

ET₀ 预测的卡尔曼滤波修正 ANFIS 模型研究

李志磊¹, 周建平¹, 魏正英², 张育斌², 许燕¹

(1. 新疆大学机械工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830000; 2. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 陕西 西安 710049)

摘要: 实时、准确地对作物需水量的预测是实现智能节水灌溉的关键技术。预测模型的合理选择及精度提高是作物需水决策系统的核心。本文将陕西西安地区的气象数据环境信息引入自适应神经模糊推理(ANFIS)作物参考蒸腾量(ET₀)预测模型,应用卡尔曼滤波器对气象数据经 ANFIS 建模得到的 ET₀ 预测值进行滤波去噪,以提高模型的预测精度,并通过仿真和实验验证,从理论和实践两个方面来验证模型的精度。仿真结果得到,反映模型预测值与真实值之间拟合程度的均等系数(EC)值校正前为 0.93,校正后达到 0.98。实验结果得到,ANFIS 预测模型的平均绝对误差是 28.94%,平均相对误差是 26.37%,卡尔曼修正后的 ANFIS 预测模型的平均绝对误差是 7.24%,平均相对误差是 6.59%。仿真和实验结果表明,利用卡尔曼滤波对 ANFIS 预测模型进行修正,可以提高预测的精度,经卡尔曼修正后的 ANFIS 模型能更佳地反映 ET₀ 的变化趋势。

关键词: 作物参考蒸腾量;彭曼公式;ANFIS 预测模型;卡尔曼滤波;预测精度

中图分类号: S27; TP312 **文献标志码:** A

A study on the modified ANFIS model by the Calman filter for ET₀ prediction

LI Zhi-lei¹, ZHOU Jian-ping¹, WEI Zheng-ying², ZHANG Yu-bin², XU Yan¹

(1. Mechanical Engineering College of Xinjiang University, Urumqi, Xingjiang 830000, China;

2. State Key Laboratory of Mechanical Manufacturing System Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, Shaanxi 710049, China)

Abstract: Real time and accurate prediction for water demand by crop is the key technology to realize intelligent water-saving irrigation. The reasonable selection of forecasting model and the improvement of accuracy is the key to the decision making system on water demand. This article introduced the meteorological data on environmental information in Xi'an of Shaanxi province to the forecast model of self adaptive neural fuzzy inference (ANFIS) reference crop transpiration (ET₀). The calman filter was used to filter the noise of the ET₀ value obtained by the ANFIS model to improve the forecasting accuracy of the model, thus improving the forecasting accuracy of model and verifying the accuracy of the model through simulation and experiment. The simulation results showed that the equal coefficient(EC) reflecting the fitting degree between the real value and the result of forecasting model was 0.93 and 0.98 after being adjusted. The results from experiment showed that the ANFIS forecast model's mean absolute error was 28.94%, and the average relative error was 26.37%. After modification, the mean absolute error was 7.24%, and the average relative error was 6.59%. Simulation and experimental results indicated that the prediction model of ANFIS was modified by using calman filter, which could improve the accuracy of prediction. The revised ANFIS model by the calman had better reflection of the change trend of ET₀.

Keywords: reference crop evapotranspiration; Penman - Monteith formula; ANFIS model; Calman filter; prediction accuracy

作物参考蒸腾量(ET₀)是作物生长过程中一个非常重要的数据,实时、准确地对作物参考蒸腾量的预测是实现智能节水灌溉的关键技术,作物参考蒸腾量预测结果的好坏将直接影响作物的长势以及智

能灌溉的效果。ET₀反映的是大气蒸发能力与作物需水信息的关系,其计算具有地域性、时域性,与特定时间、特定地域的气象因素有关。模型法、温度法、经验公式法和综合法是常见的计算 ET₀ 的方

法。当前,受国内外学者认可的是 FAO - 56 Penman - Monteith 方法(PM 法),该法利用大量的气象因素进行计算,结果较为准确,但需用的参数较多。使用 PM 公式计算 ET_0 需要 8 个参数,包括:日最低气温(T_{\min})、日最高气温(T_{\max})、地理纬度、海拔、日平均相对湿度、实际日照时长(n)、风标高度及风速(Uh)。而其中的一些参数在气象资料短缺的条件下很难获取,因此很多地区对作物参考蒸发量的研究受到所需气象参数难以得到的限制^[1-3]。而引入智能学习算法预测 ET_0 能克服数据难以获得的困难。 ET_0 预测的研究方法有多,非参数回归模型和自回归移动平均模型等方法传统的预测方法,随着智能学习的进步与完善,比较新的预测研究方法主要有神经网络模型、支持向量机模型、混沌预测模型以及集成多种模型特点的组合预测方法等。但各种理论模型均存在自身的特点与缺陷,其中,回归模型存在受数据量限制的缺陷,神经网络等机器学习算法存在训练速度慢、时而出现不收敛的缺陷,且模型易受数据噪音的干扰造成预测精度的降低^[4]。本论文将自适应神经模糊推理系统(ANFIS)作为 ET_0 的预测模型,并通过卡尔曼滤波去除由作物环境信息带入到模型中的噪音。

1 卡尔曼滤波去噪原理

1.1 数据噪声来源

在作物生长状况信息感知环节,由于传感器本身的精度、硬件故障、人为因素以及周围环境等各种因素的干扰,现场传感器采集的作物长势及土壤墒情信息数据,会存在噪声和错误数据。因为预测模型输入数据的特征对模型的输出结果精度有影响,基于 ANFIS 建立的预测模型,由于模型的输入数据存在噪声,所以得到模型其输出的作物参考蒸腾量也是有误差的、不准确的。为了减小信息感知部分混杂的噪声对模型预测值的影响,提高预测模型的精度,有必要在得到模型预测值时对其进行校正,即对其进行处理分析。可以用滤波器对要分析的数据进行处理,消除信息感知部分携带到模型中的噪声,以及减少不确定因素的干扰^[5-7]。

一般情况下,环境信息监控系统利用传感器采集的气象及作物土壤墒情信息是有一定的周期的,即得到的样本数据是不连续的。然而,考虑到卡尔曼滤波器正是用来处理非连续信号的,所以文中应用卡尔曼滤波器,对经环境信息监控系统采集到的气象及土壤信息数据进行去噪处理,然后将去噪后

的数据进行训练得到预测模型,并用卡尔曼滤波器对其进行修正。卡尔曼滤波器根据系统提供的测量值以“预测 - 实测 - 修正”的递推顺序消除随机因素的干扰。

1.2 卡尔曼滤波去噪原理

卡尔曼滤波器由描述状态向量的过程方程和描述观测向量的观测方程组成。离散线性系统的卡尔曼滤波状态方程和观测方程可表示为^[8]:

$$\begin{cases} X_{(k+1)} = \Phi_{(k+1,k)} X_k + \Psi_{(k+1)} U_k + \Gamma_{(k+1,k)} \Omega_k \\ L_{(k+1)} = B_k X_k + Z_k + \Delta_k \end{cases} \quad (1)$$

如果系统是随机线性离散系统,(1)式可简化为:

$$\begin{cases} X_{(k+1)} = \Phi_{(k+1,k)} X_k + \Gamma_{(k+1,k)} \Omega_k \\ L_{(k+1)} = B_k X_k + \Delta_k \end{cases} \quad (2)$$

式中, B_k 为 t_k 时刻的观测矩阵; $L_{(k+1)}$ 为 $t_{(k+1)}$ 时刻的观测向量; $X_{(k+1)}$ 、 X_k 为状态向量在 $t_{(k+1)}$ 、 t_k 时刻的状态向量; Δ_k 为 t_k 时刻的观测噪声向量; $\Gamma_{(k+1,k)}$ 为动态噪声向量的系数阵; $\Phi_{(k+1,k)}$ 为状态转移矩阵; Ω_k 为 t_k 时刻的动态噪声向量。

状态参数向量的预测值为:

$$\hat{X}_{(k,k-1)} = \Phi_{(k,k-1)} \hat{X}_{(k-1)} \quad (3)$$

其协方差阵为:

$$\hat{Q}_{(k,k-1)} = \Phi_{(k,k-1)} \hat{Q}_{(k-1,k-1)} \Phi_{(k,k-1)}^T + \Gamma_{(k-1)} \hat{Q}_k \Gamma_{(k-1)}^T \quad (4)$$

状态参数向量的滤波估计值是:

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{(k,k-1)} + J_k \xi_k \quad (5)$$

其协方差矩阵为:

$$\begin{aligned} \hat{Q}_k &= \hat{Q}_{(k,k-1)} - J_k B_k \hat{Q}_{(k,k-1)} \\ K_c &= 0.85 \end{aligned} \quad (6)$$

滤波增益矩阵为:

$$J_k = \hat{Q}_{(k,k-1)} B_k^T (B_k \hat{Q}_{(k,k-1)} B_k^T + \hat{Q}_{\Delta k})^{-1} \quad (7)$$

预测残差向量为:

$$\xi_k = L_k - B_k \hat{X}_{(k,k-1)} \quad (8)$$

初始状态条件为:

$$\begin{cases} \hat{X}_0 = E(X_0) = \mu_0 \\ \hat{D}_0 = Var(X_0) \end{cases} \quad (9)$$

式中, Q_{Ω_k} 和 Q_{Δ_k} 分别表示 Ω_k 、 Δ_k 的协方差; \hat{Q}_{Ω_k} 和 $\hat{Q}_{\Delta k}$ 分别表示 Q_{Ω_k} 、 $Q_{\Delta k}$ 的先验条件。

卡尔曼滤波器去噪的原理是通过预测系统的上一时刻的最优估计值和当前时刻的观测值得到当前时刻的最佳估计值。卡尔曼滤波的算法流程如图 1 所示。将该原理运用到 ANFIS 预测模型中,将 ANFIS

的预测值作为系统的观测值。

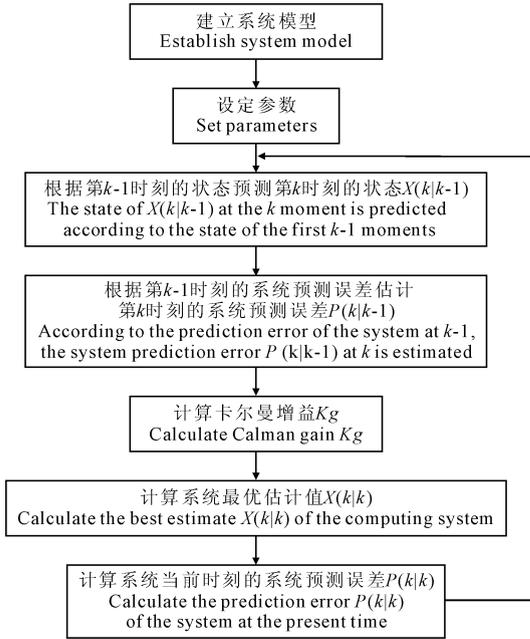


图 1 卡尔曼滤波的算法流程图

Fig.1 Flow chart of Kalman filtering algorithm

2 卡尔曼滤波修正的 ANFIS 预测模型设计

2.1 基于卡尔曼滤波修正的 ANFIS 预测模型建模

现场传感器采集的作物长势及土壤墒情信息数

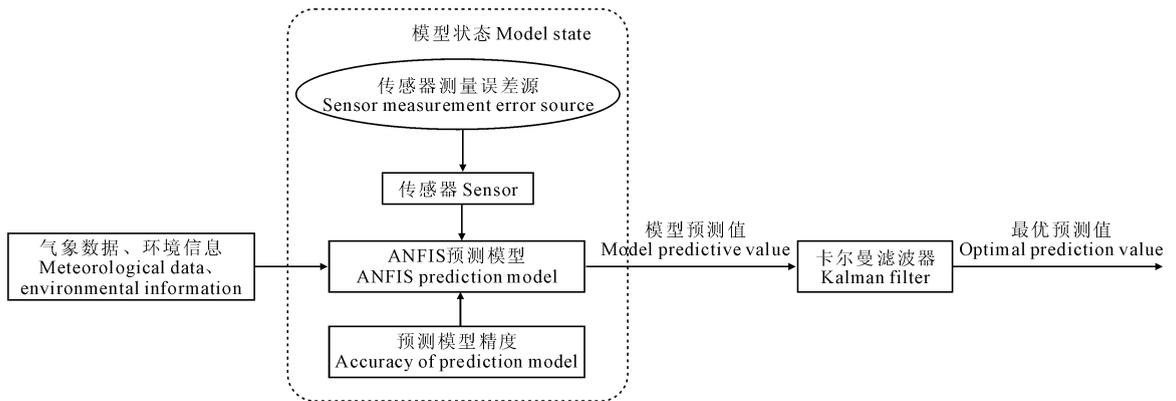


图 3 卡尔曼滤波器修正示意图

Fig.3 Schematic diagram of Kalman filter correction

2.2 模型评价指标

本文选择的评价指标其计算公式如下^[9]:

平均绝对误差:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_{real} - x_{pre}| \quad (10)$$

平均相对误差:

据,由于传感器本身的精度、硬件故障、人为因素以及周围环境等各种因素的干扰,会存在噪声和错误数据。运用 ANFIS 建立的预测模型,由于模型的输入数据存在噪声,所以 ANFIS 模型的作物参考蒸腾量输出也是有误差和不准确的,对其输出进行修正 是必要的。修正模型的建模过程如图 2 所示。

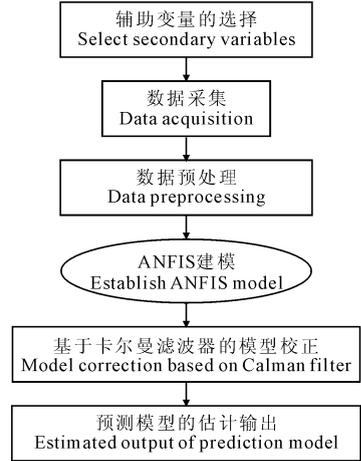


图 2 修正模型的建模过程

Fig.2 Modeling process for the modified model

作物需水信息的预测模型一般是从传感器测得的土壤信息以及大量的气象数据中,提取有用的信息,通过训练构建气象数据与作物需水信息的数学关系。 ET_0 的 ANFIS 预测模型其卡尔曼修正示意图如图 3 所示。

$$MRE = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N \frac{|x_{real} - x_{pre}|}{x_{real}} \right) \times 100\% \quad (11)$$

均方误差:

$$MSE = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N (x_{real} - x_{pre})^2 \right) \quad (12)$$

均方百分比误差:

$$MSPE = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N \left(\frac{x_{real} - x_{pre}}{x_{real}} \right)^2 \right) \times 100\% \quad (13)$$

均等系数:

$$EC = 1 - \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{real} - x_{pre})^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N x_{real}^2} + \sqrt{\sum_{i=1}^N x_{pre}^2}} \quad (14)$$

2.3 仿真结果分析

笔者以西安市 1978—2010 年的气象数据为研究对象,对西安市 1978—2010 年的日气象资料及 PM 公式计算得到的 ET_0 进行相关性分析。

表 1 各气象因子与 ET_0 相关系数

Table 1 Correlation coefficient of meteorological factors and ET_0

因子 Factor	最高气温 Maximum temperature	最低气温 Minimum temperature	日照时数 Sunshine hours	日均风速 Daily wind speed	相对湿度 Relative humidity	ET_0
最高气温 Maximum temperature	1					
最低气温 Minimum temperature	0.924	1				
日照时数 Sunshine hours	0.617	0.165	1			
日均风速 Daily wind speed	0.105	0.134	0.063	1		
相对湿度 Relative humidity	-0.111	0.082	-0.548	-0.246	1	
ET_0	0.855	0.756	0.625	0.335	-0.684	1

取 1978 年的数据为训练数据,2010 年的气象数据为检测数据建立 ANFIS 的参考作物蒸腾量预测模型,并测试。仿真结果如图 4 所示。

从图中可以得到 ANFIS 预测模型可以反映 ET_0 的变换趋势,并且具有一定的预测能力。但是图中也存在 PM 计算值与 ANFIS 模型预测值相差比较大的点,这可能是系统中存在的噪音误差影响了模型精度的原因造成的。所以笔者应用卡尔曼滤波原理

由表 1 知,最高气温与 ET_0 相关性最好 ($R = 0.855$),其次是最低气温 ($R = 0.756$),然后是相对湿度 ($R = -0.684$) 和日照时数 ($R = 0.625$)。日最高气温和日最低气温以及日照时数之间存在着显著相关性,由于在经典统计理论中,自变量之间有显著性相关关系时容易导致模型预测精度降低,因此模型的理想输入变量组合是最高气温和日平均相对湿度。为了提高模型的精度,模型输入个数可以适当增加。经分析,选取日最高气温、日平均相对湿度以及风速这 3 个变量作为模型的输入变量,参考作物蒸腾量为输出变量。

对 ANFIS 模型进行校正,即对模型预测值进行滤波处理,即将建模输出的 ET_0 值作为卡尔曼滤波的输入变量,对其进行滤波处理。

结合前文所做的工作,通过对 ANFIS 预测模型的输出值进行滤波处理这一环节,最终得到了 ET_0 的分析值。第一组是利用 PM 公式计算得到 ET_0 的理论值;第二组是通过 ANFIS 模型得到的一组 ET_0 预测值;第三组是最后对模型预测值利用卡尔曼滤波去除不确定误差后得到的一组 ET_0 修正值。为了更加明了直观地说明模型修正前后的差异,选取一定间隔的数据为样本绘图,并且将三组结果数据同时放到一张分析图中进行对比,得到不同的方法最终得到 ET_0 值的差异与联系。仿真效果比较如图 5 所示。

通过分析图中三条曲线可以得到,ANFIS 预测模型可以预测 ET_0 的值,在一定的误差允许范围内是可行的,但卡尔曼修正的 ANFIS 预测模型对 ET_0 的预测值更加接近 PM 计算得到的 ET_0 理想值,也即利用卡尔曼滤波将带入模型中的噪音过滤后,模型的预测精度提高了。为了更加清楚地突出不同模型的预测效果,文中将不同模型的指标绘制成表格,如表 2 所示。

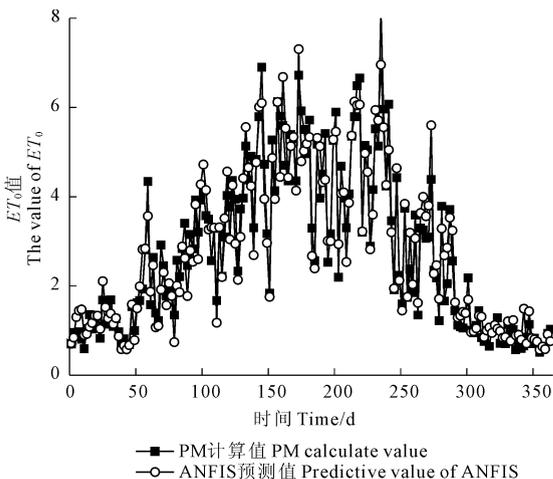


图 4 ANFIS 预测模型仿真结果图

Fig.4 Simulation results of ANFIS forecast model

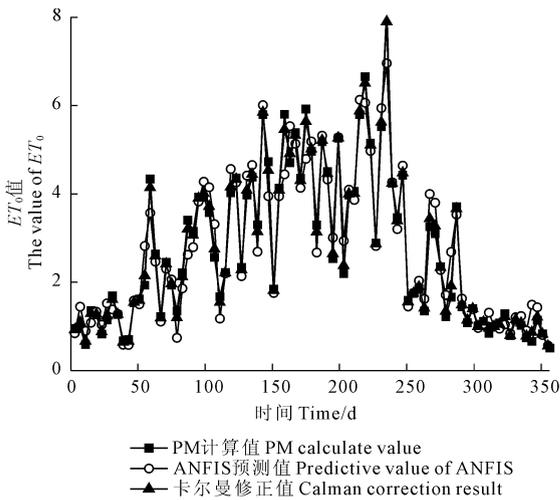


图 5 仿真效果比较图

Fig.5 Comparison of simulation results

表 2 模型指标对比表

Table 2 Comparison of model index

模型 Model	MAE	MRE	MSE	MSPE	EC
ANFIS	0.33	0.04	0.20	0.06	0.93
卡尔曼滤波修正 ANFIS	0.08	0.01	0.01	0.003	0.98
ANFIS model modified by Calman filter					

由表 2 可以明了地看出,经卡尔曼滤波修正后的模型的平均绝对误差(MAE)由 0.33 降到了 0.08,平均相对误差(MRE)由 0.04 降到了 0.01,均方百分比误差(MSPE)由 0.06 降到了 0.003,说明卡尔曼修正后的模型预测值更加接近 PM 计算值;均方误差(MSE)由 0.20 降到了 0.01,说明卡尔曼修正后的模型误差分布更加集中;均等系数(EC)由 0.93 升到了 0.98,说明卡尔曼修正后的模型得到的预测值与 PM 计算值拟合程度更好。由各项指标的变化可知,卡尔曼滤波修正后的预测模型更加接近 PM 公式计算值。

3 实验结果与分析

3.1 实验平台

为了比较 ANFIS 预测模型修正前后的性能,在智能灌溉控制机的平台上对模型进行测试。本实验平台示意图如图 6 所示。主要由首部运行控制器、电磁阀、水泵、电磁流量计、过滤器、压力变送器和土壤温湿度传感器及基于 KBE 的智能灌溉控制软件组成。传感器将采集到的土壤的温(湿)度、空气温(湿)度、光照强度以及一些气象信息等环境信息通过无线通讯的方式发送到基于 KBE 的智能决策系统中,由系统中的模型库得出土壤的水肥需求量。

根据需求信息,首部运行控制器发送指令给进水管电磁阀,开启水路电磁阀,水路电磁流量计用来监测进水量,然后将进水量信息反馈给控制软件系统,实时调整水阀的状态。同时将肥路电磁阀开启,让肥液进入管路,根据农作物生长周期再结合专家系统,自动配比作物所需营养液浓度,水肥混合后进入灌溉主管道,对农作物进行现场精量灌溉。

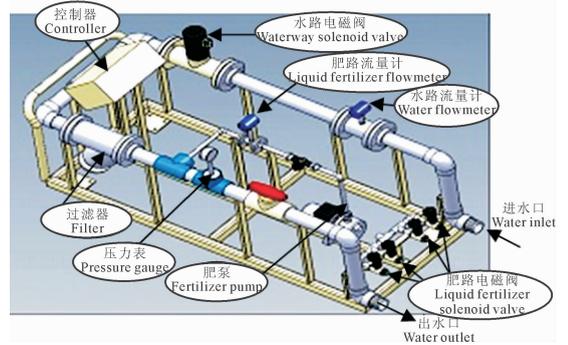


图 6 实验平台结构示意图

Fig.6 Structure sketch of the experimental platform

3.2 结果分析

为了验证卡尔曼滤波修正后的预测模型在现场灌溉的应用效果,利用搭建的智能灌溉控制机进行实验,图 7 为智能灌溉控制机实物图。

作物需水量可以通过参考作物蒸腾量 ET_0 与相应农作物系数的乘积得到。本实验选取冬小麦为实验作物,其总生长期的需水系数取 $K_c = 0.85$ 。 ET_0 由控制系统中的预测模型得到。水路的电磁流量计实时将水量发送给控制系统作为反馈,并显示在控制界面。本实验将 ANFIS 预测模型与卡尔曼滤波修正后的 ANFIS 预测模型做比较。模型的输入为温(湿)度传感器测得的数据以及气象预报发来的风速数据。



图 7 智能灌溉控制机实物图

Fig.7 Picture of the actual intelligent irrigation control machine

文中选取 2015 年 10 月 30 日到 11 月 18 日为实验日期,在预定时间读取流量计的值,将 24 组数据输入到决策系统的预测模型中,可以得到 ET_0 的值。流量计反映的是灌水量的多少,所以将流量计采样的数据利用 Matlab 图像绘制成曲线图,图 8 为三种预测方法得到的水路流量曲线对比图。

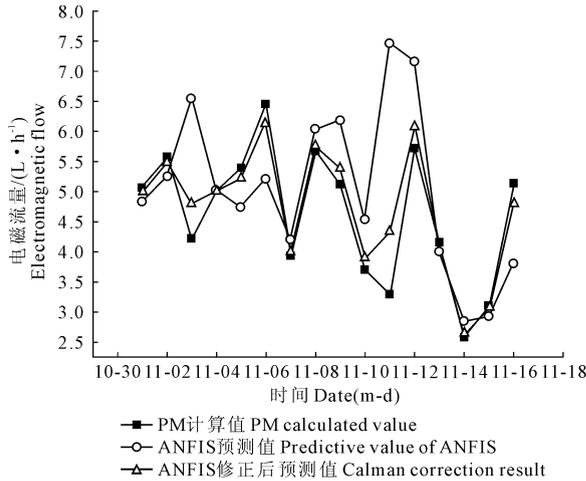


图 8 实验结果对比图

Fig.8 Comparison of experimental results

图 8 中方块线条是利用 PM 公式计算 ET_0 时得到的电磁流量计流量值,圆圈线条是利用 ANFIS 模型预测 ET_0 值时得到的流量计流量值,三角形线条是经卡尔曼滤波器处理后 ANFIS 模型得到 ET_0 时流量计流量值。通过分析图 8 中 PM 计算值、ANFIS 预测值与 ANFIS 修正后的预测值折线图可以很直观地看到经卡尔曼滤波去噪处理后的 ANFIS 模型得到的预测值更加接近 PM 计算值。为了更加清楚地突出模型的实验效果,将实验过程中得到的模型性能指标列表 3。

由表 3 可以看出,经卡尔曼修正后的模型其平均绝对误差由 0.289 降至 0.072,平均相对误差由 0.263 降至 0.0695。证实了应用卡尔曼滤波原理的处理方法对预测模型进行校正可以提高预测模型的精度,提高预测结果的可靠性。

表 3 实验得到的模型性能指标

Table 3 Index of the model performance in the experiment

模型 Model	MAE	MRE
ANFIS	0.289410149	0.26365568
卡尔曼滤波修正 ANFIS model modified by Calman filter	0.072325237	0.06591392

4 结论

滤波器能够将输入信号中的噪音滤掉,提炼出有用信号。考虑到这一点,笔者提出将卡尔曼滤波器应用到自适应神经模糊推理(ANFIS)预测模型的校正中。应用卡尔曼滤波器对气象数据经 ANFIS 建模得到的 ET_0 预测值进行了滤波去噪。仿真及实验结果表明应用卡尔曼滤波原理的处理方法对预测模型进行校正可以提高预测模型的精度,提高预测结果的可靠性。

参考文献:

- [1] 蔡甲冰,刘 钰,雷廷武,等.应用自适应神经模糊推理系统(ANFIS)的 ET_0 预测[J].农业工程学报,2004,20(4):13-16.
- [2] 张 兵,袁寿其,成 立,等.作物需水量自适应神经网络模糊系统的设计研究[J].中国农村水利水电,2004,(8):1-3.
- [3] 张育斌,魏正英,马胜利,等.极端天气下作物参照蒸散量计算方法研究[J].中国农村水利水电,2014,(12):64-71.
- [4] 陈 浩,苏宏升.基于卡尔曼滤波和小波神经网络的短时交通流预测研究[D].兰州:兰州交通大学,2011.
- [5] 尼加提·努尔买买提,杨慧中,陶洪峰,等.卡尔曼滤波器在软测量建模数据处理中的应用[J].化工自动化及仪表,2013,40(5):602-605.
- [6] 仓文涛,杨慧中.无迹卡尔曼滤波器在催化剂失活软测量建模中的应用[J].计算机与应用化学,2013,30(2):1397-1400.
- [7] 赵 攀,戴义平,夏俊荣,等.卡尔曼滤波修正的风电场短期功率预测模型[J].西安交通大学学报,2011,45(5):47-51.
- [8] 彭丁聪.卡尔曼滤波的基本原理及应用[J].软件导刊,2009,8(11):32-34.
- [9] 石曼曼,余建立.基于卡尔曼滤波的短时交通流预测方法研究[D].成都:西南交通大学,2012.