

## EQUAÇÕES DE LORENZ E ASSIMILAÇÃO DE DADOS SINTÉTICOS ATRAVÉS DO FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO

**BECK, Vinicius Carvalho<sup>1</sup>; HÄRTER, Fabrício Pereira<sup>2</sup>; YAMASAKI, Yoshihiro<sup>3</sup>**

<sup>1</sup>UFPEL - [vonoco@gmail.com](mailto:vonoco@gmail.com)

<sup>2</sup>UFPEL - [fabricao.harter@ufpel.edu.br](mailto:fabricao.harter@ufpel.edu.br)

<sup>3</sup>UFPEL - [yamasaki@fis.ua.pt](mailto:yamasaki@fis.ua.pt)

### 1. INTRODUÇÃO

Lorenz (1963), com o objetivo de explorar as soluções caóticas do modelo de Saltzman (1962), expandiu as variáveis de estado deste modelo em série de Fourier, retendo termos de baixa ordem. Deste modo, o autor obteve o seguinte sistema acoplado não-linear de equações diferenciais ordinárias de primeira ordem:

$$\begin{aligned}\frac{dx}{dt} &= -\sigma(x - y) \\ \frac{dy}{dt} &= Rx - y - xz \\ \frac{dz}{dt} &= xy - bz\end{aligned}$$

onde  $x$  está associado com a intensidade do movimento convectivo,  $y$  com a diferença de temperatura entre as correntes ascendente e subsidente e  $z$  com a perturbação do perfil de temperatura vertical. Os coeficientes, no caso do sistema terra-atmosfera, são  $\sigma = 10$ ,  $b = \frac{8}{3}$  e  $R = 28$ .

A filtragem de Kalman é uma ferramenta de filtragem de erros aplicada, a princípio, a modelos lineares (KALNAY, 2003). O Filtro de Kalman Estendido (FKEst) é uma adaptação do Filtro de Kalman original (FK) para problemas não lineares. O FKEst segue os mesmos passos do FK, mas calcula a covariância dos erros de estimativa linearizando as trajetórias não-lineares da dinâmica do sistema. Na prática, substitui-se a matriz de dinâmica do sistema por um modelo  $L_i$ , chamado de modelo tangente linear (MTL).

O MTL é um operador que transforma uma perturbação final do tempo  $t_i$ , em uma perturbação inicial do tempo  $t_{i+1}$ . Assim, os passos para implementação do FKEst são os seguintes:

1) Previsão a partir do modelo:

$$\begin{aligned}w_{i+1}^f &= L_i w_i^a \\ P_{i+1}^f &= L_i P_i^a L_i^T + Q_i\end{aligned}$$

onde  $w_{i+1}^f$  é a previsão,  $L_i$  é a matriz tangente linear,  $w_i^a$  é a análise,  $P^f$  é a matriz de covariância dos erros de estimativa,  $P^a$  é a matriz de covariância dos erros de estimativa obtida pela análise e  $Q_i$  é a matriz de covariância do ruído de observação.

2) Cálculo da Matriz Ganho de Kalman:

$$G_{i+1} = P_{i+1}^f H_{i+1}^T [R_{i+1} + H_{i+1} P_{i+1}^f H_{i+1}^T]^{-1}$$

onde  $G_{i+1}$  é a Matriz Ganho de Kalman,  $H_{i+1}$  é um operador que transforma as grandezas medidas pelos instrumentos meteorológicos nas grandezas utilizadas pelo modelo e  $R$  é a matriz de covariância dos erros de observação.

3) Cálculo da estimativa:

$$w_{i+1}^{est} = H_{i+1} w_{i+1}^f$$

onde  $w_{i+1}^{est}$  é uma estimativa para o vetor  $w_{i+1}$  real (sempre desconhecido).

4) Análise:

$$w_{i+1}^a = w_{i+1}^f + G_{i+1} (w_{i+1}^{obs} - w_{i+1}^{est})$$

onde  $w_{i+1}^{obs}$  é o vetor  $w_{i+1}$  medido (com erro de medição).

$$P_{i+1}^a = [I - G_{i+1} H_{i+1}] P_{i+1}^f$$

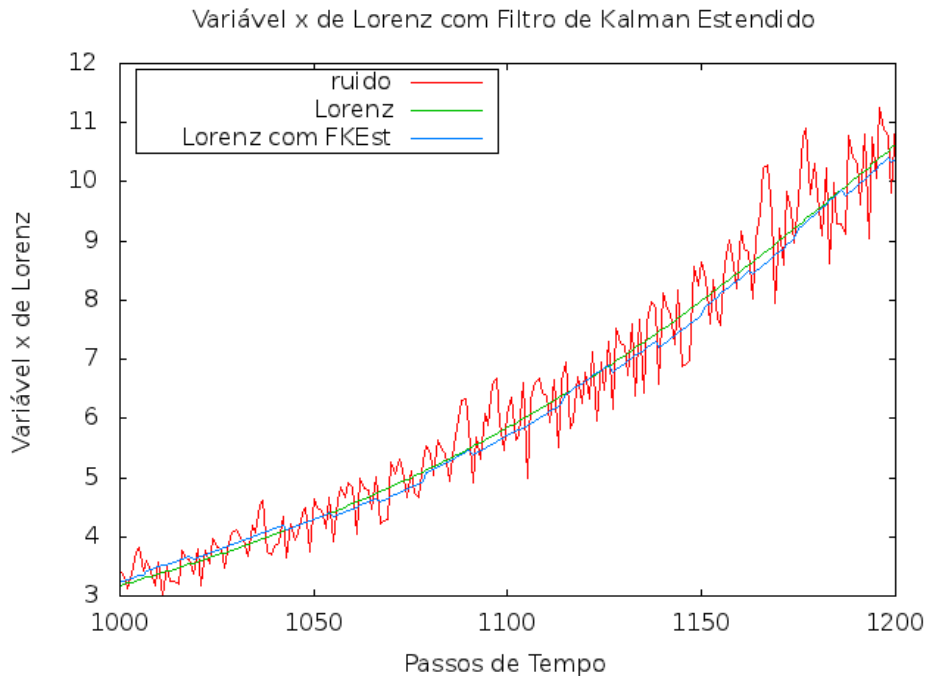
onde  $I$  é a matriz identidade.

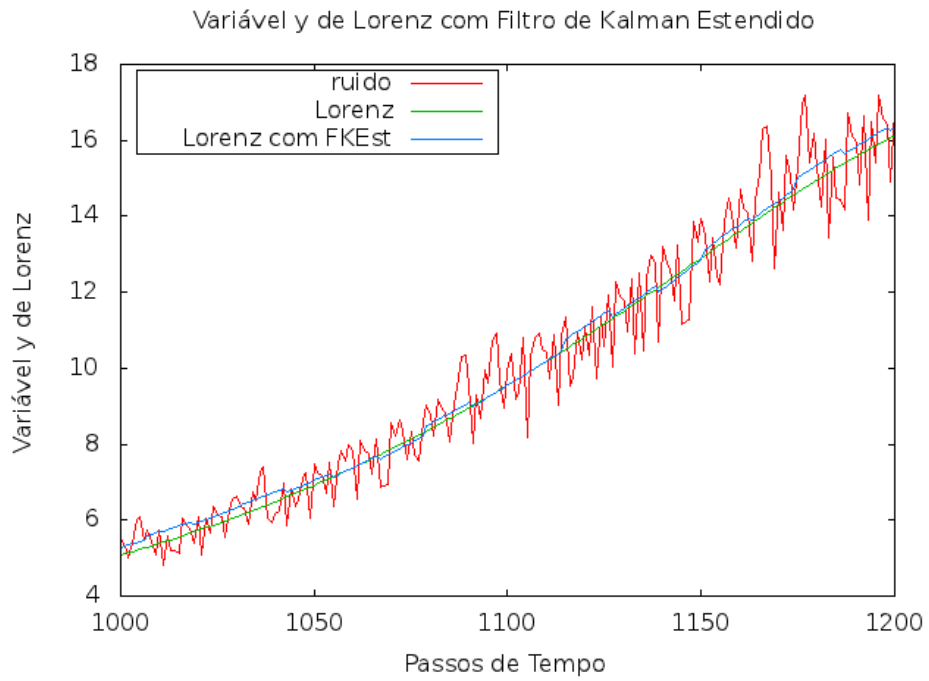
## 2. MATERIAL E MÉTODOS

Utilizando passo de tempo de  $10^{-3}$  segundos, integrou-se o modelo de Lorenz por 24000 passos de tempo, com assimilação feita a cada 12 passos. Foram assimilados dados sintéticos, gerados somando-se um ruído aleatório com distribuição gaussiana de variância 2 aos valores da saída do modelo de Lorenz, seguindo a mesma metodologia de Härter (2007). As implementações numéricas das equações descritas acima foram realizadas utilizando-se linguagem de programação FORTRAN e compilador gfortran. A discretização temporal foi realizada através do Método Preditor-Corretor (HOFFMAN, 1992).

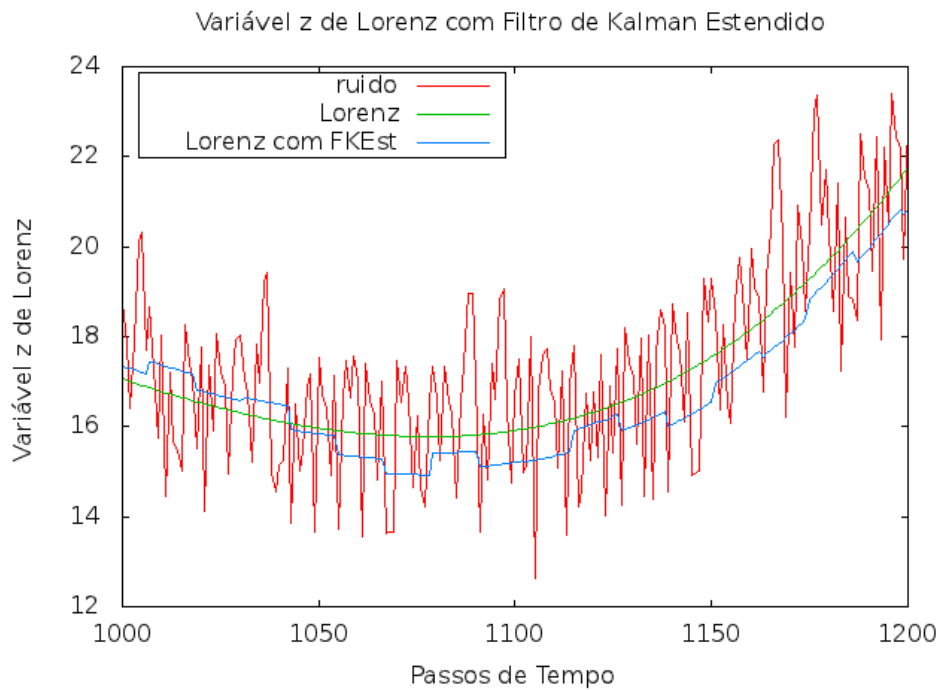
## 3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nas figuras a seguir, pode-se visualizar a implementação para valores entre 1000 e 1200 passos de tempo. A curva de cor verde representa o modelo de Lorenz, a curva de cor vermelha representa os ruídos gerados artificialmente e a curva de cor azul representa o modelo de Lorenz integrado com assimilação de dados pelo FKEst. Em cada figura, os gráficos se referem às variáveis  $x$ ,  $y$  e  $z$  de Lorenz, respectivamente.





(b)



(c)

Figura 1: (a), (b) e (c) Implementação do FKEst no modelo de Lorenz.

Também foi calculado, para cada iteração, o Erro Médio Quadrático (EMQ), comparando-se a saída do modelo de Lorenz com assimilação de dados por FKEst e a saída do mesmo modelo sem assimilação de dados, o qual pode ser analisado no gráfico abaixo:

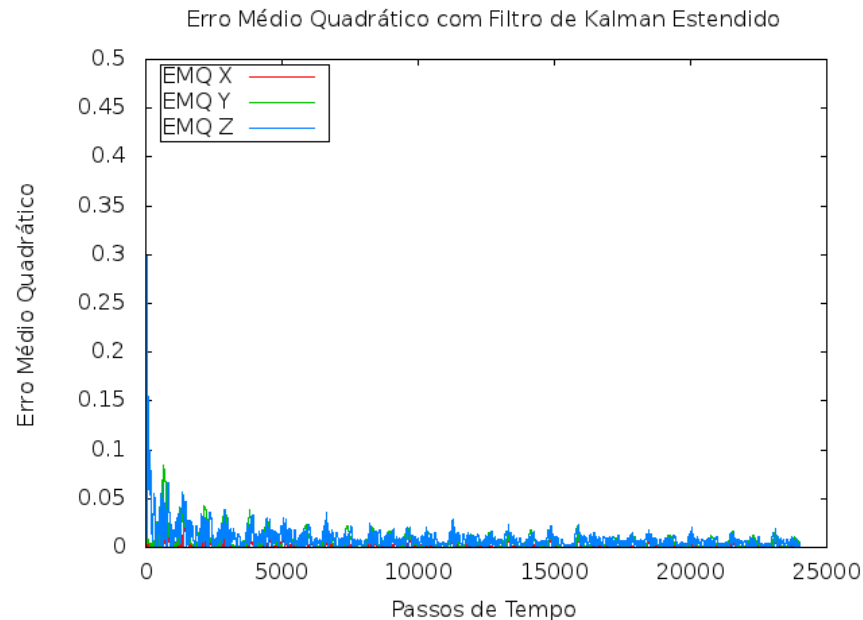


Figura 2: EMQ do FKEst aplicado ao modelo de Lorenz.

#### 4. CONCLUSÃO

Observou-se um EMQ bastante pequeno, o que indica que o FKEst se mostrou bastante eficaz para minimização do erro de previsão das variáveis do modelo de Lorenz.

#### REFERÊNCIAS

HÄRTER, Fabrício Pereira. **Redes Neurais Recorrentes Aplicadas à Assimilação de Dados em Dinâmica Não-linear**. 2007. Tese (Doutorado em Computação Aplicada) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 138p.

HOFFMAN, Joe D. **Numerical Methods for Engineers and Scientists**. McGraw-Hill Book, 1992. 825p.

KALNAY, Eugenia. **Atmospheric modeling, data assimilation and predictability**. Cambridge University Press, Cambridge, 2003. 341p.

LORENZ, E. Deterministic nonperiodic flow. **Journal of the Atmospheric Sciences**, v. 20, n. 2, p. 130–141, 1963.

SALTZMAN, Barry. Finite amplitude free convection as an initial value problem. **Journal of the Atmospheric Sciences**, v. 19, p. 329-341, 1962.