

UM CONTROLADOR AUTO-SINTONIZÁVEL COM ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS  
VIA FILTRO DE KALMAN APLICADO AO CONTROLE DE ATITUDE DE UM  
SATÉLITE DE SENSORIAMENTO REMOTO

ORLANDO SANCHES PADILHA  
ANTONIO FELIX MARTINS NETO  
VALCIR ORLANDO

INPE - INSTITUTO DE PESQUISAS ESPACIAIS  
Av. dos Astronautas, 1758 - C.P. 515  
12201 - São José dos Campos - SP - Brasil

Resumo:

Alguns controladores de atitude de satélites artificiais são propostos, discutidos e implementados. Técnicas de controle auto-sintonizável são utilizadas com a finalidade de obter controladores que tenham bom desempenho nas diversas fases da missão e que possam ser realizados utilizando microprocessadores. A estimação de parâmetros é feita através de filtro de Kalman, sendo desenvolvidas versões explícita e implícita. O desempenho é verificado através da simulação de um satélite com características reais em computador digital.

Abstract:

Some satellite attitude controllers are proposed, discussed and implemented. Self-tuning control techniques are applied in order to build controllers with good performance in all mission phases and capable of being realized with microcomputers. Parameter estimation is done through Kalman filtering techniques and explicit and implicit versions are obtained. The controller performance is verified by a digital simulation using a model of a real satellite.

Keywords: self-tuning, Kalman filter, adaptive control, attitude control, remote sensing, parameter estimation.

1- INTRODUÇÃO

O advento do microcomputador, com suas características de pequeno peso e baixa dissipação de energia, tornou possível a substituição dos controladores analógicos, usualmente utilizados em controle de atitude de satélites artificiais, por controladores digitais mais confiáveis e versáteis. Isto acarretou na utilização de técnicas mais elaboradas para a resolução dos problemas críticos de precisão de apontamento, próprios de satélites do tipo de sensoriamento remoto cuja finalidade é obter imagens da Terra. As técnicas de controle auto-sintonizável são particularmente interessantes de serem aplicadas ao problema pois permitem uma adaptação contínua do controlador que não é, em geral, excessivamente exigente em termos computacionais. Isto, por sua vez, enseja que, no Instituto de Pesquisas Espaciais (INPE), estejam sendo feitas pesquisas no sentido de desenvolver

controladores deste tipo. O presente trabalho faz parte deste esforço.

Inicialmente serão mostrados, de maneira resumida, os principais resultados aplicados na elaboração do trabalho (controladores auto-sintonizáveis, filtro de Kalman e algoritmo de estimação estática QUEST) para, em seguida, apresentar e descrever detalhadamente os procedimentos desenvolvidos, envolvendo modelagem dinâmica, estrutura do estimador de parâmetros e a determinação das leis de controle (explícita e implícita). Em continuação é relatado como os testes do algoritmo foram feitos e em que condições, passando-se então, a apresentação e discussão dos resultados obtidos e, em último às conclusões finais.

2- FUNDAMENTOS BÁSICOS

2.1- Controlador Auto-sintonizável

A proposta de aplicação de controladores adaptativos, particularmente

os denominados auto-sintonizáveis, ao controle de atitude de satélites artificiais é bastante atraente tanto do ponto de vista de simplicidade de implementação quanto da capacidade de adaptação às mudanças de condições de operação. Um controlador adaptativo possui esta característica, ou seja, elimina a restrição de um determinado ponto de operação. Os dois principais tipos de controladores adaptativos descritos na literatura (Astrom, 1983; Landau, 1979) são o controlador por modelo de referência e o controlador auto-sintonizável.

O controlador auto-sintonizável é estruturado a partir da utilização de estimativas, em tempo real, de parâmetros do sistema a ser controlado (explícito) ou de estimativas dos coeficientes da lei de controle (implícito). A escolha deste tipo de controlador adaptativo permite o controle de sistemas sem o completo conhecimento de seus modelos dinâmicos, além de possibilitar a capacidade de adaptação (sintonia) às alterações na dinâmica do sistema, quer por mudanças da região de operação, quer por influência de distúrbios provocados por ruídos externos e/ou por erros de modelagem.

O equacionamento básico destes controladores inicia-se a partir da representação do sistema a ser controlado por uma equação a diferenças do tipo:

$$A(q^{-1})\underline{y}(k) = B(q^{-1})\underline{u}(k-d) + C(q^{-1})\underline{e}(k) + \underline{D} \quad (2.1)$$

onde:  $\underline{y}(k)$  é o vetor das variáveis de saída do sistema a ser controlado;  $\underline{u}(k-d)$  é o vetor das variáveis de controle e  $d$  é o atraso implícito do sistema;  $\underline{e}(k)$  é um vetor de distúrbios;  $\underline{D}$  é um vetor constante da resposta do sistema à entrada nula;  $q$  é o operador atraso unitário no tempo  $A(q^{-1})$ ,  $B(q^{-1})$  e  $C(q^{-1})$  são polinômios matriciais descritos por:

$$A(q^{-1}) = I + A_1 q^{-1} + \dots + A_{na} q^{-na} \quad (2.2.a)$$

$$B(q^{-1}) = B_0 + B_1 q^{-1} + \dots + B_{nb} q^{-nb} \quad (2.2.b)$$

$$C(q^{-1}) = I + C_1 q^{-1} + \dots + C_{nc} q^{-nc} \quad (2.2.c)$$

reescrevendo a Equação 2.1 em uma forma mais adequada obtém-se:

$$\begin{aligned} \underline{y}(k) = & -A_1 \underline{y}(k-1) - \dots - A_{na} \underline{y}(k-na) + \\ & + B_0 \underline{u}(k-d) + B_1 \underline{u}(k-d-1) + \dots + \\ & + B_{nb} \underline{u}(k-d-nb) + \underline{e}(k) + C_1 \underline{e}(k- \\ & -1) + \dots + C_{nc} \underline{e}(k-nc) + \underline{D} \quad (2.3) \end{aligned}$$

A versão explícita do controlador auto-sintonizável é assim denominada por estimar explicitamente os coeficientes da representação do sistema dada pela equação

2.3, ou seja, os elementos das matrizes  $A_1$ ,  $B_1$  e  $C_1$  e do vetor  $\underline{D}$ . A partir das estimativas obtidas determina-se o vetor de controle através da minimização de um índice de desempenho que pondera, a cada intervalo de amostragem de observações:

- o valor esperado da norma da diferença entre a resposta do sistema em um instante futuro e o valor desejado para a saída neste mesmo instante;

- a quantidade de energia dispendida pelo controlador.

Assim, este índice de desempenho é dado por:

$$J(\underline{y}, \underline{u}, \underline{W}, k) = E\{ \{ |P(q^{-1})\underline{y}(k+d) + R(q^{-1})\underline{W}(k)|^2 + |Q(q^{-1})\underline{u}(k)|^2 \} \} \quad (2.4)$$

onde:  $\underline{W}(k)$  é o vetor de referência no instante  $t_k$ ;  $P(q^{-1})$ ,  $R(q^{-1})$  e  $Q(q^{-1})$  são polinômios matriciais dados por:

$$P(q^{-1}) = P_0 + P_1 q^{-1} + \dots + P_{np} q^{-np} \quad (2.5.a)$$

$$R(q^{-1}) = R_0 + R_1 q^{-1} + \dots + R_{nr} q^{-nr} \quad (2.5.b)$$

$$Q(q^{-1}) = Q_0 + Q_1 q^{-1} + \dots + Q_{nq} q^{-nq} \quad (2.5.c)$$

$E\{\cdot\}$  é o operador esperança e  $\|\underline{v}\|$  é igual à norma do vetor  $\underline{v}$ .

Como pode ser notado da Expressão 2.4 existe a presença de termos futuros (representados por uma parcela do produto  $P(q^{-1})\underline{y}(k+d)$ ), o que sugere a utilização de um previsor para  $\underline{y}(k+d)$ . Denominando este valor previsto por  $\hat{\underline{y}}(k+d/k)$ , substituindo-o na Expressão 2.4, realizando-se as simplificações adequadas (Clarke & Gawthrop, 1975, Koivo, 1980) e fazendo-se a minimização com relação a  $\underline{u}(k)$  tem-se:

$$\frac{\partial}{\partial \underline{u}(k)} (P(q^{-1})\hat{\underline{y}}(k+d/k)) [P(q^{-1})\hat{\underline{y}}(k+d/k) - R(q^{-1})\underline{W}(k)] + Q_0^T Q(q^{-1})\underline{u}(k) = 0 \quad (2.6)$$

que permite a determinação do vetor de controle  $\underline{u}(k)$ .

A versão implícita do controlador auto-sintonizável elimina a etapa de estimação explícita dos parâmetros do sistema a ser controlado, estimando diretamente os coeficientes da lei de controle (controlador). Re-escrevendo de maneira adequada a Equação 2.6, tem-se:

$$F(q^{-1})\underline{y}(k) + G(q^{-1})\underline{u}(k) + Z(q^{-1})\underline{W}(k) + \underline{D} = 0 \quad (2.7)$$

onde:

$$F(q^{-1}) = F_0 + F_1 q^{-1} + \dots + F_{nf} q^{-nf} \quad (2.8.a)$$

$$G(q^{-1}) = G_0 + G_1 q^{-1} + \dots + G_{ng} q^{-ng} \quad (2.8.b)$$

$$Z(q^{-1}) = Z_0 + Z_1 q^{-1} + \dots + Z_{nz} q^{-nz} \quad (2.8.c)$$

Desta forma, estimando (a cada intervalo de amostragem das observações) os elementos das matrizes  $F_1, G_1$  e  $Z_1$  e do vetor  $D$  e, substituindo-os na Expressão 2.7 pode-se obter, diretamente, o valor da variável de controle  $u(k)$  a ser aplicada ao sistema.

2.2- Filtro de Kalman

Os controladores auto-sintonizáveis desenvolvidos (nas duas versões, explícita e implícita) são equacionados de maneira a utilizar o Filtro de Kalman, na sua forma discreta, como estimador de parâmetros. O Filtro de Kalman é um algoritmo de estimação de estados ótimo de mínima variância, que processa os dados recursivamente, gerando estimativas que consistem no valor esperado do estado do sistema condicionadas aos dados processados. Uma descrição mais detalhada deste algoritmo pode ser encontrada em Maybeck (1979), Jaswinski (1970) e Padilha (1989)

2.3- Algoritmo QUEST

O algoritmo de controle auto-sintonizável desenvolvido faz uso de um pré-processamento preliminar de observações de sensores não inerciais para a composição do vetor de observações do sistema. Este pré-processamento é feito por meio do algoritmo QUEST, Quaternion ESTimator (Shuster & Oh, 1981; Varotto, 1987), que é um algoritmo estático empregado, normalmente, na determinação de atitude de um corpo específico em relação a um sistema de referência conhecido, gerando estimativas ótimas segundo um critério de mínimos quadrados. Assim sendo, a partir de medidas de sensores não inerciais são geradas estimativas de quaternions (Wertz, 1978) e respectiva matriz de covariância dos erros que farão parte do vetor de observações do algoritmo de controle implementado. Um maior detalhamento deste algoritmo pode ser encontrado em Shuster & Oh (1981) e Varotto (1987).

3- ALGORITMOS IMPLEMENTADOS

3.1- Algoritmo auto-sintonizável explícito

O equacionamento deste algoritmo inicia-se a partir da representação do sistema a ser controlado como:

$$y(k) = -A_1 y(k-1) - A_2 y(k-2) + B_0 u(k-2) + B_1 u(k-3) + e(k) + D \quad (3.1)$$

com o grau dos polinômios matriciais  $A, B$  e  $C$  e atraso implícito do sistema,  $d=2$ , já previamente determinados (Padilha, 1989).

A Expressão 3.1 ainda não se encontra na forma adequada à aplicação do estimador de parâmetros. Para tanto define-se:

$$\underline{S}(k) = [-y^T(k-1) \quad -y^T(k-2) \quad u^T(k-2) \quad u^T(k-3)] \quad (3.2)$$

$$\underline{X}_i(k) = [(A_1^i)^T \quad (A_2^i)^T \quad (B_0^i)^T \quad (B_1^i)^T \quad D_i] \quad (3.3)$$

onde:  $A_1^i, A_2^i, B_0^i$  e  $B_1^i$  são vetores formados pelas  $i$ -ésimas linhas das matrizes  $A_1, A_2, B_0$  e  $B_1$ , respectivamente;  $D_i$  é o  $i$ -ésimo elemento do vetor  $D$ .

Desta forma, considerando os vetores de observações,  $y(\cdot)$ , de controle,  $u(\cdot)$  e de ruídos,  $e(\cdot)$ , compostos por três elementos, pode-se re-escrever, de uma maneira mais compacta, a Expressão 3.1 como:

$$y(k) = \underline{S}(k)\underline{X}(k) + e(k) \quad (3.4)$$

onde:

$$\underline{S}(k) = \begin{bmatrix} \underline{S}(k) & 0 & 0 \\ 0 & \underline{S}(k) & 0 \\ 0 & 0 & \underline{S}(k) \end{bmatrix} \quad (3.5.a)$$

$$\underline{X}(k) = [\underline{X}_1(k) \quad \underline{X}_2(k) \quad \underline{X}_3(k)] \quad (3.5.b)$$

e  $0$  é um vetor de elementos nulos.

Supondo  $e(k)$  como sendo uma sequência branca e gaussiana com:

$$E\{e(k)\} = 0 \text{ e } E\{e(k)e^T(j)\} = P_y(k)\delta_{kj} \quad (3.6)$$

e que o vetor de parâmetros  $\underline{X}(k)$  siga o modelo dinâmico adotado no Filtro de Kalman para a propagação do vetor de estado e que seus elementos variem entre dois instantes consecutivos ( $t_{k-1}$  e  $t_k$ ) apenas dentro de uma faixa de incertezas modelada pelo vetor de ruído  $w(k)$ , tem-se:

$$\underline{X}(k) = \underline{X}(k-1) + w(k-1) \quad (3.7)$$

$$\text{com: } \Phi(k, k-1) = I \text{ e } G(k-1) = I \quad (3.8)$$

Assim, o sistema representado pelas Equações 3.4 e 3.7 encontra-se parametrizado de forma adequada à aplicação do estimador de parâmetros. Portanto, as equações do Filtro de Kalman, em suas duas fases, aplicadas ao problema resultam em:

- Fase de Propagação entre os instantes

$$t_{k-1} \text{ e } t_k \quad \hat{\underline{X}}_i(k/k-1) = \hat{\underline{X}}_i(k-1/k-1) \quad (3.9)$$

$$\hat{P}_i(k/k-1) = \hat{P}_i(k-1/k-1) + \hat{Q}_i(k-1) \quad (3.10)$$

com  $\hat{P}_i(\cdot)$  e  $\hat{Q}_i(\cdot)$  matrizes que fazem parte das matrizes:

$$\hat{P}(\cdot) = \begin{bmatrix} \hat{P}_1 & 0 & 0 \\ 0 & \hat{P}_2 & 0 \\ 0 & 0 & \hat{P}_3 \end{bmatrix} \quad (3.11.a)$$

$$\hat{Q}(\cdot) = \begin{bmatrix} \hat{Q}_1 & 0 & 0 \\ 0 & \hat{Q}_2 & 0 \\ 0 & 0 & \hat{Q}_3 \end{bmatrix} \quad (3.11.b)$$

- Fase de atualização no instante  $t_k$ :

$$K_1(k/k) = \hat{P}_1(k/k-1) \underline{S}^T(k) [\underline{S}(k) \hat{P}_1(k/k-1) \underline{S}^T(k) + \sigma_1^2(k)]^{-1} \quad (3.12)$$

$$\hat{X}_1(k/k) = \hat{X}_1(k/k-1) + K_1(k/k) [y_1(k) - \underline{S}(k) \hat{X}_1(k/k-1)] \quad (3.13)$$

$$\hat{P}_1(k/k) = \hat{P}_1(k/k-1) - K_1(k/k) \underline{S}(k) \hat{P}_1(k/k-1) \quad (3.14)$$

$$\text{onde: } \sigma_1^2(k) = E\{\underline{e}_1^2(k)\} \quad (3.15)$$

Obtidas as estimativas dos parâmetros  $A_0, A_1, B_0, B_1$  e  $D$  pode-se iniciar o cálculo do vetor de controle  $\underline{u}(k)$  a ser aplicado ao sistema. A determinação deste vetor é feita a partir de 2.6, onde observa-se a necessidade de utilização de um predictor do vetor de observações do sistema,  $\underline{y}(\cdot)$ , em um instante futuro ( $\underline{y}(k+d/k)$ ). O desenvolvimento completo deste predictor, que se baseia em um método de mínimos quadrados, pode ser encontrado em Clarke & Gawthrop (1975), Koivo (1980), Morishita (1985) e Padilha (1989). Assim, fazendo as substituições necessárias, a expressão derivada para a lei de controle resulta em:

$$\begin{aligned} \underline{u}(k) = & -(Q_0^2 + P_0 B_0^2)^{-1} \{ B_0 P_0 (A_1^2 - A_2) \underline{y}(k) + \\ & B_0 [P_0 A_1 A_2 + P_1 (A_1^2 - A_2)] \underline{y}(k-1) + B_0 P_1 A_1 A_2 \\ & \underline{y}(k-2) + [Q_0 Q_1 + B_0 P_0 (B_1 - A_1 B_0) + B_0^2 P_1] \cdot \\ & \underline{u}(k-1) + B_0 [P_1 (B_1 - A_1 B_0) - P_0 A_1 B_1] \underline{u}(k-2) - \\ & - B_0 A_1 B_1 \underline{u}(k-3) + B_0 (P_0 + P_2) (I - A_1) D \} \end{aligned} \quad (3.16)$$

onde as matrizes  $A_1, A_2, B_0, B_1$  são substituídas por suas estimativas obtidas anteriormente.

### 3.2- Algoritmo auto-sintonizável implícito

Em um desenvolvimento semelhante à versão explícita, o controlador auto-sintonizável implícito implementado (Padilha, 1989) é obtido a partir de 2.7, aqui reescrita como:

$$\underline{u}(k) = G_0^{-1} [-F_0 \underline{y}(k) - F_1 \underline{y}(k-1) - F_2 \underline{y}(k-2) + G_1 \underline{u}(k-1) + D] \quad (3.17)$$

onde  $F_0, F_1, F_2, G_0$  e  $G_1$  são componentes dos polinômios matriciais  $F(q^{-1})$  e  $G(q^{-1})$ .

De maneira análoga à versão explícita, os parâmetros a serem estimados (as matrizes  $F_0, F_1, F_2, G_0$  e  $G_1$  e o vetor  $D$ ) são agrupados no vetor  $\underline{X}'(k)$  para que se possa empregar o Filtro de Kalman à estimação do vetor de parâmetros  $\underline{X}'(k)$ . Desta forma, o equacionamento preliminar à aplicação do estimador de parâmetros, para a versão implícita, resulta em (Padilha, 1989):

$$\underline{\psi}(k) = \underline{S}'(k-2) \underline{X}'(k-2) + \underline{\xi}(k) \quad (3.18)$$

com:

$$\underline{S}'(k-2) = \begin{bmatrix} \underline{S}'(k-2) & 0 & 0 \\ 0 & \underline{S}'(k-2) & 0 \\ 0 & 0 & \underline{S}'(k-2) \end{bmatrix} \quad (3.19.a)$$

$$\underline{X}'(k-2) = [\underline{X}'_1(k-2) \quad \underline{X}'_2(k-2) \quad \underline{X}'_3(k-2)] \quad (3.19.b)$$

onde:

$$\underline{S}'(k-2) = [-\underline{y}^T(k-2) \quad -\underline{y}^T(k-3) \quad \underline{y}^T(k-4) \quad \underline{u}^T(k-2) \quad \underline{u}^T(k-3) \quad 1] \quad (3.20.a)$$

$$\underline{X}'_1(k) = [(F_0^j)^T \quad (F_1^j)^T \quad (F_2^j)^T \quad (G_0^j)^T \quad (G_1^j)^T \quad D_1] \quad (3.20.b)$$

$$F\{\underline{\xi}(k)\} = 0 \text{ e } \Gamma\{\underline{\xi}(k) \underline{\xi}^T(j)\} = P_{\psi} \delta_{kj} \quad (3.20.c)$$

$$\underline{\psi}(k) = (P_0 B_0^2)^T [P_C \underline{y}(k) + P_1 \underline{y}(k-1)] + Q_0^T [Q_0 \underline{u}(k-2) + Q_1 \underline{u}(k-3)] \quad (3.20.d)$$

$$P = (P_0 B_0)^T P_y \quad P_0^T (P_0 B_0) + (P_0 B_0)^T P_y \quad P_1^T (P_0 B_0) \quad (3.20.e)$$

$$P_{y-i} = E\{\underline{y}(k-i) \underline{y}^T(k-i)\} \quad (3.20.f)$$

Com o equacionamento acima, pode-se complementar o estimador de parâmetros que terá uma formulação semelhante à da versão explícita, sendo aqui omitida.

### 4- APLICAÇÃO AO CONTROLE DE ATITUDE DE UM SATÉLITE DE SENSORIAMENTO REMOTO

Em uma missão de sensoriamento remoto o sistema de controle de atitude (SCA) desempenha função de suma importância, pois depende dele a garantia de apontamento de antenas e sistema ótico, responsáveis pela comunicação com o solo e geração de imagens, respectivamente.

Normalmente, para um satélite de sensoriamento remoto, o controle de atitude é feito em três eixos, ou seja, o SCA deve garantir que três eixos ortogonais do satélite mantenham um determinado apontamento em relação a um determinado referencial. No presente

trabalho o SCA tem por objetivo alinhar um sistema de referência fixo ao satélite, coincidente com os eixos principais de inércia do mesmo, a um referencial orbital, de forma a levar a valores próximos a zero os ângulos e velocidade de rolamento, arfagem e guinada. Uma descrição destes referenciais, bem como dos ângulos e velocidades acima referidos pode ser encontrada em Wertz (1978). Para a consecução do objetivo proposto supõe-se que o SCA seja composto por:

- sensores de atitude: sensores de horizonte terrestre, sensores solares e giroscópios,
- eletrônica e lógica de controle representados pelos algoritmos de controle auto-sintonizáveis,
- atuadores e propulsores.

A representação de sensores e atuadores, bem como os movimentos orbital e de atitude (suposto obedecendo um modelo de corpo rígido), é feita por modelos matemáticos implementados em computador digital (Wertz, 1978).

O vetor de observações a ser utilizado no estimador de parâmetros das duas versões implementadas é obtido a partir das informações dos sensores de atitude, tanto diretamente (no caso da velocidade angular do satélite), quanto como resultantes de pré-processamento pelo algoritmo QUEST (Shuster & Oh, 1985; Varotto, 1987), como é o caso das informações de atitude (vetores satélite-Sol e satélite-Terra). Desta forma o vetor de observações é composto pela velocidade angular de satélite em relação ao referencial orbital (as três primeiras componentes) e pelos quaternions (Wertz, 1978) relativos ao referencial orbital (as quatro últimas componentes).

A matriz de covariância do erro nas observações,  $P_y$ , é derivada do algoritmo QUEST.

As principais considerações feitas para a implementação e testes das versões do algoritmo de controle auto-sintonizável foram:

- órbita heliossíncrona, polar e de baixa excentricidade (prevista para o satélite de sensoriamento remoto da Missão Espacial Completa Brasileira, MECB);
- dados relativos às condições iniciais do satélite (velocidade e quaternions), bem como os momentos principais de inércia, encontrados na tabela 4.1;
- todas as matrizes que compõem os algoritmos são consideradas diagonais, cujos valores de inicialização do algoritmo podem ser vistos na tabela 4.2;
- intervalo de discretização igual a 1 segundo (tanto para o controlador como para a amostragem dos sensores de atitude).

TABELA 4.1 - DADOS INICIAIS DO SATÉLITE

ELEMENTO	VALOR
$\omega_x$	1,0 E-03 rad/s
$\omega_y$	-1,0 E-03 rad/s
$\omega_z$	-1,0 E-03 rad/s
$q_1$	0,288914686
$q_2$	-0,699900934
$q_3$	-0,48885791
$q_4$	0,412882551
$I_x$	16,1 kg.m <sup>2</sup>
$I_y$	31,4 kg.m <sup>2</sup>
$I_z$	21,4 kg.m <sup>2</sup>

TABELA 4.2- DADOS INICIAIS DOS ALGORITMOS

MATRIZES	VALOR
<b>Alg. Explícito</b>	
$A_1 = A_2 = B_1$	0 (3x3)
$B_0$	diag (1) (3x3)
$D$	0 (3x1)
<b>Alg. Implícito</b>	
$F_0 = F_1 = F_2 = G_1$	0 (3x3)
$G_0$	diag (1) (3x3)
$D$	0 (3x1)
<b>Ambo algoritmos</b>	
$P_1(0) = P_2(0) = P_3(0)$	diag (100)
$P_0$	diag (2) (3x3)
$P_1$	diag (0,02) (3x3)
$G_0$	diag (1) (3x3)
$G_1$	diag (-1) (3x3)

5- TESTES REALIZADOS

Foram realizados dois tipos de testes: o primeiro constou da aplicação dos algoritmos considerando a não existência de ruído no modelo matemático adotado para os parâmetros, isto é,  $Q=0$  nas expressões do estimador de parâmetros. Alguns dos resultados obtidos (ângulo de guinada), são mostrados nas Figuras 5.1 para a versão explícita e 5.2 para a versão implícita.

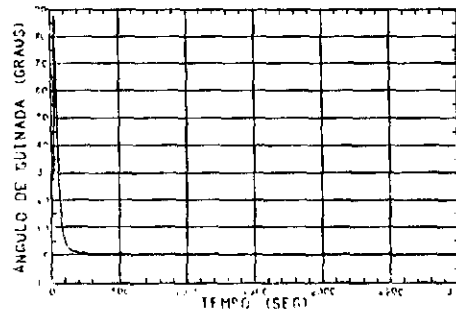


Fig. 5.1 - Versão explícita ( $Q_1=0$ )

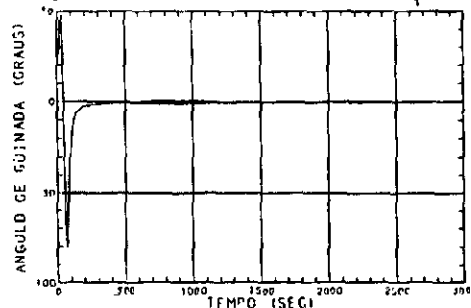


Fig. 5.2 - Versão implícita ( $\dot{Q}'_1=0$ )

O segundo tipo de teste consistiu na verificação da capacidade de adaptação do estimador de parâmetros e, conseqüentemente, dos algoritmos implementados à alterações na dinâmica do sistema representadas pela presença de vazamento em um determinado propulsor (esta alteração é imposta ao sistema após a convergência do sistema de controle). Neste caso, considera-se um determinado valor constante para a matriz de covariância do ruído no modelo matemático dos parâmetros ( $\hat{Q}_1 = \hat{Q}_1' = 1E-5$ , para ambas as versões). O vazamento imposto, no eixo x, gera um torque igual a 20% do torque máximo permitido ao propulsor, que é de 0,1 Nm. Alguns dos resultados obtidos (ângulo de guinada) são apresentados nas Figuras 5.3 e 5.4. Os dados relativos aos outros ângulos e às velocidades tiveram comportamento análogo e resultados mais detalhados dos testes realizados podem ser encontrados em Padilha (1989).

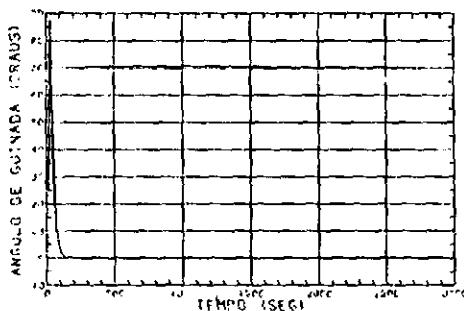


Fig. 5.3 - Versão explícita ( $\hat{Q}_1 \neq 0$ )

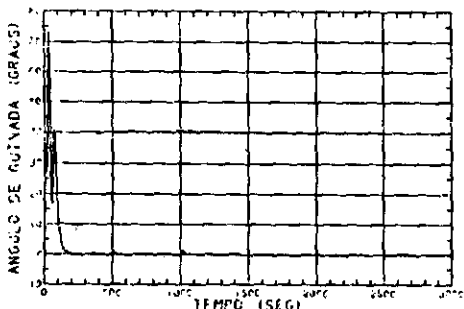


Fig. 5.4 - Versão implícita ( $\hat{Q}_1 \neq 0$ )

## 6- CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

Como resultado dos testes realizados pode-se concluir que:

- as duas versões implementadas apresentaram um bom desempenho no controle de atitude em três eixos;
- a inclusão de nível de ruído constante ( $\hat{Q}_1 \neq 0$ ) no modelo matemático adotado para os parâmetros melhorou o desempenho dos

estimadores, principalmente na capacidade de adaptação à alteração imposta à dinâmica do sistema;

- os requisitos de precisão de apontamento, quando comparados aos de satélites de características semelhantes (por exemplo, o satélite holandês ANS) foram satisfatórios.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ASTROM, K.J., (1983). "Theory and applications of adaptive control - a survey". *Automatica*, vol. 19:471-486.
- CLARKE, D.W.; GAWTHROP, B.A., (1975). "Self tuning controller". *Proceeding of the IEE*, vol. 122:929-934.
- JAZWINSKI, A.H., (1970). *Stochastic process and filtering theory*. New York, Academic Press. (Mathematics in Science and Engineering, vol. 64).
- KOIVO, H.N., (1980). A multivariable self-tuning controller. *Automatica*, vol. 16:351-366.
- LANDAU, I.D., (1979). *Adaptive control: the model reference approach*. New York, Dekker.
- MAYBECK, P.S., (1979). *Stochastic models estimation and control*. New York, Academic Press, vol. 1.
- MORISHITA, H.M., (1985). *Estudo de um controlador adaptativo para uma instalação propulsiva marítima*. Tese de Doutorado em Engenharia, São Paulo, USP.
- PADILHA, O.S., (1989) *Técnicas de controle auto-sintonizável implícita e explícita, com estimação de parâmetros via Filtro de Kalman, aplicadas à atitude de satélites artificiais*. Dissertação de Mestrado em Ciência Espacial, São João dos Campos, INPE. (INPE-4857-TDL/368).
- SHUSTER, M.D.; OH, S.D., (1981). "Three-axis attitude determination from vector observations". *Journal of Guidance and Control*, vol. 4:70-77.
- VAROTTO, S.E.C., (1987). *Determinação de atitude de satélites artificiais através da aplicação conjunta de técnicas de estimação ótima estática e dinâmica*. Dissertação de Mestrado em Ciência Espacial. São José dos Campos, INPE. (INPE-4415-TDL/148).
- WERTZ, J.R., (1978). *Spacecraft attitude determination and control*. London, D. Reidel. (Astrophysics and Space Library, vol. 73).

PACOTE COMPUTACIONAL PARA IMPLEMENTAÇÃO DIGITAL DE FILTROS  
NÃO-LINEARES ESTOCASTICOS

Evandro Tavares de Souza  
Takashi Yoneyama  
Instituto Tecnológico de Aeronáutica  
CTA - ITA - IEE  
12.225 São José dos Campos SP

RESUMO

O problema da filtragem consiste em obter uma estimativa do processo de difusão parcialmente observável  $X_t$  a partir da observação ruidosa do processo  $Y_t$ , correlacionado com o processo  $X_t$ .

No contexto de sistemas lineares, o filtro de Kalman fornece a estatística da estimativa, em termos da média e variância de  $X_t$ .

Os casos não-lineares, de um modo geral, requerem equações de dimensão infinita para descrever a evolução da distribuição condicional do processo (estado, sinal)  $X_t$ .

Davis (1981), baseado no trabalho de Clark (1978), publicou a equação robusta para a filtragem não-linear.

Usando-se métodos como o de Elementos Finitos, o de Diferenças Finitas e o de Monte Carlo e a equação da filtragem robusta, discute-se uma metodologia de implementação de filtros não-lineares estocásticos.

Tomando-se um exemplo com sensor cúbico, conclui-se que o método de Monte Carlo, embora necessite de uma grande capacidade de memória, é o que gera o filtro mais rápido o que pode torná-lo bastante eficiente em aplicações em tempo real.

Por outro lado, o método de elementos finitos fornece um filtro com maior precisão e é fácil de ser generalizado.

ABSTRACT

A SOFTWARE PACKAGE FOR NON-LINEAR STOCHASTIC FILTERING.

The problem of stochastic filtering consists of finding an estimate of a partially observable diffusion process  $X_t$  based on the noisy observation process  $Y_t$  correlated with  $X_t$ .

In the context of linear systems, the Kalman filter solves the filtering problem.

However, for non-linear systems in general, infinite dimensional equations are required to describe the evolution of the conditional distribution of  $X_t$  given  $Y_s$ ,  $0 \leq s \leq t$ .

A robust version of the filtering equation was derived by Davis, using some results by Clark.

Using the finite-difference, finite-elements and Monte Carlo methods to solve the robust version of the filtering equation, non-linear filters are implemented.

For the cubic sensor problem, the Monte Carlo method is seen to yield a fast and efficient filter, although requiring large storage memory.