# Universidade Federal do Rio Grande do Sul Escola de Engenharia Departamento de Engenharia Elétrica ENG04479 Robótica A

# Controle de Manipuladores

Prof. Walter Fetter Lages 24 de novembro de 2005

# 1 Introdução

- 1. Controle de juntas
  - (a) Controle independente por junta
  - (b) Torque calculado
  - (c) Controle de tempo mínimo
  - (d) Controle por estrutura variável
  - (e) Controle não-linear desacoplado
- 2. Resolved motion control
  - (a) Resolved motion rate control
  - (b) Resolved motion acceleration control
  - (c) Resolved motion force control
- 3. Controle adaptativo
  - (a) Modelo-referência
  - (b) Self-tuning
  - (c) Adaptive perturbation control
  - (d) Resolved motion adaptive control
- 4. Controladores soft
  - (a) Redes neurais

- (b) Lógica fuzzy
- (c) Neuro-fuzzy

A figura 1 mostra um diagrama de blocos genérico de um sistema de controle de robôs manipuladores.

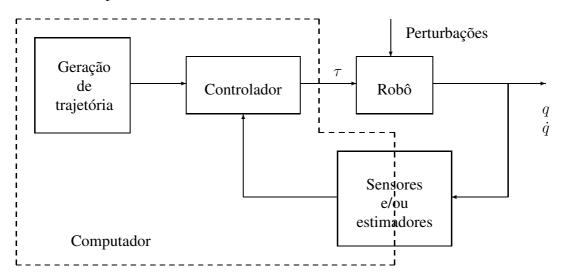


Figura 1: Diagrama de blocos genérico de um sistema de controle de robô manipulador.

## 2 Controle Independente por Junta

O controle independente por junta consiste em considerar cada junta independente das demais para efeitos de controle. Ou seja, projeta-se um controlador para cada junta, ignorando os efeitos de acoplamento entre as juntas. A figura 2 mostra um diagrama de blocos de um controle independente por junta.

Para analisar o controle independente por junta é conveniente ter um modelo do sistema de uma junta.

### 2.1 Função de Transferência de uma Junta

A figura 3 mostra um esboço do sub-sistema mecânico de uma junta.

Supondo que não haja escorregamento no sistema de transmissão, pode-se escrever

$$d_m = d_l \tag{1}$$

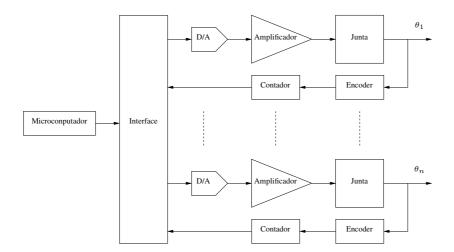


Figura 2: Diagrama de blocos genérico de um controle independente por junta.

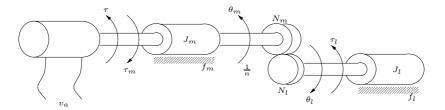


Figura 3: Esboço da mecânica de uma junta.

onde  $d_m$  e  $d_l$  são os deslocamentos lineares das engrenagens do lado do motor e do lado da carga, respectivamente.

Substituindo o raio (r) e o deslocamento angular  $(\theta)$  de cada engrenagem em (1) obtém-se

$$r_m \theta_m = r_l \theta_l$$

e como o número de dentes de cada engrenagem é proporcional ao seu raio, tem-se

$$N_m \theta_m = N_l \theta_l$$

ou

$$\frac{N_m}{N_l} = \frac{\theta_l}{\theta_m} = n < 1,$$
 tipicamente

logo, pode-se escrever também

$$\theta_l = n\theta_m \tag{2}$$

$$\dot{\theta}_l = n\dot{\theta}_m 
\ddot{\theta}_l = n\ddot{\theta}_m$$
(3)

$$\ddot{\theta}_l = n\ddot{\theta}_m \tag{4}$$

O torque produzido pelo atuador  $(\tau)$  deve vencer as perdas do lado do motor (por atrito com os mancais e inércia do rotor), representados por  $\tau_m$  e o torque de reação da carga,  $\tau_l$ . Ou seja,

$$\tau = \tau_m + \tau_l^* \tag{5}$$

onde  $\tau_l^*$  é  $\tau_l$  refletido para o eixo do motor.

As perdas do lado do motor são dadas por

$$\tau_m = J_m \ddot{\theta}_m + f_m \dot{\theta}_m \tag{6}$$

onde  $J_m$  é o momento de inércia do rotor e  $f_m$  é o atrito viscoso com os mancais. O torque de reação da carga é dado por

$$\tau_l = J_l \ddot{\theta}_l + f_l \dot{\theta}_l \tag{7}$$

onde  $J_l$  é o momento de inércia da junta e  $f_l$  é o atrito viscoso da junta.

À (7) poderia ser acrescentado ainda mais um termo, representando a elasticidade do sistema de transmissão, resultando

$$\tau_l = J_l \ddot{\theta}_l + f_l \dot{\theta}_l + K_l (\theta_l - n\theta_m) \tag{8}$$

onde  $K_l$  é a constante de mola.

No entanto, tipicamente o sistema de transmissão é suficiente rígido para que este termo adicional possa ser desprezado.

O princípio da conservação da energia permite escrever

$$\tau_l^* \theta_m = \tau_l \theta_l$$

ou

$$\tau_l^* = \frac{\tau_l \theta_l}{\theta_m} = n \tau_l$$

e portanto, de (3), (4) e (7):

$$\tau_l^* = n^2 \left( J_l \ddot{\theta}_m + f_l \dot{\theta}_m \right) \tag{9}$$

Assim, de (5) e (6), o torque será

$$\tau = (J_m + n^2 J_l) \ddot{\theta}_m + (f_m + n^2 f_l) \dot{\theta}_m$$
$$= J_e \ddot{\theta}_m + f_e \dot{\theta}_m$$
(10)

onde

 $J_e = J_m + n^2 J_l$  é a inércia equivalente e

 $f_e = f_m + n^2 f_l$  é o atrito viscoso equivalente.

O torque (10) é produzido pelo atuador cujo diagrama elétrico é mostrado na figura 4.

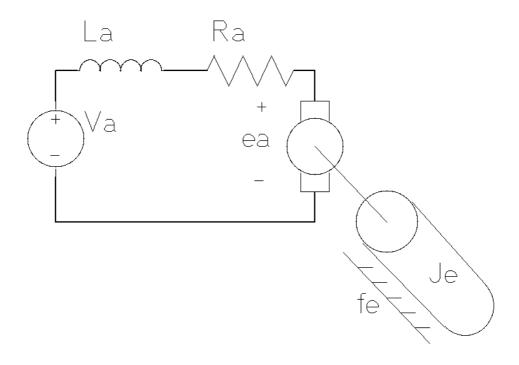


Figura 4: Diagrama elétrico do atuador de uma junta.

Tipicamente em manipuladores robóticos utilizam-se motores com imã permanente. Portanto, o torque produzido pelo atuador é

$$\tau = K_T i_a \tag{11}$$

onde

 $K_T$  é a constante de torque e

 $i_a$  é a corrente de armadura.

A corrente de armadura está relacionada com a tensão aplicada por

$$v_a = R_a i_a + L_a \frac{di_a}{dt} + e_a \tag{12}$$

sendo

 $R_a$  a resistência de armadura;

 $L_a$  a indutância de armadura e

 $e_a$  a força contra-eletro-motriz dada por

$$e_a = K_a \dot{\theta}_m \tag{13}$$

onde  $K_a$  é a constante de armadura do motor.

Substituindo (13) em (12)

$$v_a = R_a i_a + L_a \frac{di_a}{dt} + K_a \dot{\theta}_m \tag{14}$$

Tomando-se a transformada de Laplace de (14) com condições iniciais nulas e resolvendo-se para  $I_a(s)$  resulta

$$I_a(s) = \frac{v_a(s) - sK_a\Theta_m(s)}{R_a + sL_a}$$
(15)

e portanto, de (11)

$$T(s) = K_T I_a(s) = K_T \left( \frac{V_a(s) - sK_a \Theta_m(s)}{R_a + sL_a} \right)$$

$$\tag{16}$$

Por outro lado, a transformada de Laplace de (10) é

$$T(s) = s^2 J_e \Theta_m(s) + s f_e \Theta_m(s)$$
(17)

Igualando-se (16) e (17) e resolvendo para  $\frac{\Theta_m(s)}{V_a(s)}$  tem-se

$$\frac{\Theta_m(s)}{V_a(s)} = \frac{K_T}{s \left[ s^2 J_e L_a + s (J_e R_a + L_a f_e) + R_a f_e + K_T K_a \right]}$$

Normalmente, a constante de tempo elétrica é muito menor do que a constante de tempo mecânica. Assim, pode-se desprezar L a , obtendo-se

$$\frac{\Theta_m(s)}{V_a(s)} = \frac{K_T}{s(sJ_eR_a + R_af_e + K_TK_a)} = \frac{K}{s(T_ms + 1)}$$
(18)

com

$$K = \frac{K_T}{R_a f_e + K_T K_a} =$$
constante de ganho

$$T_m = \frac{R_a J_e}{R_a f_c + K_T K_a} = \text{constante de tempo}$$

De (18) e (2) tem-se

$$\frac{\Theta_l(s)}{V_a(s)} = \frac{nK_T}{s(sJ_eR_a + R_af_e + K_TK_a)} \tag{19}$$

A figura 5 mostra um diagrama de blocos da junta.

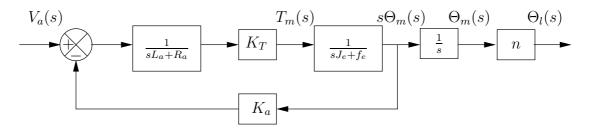


Figura 5: Diagrama de blocos da junta.

## 2.2 Controle de Posição de uma Única Junta

Supondo um controlador PD tem-se

$$v_{a} = \frac{K_{p} \left(\theta_{l}^{d} - \theta_{l}\right) + K_{d} \left(\dot{\theta}_{l}^{d} - \dot{\theta}_{l}\right)}{n}$$
$$v_{a} = \frac{K_{p} e + K_{d} \dot{e}}{n}$$

ou

$$V_a(s) = \frac{K_p + sK_d}{n}E(s)$$

A figura 6 mostra o diagrama de blocos do controlador PD.

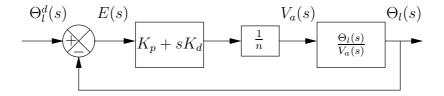


Figura 6: Diagrama de blocos do controlador PD.

$$\frac{\Theta_l(s)}{E(s)} = G(s) = \frac{K_T(K_p + sK_d)}{s(sR_aJ_e + R_af_e + K_TK_a)}$$

$$\frac{\Theta_l(s)}{\Theta_l^d(s)} = \frac{G(s)}{1 + G(s)} = \frac{sK_T K_d + K_T K_p}{s^2 R_a J_e + s(R_a f_e + K_T K_a + K_T K_d) + K_T K_p}$$

$$\frac{\Theta_l(s)}{\Theta_l^d(s)} = \frac{N(s)}{s^2 + 2\xi \omega_n s + \omega_n^2}$$

com

$$N(s) = \frac{sK_T K_d}{R_a J_e} + \omega_n^2$$
$$\omega_n^2 = \frac{K_T K_p}{R_a J_e}$$
$$\xi = \frac{1}{2\omega_n} \frac{(R_a f_e + K_T K_a + K_T K_d)}{R_a J_e}$$

e obviamente escolhendo-se  $K_p$  e  $K_d$  pode-se determinar livremente  $\omega_n$  e  $\xi$ .

A figura 7 mostra a posição dos pólos de um sistema de segunda ordem no plano complexo e a sua relação com o coeficiente de amortecimento  $(\xi)$  e a frequência natural não amortecida  $(\omega_n)$ .

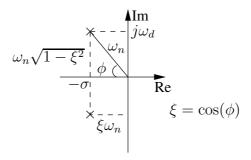


Figura 7: Posição dos pólos no plano complexo.

Na figura 8 tem-se a resposta temporal de um sistema de segunda ordem com  $\omega_n=30 {\rm rad/s}$  e  $\xi=0.3$ .

#### 2.3 Desempenho

Em geral, deseja-se que o robô tenha uma resposta criticamente amortecida. Para tanto

$$K_p = \frac{\omega_n^2 J_e R_a}{K_T} > 0$$

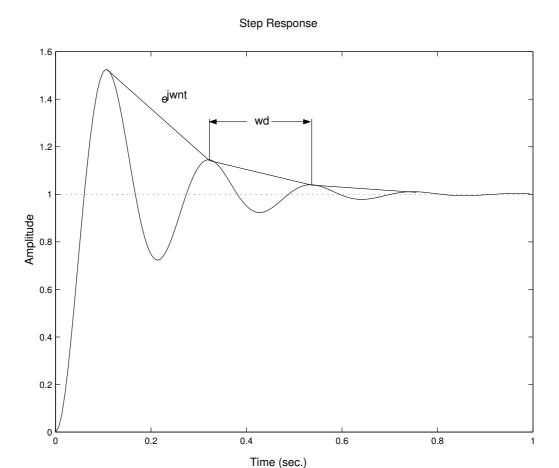


Figura 8: Resposta típica de um sistema de segunda ordem.

$$\xi = \frac{R_a f_e + K_T K_a + K_T K_d}{2 \sqrt{K_T K_p J_e R_a}} \quad \geq \quad 1$$
 
$$= \quad 1 \Longrightarrow \text{criticamente amortecido}$$

$$K_d = \frac{2\sqrt{K_T K_p J_e R_a} - R_a f_e - K_T K_a}{K_T}$$
$$\omega_n \le \frac{1}{2} \omega_r$$

onde  $\omega_r$  é a frequência de ressonância estrutural

$$J_e \ddot{\theta}_m + f_e \dot{\theta}_m + K_s \theta_m = 0$$

$$s^{2}\Theta_{m}(s) + \frac{f_{e}}{J_{e}}s\Theta_{m}(s) + \frac{K_{s}}{J_{e}}\Theta_{m}(s) = 0$$

$$\omega_{r} = \sqrt{\frac{K_{s}}{J_{e}}}$$

$$0 < Kp \le \frac{\omega_{r}^{2}J_{e}R_{a}}{4K_{T}}$$

$$K_{d} \ge \frac{R_{a}\omega_{r} - R_{a}f_{e} - K_{T}K_{a}}{K_{T}}$$

### 3 Torque Calculado

$$\tau = M_n(q) \left[ \ddot{q}^d + K_d \left( \dot{q}^d - \dot{q} \right) + K_p \left( q^d - q \right) \right] + V_n(q, \dot{q}) + G_n(q)$$
 (20)

$$M(q)\ddot{q} + V(q,\dot{q}) + G(q) = M_n(q) \left[ \ddot{q}^d + K_d \left( \dot{q}^d - \dot{q} \right) + K_p \left( q^d - q \right) \right] + V_n(q,\dot{q}) + G_n(q)$$

Supondo que  $M(q) = M_n(q)$ ,  $V(q, \dot{q}) = V_n(q, \dot{q})$  e  $G(q) = G_n(q)$ :

$$M(q)\left[\ddot{e} + K_d \dot{e} + K_p e\right] = 0$$

$$\ddot{e} + K_d \dot{e} + K_p e = 0$$

Portanto, pode-se determinar  $K_d$  e  $K_p$  de forma que  $e(t) \longrightarrow 0$  assintoticamente.

A expressão (20) pode ser calculada por Newton-Euler fazendo-se

$$\ddot{q}_i = \ddot{q}_i^d + \sum_{j=1}^n K_d^{ij} \left( \dot{q}_j^d - \dot{q}_j \right) + \sum_{j=1}^n K_p^{ij} \left( q_j^d - q_j \right)$$

A figura 9 mostra um diagrama de blocos do controle por torque calculado. Note que é um esquema de linearização por realimentação onde a qualidade da linearização depende do casamento entre os parâmetros do modelo e os parâmetros reais.

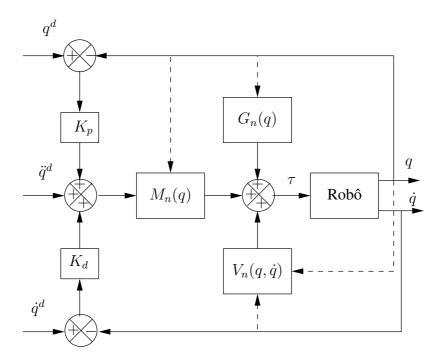


Figura 9: Diagrama de blocos do controle por torque calculado.

#### 4 Resolved Motion Control

- Controle no espaço cartesiano
- Resolved motion 

   o movimento de todas as juntas é combinado e "resolvido" em movimentos da garra controláveis separadamente nas coordenadas cartesianas
- Trajetória especificada (referência) no espaço das cartesiano
- Atuação no espaço das juntas

$$\begin{array}{lll} {}^{base}R_{garra} & = & \left[ \begin{array}{ccc} C_{\gamma} & -S_{\gamma} & 0 \\ S_{\gamma} & C_{\gamma} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{array} \right] \left[ \begin{array}{ccc} C_{\beta} & 0 & S_{\beta} \\ 0 & 1 & 0 \\ -S_{\beta} & 0 & C_{\beta} \end{array} \right] \left[ \begin{array}{ccc} 1 & 0 & 0 \\ 0 & C_{\alpha} & -S_{\alpha} \\ 0 & S_{\alpha} & C_{\alpha} \end{array} \right] \\ & = & \left[ \begin{array}{ccc} C_{\gamma}C_{\beta} & -S_{\gamma}C_{\alpha} + C_{\gamma}S_{\beta}S_{\alpha} & S_{\gamma}S_{\alpha} + C_{\gamma}S_{\beta}C_{\alpha} \\ S_{\gamma}C_{\beta} & C_{\gamma}C_{\alpha} + S_{\gamma}S_{\beta}S_{\alpha} & -C_{\gamma}S_{\alpha} + S_{\gamma}S_{\beta}C_{\alpha} \\ -S_{\beta} & C_{\beta}S_{\alpha} & C_{\beta}C_{\alpha} \end{array} \right] \end{array}$$

$$\begin{bmatrix} \dot{P}_x \\ \dot{P}_y \\ \dot{P}_z \\ \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \\ \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V \\ \Omega \end{bmatrix} = J(q)\dot{q}$$

Se o jacobiano for inversível (caso típico em robôs com 6 graus de liberdade), pode-se escrever

$$\dot{q} = J^{-1}(q) \begin{bmatrix} V \\ \Omega \end{bmatrix} \tag{21}$$

portanto, as acelerações serão

$$\begin{bmatrix} \dot{V} \\ \dot{\Omega} \end{bmatrix} = \dot{J}(q, \dot{q})\dot{q} + J(q)\ddot{q} \tag{22}$$

Substituindo-se (21) em (22) tem-se

$$\begin{bmatrix} \dot{V} \\ \dot{\Omega} \end{bmatrix} = \dot{J}(q, \dot{q}) J^{-1}(q) \begin{bmatrix} V \\ \Omega \end{bmatrix} + J(q) \ddot{q}$$

de onde pode-se obter uma forma de calcular as velocidades e acelerações das juntas em função das velocidades e acelerações cartesianas.

$$\ddot{q} = J^{-1}(q) \begin{bmatrix} \dot{V} \\ \dot{\Omega} \end{bmatrix} - J^{-1}(q)\dot{J}(q,\dot{q})J^{-1}(q) \begin{bmatrix} V \\ \Omega \end{bmatrix}$$
 (23)

#### **4.1** Resolved Motion Rate Control

As juntas movem-se de modo a manter um movimento de regime da garra.

$$x = f(q)$$

$$x = \begin{bmatrix} P_x \\ P_y \\ P_z \\ \alpha \\ \beta \\ \gamma \end{bmatrix}$$

$$\dot{x} = \left[ \begin{array}{c} V \\ \Omega \end{array} \right] = J(q)\dot{q}$$

$$\dot{q} = J^{-1}(q)\dot{x}$$

A figura 10 mostra um diagrama de blocos do resolved motion rate control.

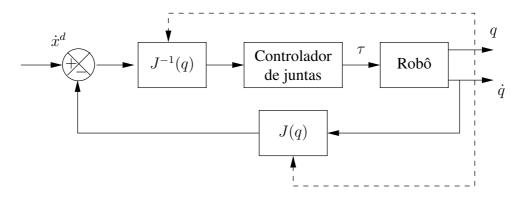


Figura 10: Diagrama de blocos do resolved motion rate control.

Pode-se também desejar manter constate as velocidades no sistema da garra e não no sistema da base. Neste caso

$$\dot{x} = {}^{0}R_{a}\dot{g} \Longrightarrow \dot{q} = J^{-1}(q){}^{0}R_{a}\dot{g}$$

#### **4.2** Resolved Motion Acceleration Control

$$H = \begin{bmatrix} n & s & a & p \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H^{d} = \begin{bmatrix} n^{d} & s^{d} & a^{d} & p^{d} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$e_{p} = p^{d} - p$$

$$e_{o} = \frac{1}{2} \left[ n \times n^{d} + s \times s^{d} + a \times a^{d} \right]$$

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} V \\ \Omega \end{bmatrix} = J(q)\dot{q}$$

$$\ddot{x} = J(q)\ddot{q} + \dot{J}(q,\dot{q})\dot{q}$$
(24)

Definindo-se

$$e = \left[ \begin{array}{c} e_p \\ e_o \end{array} \right]$$

e se for possível fazer

$$\ddot{x} = \ddot{x}^d + K_d \left( \dot{x}^d - x \right) + K_p e \tag{25}$$

tem-se

$$\ddot{e} + K_d \dot{e} + K_p e = 0$$

que pode ter a sua dinâmica arbitrariamente determinada ajustando-se os valores  $K_p$  e  $K_d$ . Resta, portanto, garantir que (25) seja satisfeita. De (24) e (25) pode-se garantir isto fazendo-se

$$\ddot{q} = J^{-1}(q) \left[ \ddot{x}^d + K_d \left( \dot{x}^d - \dot{x} \right) + K_p e - \dot{J}(q, \dot{q}) \dot{q} \right]$$

$$= -K_d \dot{q} + J^{-1}(q) \left[ \ddot{x}^d + K_d \dot{x}^d + K_p e - \dot{J}(q, \dot{q}) \dot{q} \right]$$
(26)

Pode-se, então, utilizar, por exemplo, o formalismo de Newton-Euler para calcular os torques que precisam ser aplicados nas juntas para forçar a aceleração computada por (26). A figura 11 mostra um diagrama de blocos do *resolved motion acceleration control*.

#### **4.3** Resolved Motion Force Control

- Determina os torques necessários para realizar um movimento cartesiano
- não utiliza o modelo dinâmico e compensa variações de configuração e gravidade
- Necessita de um sensor de força na garra
- O controle de posição determina os torques necessários na garra para que uma certa trajetória seja rastreada
- O controle de força convergente determina os torques nas juntas para que os torques na garra sejam os desejados

$$\tau = J^T(q)F$$

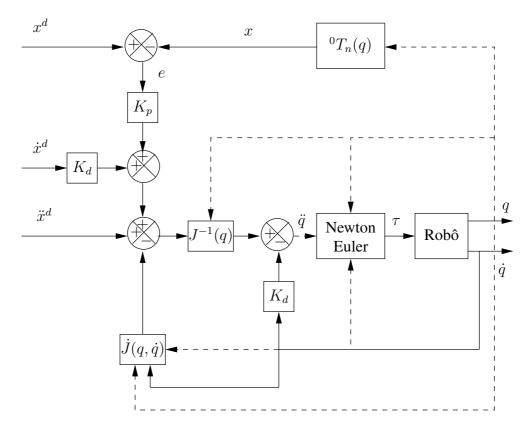


Figura 11: Diagrama de blocos do resolved motion acceleration control.

$$F = \begin{bmatrix} F_x \\ F_y \\ F_z \\ \tau_x \\ \tau_y \\ \tau_z \end{bmatrix}$$

De forma semelhante a seção 4.2, se for possível fazer com que

$$\ddot{x} = \ddot{x}^d + K_d \left( \dot{x}^d - \dot{x} \right) + K_p e \tag{27}$$

tem-se

$$\ddot{e} + K_d \dot{e} + K_p e = 0$$

que, da mesma forma, pode ter a sua dinâmica arbitrariamente determinada ajustando-se os valores  $K_p$  e  $K_d$ . No entanto, aqui, satisfaz-se (27) garantido que a força na garra seja dada por

$$F^d = M\ddot{x} \tag{28}$$

Por sua vez, (28) é garantida fazendo-se com que o torque aplicado nas juntas seja dado por

$$\tau = J^T(q)F^d = J^T(q)M\ddot{x} \tag{29}$$

onde M é a matriz de inércia da carga, dada por

$$M = \left[ \begin{array}{cc} mI_{3\times3} & 0\\ 0 & I \end{array} \right]$$

sendo  $I_{3\times 3}$  a matriz identidade  $3\times 3$  e I o tensor de inércia da carga.

As expressões (27) e (29) descrevem o laço de de posição do *resolved motion force control*, como mostrado na figura 12.

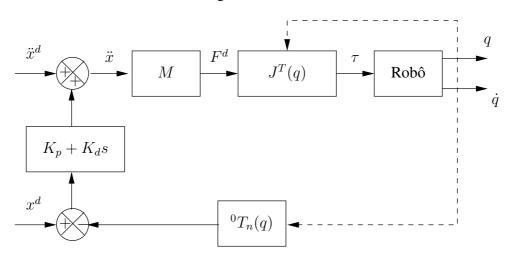


Figura 12: Diagrama de blocos do laço de posição do *resolved motion force control*.

A lei de controle descrita por (27) e (29) funciona bem se M for desprezível em comparação com a inércia do manipulador em sí. No caso geral, parte do torque (29) é gasta com o próprio manipulador. Para compensar isto, é utilizado o controle de força convergente. Este método consiste em fazer-se aproximações da forma

$$\Delta F(k) = F^d(k) - F_o(k)$$

$$F_a(k+1) = F_a(k) + \gamma_k \Delta F(k)$$

$$\gamma_k = \frac{1}{k+1}$$
 ,  $k = 0, 1, 2, ...N$ 

com  $F_a(0) = F_o$ . Tipicamente N=2 é suficiente.

A figura 13 mostra um diagrama de blocos completo do *resolved motion force control*, incluindo o controle de posição e o controle de força convergente.

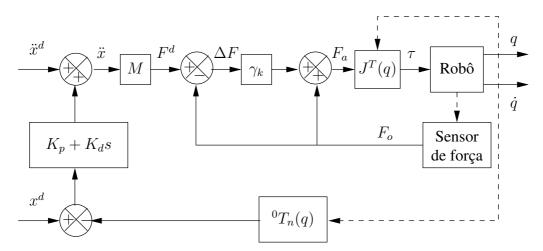


Figura 13: Diagrama de blocos completo do resolved motion force control.

## 5 Controle de Perturbação Adaptativo

Técnicas avançadas de controle de manipuladores, como Torque Calculado e outras necessitam do uso do modelo dinâmico do robô. Embora a estrutura do modelo seja bem conhecida, os parâmetros não o são, pois variam em função da carga do manipulador, envelhecimento, temperatura, condições de lubrificação, etc. Utilizando-se controle adaptativo procura-se compensar as variações nestes parâmetros.

Tipicamente, estratégias de controle adaptativo consistem na combinação de um método de controle com um método de identificação de parâmetros [2]. No entanto, como o manipulador é um sistema não linear dinamicamente complexo, a tentativa de obter-se um modelo através de identificação direta provavelmente não teria sucesso. Mas, considerando-se que o modelo nominal aproxima relativamente bem a dinâmica real do manipulador, pode-se tentar obter um modelo para o erro entre o modelo e a planta real e utilizar esta informação na malha de controle. Desta forma, o controlador passa a ter a capacidade de acomodar diferenças entre o modelo nominal e a dinâmica real do manipulador.

#### 5.1 Modelo de perturbação

Embora um manipulador seja um sistema não linear, é possível obter-se um modelo linearizado em torno de um ponto de operação utilizando-se uma compensação do tipo *feedforward*.

Supondo que o torque aplicado ao robô real seja  $\tau$  e que o estado do sistema seja x e que o modelo nominal tem como entrada  $\tau^d$  e estado  $x^d$ , pode-se imaginar um sistema, denominado sistema de perturbação, cuja entrada é  $\delta \tau = \tau - \tau^d$  e cujo estado é  $\delta x = x - x^d$ , como mostrado na figura 14.

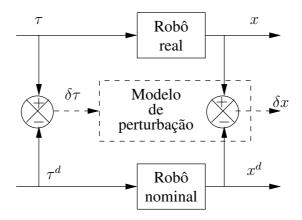


Figura 14: Modelo de perturbação.

Supondo que a dinâmica da planta seja dada por

$$\dot{x} = f(x, \tau) \tag{30}$$

os torques nominais podem ser calculados, por exemplo, por Newton-Euler e satisfazem

$$\dot{x}^d = f(x^d, \tau^d) \tag{31}$$

Expandindo (30) em série de Taylor em torno de  $(x^d, \tau^d)$  chega-se à

$$\dot{x} = f(x^d, \tau^d) + \frac{\partial f(x, \tau)}{\partial x} \bigg| \begin{array}{c} x = x^d & (x - x^d) + \frac{\partial f(x, \tau)}{\partial \tau} \bigg| \begin{array}{c} x = x^d & (\tau - \tau^d) + O(2) \\ \tau = \tau^d & \tau = \tau^d \end{array}$$
(32)

Subtraindo (31) de (32) e desprezando-se os termos de ordem superior, chegase à

$$\delta \dot{x} = \frac{\partial f(x,\tau)}{\partial x} \left| \begin{array}{cc} x = x^d & \delta x + \frac{\partial f(x,\tau)}{\partial \tau} \right| & x = x^d & \delta \tau \\ \tau = \tau^d & \tau = \tau^d \end{array}$$

$$= A(t)\delta x + B(t)\delta \tau \tag{33}$$

Com esta formulação, o problema de controle do manipulador é reduzido ao problema de determinar  $\delta \tau$  que leva  $\delta x$  para zero em todos os instantes ao longo da trajetória do manipulador. A lei de controle é então formada por dois componentes: um componente em *feedforward*, que calcula os torque nominais  $\tau^d$  (através das equações de Newton-Euler) e um componente em *feedback*, que calcula os torques de perturbação  $\delta \tau$  que procuram compensar os pequenos desvios em relação à trajetória nominal, como mostrado na figura 15.

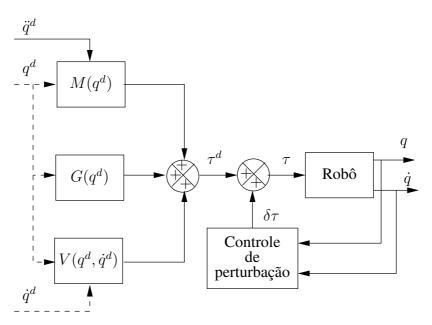


Figura 15: Controle de perturbação.

Os parâmetros A(t) e B(t) dependem da posição e velocidade instantâneas do manipulador e portanto variam lentamente com o tempo. Devido à complexidade dinâmica dos manipuladores em geral, é bastante difícil a sua determinação analítica. Além disto, dependem dos mesmo parâmetros que o modelo dinâmico e que portanto são desconhecidos (ao menos parcialmente). Assim, torna-se conveniente que A(t) e B(t) sejam identificados em tempo real.

#### 5.2 Identificação Paramétrica

Para implementação em computadores digitais, é conveniente que (33) seja discretizada, de forma a obter-se um modelo linear discreto, apropriado para identificação paramétrica. Assim, discretizando-se (33) com um período de amostragem T, obtém-se

$$x(k+1) = F(k)x(k) + G(k)u(k)$$
(34)

onde  $F(k) \cong A(kT), G(k) \cong B(kT), x(k) \cong \delta x(kT), u(k) \cong \delta \tau(kT).$ 

Para fim de estimação, é conveniente "empilhar" F(k) e G(k) e u(k):

$$\theta_i(k) = \begin{bmatrix} f_{i1}(k) \\ f_{i2}(k) \\ \vdots \\ f_{in}(k) \\ g_{i1}(k) \\ g_{i2}(k) \\ \vdots \\ g_{im}(k) \end{bmatrix}$$

$$\phi(k) = \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ \vdots \\ x_n(k) \\ u_1(k) \\ u_2(k) \\ \vdots \\ u_m(k) \end{bmatrix}$$

Pode-se, portanto, escrever (34) como

$$x_i(k+1) = \phi^T(k)\theta_i(k)$$

ou

$$x_i(k+1) = \Theta^T(k)\phi(k)$$

onde  $\Theta(k) = \begin{bmatrix} \theta_1(k) & \theta_2(k) & \cdots & \theta_n(k) \end{bmatrix}$  é a matriz de parâmetros desconhecidos e  $\phi(k)$  é o vetor de regressão linear.

Como os parâmetros  $\theta_i(k)$  são desconhecidos, deseja-se obter estimativas  $\hat{\theta}_i(k)$  que minimizem o critério

$$J_i(k, \theta_i) = \sum_{i=0}^{k-1} \rho^{k-j} e_i^2(j)$$

onde  $e_i(j)$  é o erro de estimação dado por

$$e_i(k) = x_i(k+1) - \phi^T(k)\hat{\theta}_i(k)$$

e  $\rho$  é o coeficiente de esquecimento utilizado para ponderar a importância dos erros recentes em relação aos erros ocorridos há mais tempo. Usualmente, tem-se  $0.9 < \rho \leq 1.0$ .

Mais formalmente, tem-se

$$\hat{\theta}_i(k) = \underset{\theta_i}{\text{Arg}} \quad \min J_i(k, \theta_i)$$
(35)

que pode ser escrita na forma

$$\hat{\theta}_i(k) = \underset{\theta_i}{\text{Arg}} \quad \min \ \left( X_i(k) - \Phi(k)\theta_i(k) \right)^T \left( X_i(k) - \Phi(k)\theta_i(k) \right)$$

com

$$X_i(k) = \begin{bmatrix} x_i(1) \\ x_i(2) \\ \vdots \\ x_i(k+1) \end{bmatrix}$$

e

$$\Phi(k) = \begin{bmatrix} \phi^T(0) \\ \phi^T(1) \\ \vdots \\ \phi^T(k) \end{bmatrix}$$

Assim, (35) pode ser resolvida fazendo-se

$$\frac{\partial J_i(k,\theta_i)}{\partial \theta_i} = 0 = -2\Phi^T(k)X_i(k) + 2\Phi^T(k)\Phi(k)\hat{\theta}_i(k)$$

Logo

$$\hat{\theta}_i(k) = \left(\Phi^T(k)\Phi(k)\right)^{-1}\Phi^T(k)X_i(k)$$

Definindo

$$P(k) = \left(\Phi^{T}(k)\Phi(k)\right)^{-1} = \left(\sum_{j=0}^{k} \phi(j)\phi^{T}(j)\right)^{-1}$$

tem-se

$$\hat{\theta}_i(k) = P(k) \sum_{j=0}^k \phi(j) x_i(j+1)$$
 (36)

e

$$P^{-1}(k) = \sum_{j=0}^{k} \phi(j)\phi^{T}(j)$$

$$= \sum_{j=0}^{k-1} \phi(j)\phi^{T}(j) + \phi(k)\phi^{T}(k)$$

$$= P^{-1}(k-1) + \phi(k)\phi^{T}(k)$$

Utlizando-se o Lema de Inversão de Matrizes com  $A=P^{-1}(k-1), B=\phi(k), C=1$  e  $d=\phi^T(k)$ , pode-se calcular

$$P(k) = (P^{-1}(k-1) + \phi(k)\phi^{T}(k))^{-1}$$

$$= P(k-1) - P(k-1)\phi(k) (\phi^{T}(k)P(k-1)\phi(k) + 1)^{-1}\phi^{T}(k)P(k-1)$$

ou

$$P(k) = P(k-1) - \frac{P(k-1)\phi(k)\phi^{T}(k)P(k-1)}{1 + \phi^{T}(k)P(k-1)\phi(k)}$$

De (36) tem-se

$$\hat{\theta}_{i}(k) = P(k) \sum_{j=0}^{k} \phi(j) x_{i}(j+1) 
= P(k) \left( \sum_{j=0}^{k-1} \phi(j) x_{i}(j+1) + \phi(k) x_{i}(k+1) \right) 
= \left( P(k-1) - \frac{P(k-1)\phi(k)\phi^{T}(k)P(k-1)}{1 + \phi^{T}(k)P(k-1)\phi(k)} \right) \left( \sum_{j=0}^{k-1} \phi(j) x_{i}(j+1) + \phi(k) x_{i}(k+1) \right)$$

e expandindo-se o produto resulta

$$\hat{\theta}_{i}(k) = P(k-1) \sum_{j=0}^{k-1} \phi(j) x_{i}(j+1) + P(k-1)\phi(k) x_{i}(k+1)$$

$$- \frac{P(k-1)\phi(k)\phi^{T}(k)P(k-1)}{1+\phi^{T}(k)P(k-1)\phi(k)} \sum_{j=0}^{k-1} \phi(j) x_{i}(j+1)$$

$$- \frac{P(k-1)\phi(k)\phi^{T}(k)P(k-1)}{1+\phi^{T}(k)P(k-1)\phi(k)} \phi(k) x_{i}(k+1)$$

Substituindo-se (36), chega-se a:

$$\hat{\theta}_{i}(k) = \hat{\theta}_{i}(k-1) + P(k-1)\phi(k)x_{i}(k+1) 
- \frac{P(k-1)\phi(k)\phi^{T}(k)}{1 + \phi^{T}(k)P(k-1)\phi(k)}\hat{\theta}_{i}(k-1) 
- \frac{P(k-1)\phi(k)\phi^{T}(k)P(k-1)}{1 + \phi^{T}(k)P(k-1)\phi(k)}\phi(k)x_{i}(k+1)$$

e agrupando-se os temos em  $\phi(k)x_i(k+1)$  tem-se

$$\hat{\theta}_{i}(k) = \hat{\theta}_{i}(k-1) + \frac{P(k-1) + P(k-1)\phi^{T}(k)P(k-1)\phi(k) - P(k-1)\phi(k)\phi^{T}(k)P(k-1)}{1 + \phi^{T}(k)P(k-1)\phi(k)} \phi(k)x_{i}(k+1) - \frac{P(k-1)\phi(k)\phi^{T}(k)}{1 + \phi^{T}(k)P(k-1)\phi(k)} \hat{\theta}_{i}(k-1)$$

ou

$$\hat{\theta}_{i}(k) = \hat{\theta}_{i}(k-1) + \frac{P(k-1)}{1 + \phi^{T}(k)P(k-1)\phi(k)}\phi(k)x_{i}(k+1)$$

$$- \frac{P(k-1)\phi(k)\phi^{T}(k)}{1 + \phi^{T}(k)P(k-1)\phi(k)}\hat{\theta}_{i}(k-1)$$

que pode ser reescrita como

$$\hat{\theta}_i(k) = \hat{\theta}_i(k-1) + \frac{P(k-1)\phi(k)}{1 + \phi^T(k)P(k-1)\phi(k)} \left( x_i(k+1) - \phi^T(k)\hat{\theta}_i(k) \right)$$

Portanto, a solução para o problema (35) pode ser obtida de forma recursiva através de

$$\hat{\theta}_{i}(k+1) = \hat{\theta}_{i}(k) + \frac{P(k)\phi(k)}{\rho + \phi^{T}(k)P(k)\phi(k)} \left(x_{i}(k+1) - \phi^{T}(k)\hat{\theta}_{i}(k)\right)$$
$$P(k+1) = P(k) - \frac{P(k)\phi(k)\phi^{T}(k)P(k)}{\rho + \phi^{T}(k)P(k)\phi(k)}$$

onde P(k) é a matriz de covariância do erro de estimação.

#### 5.3 Lei de Controle

Com a determinação dos parâmetros F(k) e G(k), uma lei de controle ótimo pode ser implementada. Para tanto, pode-se utilizar a seguinte função custo

$$J(k) = \frac{1}{2}x^{T}(k+1)Qx(k+1) + \frac{1}{2}u^{T}(k)Ru(k)$$

Esta função custo *one-step ahead* indica que o objetivo do controle ótimo representa um compromisso entre levar instantaneamente os erros de posição e velocidade sobre a trajetória nominal para zero, ao mesmo tempo em que limita a energia de controle.

O controle ótimo é, então determinado por

$$u^*(k) = \underset{u(k)}{\operatorname{Arg}} \quad \min J(k)$$
(37)

Substituindo (34) em (37) resulta

$$J(k) = \frac{1}{2} \left[ (F(k)x(k) + G(k)u(k))^T Q (F(k)x(k) + G(k)u(k)) + u^T(k)Ru(k) \right]$$
  
Fazendo  $\frac{\partial J(k)}{\partial u(k)}\Big|_{u(k)=u^*(k)} = 0$  tem-se

 $G^T(k)Q\left(F(k)x(k)+G(k)u^*(k)\right)+\left(F(k)x(k)+G(k)u^*(k)\right)QG(k)+u^*(k)R=0$  ou, considerando que Q e R são simétricas $^1$ :

$$G^{T}(k)F(k)x(k) + \left(G^{T}(k)QG(k) + R\right)u^{*}(k) = 0$$

e portanto

$$u^*(k) = -\left(G^T(k)QG(k) + R\right)^{-1}G(k)F(k)x(k)$$

A figura 16 mostra um diagrama de blocos completo do controle de perturbação adaptativo.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>Se M for simétrica tem-se  $Mv = v^T M$ 

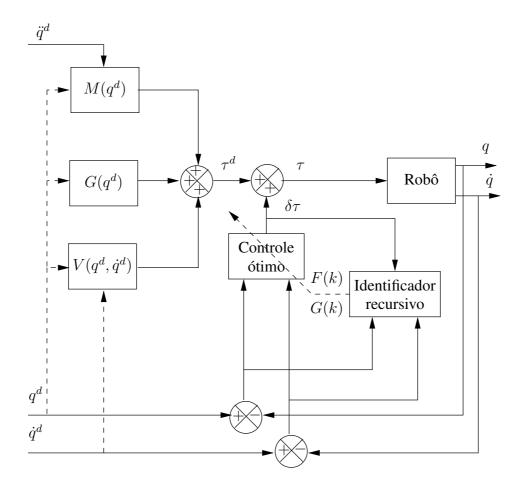


Figura 16: Controle de perturbação adaptativo.

## Referências

- [1] L. A. Aguirre. *Introdução à Identificação de Sistemas: Técnicas Lineares e Não Lineares Aplicadas a Sistemas Reais*. Editora UFMG, Belo Horizonte, MG, 2000.
- [2] G. C. Goodwin and K. S. Sin. *Adaptive Filtering, Prediction and Control*. Prentice-Hall Information and System Sciences Series. Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, NJ, 1984.

# A Função de Transferência de Malha Fechada

A figura 17 mostra um sistema de controle em malha fechada.

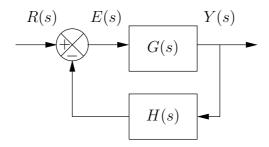


Figura 17: Sistema de controle com realimentação.

$$E(s) = R(s) - H(s)Y(s)$$

$$Y(s) = G(s)E(s) \Longrightarrow E(s) = \frac{Y(s)}{G(s)}$$

$$H(s)Y(s) + \frac{Y(s)}{G(s)} = R(s)$$

$$\frac{Y(s)}{R(s)} = \frac{G(s)}{1 + G(s)H(s)}$$

### **B** Lema de Inversão de Matrizes

Lema 1 (Lema de Inversão de Matrizes[1]) Sejam A, B, C e D matrizes tais que A, C e (A + BCD) sejam inversíveis, então

$$(A + BCD)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B \left(C^{-1} + DA^{-1}B\right)^{-1}DA^{-1}$$
 (38)

**Prova 1** *Pré-multiplicando-se ambos os lados de (38) por* (A + BCD) *tem-se:* 

$$(A+BCD)(A+BCD)^{-1} = (A+BCD)A^{-1} - (A+BCD)A^{-1}B\left(C^{-1} + DA^{-1}B\right)^{-1}DA^{-1}$$

$$I = I + BCDA^{-1} - (I + BCDA^{-1})B(C^{-1} + DA^{-1}B)^{-1}DA^{-1}$$

$$I = I + BCDA^{-1} - (B + BCDA^{-1}B)(C^{-1} + DA^{-1}B)^{-1}DA^{-1}$$

Colocando-se BC em evidência no terceiro termo, tem-se

$$I = I + BCDA^{-1} - BC\left(C^{-1} + DA^{-1}B\right)\left(C^{-1} + DA^{-1}B\right)^{-1}DA^{-1}$$

$$I = I + BCDA^{-1} - BCDA^{-1}$$

e portanto

$$I = I$$

### C Exercícios

1. Seja um sistema eletromecânico como da figura 3 com os parâmetros:

$$n = 0.1$$
  
 $L_a = 0$   
 $R_a = 0.2\Omega$   
 $K_a = 0.06V/rad/s$   
 $K_T = 10 \times 10^{-5}kgm/A$   
 $J_m = 1.67 \times 10^{-5}kgm/rad/s^2$   
 $f_m = 0$   
 $J_l = 7.33 \times 10^{-3}kgm/rad/s^2$   
 $f_l = 6.67 \times 10^{-2}kgm/rad/s$ 

- (a) O obtenha a função de transferência  $G_p(s) = \Theta_l(s)/V_a(s)$ .
- (b) O obtenha a função de transferência  $G_v(s) = \Omega_l(s)/V_a(s)$ .
- 2. Simule a resposta ao degrau do sistema  $G_v(s)$
- 3. Projete um controlador de posição para o sistema.
- 4. Simule a resposta do sistema em malha fechada para uma referência tipo degrau.