

CONTROLE PREDITIVO EPSAC APLICADO AO RASTREAMENTO DE TRAJETÓRIA DE ROBÔS MÓVEIS

ÍTALO J. L. BATISTA¹, BISMARCK C. TORRICO¹, GIOVANNI C. BARROSO¹.

1. *Laboratório de Automação e Robótica, Depto. de Eng. Elétrica, Universidade Federal do Ceará
Caixa Postal 6007, 60.775-640, Fortaleza, CE, BRASIL
E-mails: italoloiola@gmail.com, bismark@dee.ufc.br, gcb@fisica.ufc.br*

Abstract — This paper presents a robust predictive control algorithm applied to the problem of tracking trajectories of mobile robots. The algorithm studied (EPSAC) presents properties predictive output that is intrinsic to the MPC, making it very efficient to the problem, because the future path references are known, as well as the ability to consider restrictions during the calculation of the control law an explicit way. Thus, we present the simplicity of the design of this controller, both from the standpoint of tune as the point of view of the project. Simulation results show the advantages of the forward algorithm discussed to another controller recently proposed in the literature.

Keywords — mobile robots, tracking, EPSAC.

Resumo — Este artigo apresenta um algoritmo de controle preditivo robusto aplicado ao problema de rastreamento de trajetórias de robôs móveis. O algoritmo estudado (EPSAC) apresenta propriedades de previsão de saída que é intrínseco ao MPC, tornando muito eficiente ao problema, pois as referências de trajetória futura são conhecidas, bem como a capacidade de considerar restrições durante o cálculo da lei de controle de uma forma explícita. Dessa forma, apresenta-se a simplicidade do projeto deste controlador, tanto do ponto de vista de sintonia quanto do ponto de vista do projeto. Resultados de simulação mostram as vantagens do algoritmo abordado frente a outro controlador proposto recente na literatura.

Palavras-chave — robôs móveis, rastreamento, EPSAC.

1 Introdução

Os robôs móveis tem uma vasta gama de aplicações, incluindo a exploração, observação, busca e mapeamento nos mais diversos tipos de ambiente. (Zheng e Gao, 2005). Portanto, o movimento de alta precisão do robô móvel em um ambiente desconhecido é desejável em muitas aplicações.

Uma das dificuldades no controle de robôs móveis encontra-se no fato de serem plantas não quadradas, normalmente possuem apenas dois graus de liberdade (velocidade linear e velocidade de rotação) para controle de locomoção, enquanto tem três graus de liberdade, x , y e θ em seu posicionamento (Zheng e Gao, 2005), neste caso há mais variáveis a serem controladas do que variáveis de controle.

Além disso, apesar da aparente simplicidade do modelo cinemático de um robô móvel com rodas, sob a hipótese de que não haja deslizamento da base do robô, é imposta ao sistema uma restrição não-holonômica. Problemas de controle não-holonômicos são bastante desafiadores, o que torna ainda uma área de pesquisa muito atraente no campo de controle (Zheng e Gao, 2005). Um estudo completo dos problemas de controle não-holonômicos foi apresentado em Kolmanovsky e McClamroch (1995).

Durante os últimos 30 anos, extensos trabalhos de pesquisa têm se dedicado ao problema de controle de rastreamento de trajetória para robôs móveis não-holonômicos. Na maioria dessas pesquisas, as entradas de controle são obtidas usando uma combinação de *feedforward*, calculados a partir de uma trajetória de referência e uma lei de controle realimentada, estas estratégias incluem: linearização do modelo cinemático (Oriolo, et al., 2002), linearização de *in-*

put-output (Kim e Oh,1999), abordagem backstepping (Chwa, 2010), controle por modos deslizantes (Bloch e Drakunov, 1996), controle robusto (Berlin e Frank, 1991) e controle por lógica fuzzy (Amozgar et al., 2012).

Apesar de que nos trabalhos citados anteriormente a trajetória de referência futura é conhecida, essa informação não é usada em sua totalidade pelas estratégias de controle. Uma técnica que permite levar em conta a referência futura é o controle preditivo baseado em modelo (MPC, *Model Predictive Control*) (Camacho e Bordons, 2004). além de apresentar às seguintes vantagens em relação as leis clássicas: os ajustes são relativamente simples, pois há uma redução na quantidade de parâmetros de ajuste e conseqüentemente na complexidade computacional, o caso multivariável (sistema MIMO) pode ser tratado de uma forma simples; introduz pré-alimentação de forma natural para compensar perturbações mensuráveis no caso de modelos lineares sem restrições; o controlador resultante é linear; sua extensão para o tratamento de restrições é conceitualmente simples e podem ser incluídas sistematicamente durante o projeto; é muito eficiente quando as referências futuras são conhecidas; intrinsecamente tem compensação para os tempos mortos (Camacho e Bordons, 2004).

Técnicas de MPC são hoje bastante popular no meio acadêmico, bem como na indústria. Muitas implementações bem-sucedidas já foram relatadas, Diferentes estratégias de MPC têm sido propostas ao problema de rastreamento de trajetória. Em Klancar e Skrjanc, (2007), (Raffo et al., 2009), (Gu and Hu, 2006) abordam técnicas de MPC baseado em um modelo linearizado em coordenadas locais do robô onde uma função de custo quadrática é minimizada e o erro de rastreamento e controle é penalizados. Um

modelo linear em coordenadas locais permite o uso de algoritmos de otimização convexos e diminui consideravelmente o esforço computacional necessário.

Esquemas de controle preditivo para robôs móveis baseado em algoritmos de otimização não-linear são abordados em Dixon et al. (2001) e Ma et al. (2012). Alguns trabalhos mostram como melhorar a robustez quando as incertezas são consideradas (Yoo, 2010). No entanto, os resultados destas abordagens não-lineares apresentam um alto custo computacional, dificultando a implementação em tempo real embarcado.

Neste trabalho é aplicado e analisado um algoritmo de controle preditivo para rastreamento de trajetórias de robôs móveis, usando a técnica EPSAC com restrições, baseado em um modelo linear do robô em coordenadas locais, trata-se de uma formulação que não impõe nenhuma estrutura ao modelo do processo e oferece uma forma simples e eficaz ao cálculo do controle ótimo. O desempenho de rastreamento e esforço de controle do EPSAC é comparado com uma formulação padrão de MPC linear, baseado no método de linearizações sucessivas ao longo da trajetória de referência (MPC-LS).

Em comparação com as atuais estratégias MPC padrão, EPSAC considera o processo previsões de saída como sendo a soma de duas partes: um termo que é independente das ações de controle futuras e um termo que depende linearmente das ações de controle futuras. Isto permite obter uma solução analítica no caso do controle sem restrições ou uma solução de programação quadrática no caso do controle com restrições. Em ambos os casos, isto leva a uma solução rápida ao problema de MPC, com um software de baixa complexidade em comparação com as soluções mais gerais de otimização (Keyser, 2003).

Trabalhos envolvendo EPSAC em diferentes aplicações são relativamente raros e esparsos. Os trabalhos referenciados anteriormente tratam da aplicação de controle preditivo a robôs móveis, mas nada foi encontrado relacionado ao mesmo problema usando a estratégia EPSAC.

A apresentação deste artigo tem a seguinte sequência. Na Seção 2, o modelo cinemático do robô é apresentado. A Seção 3 aborda a formulação de um MPC linear baseado em um modelo com linearizações sucessivas. A Seção 4 descreve a teoria da estratégia de controle EPSAC que fundamenta este trabalho, além da formulação do algoritmo para o robô móvel. Os resultados obtidos de simulação são discutidos e analisados na Seção 5. Finalmente na Seção 6 são apresentadas as conclusões e propostas futuras.

2 Modelagem do Robô

Nesta seção, o modelo cinemático do robô móvel é descrito considerando as restrições não-holonômicas. O modelo matemático preciso é necessário para simular o comportamento do robô e para o cálculo das previsões do MPC. Um estudo completo sobre a modelagem cinemática de robôs móveis com rodas pode

ser encontrada em Campion et al. (1996). Assume-se um robô móvel tal como representado na Figura 1. Os movimentos de rotação e translação são efetuados por dois motores de corrente contínua acoplados diretamente às rodas de tração do robô, e outras duas rodas apenas para apoio.

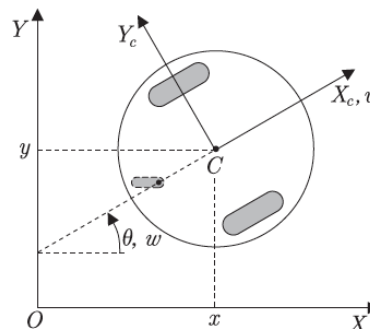


Figura 1. Sistema de coordenadas do robô móvel.

Para descrever a posição da plataforma, o ponto “C” é considerada como um ponto de referência. As coordenadas deste ponto são representadas como $(X(t), Y(t))$. O ângulo entre o eixo longitudinal do robô e o eixo horizontal é o ângulo de orientação e dado por $\theta(t)$, que se supõe estar na faixa de $-\pi \leq \theta \leq \pi$. Além disso, $v(t)$ e $\omega(t)$, na Figura 1, representam a velocidade linear e angular do robô, respectivamente. O sistema de coordenadas “XY” denota um referencial inercial, enquanto “xy” representa a coordenada de movimentação da plataforma em relação ao ponto “C”.

As equações que regem cinemáticas de movimento do robô estão descritas como (1):

$$\begin{aligned}\dot{X} &= v(t)\cos(\theta(t)) \\ \dot{Y} &= v(t)\sin(\theta(t)) \\ \dot{\theta} &= w(t)\end{aligned}\quad (1)$$

ou, numa forma mais compacta, como

$$\dot{x} = f(x, u) \quad (2)$$

onde x descreve a configuração (posição e orientação) e $u = [v \ w]^T$ é a entrada de controle, em que v e w , são a velocidade linear e angular, respectivamente. Se o percurso de referência do robô é considerado $(X_r(t), Y_r(t))$, então as outras características cinemáticas de referência trajetória podem ser obtidas por (3)-(5):

$$v_r(t) = \pm \sqrt{\dot{X}_r(t)^2 + \dot{Y}_r(t)^2} \quad (3)$$

$$w_r(t) = \frac{\ddot{Y}_r(t)\dot{X}_r(t) - \ddot{X}_r(t)\dot{Y}_r(t)}{\dot{X}_r(t)^2 + \dot{Y}_r(t)^2} \quad (4)$$

$$\theta_r(t) = \text{atan2}(\dot{Y}_r(t), \dot{X}_r(t)) \quad (5)$$

onde $v_r(t)$, $\omega_r(t)$, $\theta_r(t)$ são as referências de velocidade linear, velocidade angular e orientação do robô, respectivamente. Em (2), o sinal “+” corresponde ao movimento para a frente, enquanto o sinal “-” é utilizado movimento para trás.

Conforme descrito nas próximas seções, no MPC um modelo de previsão é usado e a lei de controle é calculada no tempo discreto. Assim, uma representação de tempo discreto do modelo torna-se necessário. Considerando-se um período de amostragem T , um instante de amostragem k e aplicando a aproximação de Euler para (1), obtém-se o seguinte modelo de tempo discreto para o movimento do robô:

$$\begin{cases} x(k+1) = x(k) + v(k) \cos \theta(k) T \\ y(k+1) = y(k) + v(k) \sin \theta(k) T \\ \theta(k+1) = \theta(k) + w(k) T \end{cases} \quad (6)$$

ou, numa representação compacta,

$$x(k+1) = f_d(x(k), u(k))$$

O problema de rastreamento de trajetória pode ser definido como encontrar um lei de controle de tal forma que,

$$x(k) - x_r(k) = 0$$

onde x_r é conhecido, a trajetória de referência é pré-determinada.

3 MPC aplicado à Robôs Móveis

As estratégias de controle preditivo utilizam uma lei de controle calculada a partir da minimização de uma função objetivo do tipo:

$$\sum_{k=d+1}^{d+N} [\hat{y}(t+k|t) - w(t+k)]^2 + \lambda \sum_{k=0}^{Nu-1} [\Delta u(t+k)] \quad (7)$$

em que \hat{y} é a predição da saída do processo, Δu é a variação do controle, w é a trajetória de referência futura, λ é a ponderação do controle, d é o atraso do sistema, N e Nu são o horizonte de predição e de controle, respectivamente.

Porém os algoritmos utilizam diferentes procedimentos para calcular as predições da saída $\hat{y}(t+k)$ e diferentes caminhos para obter o valor dos controles ótimos $\Delta u(t+k)$ como será mostrado a seguir.

3.1 MPC-LS

Nessa seção, um algoritmo de MPC linear com restrições usando um método de linearizações sucessivas (MPC-LS) ao longo da trajetória de referência será apresentado para o problema de rastreamento de trajetórias de robôs móveis não-holonômicos.

Esse modelo linearizado pode ser obtido considerando-se um modelo de erro entre o robô e o robô de referência virtual (Kühne et al., 2004). Expandin-

do do lado direito da equação (2) em séries de Taylor em torno do ponto (x_{ref}, u_{ref}) e desconsiderando os termos de ordem superior, segue-se que:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x_r, u_r) + \left. \frac{\partial f(x, u)}{\partial x} \right|_{\substack{x=x_r \\ u=u_r}} (x - x_r) + \\ &+ \left. \frac{\partial f(x, u)}{\partial u} \right|_{\substack{x=x_r \\ u=u_r}} (u - u_r) + \end{aligned} \quad (8)$$

Discretizando a equação (8) pelo método de Euler, tem-se o seguinte modelo linear variante no tempo em tempo discreto é dado por:

$$\tilde{x}(k+1) = A(k)\tilde{x}(k) + B(k)\tilde{u}(k)$$

onde

$$\tilde{x}(k) = x(k) - x_{ref}, \tilde{u}(k) = u(k) - u_{ref}$$

$$A(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -v_{ref(k)} \text{sen} \theta_{ref}(k) T \\ 0 & 1 & v_{ref(k)} \text{cos} \theta_{ref}(k) T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, B(k) = \begin{bmatrix} \text{cos} \theta_{ref}(k) T & 0 \\ \text{sen} \theta_{ref}(k) T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix}$$

Este modelo mais detalhado pode ser encontrado em Kühne et al. (2004).

Dessa forma, é possível transformar o problema de otimização na forma de programação quadrática. Por isso, introduziu-se os seguintes vectores:

$$\bar{x}(k+1) = \begin{bmatrix} \tilde{x}(k+1|k) \\ \tilde{x}(k+2|k) \\ \vdots \\ \tilde{x}(k+N|k) \end{bmatrix}, \bar{u}(k) = \begin{bmatrix} \tilde{u}(k|k) \\ \tilde{u}(k+1|k) \\ \vdots \\ \tilde{u}(k+N-1|k) \end{bmatrix}$$

onde

$$\bar{Q} = \text{diag}(Q; \dots; Q) \quad \bar{R} = \text{diag}(R; \dots; R)$$

Assim, após algumas manipulações algébricas, tem-se que a função custo pode ser escrita na forma quadrática padrão (Kühne et al., 2004):

$$\bar{\Phi}(k) = \frac{1}{2} \bar{u}^T(k) \mathbf{H}(k) \bar{u}(k) + \mathbf{f}^T(k) \bar{u}(k) + \mathbf{d}(k)$$

com

$$\mathbf{H}(k) = 2(\bar{\mathbf{B}}(k)^T \bar{\mathbf{Q}} \bar{\mathbf{B}}(k) + \bar{\mathbf{R}})$$

$$\mathbf{f}(k) = 2\bar{\mathbf{B}}^T(k) \bar{\mathbf{Q}} \bar{\mathbf{A}}(k) \bar{x}(k|k)$$

$$\mathbf{d}(k) = \bar{x}^T(k|k) \bar{\mathbf{A}}^T(k) \bar{\mathbf{Q}} \bar{\mathbf{A}}(k) \bar{x}(k|k)$$

onde

$$\bar{\mathbf{A}}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{A}(k|k) \\ \mathbf{A}(k+1|k)\mathbf{A}(k|k) \\ \vdots \\ \alpha(k, 2, 0) \\ \alpha(k, 1, 0) \end{bmatrix}$$

$$\bar{\mathbf{B}}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{B}(k|k) & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{A}(k+1|k)\mathbf{B}(k|k) & \mathbf{B}(k+1|k) & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha(k, 2, 1)\mathbf{B}(k|k) & \alpha(k, 2, 2)\mathbf{B}(k+1|k) & \dots & \mathbf{0} \\ \alpha(k, 1, 1)\mathbf{B}(k|k) & \alpha(k, 1, 2)\mathbf{B}(k+1|k) & \dots & \mathbf{B}(k+N-1|k) \end{bmatrix}$$

4 EPSAC aplicado à Robôs Móveis

4.1 EPSAC

A estratégia EPSAC, como descrito detalhadamente em Keyser (2003), divide a ação de controle futura em duas partes denominadas entrada base $u_b(t+k)$ e entrada ótima $\delta u(t+k)$ como mostra a Figura 2. Isto permite dividir a predição da resposta futura também em duas partes, uma resposta base e outra ótima.

$$\hat{y}(t+d+k|t) = \hat{y}_b(t+d+k|t) + \hat{y}_{ot}(t+d+k|t). \quad (9)$$

A resposta base, $(\hat{y}_b(t+d+k|t), \forall k = 1, \dots, N)$, é calculada utilizando a equação (8) e como entrada o controle passado $[u(t-1), u(t-2), \dots]$ e o controle base $u_b(t+k)$.

O controle $u_b(t+k)$ pode ser definido arbitrariamente, dado que $\delta u(t+k)$ é calculado para que $\Delta u(t+k)$ minimize J .

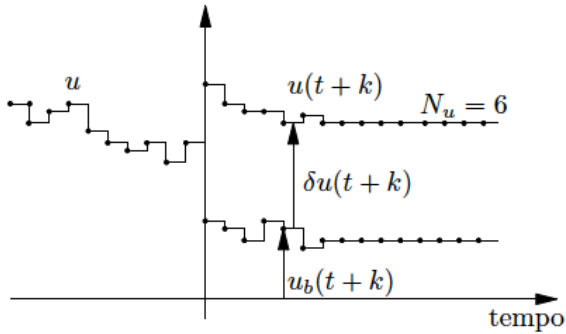


Figura 2. Conceito das ações do controle base e ótimo.

A resposta ótima $(\hat{y}_{ot}(t+d+k|t), \forall k = 1, \dots, N)$ é calculada utilizando a componente $\delta u(t+k)$, obtida do procedimento de otimização descrito a seguir.

A relação entre a saída ótima $\hat{y}_{ot}(t+d+k|t)$ e o controle ótimo $\delta u(t+k)$ é: $\hat{Y}_{ot} = \mathbf{G}_e \mathbf{u}$, onde $\mathbf{G}_e \mathbf{u}$ é uma matriz constante de dimensão $N \times N_u$, calculada a partir do modelo de predição.

$$\hat{Y}_{ot} = \begin{bmatrix} \hat{y}_{ot}(t+d+1|t) \\ \hat{y}_{ot}(t+d+2|t) \\ \vdots \\ \hat{y}_{ot}(t+d+N|t) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u} = \begin{bmatrix} \delta u(t) \\ \delta u(t+1) \\ \vdots \\ \delta u(t+N_u-1) \end{bmatrix}.$$

A predição da saída é: $\hat{\mathbf{y}} = \hat{\mathbf{y}}_b + \mathbf{G}_e \mathbf{u}$, onde

$$\hat{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \hat{y}(t+d+1|t) \\ \hat{y}(t+d+2|t) \\ \vdots \\ \hat{y}(t+d+N|t) \end{bmatrix}, \quad \hat{\mathbf{y}}_b = \begin{bmatrix} \hat{y}_b(t+d+1|t) \\ \hat{y}_b(t+d+2|t) \\ \vdots \\ \hat{y}_b(t+d+N|t) \end{bmatrix}$$

Substituindo a predição na função custo

$$J = (\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{w})^T (\mathbf{y} - \mathbf{w}) + \tilde{\mathbf{u}}^T \mathbf{Q}_\lambda \tilde{\mathbf{u}},$$

onde

$$\tilde{\mathbf{u}} = [\Delta u(t) \quad \Delta u(t+1) \quad \dots \quad \Delta u(t+N-1)]^T$$

logo minimizando J em relação a \mathbf{u} obtém-se o controle ótimo:

$$\mathbf{u} = (\mathbf{G}_e^T \mathbf{G}_e + \mathbf{Q}_\lambda)^{-1} \mathbf{G}_e^T (\mathbf{w} - \mathbf{y}_b).$$

Finalmente, o controle resultante a ser aplicado à planta é:

$$u(t) = u_b(t) + \delta u(t).$$

O procedimento de cálculo de $u(t)$ deve ser repetido a cada período de amostragem.

4.2 Algoritmo do EPSAC para o robô móvel

O algoritmo que minimiza \mathbf{u} até o valor desejado através da escolha de u_b para aplicação no robô móvel está dividido nos seguintes passos:

1º - Inicializações

- Gera-se uma trajetória de referência.
- Define-se a postura inicial e as restrições do robô e os parâmetros de ajuste do controlador.

2º - Cálculo de y_b

- Seleciona-se o vetor de controle base inicial com todos os elementos iguais a

$$u(t-1).$$

$$\mathbf{u}_b = [u(t-1), \dots, u(t-1)]^T.$$

- Calcula-se a predição da saída $\hat{y}(t+d|t)$ utilizando o controle e saída passada, logo a predição

$$\hat{\mathbf{y}}_b = [\hat{y}_b(t+d+1), \dots, \hat{y}_b(t+d+N)],$$

utilizando a entrada base u_b . Para o cálculo destas predições é utilizado o modelo não linear.

- A matriz dinâmica \mathbf{G} é calculada utilizando os parâmetros $A(z^{-1})$ e $B(z^{-1})$ de um modelo linear obtido com a resposta ao degrau do sistema em torno ao ponto $y(t)$.

3º - Cálculo do controle ótimo.

$$\mathbf{u} = \mathbf{A}^{-1} (\mathbf{G}^T \mathbf{G} + \mathbf{Q}_\lambda)^{-1} (\mathbf{G}^T (\mathbf{w} - \hat{\mathbf{y}}_b) - \mathbf{Q}_\lambda \mathbf{b})$$

- Se $|\mathbf{u}| \leq \varepsilon$ (com ε tendendo a zero).
Aplica-se o controle $u(t) = u_b(t) + \delta u(t)$ e o algoritmo volta ao passo 1 no próximo período de amostragem.
- Caso contrario $u_b = u_b + u$ calcula-se y_b usando a nova u_b e o algoritmo volta ao início do passo 2.

5 Resultados de Simulação

Neste item, a estratégia de controle estudada (EPSAC) é comparada ao algoritmo MPC-LS, a fim de ilustrar a melhoria no desempenho de rastreamento de trajetória e a redução do custo computacional.

5.1 Rastreamento de Trajetória

Assim, são mostrados os resultados de simulação para uma trajetória que apresenta características especiais, tais como mudanças de orientação e direção do robô, úteis para testar o controlador em diferentes condições de operação.

As restrições na amplitudes das variáveis de controle são $v_{max} = 0,3m/s$, $v_{min} = -0,3m/s$, $w_{max} = 0,4rad/s$ e $w_{min} = -0,4 rad/s$, considerando-se os limites definidos para o robô móvel que está sendo desenvolvido para testes.

As condições iniciais do robô e da trajetória de referência são definidas como:

$$\begin{aligned} x(0) &= 1m, & y(0) &= 1m, & \theta(0) &= \pi/2 \\ x_r(0) &= 1m, & y_r(0) &= 1m, & \theta_r(0) &= \pi/2 \end{aligned}$$

Os valores constantes de ambos os controladores abordados neste trabalho foram ajustados iguais:

$$\begin{aligned} N &= 5 & T &= 100ms \\ Q &= \text{diag}(1,1,0.5) & R &= 0.1 I_{2 \times 2} \end{aligned}$$

N é o horizonte de previsão e T é o tempo de amostragem. Q e R são as matrizes matrizes de ponderação que penalizam o erro de seguimento das velocidades desejadas e o esforço de controle, respectivamente.

As respostas dos algoritmos abordados foram comparados nas Figuras 3-5. Em todos os casos é usado o modelo completo não-linear do robô móvel e a linha tracejada representa a trajetória de referência. A solução do problema de otimização é resolvido através de um algoritmo de programação quadrática.

Observa-se que ambos controladores são capazes de rastrear a trajetória de referência, pois a postura (posição e orientação) controlada converge para a trajetória de referência, verificando-se fortemente o efeito de predição, com um tempo de navegação satisfatório e respeitando as restrições impostas, mas o algoritmo EPSAC alcança a trajetória mais rapidamente, com uma aproximação bastante suave.

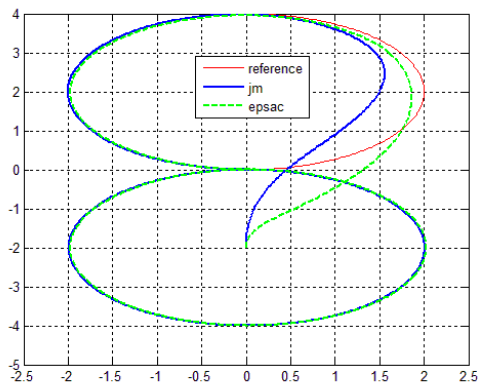


Figura 3. Trajetória do robô no plano XY.

A Figura 4 mostra a velocidade linear e angular aplicada ao robô, em que o EPSAC apresenta menor oscilação. Na Figura 5 observa-se o erro de postura robô e uma vez que esses erros de estado convergem

para zero, pode-se dizer que o valor da função objetivo deve também convergir para zero. Convém notar que, devido a orientação original, o robô móvel, tem que inicialmente afastar-se da referência para lidar com as restrições não-holonômicas.

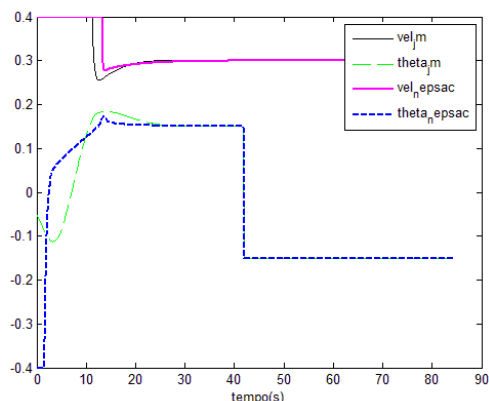


Figura 4. Sinal de entradas: v e w.

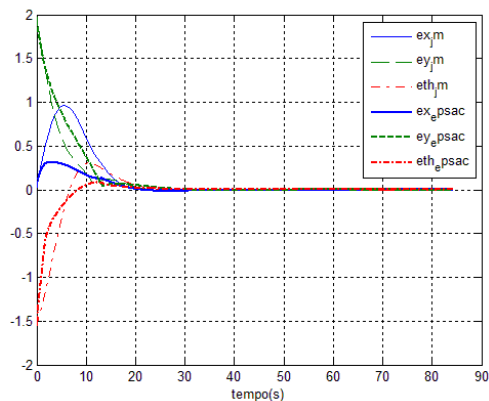


Figura 5. Erros.

5.2 Custo Computacional

Nessa seção, mostra-se uma análise quanto ao esforço computacional necessário para resolução dos algoritmos abordados, a fim de ser verificada a viabilidade destes algoritmos em uma aplicação em tempo real.

Para isso, o critério utilizado é o tempo de processamento, obtido através do tempo médio para resolver o problema de otimização durante o rastreamento da trajetória. Assim, com base nestas informações, é possível avaliar a viabilidade de uma aplicação em tempo real do algoritmo desenvolvido.

A Tabela 1 mostra alguns resultados relativos ao custo computacional em função do horizonte de previsão. A redução no custo computacional do EPSAC está relacionada com o redução do tamanho da matriz de predição, revelando que a aplicação do mesmo em tempo real, é bem mais viável

Tabela 1. Custo computacional.

| Horizonte | Tempo de Processamento (s) | |
|-----------|----------------------------|--------|
| | MPC-LS | EPSAC |
| 5 | 0.0117 | 0.0048 |
| 10 | 0.0193 | 0.0119 |
| 25 | 0.0452 | 0.0320 |
| 20 | 0.0987 | 0.0751 |

6 Conclusão

Neste artigo foi estudada uma estratégia de controle preditivo (EPSAC) aplicada ao problema de rastreamento de trajetórias de robôs móveis não-holonômicos. O MPC mostra-se como uma das estratégias mais adequadas para este tipo de problema, já que apresenta várias vantagens às leis clássicas como expostas: a existência de um critério de performance (a função custo), a geração de trajetórias que são ótimas em relação a este critério, a capacidade de considerar restrições de uma forma explícita e a escolha dos parâmetros de sintonia pode ser feita de uma forma bastante intuitiva, já que os mesmos se relacionam diretamente com as variáveis do sistema. Uma análise do desempenho da técnica EPSAC com restrições usando um modelo local foi comparado com uma técnica de MPC linear baseada num modelo de linearizações sucessivas (MPC-LS). As simulações mostram que ambos os controladores permitiram manter as saídas nas referências desejadas, porém o EPSAC apresenta uma melhor performance de trajetória, simplicidade no projeto e redução do custo computacional. Em trabalhos futuros pretende-se estudar detalhadamente as propriedades de atraso, robustez, estabilidade e factibilidade do algoritmo para propor metodologias para técnicas de sintonia e estender os resultados para a formulação do EPSAC não-linear.

Agradecimentos

Agradecimento ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro.

Referências Bibliográficas

Amoozgar, M. H.; Sadati, S. H. and Alipour, K. (2012) Trajectory tracking of wheeled mobile robots using a kinematical fuzzy controller. *Int. J. of Robotics and Automation*, 27(1):49–56.

Berlin, F. and Frank, P. M. (1991) “Robust predictive robot control,” in *Proc. 5th IEEE Int. Conf. Adv. Robot.*, Pisa, Italy, vol. 2, pp. 1493–1496.

Bloch, A. M. And Drakunov, S. (1996) “Stabilization and tracking in the nonholonomic integrator via sliding modes,” *System control letters*, vol.19, no.2, pp.91-99.

Camacho, E. F. e Bordons, C. (2004). *Model Predictive Control*, 2nd edn, Springer Verlag.

Campion, G., Bastin, G. e D’Andréa-Novel, B. (1996). Structural properties and classification of kinematic and dynamical models of wheeled mobile robots, *IEEE Transactions on Robotics and Automation* 12 (1): 47–62.

Chwa, D. (2010) Tracking control of differential-drive wheeled mobile robots using a backstepping-like feedback linearization. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems And Humans*, 40(6):1285–1295.

Dixon, W.; Dawson, D. and Zergeroglu, E. and A. Behal, (2001) *Nonlinear Control of Wheeled Mobile Robots*. London, U.K.: Springer-Verlag.

Gu, D.-B. and Hu, H.-S. (2006) “Receding horizon tracking control of wheeled mobile robots,” *IEEE Transactions On Control Systems Technology*, vol. 14, no. 4, pp. 743–749.

Keyser, R. D. (2003). A ‘Gent’le Approach to Predictive Control, in E. P. C. Ltd (ed.), *Encyclopedia of Life Support Systems (EoLSS)*, Oxford.

Kim, D. H. and Oh, T. H. (1999) “Tracking control of a two-wheeled mobile robot using input-output linearization,” *Control Engineering Practice*, pp.369-373.

Kolmanovsky I. and McClamroch. N. H. (1995) Developments in nonholonomic control problems. *IEEE Control Systems Magazine*, 15:20–36.

Kühne F.; Lages W. F. and Da Silva, J. M. G. (2004) “Model predictive control of a mobile robot using linearization,” *Proc. IEEE Mechatron. Robot.*, vol. 4, pp. 525–530, Aachen, Germany.

Klancar, G. and Skrjanc, I. (2007) Tracking-error model-based predictive control for mobile robots in real time. *Int. J. of Robotics and Autonomous Systems*, 55:460–469.

Ma, M. M.; Li, S. and Liu, X.-J. (2012) “Tracking Control and Stabilization of Wheeled Mobile Robots by Nonlinear Model Predictive Control” *Proc. of the 31st Chinese Control Conference*, vol. 4, pp. 4056–4061, Hefei, China.

Oriolo, G.; Luca, A. and Vandittelli. M. (2002) WMR control via dynamics feedback linearization: Design, implementation, and experimental validation. *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, 10:835–852.

Raffo, G.; Gomes, G.; Normey-Rico, J.; Kelber, C. and Becker, L. (2009). A predictive controller for autonomous vehicle path tracking, *Intelligent Transportation Systems*, *IEEE Transactions on* 10(1): 92-102.

Yoo, S. J. (2010) Adaptive tracking control for a class of wheeled mobile robots with unknown skidding and slipping. *IET Control Theory and Applications*, 4(10):2109–2119.

Zheng Q. and Gao, Z. (2005) “Motion Control Design: Problem and Solutions” *International Journal of Intelligent Control and Systems*, vol. 10, no. 4, pp. 269-279.