

11^o Congresso Luso-Moçambicano de Engenharia
Maputo, 4 a 6 de Setembro

Editores:

JOAQUIM SILVA GOMES
CLITO FÉLIX AFONSO

CARLOS CONCEIÇÃO ANTÓNIO
ANTÓNIO SANTOS MATOS

2001

ALGORITMOS PARA A PREVISÃO DA CARGA TÉRMICA SOLAR EM ESTUFAS AGRÍCOLAS

João Paulo Coelho ⁽¹⁾, J. Boaventura Cunha ^(2,3) e P. B. De Moura Oliveira ^(2,3)

⁽¹⁾ ITIDAI - Instituto de Trás-os-Montes e Alto Douro para a Investigação e Desenvolvimento Agro-Industrial

⁽²⁾ UTAD - Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro, Dep. de Engenharias

⁽³⁾ ICETA-UTAD - Instituto de Ciência e Tecnologias Agrárias e Agro-Alimentares da UTAD
5001-911 Vila Real
PORTUGAL

RESUMO

O desenvolvimento de modelos matemáticos que descrevam eficazmente a dinâmica do comportamento ambiental de estufas agrícolas tem vindo, nos últimos anos, a merecer cada vez mais atenção. A razão desta orientação passa pela necessidade de desenvolver estratégias de controlo mais evoluídas que garantam condições óptimas para o crescimento das plantas e propiciem um uso mais racional da energia despendida na regulação ambiental.

Neste trabalho, são apresentados e comparados métodos de previsão da radiação solar com o objectivo de estabelecer antecipadamente a carga térmica numa estufa agrícola e consequentemente melhorar o controlo do aquecimento e arrefecimento da estufa. Na implementação destas técnicas de previsão usaram-se algoritmos recursivos, baseados no método dos mínimos quadrados, para estimar os parâmetros dos modelos.

PALAVRAS CHAVE:

Estufas Agrícolas, Previsão de Séries Temporais, Métodos Recursivos de Estimação.

1. INTRODUÇÃO

A identificação de sistemas prende-se com a construção de modelos matemáticos que descrevam a dinâmica destes a partir de dados observados e de conhecimentos subjectivos ou físicos do processo. Os modelos matemáticos propostos para descrever e prever a evolução da radiação solar são essenciais para a previsão da flutuação da carga térmica numa estufa agrícola, em particular nos dias com variações bruscas de nebulosidade. A sua utilização torna possível melhorar o desempenho dos controladores ambientais, já que a estimação da radiação permitirá o cálculo mais eficiente das necessidades de ventilação e aquecimento na estufa.

O modelo adoptado para a previsão da grandeza meteorológica em causa é um modelo paramétrico linear. Como é esperado que os parâmetros sejam variáveis no tempo, são empregues técnicas de identificação recursiva de forma a estimar em tempo-real os seus valores [Boaventura Cunha et al., (2000)]. Os algoritmos foram testados para a previsão da radiação

solar em diferentes dias do ano e para vários horizontes de previsão. Os critérios utilizados para avaliar o desempenho dos algoritmos predictivos consistiram na minimização de uma função quadrática do erro de estimação. A radiação solar foi registada com uma taxa de amostragem de um minuto usando um piranómetro (com resposta espectral entre 300 e 1100 nm) e um sistema de aquisição de dados da *Delta-T Devices*.

2. ESTIMAÇÃO USANDO MÉTODOS RECURSIVOS BASEADOS NO GRADIENTE

Uma das vantagens das técnicas de identificação recursivas prende-se com o facto destas possuírem a capacidade de lidar com os casos em que os parâmetros do sistema variam com o tempo. Um dos métodos mais empregues é o baseado no princípio do esquecimento exponencial, onde o desconto da informação tem lugar uniformemente em todas as direcções do espaço dos parâmetros. Este método tem a desvantagem de não ser adequado para o caso em que a informação não é persistente, já que origina variações bruscas nas estimações. Existem variantes deste método que permitem contornar este e outros problemas como é o caso do método recursivo dos mínimos quadrados com factor de esquecimento selectivo [Parkum, (1992)]. O método recursivo dos mínimos quadrados com factor de esquecimento exponencial e a versão modificada com factor de esquecimento selectivo, são empregues neste trabalho de forma a inferir qual dos métodos é mais indicado para gerar previsões com maior exactidão da radiação solar.

Considere-se o seguinte modelo paramétrico do tipo auto-regressivo representado pela equação (1):

$$y(k) = \sum_{\alpha=1}^n a_{\alpha} \cdot y(k-\alpha) + \varepsilon(k) \quad (1)$$

onde $y(k)$ representa a saída do sistema no instante presente k , $y(k-\alpha)$ representa a saída passada no instante $(k-\alpha)$, $\varepsilon(k)$ o erro de modelação e a_{α} os parâmetros associados às saídas passadas. Este modelo representa na sua forma uma regressão linear, pois consiste numa representação paramétrica em que os parâmetros a_{α} , $1 \leq \alpha \leq n$ são lineares e podem ser estimados pelo método dos mínimos quadrados.

A equação (1) pode ser reescrita na forma matricial por:

$$Y = \Phi \cdot \theta + E \quad (2)$$

onde Φ é a matriz dos vectores de regressão construída com base nas observações disponíveis e no conhecimento da estrutura do modelo, θ é o vector dos parâmetros e E é o vector do erro associado ao modelo.

A estimação pelo método dos mínimos quadrados é baseada na minimização da função expressa pela equação:

$$J(\theta) = [Y - \Phi \cdot \theta]^T [Y - \Phi \cdot \theta] \quad (3)$$

No instante k o modelo do processo definido em (2) pode ser escrito como:

$$[y(k)] = [\Phi(k)] \cdot \theta(k) + [e(k)] \quad (4)$$

Quando uma nova amostra é adquirida $y(k+1)$, a equação (4) é actualizada como se mostra em (5)

$$\begin{bmatrix} y(k) \\ y(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi(k) \\ \varphi^T(k+1) \end{bmatrix} \cdot \theta(k+1) + \begin{bmatrix} e(k) \\ e(k+1) \end{bmatrix} \quad (5)$$

onde

$$\varphi(k+1) = [y(k-1) \ y(k-2) \ \dots \ y(k-n)] \quad (6)$$

O novo vector de parâmetros $\theta(k+1)$ pode ser estimado por:

$$\hat{\theta}(k+1) = \left[\begin{pmatrix} \Phi(k) \\ \varphi^T(k+1) \end{pmatrix} \right]^T \left[\begin{pmatrix} \Phi(k) \\ \varphi^T(k+1) \end{pmatrix} \right]^{-1} \begin{bmatrix} \Phi(k) \\ \varphi^T(k+1) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} y(k) \\ y(k+1) \end{bmatrix} \quad (7)$$

que após própria simplificação toma a forma do método recursivo dos mínimos quadrados. Se for indispensável que o estimador possua a capacidade de seguir variações na dinâmica do processo é necessário dar maior importância aos dados recentes em detrimento daqueles adquiridos anteriormente. Esta estratégia pode ser implementada usando um estimador de parâmetros com factor de esquecimento λ dos dados como é indicado nas expressões (8) a (11) [Ljung (1987)], [Söderström e Stoica (1989)].

$$K(k+1) = \frac{P(k) \cdot \varphi(k+1)}{\lambda + \varphi^T(k+1) \cdot P(k) \cdot \varphi(k+1)} \quad (8)$$

$$E(k+1) = y(k+1) - \varphi^T(k+1) \cdot \hat{\theta}(k) \quad (9)$$

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + K(k+1) \cdot E(k+1) \quad (10)$$

$$P(k+1) = [I - K(k+1) \cdot \varphi^T(k+1)] \cdot \frac{P(k)}{\lambda} \quad (11)$$

onde K é o ganho do estimador, P representa a matriz de covariância, E é o erro de estimação e λ o factor de esquecimento.

No método recursivo dos mínimos quadrados com factor de esquecimento, é importante que a matriz P esteja bem condicionada de um ponto de vista matemático. Quando um processo se mantém relativamente constante ou seja sem informação persistente, verifica-se um crescimento exponencial de P que origina variações elevadas nos parâmetros θ . Este fenómeno pode ser contornado utilizando um factor de esquecimento selectivo descrito pelas equações (12) a (15).

$$K(k+1) = P(k) \cdot \frac{P(k) \cdot \varphi(k+1) \cdot \varphi^T(k+1) \cdot P(k)}{1 + \varphi^T(k+1) \cdot P(k) \cdot \varphi^T(k+1)} \quad (12)$$

$$E(k+1) = y(k+1) - \varphi^T(k+1) \cdot \hat{\theta}(k) \quad (13)$$

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + K(k+1) \cdot \varphi(k+1) \cdot E(k+1) \quad (14)$$

$$P(k+1) = \frac{\alpha_{\max} - \alpha_{\min}}{\alpha_{\max}} \cdot K(k+1) + \alpha_{\min} \cdot I \quad (15)$$

onde α_{\max} e α_{\min} são parâmetros de sintonia do método.

3. PROBLEMA EM ESTUDO

A figura 1 ilustra o diagrama de um sistema de controlo ambiental de uma estufa agrícola instalada na Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro, no Norte de Portugal.

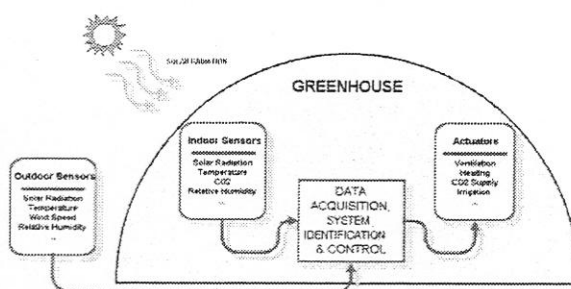


Figura 1: Diagrama de um sistema de controlo ambiental de uma estufa agrícola localizada no *campus* da UTAD

A aplicação de controlo óptimo em edifícios agrícolas passa pela obtenção de um modelo dinâmico que descreva a evolução das grandezas ambientais que afectam o desenvolvimento das culturas. Por norma, o objectivo do controlador consiste em manter as variáveis controladas o mais próximo possível dos sinais de referência. No caso dos sistemas de controlo em estufas, as referências são um conjunto de valores óptimos para as variáveis que influenciam o processo de crescimento das plantas. O uso de controladores predictivos na regulação ambiental de estufas dota o sistema da capacidade de reagir antes que os desvios das variáveis controladas tenham lugar, o que evita atrasos na resposta do sistema.

Neste capítulo apresenta-se o exemplo de um problema de identificação e previsão de uma série temporal usando técnicas recursivas. O objectivo é desenvolver um modelo que descreva a evolução da radiação solar no tempo. Este modelo será útil para prever variações de temperatura em estufas agrícolas causadas pelas variações de alta frequência da radiação solar. Com a aplicação destas ferramentas pretende-se melhorar o cálculo das necessidades de ventilação e aquecimento da estufa [Boaventura Cunha et al., (2000)] [Coelho et al., (2001)].

Assume-se que um modelo paramétrico do tipo auto-regressivo de quarta ordem é conveniente para descrever a dinâmica da série temporal. Antes de iniciar a estimação, fez-se um pré-processamento dos dados usando um filtro passa-baixo de segunda ordem com frequência de corte igual a 40% da frequência de Nyquist.

A exactidão da identificação e a qualidade das previsões foi determinada usando o erro RMS relativo normalizado dado por:

$$J = \sqrt{\frac{e^T \cdot e}{(Y - \bar{Y})^T \cdot (Y - \bar{Y})}} \quad (6)$$

onde e representa o erro de previsão e N o numero de amostras.

A estimação dos parâmetros foi realizada com os dois tipos de algoritmos recursivos baseados no método dos mínimos quadrados. Com este trabalho pretende-se avaliar o desempenho de cada um destes métodos na estimação dos parâmetros de um modelo auto-regressivo para duas situações meteorológicas diferentes: um dia com elevadas flutuações de nebulosidade e para um dia sem grandes variações na radiação solar como se pode observar pela figura 2.

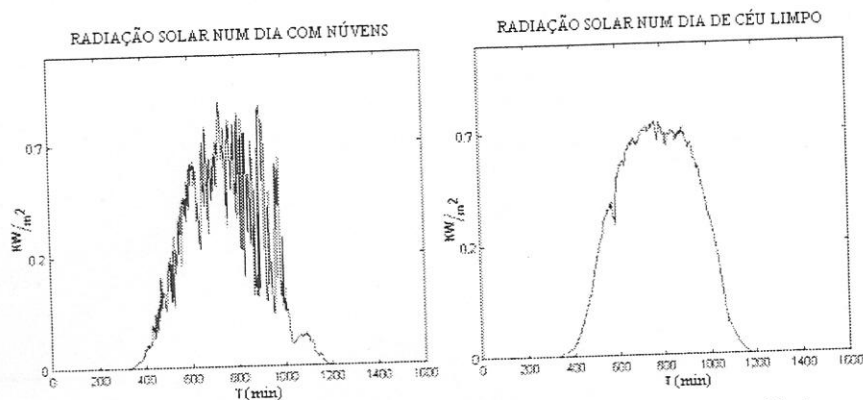


Figura 2: Evolução da radiação solar no tempo para um dia com flutuações de nebulosidade e para um dia sem grandes variações

Os resultados da aplicação dos dois tipos de técnicas na estimação e previsão da radiação solar para o dia com flutuações e para o dia limpo estão sumariados nas tabelas 1 e 2. Para o primeiro método endereçado foram usados como parâmetros de sintonia um $\lambda = 0.998$ e um ganho inicial para a matriz de covariância de 100. Para o método com factor de esquecimento selectivo $\alpha_{\max} = 10$ e $\alpha_{\min} = 0.1$.

Tabela 1: Erro RMS relativo normalizado para a previsão a vários horizontes de um dia com pouca nebulosidade

MÉTODO	PREVISÃO (MIN)			
	1	10	30	60
RMQ-FF*	0.00922205	0.06856664	0.18158928	0.40914643
RMQ-SF**	0.00042707	0.06671384	0.17448218	0.33503170

Tabela 2: Erro RMS relativo normalizado para a previsão a vários horizontes de um dia com muita nebulosidade

MÉTODO	PREVISÃO (MIN)			
	1	10	30	60
RMQ-FF*	0.16591697	0.38459079	0.48895252	0.65120705
RMQ-SF**	0.00592359	0.38600750	0.47361795	0.50845646

* Método Recursivo dos Mínimos Quadrados com Factor de Esquecimento Exponencial
 ** Método Recursivo dos Mínimos Quadrados com Factor de Esquecimento Selectivo

4. CONCLUSÃO

Neste artigo foram apresentados e comparados métodos de previsão da radiação solar com o objectivo de estabelecer antecipadamente a carga térmica numa estufa agrícola e consequentemente melhorar o controlo da temperatura do ar da estufa. Na implementação destas técnicas de previsão usaram-se métodos recursivos baseados nos mínimos quadrados com diferentes estratégias na capacidade de seguir variações da dinâmica do processo.

Conclui-se que a utilização do algoritmo dos mínimos quadrados com factor de esquecimento direccionado consegue, comparativamente ao seu congénere, reduzir o erro de previsão para diferentes horizontes, quer em dias com perturbações na radiação solar quer em dias sem nebulosidade.

5. AGRADECIMENTOS

Este trabalho, no âmbito do projecto «SIGEA- Sistema Integrado de Gestão de Energia para Edifícios Agrícolas», foi patrocinado pelo programa europeu INTERREG II.

6. REFERÊNCIAS

- [Coelho, et al. (2001)] Coelho, J. P., Cunha, J. B., P.B. De Moura Oliveira, *Solar Radiation Prediction using Classical and Evolutionary Techniques*, Proc. Workshop on Management Identification and Control of Agriculture Buildings, Vila Real – Portugal (2001).
- [Boaventura Cunha, et al. (1998)] Cunha, J. B., Couto, C., Ruano, A.E.B., *A greenhouse climate multivariable predictive controller*, Acta Horticulture N.534, ISHS, 2000, pp: 269-276, (1998)
- [Ljung (1987)] Ljung, L., *System Identification – Theory for the user*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J, (1987).
- [Parkum (1992)] Parkum, J. E., *Recursive Identification of Time-Varying Systems*, Lyngby (1992)
- [Söderström e Stoica (1989)] Söderström, T. and Stoica, P., *System Identification*, Prentice-Hall International, London (1989).