

文章编号: 0455-2059(2014)03-0348-08

基于人工神经网络的涡度相关仪观测蒸散量的数据插补方法

张琨, 朱高峰, 白岩, 马婷

兰州大学西部环境教育部重点实验室, 干旱环境与气候变化协同创新中心, 兰州 730000

摘要: 立足于绿洲农田生态系统, 采用人工神经网络方法对潜热通量数据进行模拟和插补。根据作物生长季分阶段模拟, 对比整体模拟结果, 发现分阶段模拟效果($R^2=0.91\sim0.95$, $RMSE=28.9\sim41.3 \text{ W/m}^2$, $MAE=21.3\sim28.8 \text{ W/m}^2$)优于整体模拟效果($R^2=0.87\sim0.92$, $RMSE=39.6\sim50.7 \text{ W/m}^2$, $MAE=27.6\sim34.9 \text{ W/m}^2$)。通过模型网络连接权值对各阶段环境因子的相对贡献率作了定量分析, 并从数学统计的角度对研究区蒸散发环境因子影响机理进行了分析。结果表明为了提高潜热通量的插补精度, 合理地根据作物生长季分阶段建模插补是有必要的。

关键词: BP 神经网络; 潜热通量; 贡献率分析; 模拟插补

中图分类号: P332.2

文献标识码: A

doi: 10.13885/j.issn.0455-2059.2014.03.009

Gap filling for evapotranspiration based on BP artificial neural networks

ZHANG Kun, ZHU Gao-feng, BAI Yan, MA Ting

Key Laboratory of Western China's Environmental Systems with the Ministry of Education,
Collaborative Innovation Centre for Arid Environments and Climate Change, Lanzhou University,
Lanzhou 730000, China

Abstract: Based on the oasis farmland ecosystem, an artificial neural network approach was used to simulate the latent heat flux data and gap filling. According to crop growth season stages and comparing the overall simulation results, it was found that the stage simulation results were better than the overall simulation results. In addition, a quantitative analysis was made of the relative contribution of environmental factors in the various stages through the connection weights, and also were analyzed the environmental factors affecting the evapotranspiration in the study area from mathematical and statistical perspectives. The research showed that crop growing season stages are necessary to improve the accuracy of gap filling of latent heat flux.

Key words: BP neural network; latent heat flux; contribution analysis; gap filling

蒸散发作为水文循环的重要组成部分, 既是联系土壤—植物—大气连续体中水分运动的纽带, 也是地球表层能量循环过程的关键环节^[1], 尤其在干旱半干旱区的农田生态系统中, 蒸散发耗水占到总耗水的80%以上^[2]。因此, 准确测定蒸散量对研究农田生态水循环机理和指导农田高效灌溉有着重要作用^[3]。

经过20多年的发展, 涡度相关(Eddy covariance, EC)技术已被广泛应用到地表与大气间的物质和能量交换观测中^[4-6], 并被证实是田间尺度蒸散测定最为有效的方法^[7]。但是, 在涡度数据的长期测量过程中, 如遇到降雨、大风、仪器故障、断电和人为误操作等情况, 不可避免地会造成部分数据缺失, 这对运用数据做进一步的分析研究造成了障

收稿日期: 2014-01-02; 修回日期: 2014-01-25

基金项目: 国家重大科学计划(973计划)项目(2013CB956604); 国家自然科学基金项目(41001242); 教育部“新世纪人才”项目(NCET-11-0219)

作者简介: 朱高峰(1978—), 男, 山东栖霞人, 副教授, 博士, e-mail: zhugf@lzu.edu.cn, 研究方向为生态水文学, 通信联系人。

碍^[8]. 据统计, 在欧洲通量网和美洲通量网的观测中, 蒸散发数据的平均缺失率高达31%^[9], 因此, 如何有效地对涡度相关仪的蒸散发数据进行插补, 以获得较为完整、可靠的数据集成为当前亟待解决的问题^[10]. 目前, 各国学者提出了多种用来插补涡度缺失数据的方法^[11]: 查找表、昼夜平均、非线性回归、卡尔曼滤波、人工神经网络(Artificial neural network, ANN)和模型模拟等. 其中, ANN方法近些年来应用较广, 而且相较其他方法有着较高的精度^[12-13].

目前, 国内采用ANN方法对涡度观测数据的插补方法研究主要是针对植被一大气间的碳交换量进行的^[14-16], 而对潜热通量数据的插补研究则鲜有报道. 此外, 植被在不同生长阶段其生理生态特征发生着一系列的变化^[17], 进而影响植被与大气之间的物质和能量交换过程. 然而, 有关特定环境中植被生长过程对潜热通量插补结果的影响研究很少.

本文以典型干旱/半干旱区绿洲农田生态系统为研究对象, 具体研究了ANN方法对缺失的蒸散发数据进行插补的可行性, 作物生长季过程对基于ANN方法的蒸散发数据插补结果的影响, 植被生长过程对气象环境变量与蒸散发通量相关关系的影响. 该研究将为不同生态系统涡度相关仪观测的蒸散发通量数据的插补提供必要的方法论支持.

1 研究方法与研究区

1.1 人工神经网络方法简介

人工神经网络(ANN)是模仿生物神经网络结构和功能的一种数学模型, 其具有较好的自学习及处理非线性问题的能力^[18], 通过对样本模式的学习, 模拟信息之间的内在机制, 从而逼近实际系统. ANN方法^[19]适合用于缺少精确的计算公式、内部机制复杂, 但却有丰富观测数据的物理过程. 按照信号流动方向与拓扑结构, ANN可分为前向型网络(Feed forward networks, FFN)和反馈型网络(Feed backward networks, FBN)两类. 典型的前向型网络有BP(Back-propagation)网络和RBF(Radius basic function)网络. 目前, BP网络已成为应用最为广泛的一种人工神经网络. 本文也采用BP网络作为ANN的基本网络类型.

BP网络基本结构如图1所示, 其基本学习过程包括信号的正向传播和误差反向传播. 样本数据信号由输入层进入网络, 经隐含层, 通过权值、

阈值以及神经元激励函数等的作用后由输出层输出. 若结果未能达到期望结果, 则误差进行反向传播, 通过修正各层神经元之间连接权值, 使得误差最小. 循环往复, 实现网络的实际输出与期望输出的误差最小化. 对于网络中任意单个神经元, 其学习模型如图2所示:

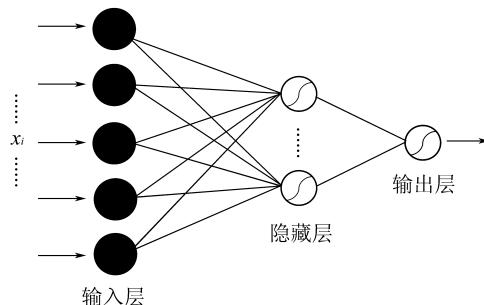


图1 BP网络拓扑结构示意图

Figure 1 Topology diagram of BP network

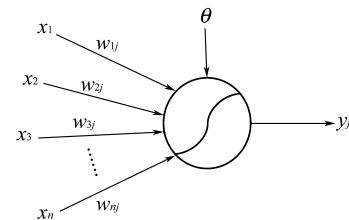


图2 神经元模型示意图

Figure 2 Schematic neuron model

若神经元模型输入单元为 x_i , $i = 1, 2, \dots, n$, 输出为 y_j , 则对于其中任一隐含层神经元 j 的输出值为

$$y_j = f(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i - \theta_j). \quad (1)$$

其中, θ 为神经元 j 的阈值, w_{ij} 为输入层各单元与隐含层单元之间的连接权值, f 为神经元 j 的激励函数, 本文研究中所采用的是Tan-sigmoid函数.

另外, 输入和输出要素的类别数量决定着输入层和输出层的神经元数量, 而隐含层神经元的数量直接关系到网络模型的记忆、泛化能力以及输出质量. 对于只有一个隐含层的BP网络, 若其隐含层神经元的个数足够多, 则可以对定义在任意有界区间的函数做逼近. 但若神经元的个数过多, 虽然能够在训练数据集中取得更好的效果, 但是会降低其网络的泛化能力, 外推插值受到限制. 因此, 选择适宜的隐含层神经元个数对于建立高质量的BP网络非常重要. 本文在Kolmogorov经验公式^[20]的基础上反复试验, 最终确定隐含层神经元个数为10.

从原理上说, BP人工神经网络是依托于大量

数据基础的数学计算模型,并不是直接基于特定的生态过程。作为一种“黑箱”模型,在建模过程中缺乏对输入输出要素之间的相互作用关系解释分析。如果能够对网络模型内部的机理进行研究,并联系输入元素和输出元素的变化规律进行分析,这对于从生态过程的角度诠释BP人工神经网络的模型结构会有很大的帮助。目前,国内外学者在这方面已经做了大量的研究,Gevrey等^[21]比较了多种研究人工神经网络贡献率方法,其中包括:Garson方法、输入扰动分析、灵敏度分析等;Olden等^[22]通过实验数据,在Geverey等的基础上,得出网络连接权重法是一种相对较优的贡献率分析方法。本文即采用连接权重方法来计算输入要素的相对贡献率:

$$RI(\%) = \frac{\sum_{j=1}^p \frac{|\omega_{ij}| \times |\omega_{jk}|}{\sum_{i=1}^n (|\omega_{ij}| \times |\omega_{jk}|)}}{\sum_{j=1}^p \sum_{i=1}^n \frac{|\omega_{ij}| \times |\omega_{jk}|}{\sum_{i=1}^n (|\omega_{ij}| \times |\omega_{jk}|)}} \times 100. \quad (2)$$

其中, ω_{ij} 为输入层与隐含层之间的权重, ω_{jk} 为隐含层与输出层之间的权重, $i = 1, 2, \dots, n$ 为输入层元素个数, $j = 1, 2, \dots, p$ 为隐含层元素个数, $RI(\%)$ 为输入神经元要素重要性指数。

1.2 研究区概况

研究站点位于甘肃省张掖市甘州区的盈科灌区($100^{\circ}24'37.2''$ E, $38^{\circ}51'25.7''$ N, 海拔1519.1 m),是比较理想的绿洲农田,主要种植作物为玉米。研究区为典型的干旱内陆型气候,年潜在蒸发量约为2000~2350 mm,年平均降水量130.4 mm,年平均温度7.3°C,土壤以亚砂土—亚黏土为主^[23~24]。该站点是由中国科学院寒区旱区环境与工程研究所承担的西部行动计划项目“黑河流域遥感—地面观测同步试验与综合模拟平台建设”依据项目的总体目标和研究内容而建立,建有自动气象站和涡度通量系统,对于该点的水热、能量以及其他微气象数据已经进行了长期的记录观测。

本文以盈科站经过初步质量控制的Level 2数据产品为基础,采用2009年5月20日至9月15日的微气象数据和有效涡度相关通量数据,研究玉米的生长季过程对ANN方法插补结果的影响。为此,对数据进行了以下两种不同的处理:1)根据玉米的生长周期^[25],将数据划分为不同的窗口,随机挑选一定数量的样本(600个),训练BP网络;2)随机从整个生长季中挑选出一定数量的数据来训练BP网络。用这两种方法训练好网络后,在每个窗口未参与训练的剩余样本中各选取一定数

量(200个)的观测数据,用来检验模拟效果。

1.3 输入元素的选择

蒸散发通量的变化主要受三方面制约:能量来源、大气紊流以及环境水分供给情况。本文中输入的微气象元素以Penman-Monteith模型^[25]参数为基础进行选取,在输入元素中,净辐射、温度及土壤热通量直接反映研究期内能量分配与变化;风速和相对湿度则主要反映了研究区冠层上方大气紊流状况,直接影响涡度相关系统的测量;土壤体积含水率则是反映玉米生长季期间直接水分供给情况,可以从田间持水量的程度方面影响蒸散发量变化。由于研究区为绿洲农田生态系统,在整个玉米生长季过程中下垫面植被覆盖变化很大,因此在距离上选择最为靠近玉米植株的这几类微气象元素作为输入,可以在选择类别较少的情况下,有效地覆盖影响蒸散发量变化的主要方面。

1.4 数据预处理

基于物质和能量平衡原理,近地表可利用能量分配格局^[26]为

$$R_n - G = LE + H + S + Q. \quad (3)$$

其中, R_n 为净辐射量, G 为土壤热通量, LE 为潜热通量, H 为显热通量; S 为植物热储量,一般不会超过净辐射量的5%,在计算精度范围内可忽略; Q 为其他能量来源总和,数量极小,往往不计。但是在涡度实际观测结果中等式两边并不完全相等,等式右边比左边小约10%~30%不等^[27]。因此,闭合度是评价涡度数据质量的重要依据。本文选取研究期内全部有效数据,采用线性拟合斜率的方法,计算闭合度为0.68,虽然闭合度并不是很高,但属于正常范围之内。

另外,由于输入的样本数据并不在同一个数量级,为了消除各类元素数量级的差异对训练结果产生的影响,同时也为了加快网络训练和收敛速度,需要对这些输入数据进行归一化处理:

$$Y = (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}). \quad (4)$$

其中, Y 为输入变量归一化值, x 为输入变量, x_{\min} 为输入变量最小值, x_{\max} 为输入变量最大值。

1.5 模型质量评价

对于训练完成的模型采用以下数学指标进行统计分析,用以评价模拟值与观测值之间的相关趋势与离散程度。

Pearson 相关系数:

$$R = \frac{\sum_{n=1}^n (y - \bar{y})(t - \bar{t})}{\sqrt{\sum_{n=1}^n (y - \bar{y})^2 \sum_{n=1}^n (t - \bar{t})^2}}; \quad (5)$$

均方根误差(RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{n=1}^n (y - t)^2}; \quad (6)$$

绝对平均误差(MAE):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{n=1}^n |y - t|. \quad (7)$$

其中, y 为 EC 观测值, \bar{y} 为 EC 观测值的平均值, t 为 ANN 模拟值, \bar{t} 为 ANN 模拟值的平均值, n 为数据量.

2 结果与分析

2.1 通量观测数据的缺省状况

在欧洲与美洲通量网中, 以农作物为下垫面的研究站点其潜热通量缺失平均达到了 26.6%. 表 1 统计了本研究区 2009 年玉米在各个生长阶段涡度数据的缺失情况. 在整个生长季, 数据平均缺失率为 20.5%. 其中, 在收获期缺失情况最高(38%), 而快速生长期最低(1.4%). 从图 3 可以看出, 不同时

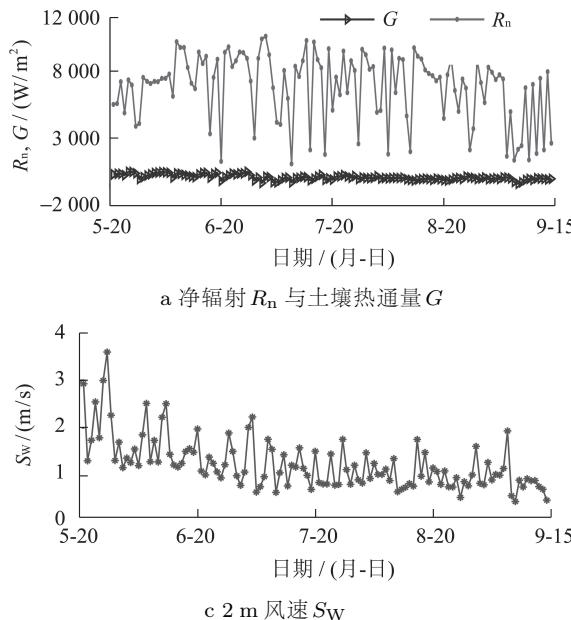


图 3 生长期期间日降雨量与土壤含水量变化

Figure 3 Change of the daily rainfall and soil moisture during the growing season

2.2 植被生长过程对模拟结果的影响

为了研究植被生长过程对数据插补结果的影响, 本文分别从生长季四个阶段中选取了未参与模型训练的样本数据各 200 个, 并分别通过两种数据利用方法模拟结果得到相关系数(R)、均方根误

差(RMSE)、平均绝对误差(MAE).

表 1 研究区作物生长季涡度缺失数据统计

Table 1 Eddy covariance statistical analysis of missing data of crop growing season

数据统计	播种出苗期	快速生长期	成熟期	收获期	共计
	(5-20-6-15)	(6-16-7-15)	(7-16-8-15)	(8-16-9-15)	
有效数据	1 192	1 420	1 443	909	4 964
缺失数据	104	20	45	579	748
不完备度	8%	1.4%	3%	38%	20.5%

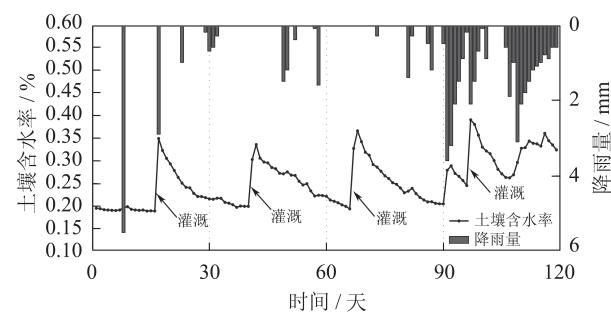


图 3 生长期期间日降雨量与土壤含水量变化

Figure 3 Change of the daily rainfall and soil moisture during the growing season

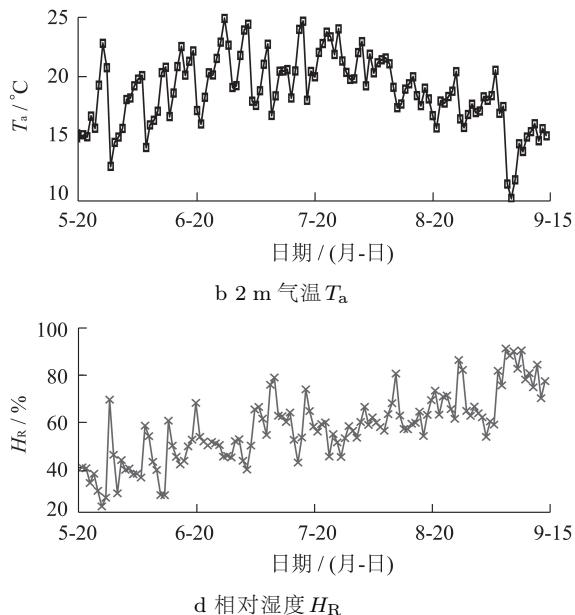


图 4 生长期期间主要气象因子变化

Figure 4 Change of the main meteorological factors during the growing season

差(RMSE)、平均绝对误差(MAE).

由图 5 可见, 这两种模型的模拟结果都比较高 (R^2 大于 0.85), 但分阶段数据处理方法的插补结果要好于整体数据处理方法(表 2). 综合考虑三类检验指标, 分阶段模型插补结果在成熟期的最好

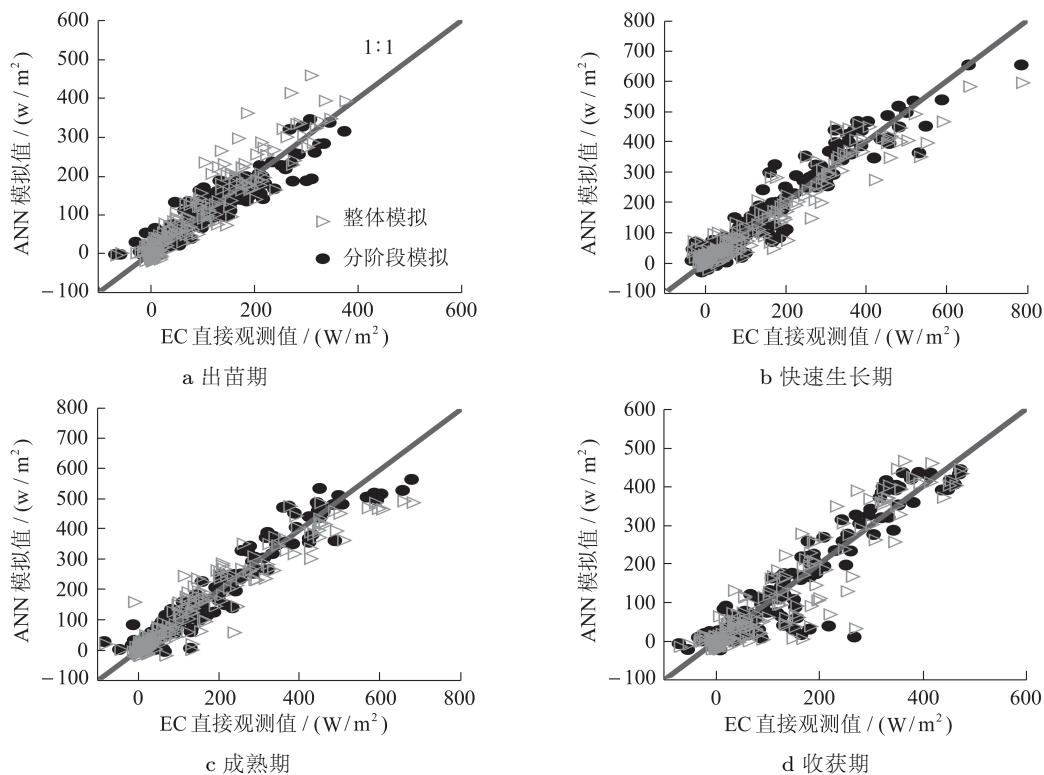


图 5 各阶段检测数据相关分析

Figure 5 Correlation analysis about test data for each stage

($R^2 = 0.95$, $RMSE = 37.8 \text{ W/m}^2$, $MAE = 26.3 \text{ W/m}^2$),而整体模型在快速生长期模拟效果最好($R^2 = 0.92$, $RMSE = 47.0 \text{ W/m}^2$, $MAE = 30.9 \text{ W/m}^2$). 两种数据利用方法的插补结果均在收获期最低(分阶段模型: $R^2 = 0.91$, $RMSE = 38.9 \text{ W/m}^2$, $MAE = 25.7 \text{ W/m}^2$;整体模型: $R^2 = 0.87$, $RMSE = 49.9 \text{ W/m}^2$, $MAE = 34.9 \text{ W/m}^2$).

造成两种模型精度差异的主要原因是受到作物不同生长阶段的影响. 因为在农田生态系统中农作物的长势情况是下垫面植被变化的最主要因

素, 而植被覆盖的变化又是决定净辐射与潜热、显热和土壤热通量能量分配的重要因素, 而且随着作物生长周期中其自身的蒸腾作用的逐步增强和减小, 也势必对蒸散发量产生影响. 若按照整体数据建模, 则要将整个生长季微气象因子及水分供给等影响因子综合考虑, 必然会模糊各个生长阶段下垫面植被变化的影响. 因此, 在建立人工神经网络模型时按照作物的生长阶段建模进行模拟, 可以比直接用整体数据进行建模获得更加科学的结果.

表 2 分阶段模型与总体模型对比

Table 2 Comparison of the stages model to the overall model

阶段	日期	分阶段模型			整体模型		
		R^2	$RMSE$	MAE	R^2	$RMSE$	MAE
播种出苗期	5-20-6-15	0.91	28.9	21.3	0.88	39.6	27.6
快速生长期	6-16-7-15	0.94	41.3	28.8	0.92	47.0	30.9
成熟期	7-16-8-15	0.95	37.8	26.3	0.91	50.7	33.7
收获期	8-15-9-15	0.91	38.9	25.7	0.87	49.9	34.9
平均		0.93	36.8	25.5	0.89	46.8	31.8

$RMSE$, MAE 单位为 W/m^2 .

2.3 输入元素贡献率分析

生长季内各输入元素对输出结果的相对贡献率如图6所示, 可以看出在不同的生长阶段, 输入元素的相对贡献率各不相同. 净辐射的相对贡献率在玉米各个生长阶段均处在最高的位置, 依次

为 21.7%, 23.1%, 21.9%, 23.5%. 这主要是由于净辐射是蒸散发能量最重要的来源, 直接影响着地表能量的格局和变化. 随着生长阶段的不同, 其他元素对蒸散发通量影响的贡献率也发生相对变化. 在播种出苗期, 农田下垫面植被稀疏, 土壤蒸散发

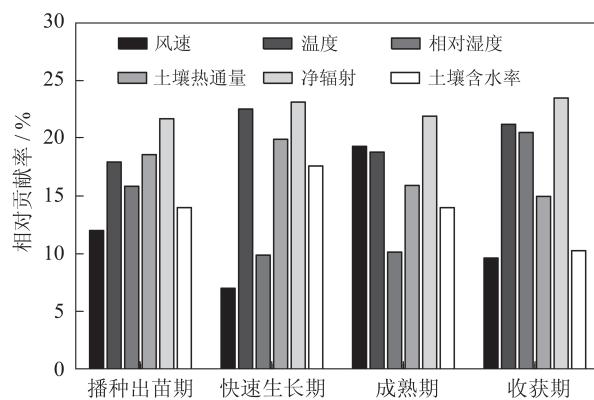


图 6 各阶段模型输入要素贡献率

Figure 6 The input factor contribution of various stages

占总蒸散发的比率很高^[28], 土壤热通量成为该时期影响蒸散发的重要因素(相对贡献率为18.6%), 而此时风速的影响最低(相对贡献率为12%). 在快速生长期, 由于气温的上升, 使得温度的影响明显上升(相对贡献率为22.5%), 而土壤热通量上升不大, 这是因为玉米植株的生长逐渐覆盖了地表所致. 在成熟期, 地表被全部覆盖, 土壤热通量的影响明显降低, 而风速的影响有较大的上升, 与温度的贡献率相当. 因为在这个生长期, 蒸散发的来源基本上全部是植物的蒸腾作用, 而温度则是影响植物叶片气孔开闭的最主要因素; 同时, 2 m处的风速直接影响着作物冠层空气动力学阻力, 进而对植物蒸腾产生影响. 在收获期, 风速影响恢复到先前水平, 相对湿度贡献率有明显上升. 结合此期间气象资料(图3, 图4), 发现该期间有连续降雨, 相对湿度有着较大幅度的变化, 导致了相对湿度和温度的贡献率在此期间占据主要位置.

另外, 从图3可以看出, 土壤水分作为蒸散来源的直接影响因素, 也呈现规律性变化. 结合图6可以看到, 土壤水分的贡献率高低与该月份研究区土壤水分变化曲线关系密切, 由于每次灌溉后田间含水量会达到饱和含水量, 这时蒸散发强度主要受到其他气象因素的影响, 土壤水分的影响则相对较低; 而随着累计蒸散量的增加, 土壤水分含量则逐渐制约蒸散发强度, 进而对潜热的影响逐步上升. 如收获期时, 其土壤含水量贡献率达到最低, 这是由于该期间内平均土壤含水量达到最高; 而在作物的整个生长季内均有人工灌溉, 使该因素的平均相对贡献率较低.

2.4 插补效果分析

涡度观测蒸散发通量数据的缺失主要表现为短期的点状缺失和长期连续缺失, 本文分别通过用分阶段模型和整体模型对缺失的潜热通量数据

进行了插补. 两种模型的插补效果如图7所示, 可以看到分阶段ANN模型的插补效果不论是对点状缺失情况还是连续缺失情况, 均优于整体ANN模型, 在细节上更贴近于涡度直接观测值.

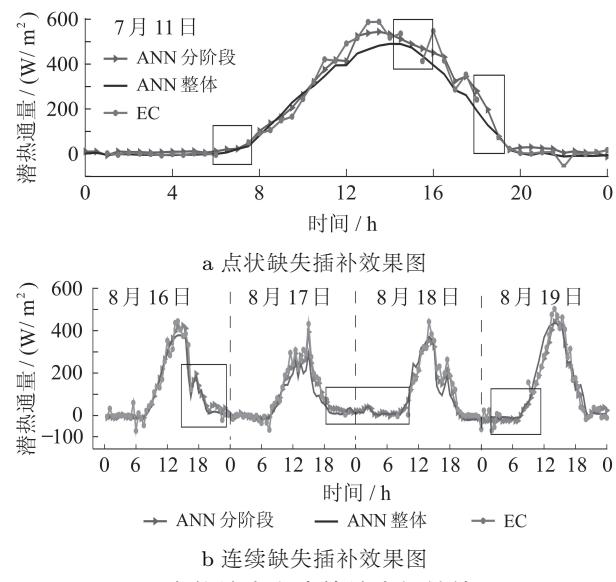


图 7 点状缺失和连续缺失插补效果图

Figure 7 Renderings for punctate missing and continuous missing interpolation

在图8中可以清晰直观地看出, 在作物整个生长季中, 生长初期整体模拟结果要高于观测值, 在成熟期整体模拟结果则低于观测值, 而分阶段模拟结果则比较稳定, 基本上在各阶段都接近于EC

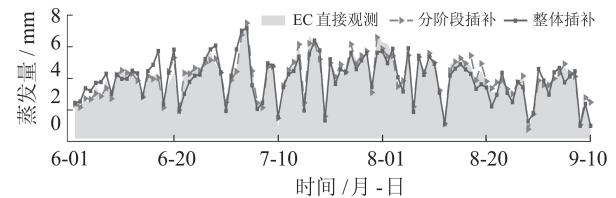


图 8 分阶段/整体插补对比涡度直接观测值

Figure 8 Comparison of stages/overall value to EC value

直接观测值. 造成这种结果的原因正是由于整体模拟插补将完整生长季微气象因子及水分供给因子综合考虑, 从而模糊了各个生长阶段的影响所致. 从图9中可以看出插补完整的整个生长季潜热通量与净辐射的对比, 其中有少数几天潜热通量大于净辐射, 这是由绿洲效应^[29]所致. 另外, 通过

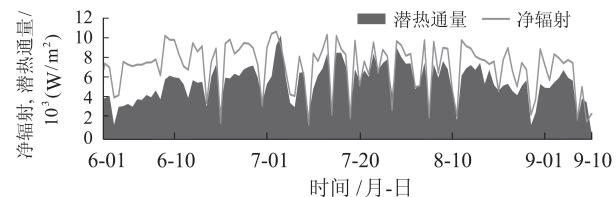


图 9 插补完整潜热通量与净辐射日变化对比

Figure 9 Comparison of interpolation complete latent heat flux to net radiations

两种插补模型得到的完全连续潜热通量数据, 分别计算得到研究站点在所选生长季期间蒸散发总量, 分别是442 mm和444 mm, 二者差异较小。

人工神经网络方法作为一种近些年来应用较多的模拟插补方法, 对于内部机理复杂过程的模拟相比较其他的方法有着高效、拟合精度高等优点, 而且具有一定的外推能力, 但也存在以下不足:

依赖于样本数据质量的好坏, 若样本数据的质量得不到保证, 其训练而成的ANN模型可靠性必定不高。

样本数量和模型结构对模拟结果的影响, 样本数据太少可能会导致过度拟合问题的出现, 因此如何划分样本数据以及如何确定隐含层结构才能到达最优模拟结果是今后研究的方向。

3 结论

本文在验证样本数据的基础上, 在玉米生长季内, 按照分阶段和整体两种方式分别建立人工神经网络模型来模拟插补潜热通量数据, 均取得较好的结果, R^2 分别达到了0.90, 0.87以上, RMSE 和MAE 分别控制在41.3, 50.7, 28.8, 34.9 w/m² 以下。其中按照作物生长季的变化分阶段建模要比按整体建模获得更高的拟合精度, 分阶段模型可以更加真实地反映作物不同生长阶段植被、能量变化以及气象因子等对最终潜热通量的影响, 能够更好地保留潜热通量与环境因子之间的基本生态学响应特点。

对比两种模型的拟合结果, 按作物生长阶段分阶段建模方法更值得推荐用来模拟插补如绿洲农田等下垫面变化较大的生态系统。

参考文献

- [1] 陈曦. 亚洲中部干旱区蒸散发研究[M]. 北京: 气象出版社, 2012.
- [2] YANG Da-wen, LI Chong, HU He-ping, et al. Analysis of water resources variability in the Yellow River of China during the last half century using historical data[J]. Water Resources Research, 2004, 40(6): W06502.1–W06502.12.
- [3] 陈鹤, 杨大文, 吕华芳. 不同作物类型下蒸散发时间尺度扩展方法对比[J]. 农业工程学报, 2013, 29(6): 73–81.
- [4] BALDOCCHI D, VALENTINI R, RUNNING S, et al. Strategies for measuring and modelling carbon dioxide and water vapor fluxes over terrestrial ecosystems[J]. Global Change Biol, 1996, 2(3): 159–168.
- [5] ALAVI N, WARLAND J S, BERG A A. Filling gaps in evapotranspiration measurements for water budget studies: evaluation of a Kalman filtering approach[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2006, 141(1): 57–66.
- [6] SWINBANK E C. Measurement of vertical transfer of heat and water vapor by eddies in the lower atmosphere[J]. Journal of the Atmospheric Sciences, 1951, 8(3): 135–145.
- [7] 赵文智, 吉喜斌, 刘鹤. 蒸散发观测研究进展及绿洲蒸散研究展望[J]. 干旱区研究, 2011, 28(3): 463–470.
- [8] 朱治林, 孙晓敏, 温学发, 等. 中国通量网(China FLUX)夜间CO₂涡度相关通量数据处理方法研究[J]. 中国科学D辑: 地球科学, 2006(S1): 34–44.
- [9] FALGE E, BALDOCCHI D, OLSON E, et al. Gap filling strategies for long term energy flux data sets[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2001, 107(1): 71–77.
- [10] 徐自为, 刘绍民, 徐同仁, 等. 涡动相关仪观测蒸散量的插补方法比较[J]. 地球科学进展, 2009, 24(4): 372–382.
- [11] MOFFAT A M, PAPALE D, REICHSTEIN M, et al. Comprehensive comparison of gap-filling techniques for eddy covariance net carbon fluxes[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2007, 147(3/4): 209–232.
- [12] WILSON K, GOLDSTEIN A, FALGE E, et al. Energy balance closure at FLUXNET sites[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2002, 113(1/4): 223–243.
- [13] WANG K, DICKINSON R E. A review of global terrestrial evapotranspiration: observation, modeling, climatology, and climatic variability[J]. Reviews of Geophysics, 2012, 50(2): RG000373.1–RG000373.54.
- [14] 何洪林, 于贵瑞, 张雷明, 等. 基于人工神经网络的ChinaFLUX观测站CO₂模拟研究通量[J]. 中国科学D辑: 地球科学, 2006(S1): 234–243.
- [15] 王玲, 朱传保. 人工神经网络用于水文资料的插补延长[J]. 东北师范大学学报: 自然科学版, 2002, 22(2): 105–110.
- [16] 窦兆一, 刘建军. 人工神经网络在通量观测资料插补中的应用[J]. 西北林学院学报, 2009, 24(3): 58–62.
- [17] ZHU Gao-feng, LI Xin, SU Yong-homg, et al. Seasonal fluctuations and temperature dependence in photosynthetic parameters and stomatal conductance at

- the leaf scale of *Populus Euphratica Oliv*[J]. *Tree Physiology*, 2011, 31(2): 178–195.
- [18] 李沛, 王式功, 尚可政, 等. 基于神经网络逐级分类建模的北京地区能见度预报[J]. 兰州大学学报: 自然科学版, 2012, 48(3): 52–57.
- [19] KRIESEL D. A brief introduction to neural networks[EB/OL]. 2007-6-12[2013-10-17]. http://www.dkriesel.com/en/science/neural_networks.
- [20] 范佳妮, 王振雷, 钱锋. BP 人工神经网络隐层结构设计的研究进展[J]. 控制工程, 2005(S1): 109–113.
- [21] GEVREY M, DIMOPOULOS I, LEK S. Review and comparison of methods to study the contribution of variables in artificial neural network models[J]. *Eco-logical Modelling*, 2003, 160(3): 249–264.
- [22] OLDEN J D, JOY M K, DEATH R G. An accurate comparison of methods for quantifying variable importance in artificial neural networks using simulated data[J]. *Ecological Modelling*, 2004, 178(3/4): 389–397.
- [23] 角媛梅, 马明国, 肖笃宁. 黑河流域中游张掖绿洲景观格局研究[J]. *冰川冻土*, 2003, 25(1): 94–99.
- [24] 黄世华, 张世挺, 秦燕燕, 等. 张掖地区1951–2010年逐月SPI分析及年内水资源配置[J]. 兰州大学学报: 自然科学版, 2013, 49(4): 511–514.
- [25] ALLEN R G, PEREIRA L S, RAES D, et al. Crop evapotranspiration-guidelines for computing crop water requirements[C]//FAO Irrigation and Drainage Paper No.56. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 1998: 279–288.
- [26] 陈云飞, 江洪, 周国模, 等. 高效经营雷竹林生态系统能量通量过程及闭合度[J]. 应用生态学报, 2013, 24(4): 1063–1069.
- [27] 王介民, 王维真, 刘绍民, 等. 近地层能量平衡闭合问题综述及个例分析[J]. 地球科学进展, 2009, 24(7): 705–713.
- [28] 孙景生, 康绍忠, 王景雷, 等. 沟灌夏玉米棵间土壤蒸发规律的试验研究[J]. 农业工程学报, 2005, 21(11): 28–32.
- [29] 刘树华, 胡予, 胡非, 等. 沙漠–绿洲陆–气相互作用和绿洲效应的数值模拟[J]. 地球物理学报, 2005, 48(5): 1019–1027.

(责任编辑: 张 勇)