assim da definição do valor de quatro constantes.

$$K(s) = K_p + \frac{K_I}{s} + K_d \frac{sN}{s+N} \quad (19)$$

Então, supondo que se aplique uma entrada degrau no ângulo de referência, a resposta dinâmica do sistema pode ser caracterizada em função de alguns parâmetros como o tempo de subida (t_R), tempo de acomodação (t_S) e o sobressinal ou overshoot (M_S). Assim, dado um conjunto de especificações em função desses parâmetros de resposta ao degrau ($t_{R_{esp}}$, $t_{S_{esp}}$) e $M_{S_{esp}}$, foi construída a função de merecimento com penalidade para a avaliação do desempenho de um dado controlador. A função está descrita nas Eq. (20), (21), (22) e (23).

$$p_1 = t_R, \text{ se } t_R \leq t_{R_{esp}} \quad (20)$$

$$p_1 = 100, \text{ c.c.} \quad (21)$$

$$p_2 = t_S, \text{ se } t_S \leq t_{S_{esp}} \quad (22)$$

$$p_2 = 100, \text{ c.c.} \quad (23)$$

$$p_3 = M_S, \text{ se } M_S \leq M_{S_{esp}} \quad (24)$$

$$p_3 = 100, \text{ c.c.} \quad (25)$$

$$f_{mer}(K) = p_1 + p_2 + p_3 \quad (26)$$

Avaliando o comportamento dessa função, percebe-se que se o controlador atender aos requisitos seu valor será igual a $t_R + t_S + M_S$ que é sempre menor que 100 para o problema em análise nesse trabalho, dado que desejamos uma resposta rápida com pouco overshoot. Caso algum dos requisitos não seja atendido o valor da função aumenta de forma desproporcional, assumindo valores maiores que 100. Como modelaremos o problema da síntese do controlador como um problema de minimização, essa função atende à necessidade do algoritmo de valorizar soluções que gerem valores pequenos quando avaliadas pela função de merecimento.

9. SIMULAÇÕES

Inicialmente foi feita a síntese de um controlador PID baseado no modelo linearizado, com as perturbações de base de acordo com a pista RRC-9 e uma entrada degrau no valor de referência do ângulo de elevação do cano, com o PSO. Os parâmetros utilizados no método de otimização e os valores dos parâmetros de resposta ao degrau desejados estão expostos na Tab. 1 e os parâmetros do controlador e da resposta ao degrau obtidos como resposta estão expostos, respectivamente, nas Tab. 2 e 3.

Tabela 1: **Parâmetros do PSO da função de merecimento.**

Parâmetro	Valor
α_{PSO}	0.5
β_{PSO}	1.5
Número Máximo de Iterações	2000
Limites Populacionais	$[0, 10^8]$
M_{esp} (%)	20
$t_{R_{esp}}$ (s)	1
$t_{S_{esp}}$ (s)	1

Tabela 2: **Parâmetros do Controlador obtido com modelo linearizado.**

P	I	D	N
2.99×10^6	4.15×10^6	2.94×10^5	157

Tabela 3: **Resposta ao Degrau com o Controlador obtido com modelo linearizado.**

Modelos	Tempo de Subida (s)	Tempo de Acomodação (s)	Overshoot (%)
Modelo Linearizado	0.05	0.3	7%
Modelo Não Linear	0.09	3	56%

Com esse controlador foram feitas duas simulações sendo a primeira com o modelo linearizado e a segunda com o modelo não linear, sendo que em ambas as perturbações de base são as descritas pelo movimento do veículo passando pela pista descrita neste artigo com velocidade de 36 km/h. A variação do ângulo em relação ao solo e o erro ao longo do tempo nas simulações estão expostos nas Fig. 4 e 5.

Visando tentar melhorar o desempenho do controlador quando funcionando junto ao modelo não linear, o mesmo foi aplicado junto ao problema de minimização e foi gerado um segundo controlador, estando os parâmetros utilizados no PSO, os parâmetros do controlador obtidos como resposta e os parâmetros de resposta ao degrau obtidos pela solução expostos, respectivamente, nas Tab. 1, 4 e 5. Os requisitos para a convergência do método tiveram como base os parâmetros da segunda simulação, ou seja, deseja-se uma solução que possua um tempo de acomodação, de subida e overshoot menores que a original.

O resultado da simulação desse controlador juntamente com o modelo não linear está descrito na Figura 6.

Tabela 4: **Parâmetros do Controlador obtido com modelo não linear.**

P	I	D	N
3×10^6	1.55×10^6	2.94×10^6	950

Tabela 5: **Resposta ao Degrau com o Controlador obtido com modelo não linear.**

Modelos	Tempo de Subida (s)	Tempo de Acomodação (s)	Overshoot (%)
Modelo Não Linear	0.07	4.7	43%

Tabela 6: **Parâmetros de desempenho PSO.**

Parâmetro	Modelo Linear	Modelo Não Linear
Número de Iterações	5	2000
Tempo de Execução (s)	25	18000
Tempo Médio de 1 iteração (s)	5	9

Na Tab. 6 estão expostos o número de iterações e o tempo computacional necessários para a solução do problema de síntese dos dois controladores.

10. ANÁLISE DOS RESULTADOS

O controlador sintetizado com o modelo linearizado apresentou um excelente desempenho na atenuação do ruído e na compensação das perturbações de base, apresentando um tempo de acomodação pequeno e com um pequeno sobressinal. Porém, quando o mesmo controlador é implementado acoplado a um modelo mais próximo do sistema real, há uma clara degradação do overshoot e do tempo de acomodação dado que o controlador não consegue atenuar os efeitos causados pelas não linearidades do sistema.

Já o controlador projetado com o modelo linear apresentou um resultado melhor dado que o sobressinal caiu para 43%, mesmo que o tempo de acomodação seja de 4.7s. Esse resultado pode ser considerado uma melhoria, pois a variação do ângulo em relação ao solo se aproxima da vizinhança do valor de referência, porém demora a entrar na faixa de $\pm 5\%$. Caso fosse adotado o critério de $\pm 10\%$ para o tempo de acomodação, esse tempo seria de 3s, igual ao desempenho do controlador linear. Quanto à eficiência do PSO na síntese dos controladores, para o caso linearizado o método apresentou um desempenho satisfatório alcançando a convergência com poucas iterações. Já para o caso não linear o método não conseguiu atingir a convergência pois não conseguiu diminuir o tempo de acomodação, porém conseguiu melhorar o desempenho nos outros dois critérios, apresentando assim um desempenho também satisfatório. A diferença existente entre o tempo associado a cada iteração está associado unicamente à diferença no tempo entre as simulações com o modelo linearizado e o modelo não linear.

11. CONCLUSÃO

Da análise das informações acima descritas, pode-se concluir que a utilização do método de Enxame de Partículas para a síntese de controladores é eficiente, tendo como desvantagem a não unicidade da solução gerada, devido ao fato de a formulação das restrições do problema não restringir o problema a uma única solução. Porém, todas as soluções geradas atendem aos requisitos impostos.

Comparando os resultados entre as simulações com o modelo linearizado e não linear, conforme esperado, o controlador que estabiliza o modelo linearizado, consegue estabilizar o modelo não linear, porém há perda de desempenho no regime transiente. Mas, tendo como base o controlador sintetizado a partir do modelo linearizado, pode-se obter uma melhora nesse desempenho executando um novo processo de minimização restringindo o espaço de busca ao entorno dos parâmetros do controlador do modelo linearizado.

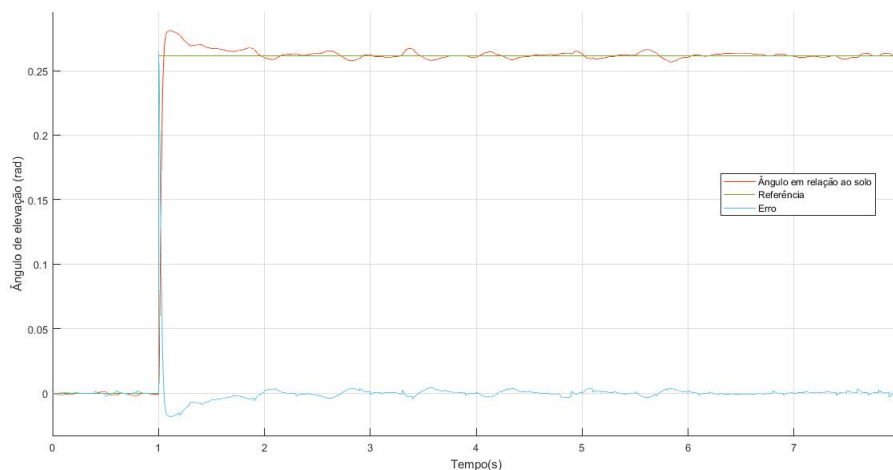


Figura 4: Resposta ao degrau do modelo linearizado com controlador baseado no modelo linearizado.

Assim, pode-se concluir que a metodologia utilizada neste artigo, muito embora não tenha gerado resultados muito efetivos, sugere uma abordagem alternativa para o ajuste de parâmetros de controladores para sistemas com mais de uma entrada e mais de uma saída, levando em considerações perturbações e ruídos. Além disso, sendo possível o ajuste de parâmetros de controladores clássicos junto a modelos não lineares da planta a ser controlada.

12. REFERÊNCIAS

- Coleman, N., Mattice, M., Banks, S., Lin, C.F., Juang, J.C. and Huang, J., 1992. "High precision weapon control system design". In *The First IEEE Conference on Control Applications*. Vol. 2, pp. 726–731.
- Gomes, M.S. and Ferreira, A.M., 2006. "Gun-turret modeling and control." *Symposium Series in Mechatronics*, Vol. 2, pp. 60–67.
- Guzman, M., 2011. "Sistema de acompanhamento de alvos montado em um corpo em movimento". Tese de doutorado, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Mecânica, Rio de Janeiro.
- Karayumak, T., 2011. "Modeling and stabilization control of a main battle tank." Tese de doutorado, Middle East Technical University, Ancara, Turquia.
- Kennedy, J. and Eberhart, R., 1995. "Particle swarm optimization". In *Neural Networks, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on*. Vol. 4, pp. 1942–1948.
- Kumar, G., Tiwari, P.Y., Marcopoli, V. and Kothare, M.V., 2009. "A study of a gun-turret assembly in an armored tank using model predictive control". In *2009 American Control Conference*. pp. 4848–4853.
- Marcopoli, V., Ng, M., Wells, C. and DIV., G.D.C.S.H.L.S., 2001. "Robust control design for the elevation axis stabilization of the m256e1 long gun".
- Meirovitch, L., 1977. *Elements of Vibration Analysis*. Macgraw Hill, Nova Iorque.
- Munadi, J.D.S. and Luthfa, M.F., 2014. "Fuzzy logic control application for the prototype of gun-turret system (arsu 57 mm) using matlab." In *International Journal of Materials, Mechanics and Manufacturing*. Vol. 2, pp. 174–180.
- Ozisik, M.N. and Orlande, H.R.B., 2000. *Inverse Heat Transfer*. Taylor & Francis, Nova Iorque.
- Rugh, W.J., 1966. *Linear System Theory*. Prentice Hall, Nova Iorque.
- Santos, I.F., 2001. *Dinâmica de Sistemas Mecânicos Modelagem-Simulação-Visualização-Verificação*. Makron Books, São Paulo.
- Satpati, B., Koley, C. and Datta, S., 2014. "Robust pid controller design using particle swarm optimization-enabled automated quantitative feedback theory approach for a first-order lag system with minimal dead time". *Systems Science & Control Engineering*, Vol. 2:1, pp. 502–511.
- Yenjay, O., 2005. "Penalty function methods for constrained optimization with genetic algorithms". *Mathematical and Computational Applications*, Vol. 10:1, pp. 45–46.

13. RESPONSABILIDADE AUTORAIS

Os autores são os únicos responsáveis pelo conteúdo deste trabalho.

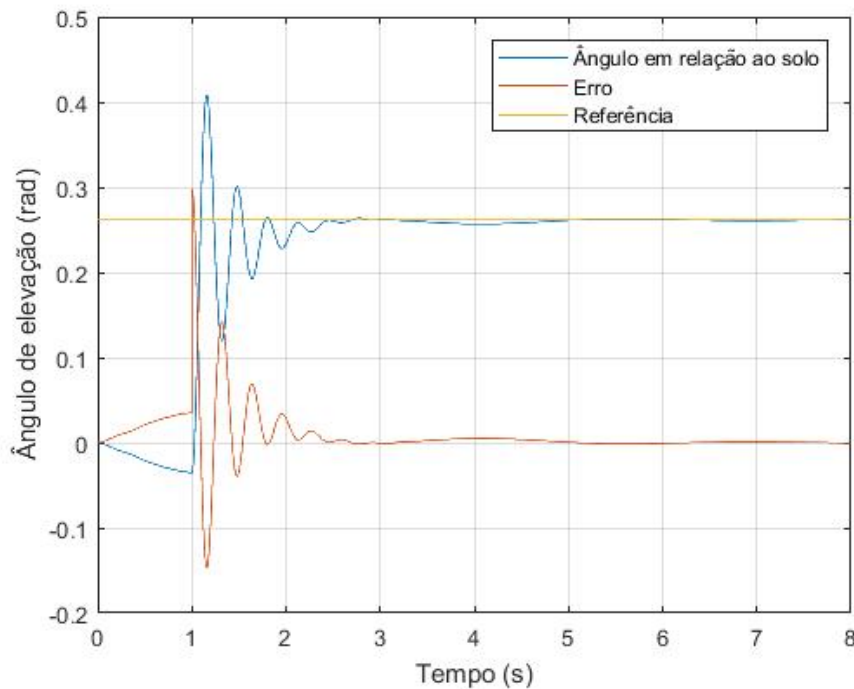


Figura 5: Resposta ao degrau do modelo não linear com controlador baseado no modelo linearizado.

SYNTHESIS OF PID CONTROLLER FOR STABILIZATION OF COMBAT VEHICLE TOWER ELEVATION

Diogo Lopes Fernandes, diogo.fernandes@eb.mil.br¹

Maurício Gruzman, gruzman@ime.eb.br¹

Alberto Mota Simões, simoes@ime.eb.br¹

¹Instituto Militar de Engenharia, Praça General Tibúrcio, 80, Praia Vermelha, Urca, Rio de Janeiro, RJ

Abstract: The objective of this paper is to synthesise a PID controller for the stabilization of the weapon system of a combat vehicle. The need and importance of the stabilization of these systems is due to the fact that the precision of a weapon system affects not only the effectiveness in the use of these weapons, but also to avoid unwanted collateral damages. The accuracy of these systems is largely affected by the existing disturbances due to the fact that military vehicles mainly transit off-road. In this article, a set of nonlinear equations for the dynamics of a 4 wheel vehicle with a weapon system installed in it, approximated by a half car model, was developed through the Lagrangian formulation, and the linearization of this model was done. The control of the lifting of the barrel of the weapon system is done by means of a DC motor controlled by the tension in the armature, the motor axis being coupled to the axis of elevation of the tower. Initially, a PID controller was synthesized using linearized dynamics to meet the specified step response requirements and the performance of this controller was analyzed in simulations with the nonlinear model. Subsequently another controller based on nonlinear dynamics was synthesized. In all simulations and in the controller synthesis process, the dynamics used were subjected to basic perturbations that simulated the passage of the vehicle through the RRC-9 obstacle course of the Aberdeen Proving Ground (APG). The parameters of the controllers were obtained through the solution of a minimization problem based on the step response specifications, and the problem was solved by the Particle Swarm Method (PSO).

Palavras-chave: PID, PSO, Nonlinear, Stabilization

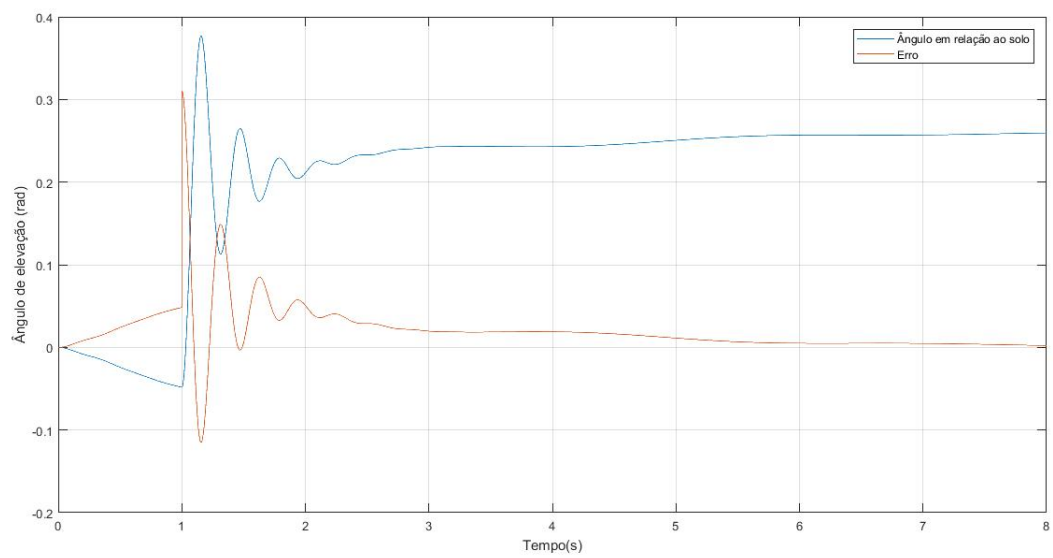


Figura 6: Resposta ao degrau do modelo não linear com controlador baseado no modelo não linear.