

7 Referências Bibliográficas

1. Leonhard W., **Control of Electrical Drives**, EESES, Springer-Verlag, 1990
2. Ruiz C. **Control de los Motores Eléctricos**, ULA, 1998, Mérida.
3. Richardson D and Casse A, **Máquinas eléctricas Rotativas y Transformadores**, Cuarta Edición, Prentice Hall, México, 1997.
4. Chapman S. **Electric Machinery Fundamentals** , McGraw – Hill, 1991, International Edition
5. Bose B. K., **Power Electronics and AC Drives**, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New – Jersey, 1986.
6. João C. P. Palma, **Accionamentos Eletromecânicos de Velocidade Variável**, Fundação Calouste Gulbenkian, Lisboa, 1999.
7. Leonhard W., “**Adjustable-speed ac drives**”. Proceedings of the IEEE 76(4), a998 pp 455 – 471.
8. González J., Azevedo M. and Pacheco E., “**Control vectorial del Motor de Inducción para el Control de Velocidad del Rotor por cambio de Frecuencia**”, II Congreso Venezolano de Ingeniería Eléctrica, Mérida, 2000.
9. González J., “**Considerações sobre o Controle dos Motores de Indução Alimentados por Conversores Estáticos**”, Dissertação de Mestrado, PUC-Rio, Agosto 2000.
10. Ohtani T., Takada N. and Tanaka K., “**Vector Control of Induction Motors without Rotational Transducers**”. IEE Industry Application Society Meeting, 1989, pp 500 – 507.
11. C Shauder, “**Adaptative Speed Identification for Vector Control of Induction Motors without Rotational Transducers**”. IEE Industry Application Society Conference, 1989, pp 493 – 499.

12. H. Tajima and Y. Hori, “ **Speed Sensor-less Fiel-orientation Control of the Induction Machine**” , IEEE Trans. Industry Application, Vol 29 N 1, 1993, pp 175 – 180.
13. Kubota H. and Matsuse K., “**Speed Sensor-less Field –oriented Control of Induction Motor with rotor resistance Adapataion** ”. IEEE Trans. Industry Application, Vol 30, N 5, 1994, pp 1219 – 1223.
14. Kubota H, Matsuse K. and Nakano T., **DSP-based Speed Adaptative Flux Observer of Induction Motor**, IEEE 1991, Industry Application Society Conference, pp 380 – 384.
15. Kanmachi T. and Takahashi Isao, **Sensorless Speed Control of Induction Motor with No Influence of Secondary Resistance Variation**, IEEE 1993, Industry Application Society Conference, pp 408 – 413.
16. Peng F. Z. and Fukao T., **Robust Speed Identification for Speed Sensor-less Vector Control of Induction Motors**, IEEE, Trans. on Industry Application, Vol 30 N 5, 1994, pp 1234 – 1240.
17. Simoesand M. and Bose B., “**Neural Network Based Estimation of Feedback Signals for a Vector Controlled Induction Motor**”, Proceedings of IEEE Applied Power Electroinics Conference, a994, pp 471 – 479.
18. Mir S., Zinger D. and Elbuluk M. “ **Fuzzy Logic Control of Inverter-Fed Induction Machines**”, Proceedings of The IEE, Industry Application Society, 28Th Annual Meeting, Toronto, Canada, 1993.
19. Mehrotra P., Quaicoe J. and Venkatesan. “**Speed estimation of Induction Motor Using Artificial Neural Networks**”. IEEE Ind. Applicat. Magazine, pp 881-886. 1996.
20. Ritter C., Silvino J. **An Alternative Sensorless Field Orientation Method**, IEEE Trans. Energy Conversion, Vol. 14, N 4, pp 1335-1340, December 1999.
21. Lee J., Takeshita T. and Matsui N., **Stator-Flux-Oriented Sensorless Induction Motor Drive for Optimun Low-Speed perfomance**, IEEE Transt. Indust. Applicat., Vol. 33 N 5, September/October 1997.

22. Y. kim, S. Sul, M. Park, **Speed Sensorless Vector Control of Induction Motor Using Extended Kalman Filter**, IEEE Trans. Indust. Applicat., Vol. 30 N 5, September/October 1994.
23. K. L. Shi, T. F. Chan and S. L. Ho, **Speed Estimation of an Induction Motor Drive Using Extended Kalman Filter**, IEEE, 2000.
24. K. L. Shi, T. F. Chan and S. L. Ho, **Speed Estimation of an Induction Motor Drive Using an Optimized Extended Kalman Filter**, IEEE Trans. Indust. Electronics, Vol. 49 N 1, February 2002.
25. Hennenberger G., Brusbach B. and Klepsh Th., **Field oriented control os synchronous and asynchronous drives without mechanical sensor using a Kalman filter**, EPE Firenze, pp 664-671, 1991.
26. Bélanger P. and Carrew B., **Identification of Optimum Filter Steady – State Gain for Systems with unknown Noise Covariances**, IEEE Trans. On Automatic Control, Vol AC18, N 6, December 1973, pp 582 – 588.
27. D. Dee, **Computational Aspects of Adaptive Filtering and Applications to Numerical Weather Prediction**. Doctoral Thesis CI-6-83. Courant Institut of Mathematical Sciences, 1983. New York.
28. Haykin S., **Adaptive Filter Theory**, Prentice Hall, New Jersey, 1996.
29. H Tajima and Y. Hory, **Speed Sensor-less Field Orientation Control of the Induction Machine**, IEEE Tran. on Idustry Applications, Vol 29 No 1, 1993, pp 175 – 180.
30. P Jansen and R. Lorentz **A Physically Insightful Approach to the Design and Accuracy Assessment of Flux Observer for field Oriented Induction Machines Drives**, IEEE Trans. On Industry Applications, Vol 30, No 1, Jan/Feb 1994, pp 101 – 109.
31. N Langovsky, M Elbuluk and M Kankan, **Nonlinear Flux Observer with on-line Parameter tuning for wide Speed Range of Induction Motors**, Proc. IEEE-IAS annual Meeting, October 1995.

Anexo A

O artigo de Kalman do ano 1960, foi reconhecido quase imediatamente como uma nova e importante contribuição par o problema de filtragem de mínimos quadrados. Assim surgiu uma renovação no interesse da pesquisa nesta área e foram muitos os artigos baseados no trabalho original de Kalman durante as seguintes dois décadas, que proporcionaram uma bibliografia importante nesta área. A pesquisa ainda hoje continua.

Linearização

Algumas das aplicações de filtragem de Kalman mais bem sucedidas tem sido para situações com dinâmica não linear e/ou relações de medições não lineares. A continuação, serão examinadas duas formas básicas do problema de linearização.

O primeiro é linearizar sobre alguma trajetória no espaço de estado que não dependa da data de medição. O resultado deste filtro é conhecido como filtro linearizado de Kalman. O segundo método é linearizar sobre uma trajetória que é continuamente atualizada com o estado estimado a traves das medições. Este tipo de filtro é chamado como filtro Estendido de Kalman.

Filtro Linearizado de Kalman

Será assumido que o processo a ser estimado e as relações de medição podem ser escritas da seguinte forma:

$$\dot{x} = \phi(x, u, t) + w_1(t) \quad (A1)$$

$$y = h(x, t) + w_2(t) \quad (A2)$$

onde, ϕ e h são funções conhecidas, u é a entrada e w_1 e w_2 são os ruídos do sistema e da medição respectivamente. A não linearidade pode estar dentro da

dinâmica do sistema do processo ou na medição. Também pode se observar, que na equação (A1) e (A2) estão de alguma forma restringidas em que w_1 e w_2 são assumidas para ser termos aditivos separados e não estão incluídas nos termos de ϕ e h .

Se é assumido que uma trajetória aproximada $\dot{x}(t)$ pode ser encontrada por algum meio, esta será chamada trajetória nominal ou de referência. A trajetória atual $x(t)$ pode ser escrita da seguinte forma:

$$x(t) = x^*(t) + \Delta x(t) \quad (A3)$$

As equações (A1) e (A2) podem se escrever:

$$\dot{x}^* + \Delta \dot{x} = \phi(x^* + \Delta x, u, t) + w_1(t) \quad (A4)$$

$$y = h(x^* + \Delta x, t) + w_2(t) \quad (A5)$$

Se agora é assumido que Δx é muito pequeno e as funções ϕ e h podem ser aproximados em expansões de serie de Taylor, mantendo só o primeiro termo:

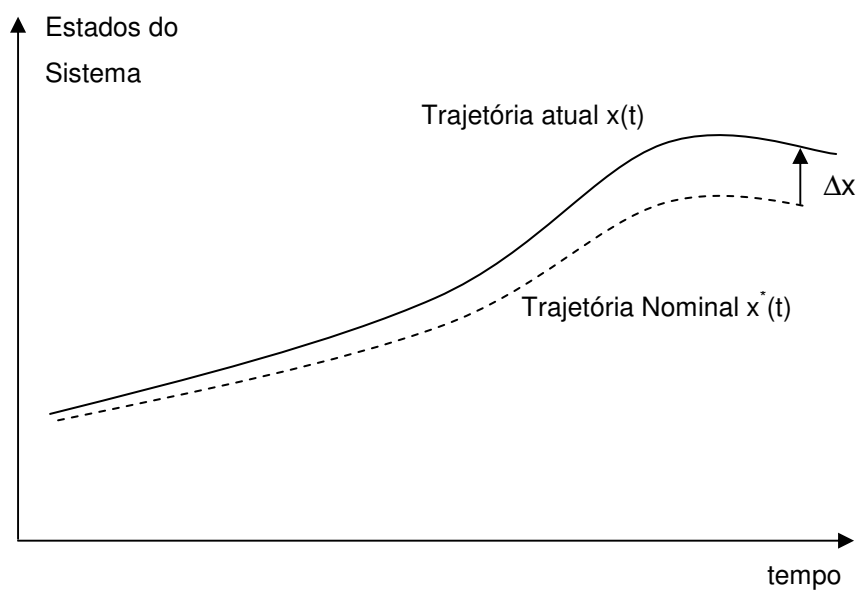


Fig. A1 Trajetórias Nominal e Atual de um filtro linearizado de Kalman

$$\dot{x}^* + \Delta x \approx \phi(x^*, u, t) + \left[\frac{\partial \phi}{\partial x} \right]_{x=x^*} \Delta x + w1(t) \quad (A6)$$

$$y \approx h(x^*, t) + \left[\frac{\partial h}{\partial x} \right]_{x=x^*} \Delta x + w2(t) \quad (A7)$$

onde:

$$\frac{\partial \phi}{\partial x} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \phi_1}{\partial x_1} & \frac{\partial \phi_1}{\partial x_2} & \cdot & \cdot & \cdot \\ \frac{\partial \phi_2}{\partial x_1} & \frac{\partial \phi_2}{\partial x_2} & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \end{bmatrix}, \quad \frac{\partial h}{\partial x} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x_1} & \frac{\partial h_1}{\partial x_2} & \cdot & \cdot & \cdot \\ \frac{\partial h_2}{\partial x_1} & \frac{\partial h_2}{\partial x_2} & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \end{bmatrix} \quad (A8)$$

se fazemos:

$$\dot{x}^* = \phi(x^*, u, t) \quad (A9)$$

e substituimos na equação (A6) , obteremos o modelo linearizado:

$$\Delta \dot{x} = \left[\frac{\partial \phi}{\partial x} \right]_{x=x^*} \Delta x + w1(t) \quad (A10)$$

$$y - h(x^*, t) = \left[\frac{\partial h}{\partial x} \right]_{x=x^*} \Delta x + w2(t) \quad (A11)$$

Filtro Estendido de Kalman

O filtro estendido de Kalman é similar ao filtro linearizado de Kalman só que a linearização acontece sobre a trajetória estimada do filtro como é mostrado na figura A2 e é melhor que a trajetória precomputada nominal. Isto é, a derivada parcial de (A8) é avaliado ao longo da trajetória que tem sido atualizada com os estimados do filtro, e este por sua vez, depende das medições e a seqüência do ganho do filtro dependerá da seqüência de amostragem das medições realizadas num processo particular. Portanto a seqüência do ganho não esta predeterminada pelo modelo do processo assumido como no caso do filtro de Kalman original.

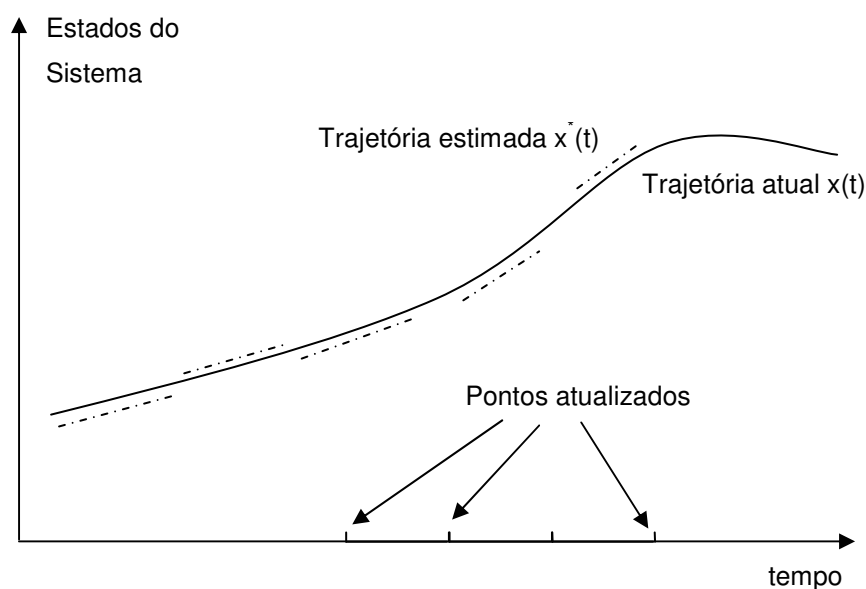


Fig. A2 Trajetórias Atual e Estimadas para um filtro Estendido de Kalman

Um análise geral do filtro de Kalman estendido é muito difícil pela retro-alimentação da seqüência de medição no modelo do processo. Porém, qualitativamente, teria sentido atualizar a trajetória que está sendo usada na linearização: por que usar a trajetória anterior quando outra melhor esta disponível? A desvantagem deste argumento é: a melhor trajetória é unicamente a melhor no sentido estatístico. Existe uma possibilidade (e pode ser boa) que a trajetória estimada seja pior que a nominal; neste caso, as estimativas podem

ser mais pobres e isto conduz a um erro adicional na trajetória que causará erros adicionais nas estimativas e assim por diante, levando para uma eventual divergência o filtro. Portanto, o filtro de Kalman estendido é um pouco mais arriscado que o filtro linearizado, especialmente em situações onde os erros das incertezas iniciais e de medição são maiores.