

# 基于人工神经网络的不同植被类型蒸散量时空尺度扩展

冯丽丽, 张琨, 韩拓, 马婷, 孙爽, 朱高峰

兰州大学 资源环境学院, 兰州 730000

**摘要:** 基于通量网中23个站点下草地、农田、郁闭灌丛、落叶阔叶林、常绿针叶林、开阔灌丛、湿地7种植被类型2001—2007年气象和潜热数据, 运用人工神经网络方法进行潜热通量/蒸散量的不同时空尺度的模拟, 以期探究模型输入因子重要性及对人工神经网络法在蒸散发估算中时空尺度外推能力进行验证。结果表明: 以温度、相对湿度、太阳辐射、土壤含水量、归一化植被指数、风速、土壤热通量为主的输入因子对不同植被类型蒸散量的影响程度不同: 太阳辐射对各植被类型影响都相对较大, 风速的影响与植被类型有关, 归一化植被指数对植被生长期影响有差异; 蒸散量模拟效果具有较大的时空异质性, 时间尺度上的模拟效果比空间尺度上的好。其中, 草地与农田的模拟效果最好。模拟结果中纳什系数多为0~1, 个别小于0, 模拟结果与观测值的相关系数均在0.6以上。基于人工神经网络法的潜在蒸散估计可以进行一定的区域外推, 模拟效果的好坏受控于局地的气候状况。

**关键词:** 通量数据; 人工神经网络; 蒸散量; 时空尺度

**中图分类号:** TE122 **文献标识码:** A **文章编号:** 0455-2059(2017)02-0186-08

**DOI:** 10.13885/j.issn.0455-2059.2017.02.006

## Scale expansion of evapotranspiration in different vegetation types based on the artificial neural network

Feng Li-li, Zhang Kun, Han Tuo, Ma Ting, Sun Shuang, Zhu Gao-feng

College of Earth and Environmental Sciences, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China

**Abstract:** Based on 2001–2007 meteorological and latent heat data from 23 sites including grassland, cropland, closed shrubland, deciduous broadleaf forest, evergreen needle-leaf forest, open shrubland and permanent wetland, the artificial neural network method was used to simulate the latent heat flux/evapotranspiration in different spatial and temporal scales, in order to evaluate the importance of input factors and validate the extrapolation capability of the artificial neural network. The research indicated that temperature, relative humidity, net radiation, soil water content, normalized difference vegetation index, wind speed, soil heat flux should be chosen as the main input factors, whose influence on the evapotranspiration of different vegetation types was in different degrees, with the net radiation's influence being considerable, that of wind speed being connected with the vegetation type, and the normalized difference vegetation index being varied in the growing stage of vegetation. The simulation results of the latent heat flux/evapotranspiration were in great temporal and spatial heterogeneity, and the simulation results in different temporal scales were better than in the spatial scales. The Nash coefficients were mostly between 0 and 1,

收稿日期: 2015-12-09 修回日期: 2016-01-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(31370467, 41571016)

作者简介: 朱高峰(1978-), 男, 山东栖霞人, 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。

the individual was less than 0, but the correlation coefficients between the simulation results and the observed data were all above 0.6, indicating that the artificial neural network can be used for extrapolation in certain areas. The simulation results were related with the climatic conditions in different regions.

**Key words:** flux data; artificial neural network; evapotranspiration; spatial and temporal scale

由人类活动引起的温室效应及由此造成的全球气候变化已经引起了人们的广泛关注<sup>[1-3]</sup>。蒸散发作为全球能量和水量平衡的重要组成部分<sup>[4]</sup>,其准确估算不仅在全球气候变化和水资源评价等领域具有重要指导意义,而且对旱情监测、农业优化灌溉和水资源利用率的提高等方面有重大实践意义<sup>[5-6]</sup>。

目前,基于空气动力学原理的涡度相关观测技术已成为直接测定大气与植物之间水汽和CO<sub>2</sub>交换通量的通用标准,并得到广泛运用<sup>[7-9]</sup>。全球有253个数据共享的通量站<sup>[10-12]</sup>,这些广泛分布的观测站点为探究蒸散发的区域差异提供了便利。但是,由于站点分布的不均匀性<sup>[13]</sup>以及由仪器本身或天气原因造成的观测不连续性,使得基于涡度站点的数据得到长时间、区域/全球尺度上的蒸散发仍有很大困难。因此,基于站点数据进行时空尺度外推,估算区域/全球尺度的长序列蒸散发成为科学家关注的重点领域<sup>[14]</sup>。

人工神经网络(artificial neural network, ANN)是一种基于数据驱动的方法,不依赖于理论模型的假设。Papale等<sup>[15]</sup>最先提出应用ANN进行生态系统净CO<sub>2</sub>通量时空扩展的方法,并在欧洲森林生态系统进行了验证,得到的结果与实测值拟合较好,该方法被成功应用到生态系统总初级生产量的空间分布特征的研究中<sup>[16]</sup>。但是,在蒸散发时空扩展研究方面运用相对较少,精度还有待于系统评价。

本研究将ANN方法与通量网数据相结合,利用各气象因素与潜热之间的关系,探究ANN方法对站点观测的蒸散量进行时空外推的可行性,并对结果进行分析,具体包括:分析选定的各因子对蒸散量的影响程度;分析评价ANN方法在同一站点不同时间尺度的蒸散量模拟效果;评价同一植被类型下不同空间尺度站点的蒸散量模拟效果。

## 1 材料与方法

### 1.1 站点介绍

研究数据来源于全球通量网([www.fluxdata.org](http://www.fluxdata.org))23个站点中不同年份的蒸散发以及气象输入参数数据,并截取较为完整时段(每年5月25日-9月30日)的数据进行蒸散发估测,站点中植被类型有:草地(grasslands, GRA)、常绿针叶林(evergreen needleleaf forests, ENF)、落叶阔叶林(deciduous broadleaf forests, DBF)、开阔灌丛(open shrublands, OSH)、农田(croplands, CRO)、郁闭灌丛(closed shrublands, CSH)、湿地(permanent wetlands, WET),研究站点信息见表1。

uous broadleaf forests, DBF)、开 阔 灌 丛 (open shrublands, OSH)、农 田 (croplands, CRO)、郁 闭 灌 丛 (closed shrublands, CSH)、湿 地 (permanent wetlands, WET), 研究站点信息见表1。

表1 研究站点信息  
Table 1 Basic information of the study sites

站点	植被类型	北纬/(°)	经度/(°)	年份	所属通量网
IT-MBo	GRA	46.01N	11.05E	2005-2006	欧洲
IT-Mal	GRA	46.11N	11.70E	2004	欧洲
US-Bkg	GRA	44.35N	96.84W	2005-2006	北美
CA-NS1	ENF	55.88N	98.48W	2003	北美
CA-NS2	ENF	55.91N	98.53W	2003-2004	北美
CA-NS3	ENF	55.91N	98.38W	2004-2005	北美
CA-NS4	ENF	55.91N	98.38W	2003-2004	北美
FI-Sod	ENF	67.36N	26.64E	2004-2005	欧洲
IT-Ro1	DBF	42.41N	11.93E	2001-2006	欧洲
IT-Ro2	DBF	42.39N	11.92E	2004-2006	欧洲
US-MOz	DBF	38.74N	92.20W	2006-2007	北美
CA-NS6	OSH	55.92N	98.96W	2003-2004	北美
CA-NS7	OSH	56.64N	99.95W	2003-2005	北美
ES-LJu	OSH	36.93N	2.75W	2006-2007	欧洲
US-Ne1	CRO	41.17N	96.48W	2004-2005	北美
US-Ne2	CRO	41.16N	96.47W	2004-2005	北美
BE-Lon	CRO	50.55N	4.74E	2006	欧洲
US-SO4	CSH	33.38N	116.64W	2005-2006	北美
US-SO2	CSH	33.37N	116.62W	2006	北美
US-KS2	CSH	28.61N	80.67W	2004-2006	北美
US-Ivo	WET	68.49N	155.75W	2005-2006	北美
US-Brw	WET	71.32N	156.63W	2001	北美
FI-Kaa	WET	69.14N	27.29E	2003	欧洲

### 1.2 ANN模型

ANN是一种模仿人脑结构及其功能的信息处理系统模型<sup>[17]</sup>,具有自学习、自组织、自适应性,适用于那些缺乏精确的相关计算公式,却有着大量用于解决问题的经验知识和数据的领域<sup>[18]</sup>。

通常,ANN模型由输入层、隐层、输出层组成,基本组成单元是节点(或称神经元),每个节点只与邻层节点相连。目前运用最为广泛的是信号正向传播、误差反向传播的前馈型网络(back-propagation neural network, BP)。BP各层间的信号传递原理一致,通过调整权值来调整相应误差。输入层到隐层的传递过程,各层间通过激励函数进行转换与转移<sup>[17]</sup>。

本研究采用Matlab 2012中的神经网络工具对数据进行处理,随机抽取600组数据,其中70%

作为训练集, 15% 作为验证集, 15% 作为检验集, 隐层包含 10 个神经元.

### 1.3 输入参数选取与处理

蒸散发的变化主要受能量、大气紊流和水分供给 3 方面的制约<sup>[19]</sup>. 根据前期研究结果<sup>[20]</sup>, 本研究选取温度、相对湿度、太阳辐射、土壤含水量、归一化植被指数(normal differential vegetation index, NDVI)、风速、土壤热通量作为 ANN 的输入变量, 潜热通量为期望输出. 其中, NDVI 数据来源于美国国家航空航天局(national aeronautics and space administration, NASA)相关网站, 数据空间分辨率为 250 m×250 m, 时间分辨率为 16 d 的 MODIS 产品中的数据, 运用遥感影像处理平台 ENVI(the environment for visualizing images)提取解译后进行插值, 得到所需时间区间的 NDVI 数据, 使 NDVI 与所得气象数据的时间分辨率相同.

为避免数据不同量级及异常值带来的误差, 对获取数据进行预处理, 主要包括通量数据自身优化和归一化. 数据自身优化主要是异常值的处理, 参照文献[21]中各量的标准来进行相关数据的筛选.

数据的归一化处理: 由于输入要素不同, 且各要素的数量级差别大, 为了计算处理方便以及防止部分神经元达到过饱和状态, 在研究中对输入的原始数据进行规一化处理. 归一化公式:

$$X_{\text{scale}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}. \quad (1)$$

其中,  $X_{\text{scale}}$  为归一化值,  $x_{\min}$  为输入因子的最小值,  $x_{\max}$  为输入因子的最大值,  $x$  为输入因子.

### 1.4 输入参数的影响

ANN 作为一种黑箱模型, 人们还无法明确判断其内部机理, 这是神经网络方法的不足之处. 目前, 研究人员正试图通过各种途径揭示输入量与输出量之间的关系. 本研究采用连接权重分析法, 计算各输入变量的重要性. 具体步骤如下:

1) 计算隐含层神经元  $j$  的权重指数  $Q_{ij}$ .

对于一个 3 层结构的神经网络模型, 计算公式为:

$$Q_{ij} = \frac{|W_{ij}| \times |V_{jk}|}{\sum_{i=1}^n (|W_{ij}| \times |V_{jk}|)}, \quad (2)$$

2) 计算输入神经元的重要性指数 RI.

$$RI = \frac{\sum_{j=1}^p Q_{ij}}{\sum_{j=1}^p \sum_{i=1}^n Q_{ij}} \times 100. \quad (3)$$

其中,  $W_{ij}$  为输入层与隐层之间的权重,  $V_{jk}$  为隐层与输出层间的权重,  $i=1, 2, \dots, n$  为输入变量数目,  $j=1, 2, \dots, p$  为隐含层神经元数目,  $k=1, 2, \dots, q$  为输出层神经元数目, 本研究中  $k=1$ <sup>[21]</sup>.

### 1.5 时空扩展方案

#### 1.5.1 时间尺度的扩展

选定一站点作为基准站点, 运用其中 1 a 的数据来训练网络, 将该站点另 1 a 的数据放入训练好的网络进行仿真模拟, 然后对该模型模拟值进行相应评价.

#### 1.5.2 空间尺度扩展

选定一站点作为基准站点, 用其数据训练网络, 将所选的同一植被类型的另外几个站点的数据放入训练好的网络进行仿真模拟, 之后对其模拟值进行评价.

### 1.6 模型的适用性分析

本研究使用以下统计指标来评估网络拟合的效果:

$$\text{均方根误差: RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p (y_i - d_i)^2}{p}}, \quad (4)$$

$$\text{纳什系数: NSE} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^p (d_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^p (d_i - \bar{d}_i)^2}, \quad (5)$$

$$\text{相对误差: RE} = \frac{|y - d|}{d} \times 100\%. \quad (6)$$

其中,  $p$  是样本总数,  $y$  是输出结果,  $d$  是观测值,  $\bar{d}$  是观测值的平均值,  $y_i$  为第  $i$  个样本所对应的输出值,  $d_i$  表示  $i$  时刻的观测值.

## 2 结果与分析

在进行数据分类处理时, 以植被类型为基准, 分为 7 大类, 同一植被类型站点包括经纬度相近和差异较大两种情况, RI 为输入因子的重要性指数.

#### 2.1 时间尺度扩展精度

同一站点不同年份间模拟和评价结果见表 2、图 1, 站点训练及检验的相关系数均在 0.80 及以上, 最高为 0.96, 相关性极高, 说明所选样本的训练效果好. 所有站点模拟值与观测值的相关系数  $R^2$  均在 0.64 以上, 且只有 3 个站的  $NSE < 0.7$ . 其中, GRA、CRO 两种生态系统的模拟效果最好, WET、CSH 的模拟效果相对较差.

#### 2.2 空间尺度扩展精度

用表 3 中每种植被类型的第一个站点的数据

训练网络, 然后将其余站点的数据代入训练好的网络进行模拟, 并进行相关评价。不同生态系统的

站点模拟结果见表3、图2所示。

不同空间尺度站点的模拟效果整体低于不同

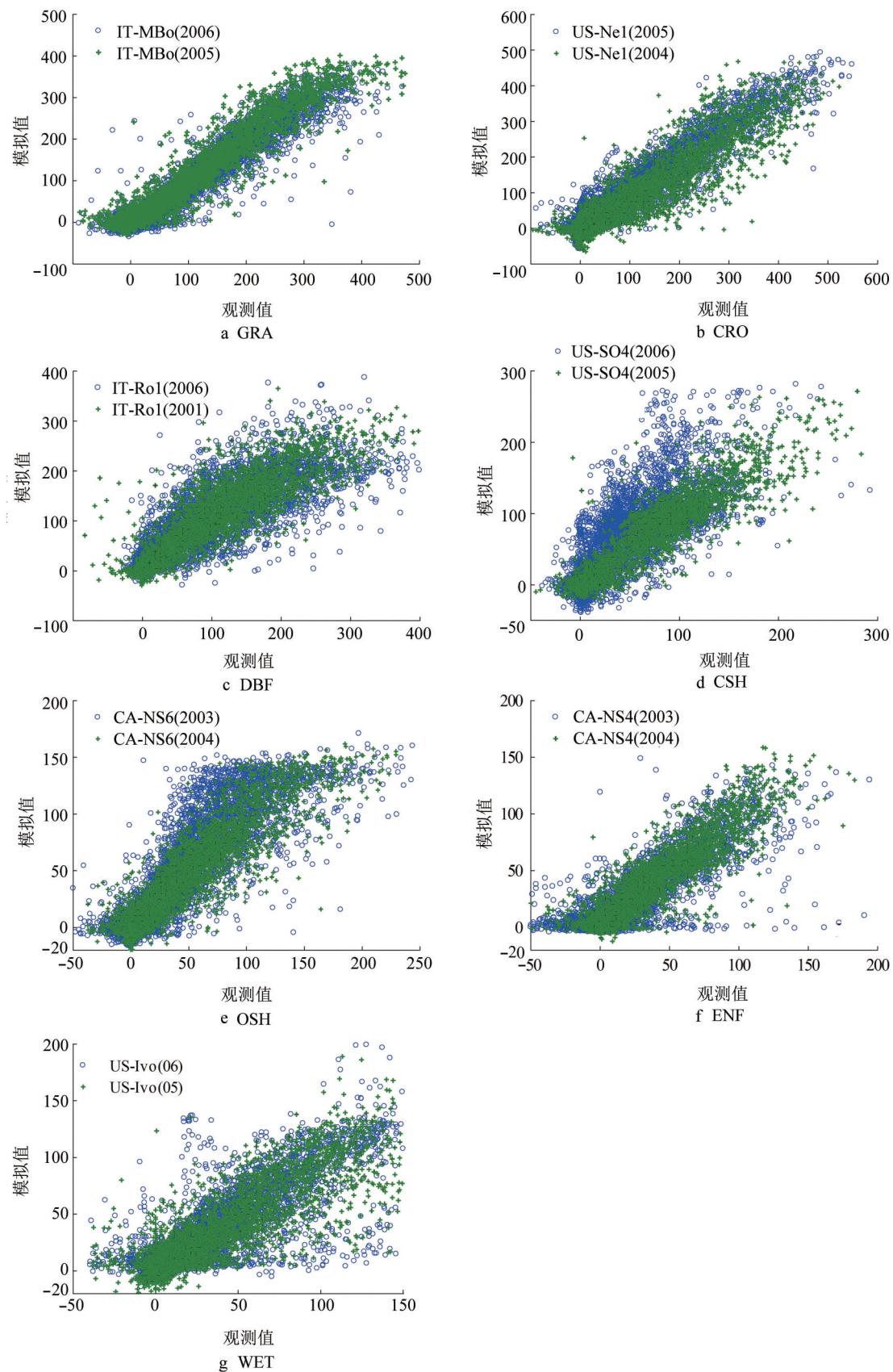


图1 同站点不同年份的模拟散点图  
Fig. 1 Scatter plot of the same sites' simulation results in different years

表2 同一站点不同时间尺度的模拟结果  
Table 2 Simulation results in the same sites of different temporal scales

植被类型	站点名称	误差	NSE	R <sup>2</sup>	RE	RMSE	ANN 检验相关系数	ANN 训练相关系数
ENF	CA-NS4(2004)	-1.93	0.85	0.85	0.54	12.51	0.91	0.92
ENF	CA-NS4(2003)	-2.64	0.66	0.67	1.03	19.92	0.81	0.82
OSH	CA-NS6(2004)	1.49	0.84	0.86	0.54	17.09	0.94	0.92
OSH	CA-NS6(2003)	-2.23	0.74	0.76	0.68	24.03	0.87	0.87
WET	US-Ivo(2005)	0.31	0.77	0.77	0.67	17.06	0.88	0.88
WET	US-Ivo(2006)	-0.96	0.64	0.66	0.73	22.23	0.82	0.81
DBF	IT-RO1(2001)	-1.84	0.84	0.84	0.55	32.85	0.92	0.92
DBF	IT-RO1(2006)	0.03	0.73	0.74	0.69	45.71	0.88	0.86
GRA	IT-MBO(2005)	-2.04	0.93	0.93	0.36	27.45	0.96	0.96
GRA	IT-MBO(2006)	9.83	0.91	0.91	0.39	31.95	0.94	0.96
CRO	US-Ne1(2005)	0.63	0.91	0.91	0.40	32.45	0.95	0.96
CRO	US-Ne1(2004)	15.33	0.84	0.86	0.52	43.98	0.90	0.93
CSH	US-SO4(2005)	0.24	0.87	0.88	0.41	20.61	0.93	0.94
CSH	US-SO4(2006)	-12.20	0.26	0.64	1.11	38.27	0.80	0.80

表3 不同空间尺度站点模拟结果  
Table 3 Simulation results in sites of different spatial scales

植被类型	站点名称	误差	NSE	R <sup>2</sup>	RE	RMSE	ANN 检验相关系数	ANN 训练相关系数
ENF	CA-NS4(2004)	-1.93	0.85	0.85	0.54	12.51	0.91	0.92
	CA-NS1(2003)	9.57	0.63	0.73	0.84	37.45	0.85	0.86
	CA-NS2(2003)	5.82	0.64	0.71	0.81	35.74	0.85	0.84
	CA-NS2(2004)	11.09	0.63	0.75	0.86	30.24	0.80	0.86
	CA-NS3(2004)	8.67	0.72	0.81	0.70	23.85	0.91	0.90
	CA-NS3(2005)	19.37	0.52	0.74	0.98	43.83	0.90	0.86
	FI-Sod(2004)	20.46	0.42	0.60	0.86	41.19	0.72	0.77
	FI-Sod(2005)	3.79	0.47	0.49	0.82	36.27	0.76	0.70
OSH	CA-NS6(2004)	1.49	0.84	0.86	0.54	17.09	0.94	0.92
	CA-NS7(2003)	20.07	0.51	0.66	0.94	41.37	0.76	0.81
	CA-NS7(2004)	15.95	0.58	0.69	0.89	36.29	0.83	0.83
	CA-NS7(2005)	12.26	0.66	0.73	0.83	33.51	0.86	0.86
	ES-LJU(2005)	-37.86	-1.07	0.42	2.07	47.01	0.57	0.65
	ES-LJU(2006)	-19.30	0.03	0.34	1.40	43.12	0.48	0.58
WET	US-Ivo(2005)	0.31	0.77	0.77	0.67	17.06	0.88	0.88
	US-Brw(2001)	-9.48	-0.29	0.60	1.17	23.34	0.81	0.77
	FI-Kaa(2003)	24.48	0.41	0.62	0.85	41.72	0.80	0.79
DBF	IT-Ro1(2001)	-1.84	0.84	0.84	0.55	32.85	0.92	0.92
	IT-Ro2(2006)	20.64	0.60	0.65	0.85	74.42	0.81	0.81
	US-MOz(2006)	4.64	0.72	0.73	0.71	61.36	0.83	0.85
	US-MOz(2007)	7.43	0.69	0.69	0.83	58.17	0.83	0.83
GRA	IT-MBO(2005)	-2.04	0.93	0.93	0.36	27.45	0.96	0.96
	IT-Mal(2004)	6.05	0.69	0.74	0.79	46.50	0.87	0.86
	US-Bkg(2005)	37.42	0.79	0.88	0.53	64.23	0.95	0.94
	US-Bkg(2006)	44.06	0.69	0.84	0.72	86.66	0.90	0.91
CRO	US-Ne1(2005)	0.63	0.91	0.91	0.40	32.45	0.95	0.96
	US-Ne2(2004)	-8.75	0.87	0.88	0.53	44.72	0.94	0.94
	US-Ne2(2005)	17.27	0.81	0.84	0.58	46.87	0.93	0.92
	BE-Lon(2006)	18.65	0.61	0.68	0.89	62.66	0.84	0.83
CSH	US-SO4(2005)	0.24	0.87	0.88	0.41	20.61	0.93	0.94
	US-SO2(2006)	-24.80	-0.63	0.68	1.68	61.03	0.87	0.82
	US-KS2(2005)	52.68	0.41	0.65	0.99	98.08	0.82	0.81
	US-KS2(2006)	55.37	0.36	0.59	1.02	103.32	0.71	0.77
	US-KS2(2004)	75.23	0.28	0.65	1.08	130.98	0.82	0.81

时间尺度的.

模拟效果较差的是植被类型为 OSH、WET

的站点. 对于 OSH 生态系统, ES-LJu 站点的高估现象较严重,  $NSE < 0$ , 这可能与气候类型有关.

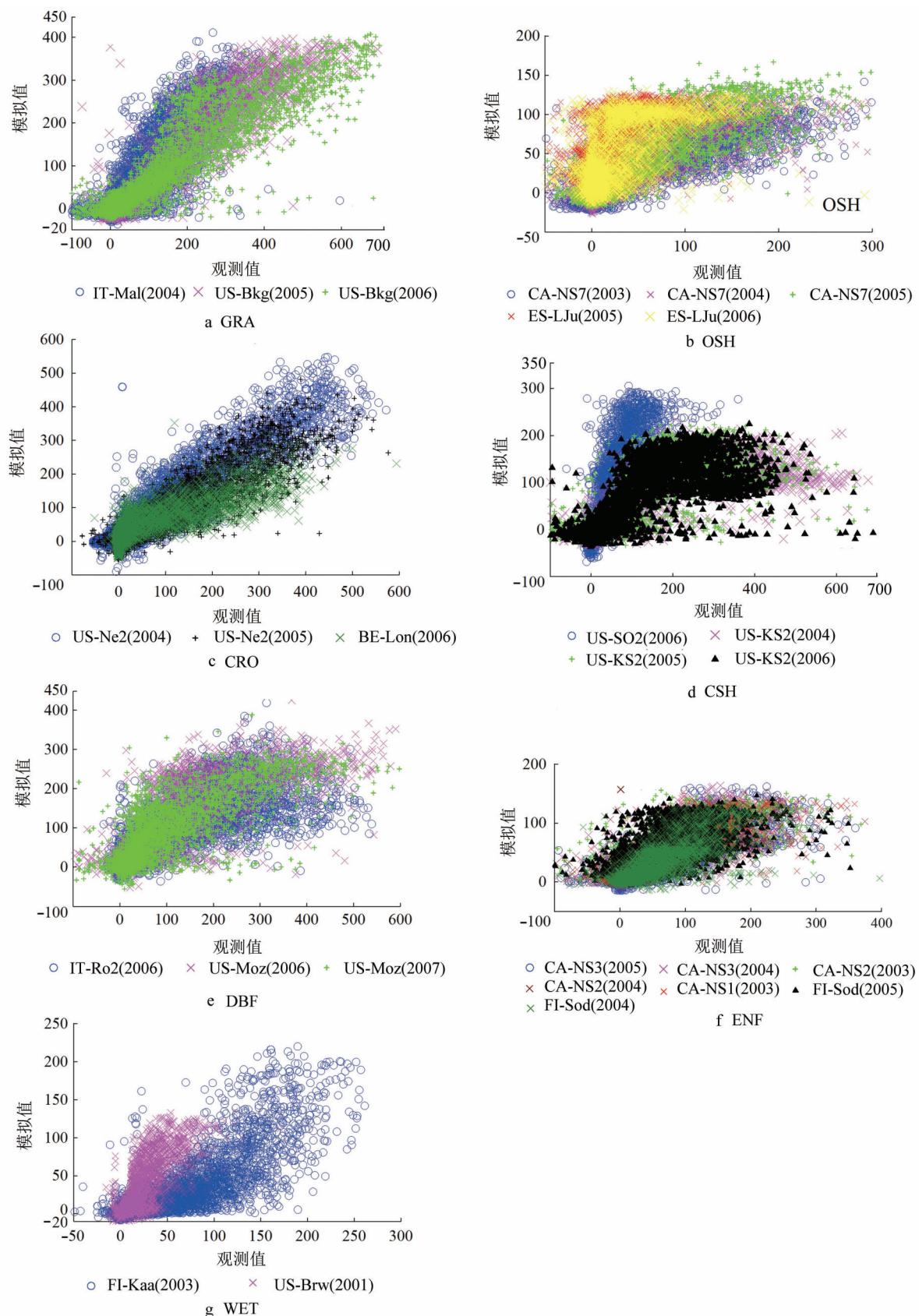


图2 不同空间尺度站点模拟散点图  
Fig. 2 Scatterplot in sites of different spatial scales

北美的 CA-NS7 为亚寒带气候, 而位于欧洲的 ES-LJu 站点为地中海气候; 对于 WET 生态系统, FI-Kaa 站点模拟效果较好, US-Brw 的 NSE < 0, 其中, 北美的 US-Brw 为苔原气候, 欧洲的 FI-Kaa 为亚寒带气候. 该结果初步验证了上述模拟结果与气候类型有关的想法.

模拟效果最好的为 GRA、CRO 两种生态系统的站点. 对于 GRA 生态系统, US-Bkg 的相关系数  $R^2$  比 IT-Mal 的高. 欧洲的 IT-Mal 站点为温带海洋性气候, 北美的 US-Bkg 为湿润大陆性气候. 对于 CRO 生态系统, US-Ne2 模拟结果的相关性比 BE-Lon 的好, 位于北美的 US-Ne2 站点为湿润大陆性气候, 而位于欧洲的 BE-Lon 为温带海洋性气候. 这两类生态系统站点的气候类型相反, 模拟效果的好坏程度也相反, 进一步得出模拟结果与气候

类型有关的结论.

对于 ENF 生态系统, CA-NS 系列站点相关系数  $R^2$  高于 FI-Sod. DBF 生态系统中, US-Moz 的模拟效果比 IT-Ro2 好. CSH 生态系统模拟的好坏程度基本相同.

### 2.3 因子重要性

因子重要性评价结果见图 3 所示. 在各生态系统中太阳辐射的影响较大, 温度、相对湿度的影响较小. 风速对农田和开阔灌丛的影响最小, 但对其他生态系统的影响较大; NDVI 对盖度较小及季节性变化明显的生态系统影响较大, 如 ENF、WET 等; 在加入土壤含水量作为输入因子的生态系统中, 其影响均较大, 因土壤热通量只在两种生态系统中引入, 所以其影响对比不明显, 但有一定影响.

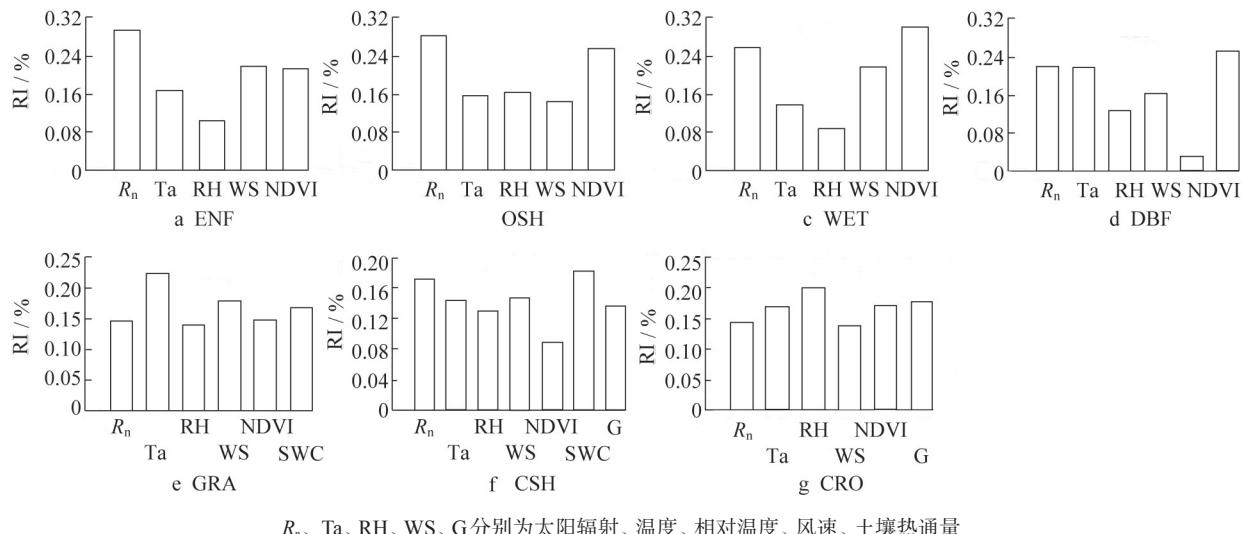


图 3 因子重要性柱状图  
Fig. 3 Histogram of the factors' importance

根据能量平衡原理, 辐射能量和空气动力学是影响蒸散量变化的两大因素. 其中, 辐射能量主要为太阳辐射, 且蒸发与辐射呈线性关系, 即辐射越高蒸散越大. 空气动力学部分主要是风速<sup>[22]</sup>、温度和水汽压差<sup>[23]</sup>. NDVI 在植被生长季期间变化明显, 而植被覆盖度的变化会影响下垫面水热状况, 进而影响蒸散发<sup>[24]</sup>. 树木根系发达, 蒸腾作用较强, 故对土壤含水量有影响.

### 3 结论与讨论

所选定的输入因子对不同植被类型蒸散量的影响程度不一, 不同时间尺度的模拟效果整体上比不同空间尺度的好, 在一定程度上可以进行时间及空间尺度外推.

时间尺度上高的相关性, 说明用 ANN 时间尺度外推或者插值可信度较高, 空间尺度上外推受到外界条件的制约, 如植被类型、气候类型等, 运用时需慎重考虑. 其中, CRO、GRA 的站点模拟效果最好, 可能与下垫面植被高度的一致性程度有关. 本研究结果与 Lu 等<sup>[25]</sup>用 ANN 方法得到的农田生态系统蒸散发模拟效果的高度不确定性的结论不一致, 可能因为所选时间不一致以及数据质量不同所致. US-Brw 站点的模拟结果不可信, US-KS2 模拟效果一般, 不如 Mu 等<sup>[26]</sup>用 RS-PM 及经改进的 RS-PM 的效果; Ershadi 等<sup>[11]</sup>运用 4 种不同的模型对蒸散模型的适用性进行评价, 其中, PT-JPL 模型对 US-Moz 站点的模拟效果比 ANN 的好, 其他模型相对较差, 因此对气候、地形等条件

相差较大或者模拟效果不好的站点可以适当采用其他模型进行辅助模拟计算, 以得到更精确的时空尺度扩展, 为蒸散发全球尺度扩展的进一步研究做铺垫。受制于涡度相关通量塔的数据存在能量不闭合, 净辐射与土壤热通量在许多情况下不等于显热通量与潜热通量之和等问题<sup>[27]</sup>, 加之局地环境的影响, 如 CA-NS1、CA-NS2、CA-NS3、CA-NS4、CA-NS6、CA-NS7, 经纬度很相近, 而植被类型却不同, 使数据评估结果存在一定程度上的差异。

## 参考文献

- [1] 黄润, 黄民生, 黄飞萍. 福建省温室气体排放影响因素分析[J]. 热带地理, 2013, 33(6): 674-680.
- [2] 李克让. 土地利用变化和温室气体净排放与陆地生态系统碳循环[M]. 北京: 气象出版社, 2002: 33-38.
- [3] 蔡博峰. 中国城市温室气体清单研究[J]. 中国人口·资源与环境, 2012, 22(1): 21-27.
- [4] 赵玲玲, 夏军. 北京潜在蒸散发量年内年际的气候变化特征及成因辨识[J]. 自然资源学报, 2013, 28(11): 1911-1921.
- [5] 刘绍民, 孙中平. 蒸散量测定与估算方法的对比研究[J]. 自然资源学报, 2003, 18(2): 161-167.
- [6] 赵玲玲, 夏军, 许崇育, 等. 水文循环模拟中蒸散发估算方法综述[J]. 地理学报, 2013, 68(1): 127-136.
- [7] 刘敏, 伏玉玲, 杨芳. 基于涡度相关技术的城市碳通量研究进展[J]. 应用生态学报, 2014, 25(2): 611-619.
- [8] 刘国水, 刘钰, 许迪. 基于涡度相关仪的蒸散量时间尺度扩展方法比较分析[J]. 农业工程学报, 2011, 27(6): 7-12.
- [9] 刘晨峰, 张志强, 孙阁, 等. 基于涡度相关法和树干液流法评价杨树人工林生态系统蒸发散及其环境响应[J]. 植物生态学报, 2009, 33(4): 706-718.
- [10] Douglas E M, Jacobs J M, Sumner D M, et al. A comparison of models for estimating potential evapotranspiration for Florida land cover types[J]. Journal of Hydrology, 2009, 373(3): 366-376.
- [11] Ershadi A, McCabe M F, Evans J P, et al. Multi-site evaluation of terrestrial evaporation models using FLUXNET data[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2014, 187(8): 46-61.
- [12] Baldocchi D, Falge E, Gu L, et al. FLUXNET: a new tool to study the temporal and spatial variability of ecosystem-scale carbon dioxide, water vapor and energy flux densities[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2001, 82(11): 2415-2434.
- [13] Chen Zhuo-gi, Shi Run-he, Zhang Shu-peng. An artificial neural network approach to estimate evapotranspiration from remote sensing and AmeriFlux data[J]. Frontiers of Earth Science, 2013, 7(1): 103-111.
- [14] Jung M, Reichstein M, Ciais P, et al. Recent decline in the global land evapotranspiration trend due to limited moisture supply[J]. Nature, 2010, 467(7318): 951-954.
- [15] Papale D, Valentini R. A new assessment of European forests carbon exchanges by eddy fluxes and artificial neural network spatialization[J]. Global Change Biology, 2003, 9(4): 525-535.
- [16] Beer C, Reichstein M, Tomelleri E, et al. Terrestrial gross carbon dioxide uptake: global distribution and co-variation with climate[J]. Science, 2010, 329(5993): 834-838.
- [17] 韩力群. 人工神经网络理论、设计及应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2007: 38-51.
- [18] 王磊. 人工神经网络原理、分类及应用[J]. 科技资讯, 2014, 3(3): 240-241.
- [19] 宋晓猛, 张建云, 占车生, 等. 气候变化和人类活动对水文循环影响研究进展[J]. 水利学报, 2013, 44(3): 779-790.
- [20] 张琨, 朱高峰, 白岩, 等. 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[J]. 兰州大学学报: 自然科学版, 2014, 50(3): 348-355.
- [21] 何洪林, 于贵瑞, 张雷明, 等. 基于人工神经网络的 ChinaFLUX 观测站 CO<sub>2</sub> 模拟研究通量[J]. 中国科学 D 辑: 地球科学, 2006, 36(A01): 234-243.
- [22] Goyal R K. Sensitivity of evapotranspiration to global warming: a case study of arid zone of Rajasthan (India)[J]. Agricultural Water Management, 2004, 69(1): 1-11.
- [23] 李春强, 洪克勤, 李保国. 河北省近 35 年(1965-1999 年)参考作物蒸散量的时空变化[J]. 中国农业气象, 2008, 29(4): 414-419.
- [24] 陈晓菲, 任立良, 江善虎, 等. 赣江上游流域蒸散发量影响因素的遥感分析[J]. 水资源保护, 2014, 30(2): 33-37.
- [25] Lu Xiao-liang, Zhuang Qao-sheng. Evaluating evapotranspiration and water-use efficiency of terrestrial ecosystems in the conterminous United States using MODIS and AmeriFlux data[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(9): 1924-1939.
- [26] Mu Qiao-zhen, Heinsch F A, Zhao Mao-sheng, et al. Development of a global evapotranspiration algorithm based on MODIS and global meteorology data[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 111(4): 519-536.
- [27] 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.

(责任编辑: 王春燕)