

基于深度神经网络的城市典型乔木 日内蒸腾特征模拟研究

赵文利¹ 邱国玉^{1,†} 熊育久² 邹振东¹ 鄢春华¹ 余雷雨¹ 郝梦宇¹

1. 北京大学深圳研究生院环境与能源学院, 深圳 518055; 2. 中山大学土木工程学院, 广州 510275;

† 通信作者, E-mail: qiugy@pkusz.edu.cn

摘要 以城市典型乔木小叶榕全天24小时每10分钟的树干液流及同步气象观测数据为训练集, 建立基于深度神经网络的城市典型乔木植被蒸腾估算模型, 得到10分钟尺度的小叶榕蒸腾模拟结果, 系统地探讨干湿季和昼夜影响小叶榕蒸腾的环境控制因子。基于深圳市91个气象观测站的常规气象观测数据, 应用训练好的深度神经网络模型, 估算得到站点尺度的深圳市典型乔木逐小时蒸腾特征。结果表明: 1) 深度神经网络模型可以高精度地模拟城市小叶榕每10分钟尺度的蒸腾变化, 与树干液流系统实测数据相比, 决定系数 $R^2=0.91$, 平均绝对百分比误差MAPE=21.77%, 均方根误差RMSE=0.02 mm/h; 2) 湿季和干季城市小叶榕蒸腾的主要控制因子, 白天均为太阳辐射和气温, 夜间均为饱和水汽压差; 3) 城市小叶榕在夜间仍然存在蒸腾, 干、湿季平均蒸腾速率分别达到0.03和0.01 mm/h; 4) 深圳市不同区域的植被蒸腾特征存在差异, 蒸腾速率最高可相差0.10 mm/h, 总体而言, 湿季白天的蒸腾速率(91个站点均值为0.1 mm/h)比干季白天(均值为0.08 mm/h)更高, 大部分站点夜间植被蒸腾量接近0, 但仍存在蒸腾, 少部分站点干季夜间平均蒸腾速率可达0.07 mm/h, 湿季夜间可达0.10 mm/h。

关键词 城市蒸散发; 典型乔木; 小叶榕; 深度神经网络; 植被蒸腾; 控制因子

Simulation of Sub-Daily Transpiration Characteristics of Typical Arbor Trees in Cities Based on Deep Neural Network

ZHAO Wenli¹, QIU Guoyu^{1,†}, XIONG Yujiu², ZOU Zhendong¹, YAN Chunhua¹, YU Leiyu¹, HAO Mengyu¹

1. School of Environment and Energy, Peking University Shenzhen Graduate School, Shenzhen 518055; 2. School of Civil Engineering, Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510275; † Corresponding author, E-mail: qiugy@pkusz.edu.cn

Abstract Based on the sap flow system and synchronous meteorological observation data of the typical arbor tree in the city, a transpiration estimation model for urban arbor tree was built using deep neural network. The simulation results can systematically figure out the environmental controlling factors that affect the transpiration of *Ficus microcarpa* in the dry or wet seasons as well as day or night. Based on the routine meteorological observation data from 91 meteorological observation stations in Shenzhen, the trained deep neural network was used to estimate the station-scale hourly transpiration characteristics of typical arbor trees in Shenzhen. The results show that 1) compared with the measured data of the sap flow system, the deep neural network can accurately simulate the transpiration change of the *Ficus microcarpa* at 10-minute intervals with a R^2 of 0.91, MAPE of 21.77%, RMSE of 0.02 mm/h. 2) The main controlling factors of urban *Ficus microcarpa* during the wet and dry seasons are solar radiation and air temperature in the daytime, while at night is saturated water vapor pressure deficit. 3) Urban *Ficus microcarpa* still has transpiration at night, and average value can be 0.03 mm/h and 0.01 mm/h in dry season and wet season, respectively. 4) There are differences among vegetation transpiration in different areas of Shenzhen, with a maximum difference of 0.10 mm/h. In general, the transpiration during the dry

season is higher than that during the wet season, and the vegetation transpiration at most sites are close to 0 at night. For some specific sites, the average transpiration at night can reach 0.07 mm/h in dry season, and can reach 0.10 mm/h in the wet season.

Key words urban evapotranspiration; typical arbor trees; *Ficus microcarpa*; deep neural network; vegetation transpiration; control factor

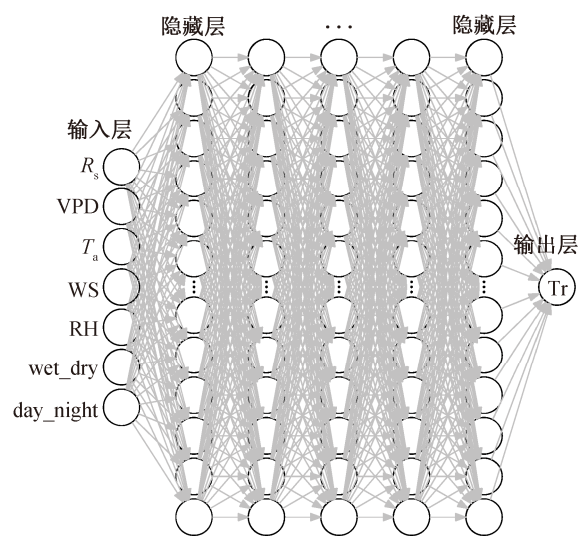
蒸散发(evapotranspiration, ET)指地表各类下垫面向大气的水汽扩散过程, 主要包括土壤蒸发(evaporation)和植被蒸腾(transpiration)两个部分^[1-2]。蒸散发是全球水循环和能量传输的关键环节^[3-4], 研究表明, 全球降水约有 60%通过蒸散发过程返回大气中^[5], 干旱、热浪等极端事件也与蒸散发密不可分^[6]。因此, 在全球气候变暖的背景下, 精确的蒸散发估算对水资源管理和极端事件预测等具有重要意义^[7-9]。

城市蒸散发特指城市下垫面向大气的水汽扩散过程, 20 世纪 80 年代以前的相关研究较少, 普遍认为由于城市地区的下垫面以建筑和道路为主, 城市蒸散发量远小于郊区, 从而可以忽略不计^[10]。Grimmond 等^[11]基于涡度观测系统对北美 10 个城市的蒸散发观测实验表明, 这些地区的城市蒸散发量可达 1~3 mm/d, 并非此前猜测的那样可以忽略不计, 同时也认识到气象、下垫面条件以及外部输水量均对城市蒸散发有影响。Jacobs 等^[12]使用涡度相关系统、树干液流系统和大孔径闪烁仪, 对荷兰 Arnhem 和 Rotterdam 地区的蒸散发进行观测, 发现两座城市下半年的蒸散发速率可达 0.5~1.0 mm/d, 平均每棵树的蒸腾量可达 170 L/d。Zou 等^[8]发现城市绿篱的蒸散发速率非常高, 炎热夏季草地和灌木的日均蒸散发速率分别可达 0.38 和 0.33 mm/d。这些研究结果均表明, 城市蒸散发量不但不可忽略, 还需要用更精确的观测或估算方法进行量化^[13-15]。

目前, 蒸散发观测方法众多, 且部分方法较为成熟, 如涡度相关系统、波文比系统、树干液流系统、蒸渗仪和大孔径闪烁仪等^[16-17], 但在城市区域的实用性及准确性还有待验证。例如, 由于城市地区的平流作用, 涡度相关系统和波文比系统的理论基础在城市地区可能需要进一步验证^[18-19]。同时, 该类方法获得的结果在空间上并不连续, 无法获取较大尺度的城市蒸散发特征, 且观测成本较高, 不适合大范围推广应用^[20]。大孔径闪烁仪可以获得精确的观测数据, 但价格过于昂贵^[8]。由于城市地区的下垫面极其复杂, 包括建筑物、道路、植被和

水体, 极大的空间异质性使得此前传统的蒸散发估算模型在城市地区的应用也变得极为困难。例如 Penman-Monteith 公式中的表面阻抗在城市地区难以确定, 甚至由于城市地区缺少必要的观测数据而无法应用^[7,21-23]。目前城市地区分布最多的气象观测站, 往往只观测太阳辐射、相对湿度和风速等常规参数, 缺少对净辐射和土壤热通量的长期观测数据^[24]。因此, 蒸散发机理模型在城市地区的应用也受到很大的限制。

面对城市地区蒸散发机理复杂、观测数据匮乏和机理模型受限等问题, 有研究者探索建立适用于城市蒸散发的数学统计模型^[7,25-27], 研究城市下垫面条件下各环境因子对蒸散发的控制作用。深度神经网络是一种近似地模拟人脑的互相连接的神经元网络结构数学模型, 包括输入层、隐藏层和输出层, 每层包含若干人工神经元, 层与层之间的神经元通过全连接的方式连接在一起(图 1), 能模拟非线性特征关系^[28-30], 从有限的最大数据中最大限度地挖



R_s : 太阳辐射, VPD: 饱和水汽压差, T_a : 空气温度, WS: 风速, RH: 相对湿度, wet_dry: 干湿季分类, day_night: 白天夜间分类, Tr: 植被蒸腾

图 1 深度神经网络结构

Fig. 1 Deep neural network structure diagram

掘目标信息,在蒸散发估算的研究中得到很好的应用^[2,29,31-34]。针对机理更为复杂、受多种因素干扰的城市环境,有必要将深度神经网络应用到模拟城市蒸散发特征的研究中。

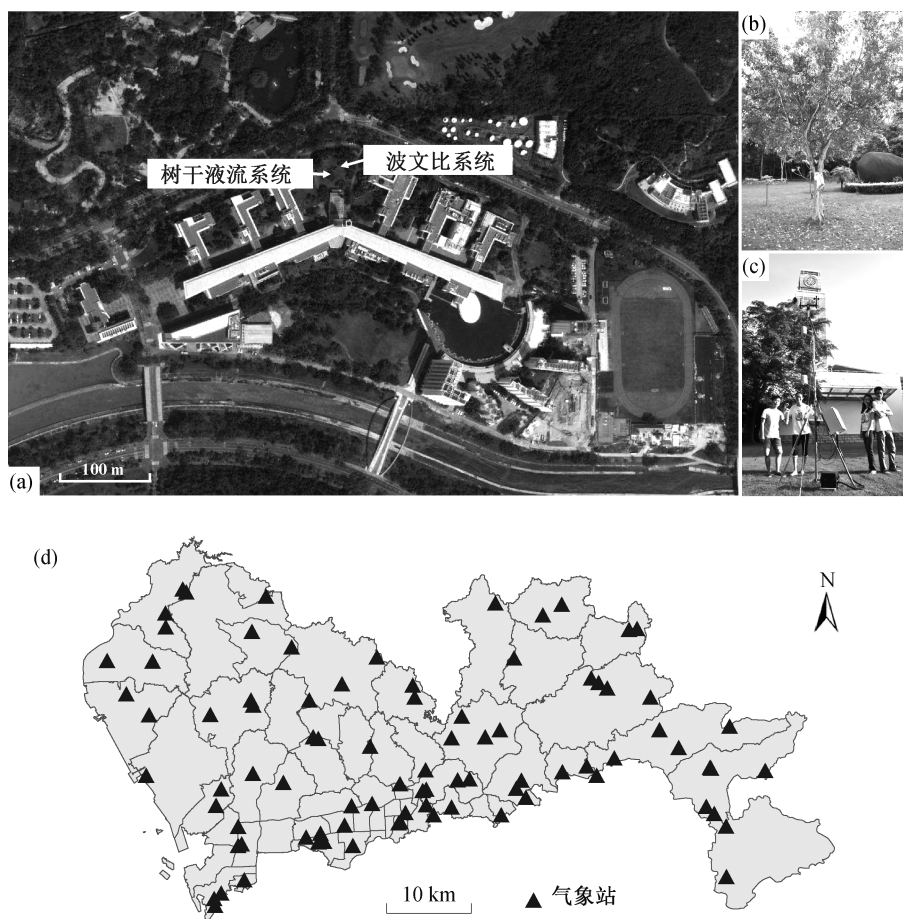
综上所述,鉴于传统蒸散发估算模型在城市地区的应用受限及城市地区观测数据的匮乏,本研究拟基于城市内典型乔木小叶榕的树干液流观测数据及常规气象观测数据,实现以下研究目标:1) 建立一个深度神经网络模型来精确地模拟城市典型乔木的蒸腾特征;2) 基于深度神经网络模型,明确日间、夜间以及干季、湿季相关环境变量(如太阳辐射、风速、相对湿度、饱和水汽压差和气温等)对城市典型乔木蒸腾的控制作用;3) 基于深圳市 91 个气象站的常规气象观测数据,模拟整个深圳市的乔木蒸腾特征。

1 材料与方法

1.1 研究区域

深圳市是中国南部沿海特大型城市,年均温为 22.3℃,最低温出现在 1 月,年最高温出现在 7 月。年均降水量为 1924.7 mm,4—9 月的降水占全年的 80%以上,干季(10—3 月)和湿季(4—9 月)差别明显。年均日照时长为 2060 小时,年均太阳辐射高达 5225 MJ/m²。小叶榕为该地区城市绿化的典型乔木之一。

波文比系统和树干液流系统位于深圳市南山区西丽大学城园区内,经纬度大致为 22°35′40″N, 22°35′40″E(图 2(a)),下垫面结构复杂,包括乔木、灌丛、草坪以及高度在 20~30 m 的建筑物,其中植被覆盖率约为 50%。树干液流系统(SF-G, Ecomatik, 德国)安装在该区域的一棵小叶榕上(图 2(b)),



(a) 树干液流系统与波文比系统分布位置(底图为 Google earth 遥感影像); (b) 树干液流系统现场(谭圣林摄); (c) 波文比系统现场(谭圣林摄); (d) 深圳市气象站分布状况

图 2 研究区概况

Fig. 2 Study area

用于测量实验期间的乔木蒸腾状况。波文比观测系统安装在附近较平坦的草坪上(图 2(c)), 用于观测实验期间的主要气象要素, 如太阳辐射、相对湿度和气温等。

1.2 研究区气象观测数据

本研究观测期为 2014 年 7 月至 2015 年 12 月。波文比系统的观测内容为太阳辐射、净辐射、2 m 高处的气温、1.5 m 处的湿度以及 2 m 高处的风速(表 1)。该系统中所有传感器均设定为间隔 1 分钟测量一次, 取 10 分钟的均值, 记录在数据记录器(Campell CR1000 data logger)中(图 3)。

1.3 研究区树干液流测量

树干液流系统的探针(两根, 长 20 mm, 直径 2 mm)安装在小叶榕胸高断面处(距地面 1.5 m 高)。探针外覆盖防辐射罩, 用于减小温度扰动, 防辐射罩的顶部和下部使用防水胶带和硅胶密封, 防止雨水干扰测量。树干液流系统采样间隔为 1 分钟, 数据采集器记录每 10 分钟的均值。

根据 Granier^[35]的经验公式计算树干液流密度 F_v ($\text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$):

$$F_v = 119 \times \left(\frac{\Delta T_m - \Delta T}{\Delta T} \right)^{1.231}, \quad (1)$$

其中, ΔT 为加热与未加热探针之间的温差, ΔT_m 为树干液流密度为 0 时两个探针之间的最大温差。

本研究不考虑液流密度的径向差异, 用探针测得的 F_v 代表整个边材厚度的液流密度 F_d 。单位冠层面积乔木蒸腾速率 $\text{Tr}(\text{mm}/\text{h})$ 通过下式计算:

$$\text{Tr} = 3.6 \times F_d \times A / S_c, \quad (2)$$

A 为边材面积(m^2), S_c 为冠层面积。本研究中小叶榕的边材面积约为 0.05 m^2 , 冠层面积为 28.27 m^2 。

1.4 深圳市气象观测数据

深圳全市同时期分布着 91 个气象观测站(图 2(d), 由深圳市气象局提供), 主要观测太阳辐射、

空气温度、相对湿度、风速和大气压等常规参数, 时间分辨率为 1 小时。

1.5 人工神经网络

本研究使用前向人工神经网络(ANN), 基于 10 分钟间隔的气象数据估算高时间分辨率的植被蒸腾速率。所有的输入变量均使用均值和标准差进行归一化, 以便加快神经网络的训练速度。多次测试后, 选定一个 6 层深度神经网络模型(DNN)为最佳的网络结构: 1) 1 个输入层, 直接与输入变量相连接; 2) 5 个隐藏层, 每层 64 个神经元; 3) 1 个输出层, 包括 1 个生成目标估算值(植被蒸腾速率)的神经元。神经网络的激活函数采用线性整流函数 relu 。采用早停法来避免训练过程中的过拟合。为了更好地区分湿季(4—9 月份)与干季(10—3 月)、白天(7—19 点)与夜间(20—6 点)的植被蒸腾状况, 将湿季和干季分别标记为 1 和 2, 将白天和夜间分别标记为 1 和 2, 以便深度神经网络能更好地学习到不同季节和昼夜的植被蒸腾规律, 不对分类标记进行归一化处理, 将原始值输入神经网络。神经网络的所有输入变量信息见表 2。整个观测数据集被随机打乱, 然后按照 64%, 16% 和 20% 的比例分成训练集、验证集和测试集。

2 结果与讨论

2.1 基于深度神经网络模型的植被蒸腾估算效果

经过多次模型训练和验证后, DNN 可以达到很高的估算精度。对于测试集, DNN 的预测结果与树干液流观测结果之间的决定系数 R^2 可达到 0.91, MAPE 为 21.77%, RMSE 为 0.02 mm/h, 无偏回归拟合线的斜率为 0.96 (接近于 1), 散点均匀地分布在 1:1 线两侧, 表明 DNN 的估算结果非常接近树干液流实测数据(图 4(a))。同样, DNN 在训练集和验证集的表现也较好, R^2 , MAPE 和 RMSE 分别为 0.92,

表 1 研究区波文比系统传感器详细信息

Table 1 Detailed information of Bowen ratio system in the study area

参数	传感器型号和生产商	测量高度/m	测量精度
湿度、空气温度	225-050YA, Novalynx, 美国	2.0, 1.5	$\pm 3\%$, $\pm 0.6^\circ\text{C}$
风速	200-WS-02, Novalynx, 美国	2.0	$\pm 0.2 \text{ m/s}$
太阳辐射	PYP-PA, Apogee, 美国	2.0	$10\sim 40 \mu\text{V}/(\text{W} \cdot \text{m}^{-2})$
净辐射	240-100, Novalynx, 美国	2.0	$< 4\%$
土壤热通量	HFP01, Hukseflux, 美国	-0.05, -0.02	$50 \mu\text{V}/(\text{W} \cdot \text{m}^{-2})$

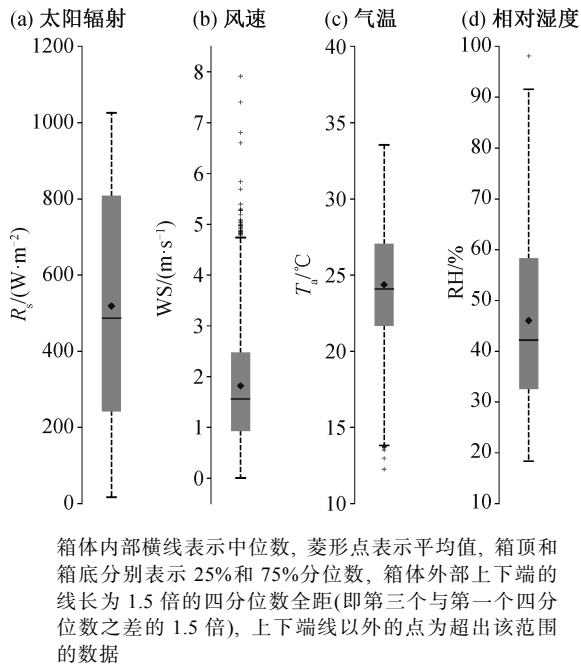


图 3 研究区波文比观测气象要素概况

Fig. 3 Data distribution in the study area for meteorological factors during the observation period

20.47%, 0.02 mm/h 和 0.91, 21.99%, 0.02 mm/h(图 4(b)和(c))。观测期间的时间序列模拟结果也显示, DNN 能够很好地模拟观测期间小叶榕的植被蒸腾变化状况(图 4(d))。

2.2 基于深度神经网络模型的城市典型乔木蒸腾控制因子分析

通过给每个输入变量增加一定的扰动(10%~90%的标准差), 测试 DNN 对各个环境因子的敏感性, 从而明确哪个是控制植被蒸腾的关键因子, 量化城市乔木植被蒸腾对特定环境因子的敏感性。分

析结果表明, 从全年整体上看, 太阳辐射(R_s)和气温(T_a)是城市小叶榕蒸腾估算中最重要的环境因子(增加扰动前后植被蒸腾速率估算值之间的平均 R^2 分别为 0.94 和 0.95), 其次是相对湿度(0.96)、饱和水汽压差(0.98)及风速(0.99)(图 5)。风速对小叶榕蒸腾速率估算的贡献最小($R^2=0.99\sim1.00$), 表明未来在建立适合城市地区的蒸散发估算模型时, 可以去掉风速因子以简化模型。

深度神经网络方法的优势是, 可以将训练好的 DNN 模型中一些输入变量固定, 只改变其中一个变量来研究单个因子对植被蒸腾作用的影响。首先将 DNN 输入变量中的风速、太阳辐射、相对湿度和饱和水汽压差分别固定为各自的第 70% 分位数, 即 0.3 m/s, 125 W/m², 71.97% 和 1.64 kPa, 只改变气温, 得到湿季白天、干季白天、湿季夜晚和干季夜晚气温对小叶榕蒸腾的控制作用(图 6 第一行)。同样地, 将气温固定为第 70% 分位数(28.25°C), 风速固定为 0.3 m/s, 太阳辐射固定为 125 W/m², 饱和水汽压差固定为 1.64 kPa, 得到湿季白天、干季白天、湿季夜晚和干季夜晚相对湿度对小叶榕蒸腾的控制作用(图 6 第 2 行), 通过这种方式, 可以进一步分离出风速、饱和水汽压差和太阳辐射在 4 种时段对植被蒸腾的控制作用(图 6 第 3~5 行)。

湿季白天, R_s 为小叶榕蒸腾的主要控制因子($R^2=0.61$), 其次为 T_a (0.55), VPD (0.54), RH (0.44) 和 WS(0.00)。深圳地区湿季白天降雨多, 水分充足, 因此能量(R_s)和温度(T_a)成为控制小叶榕蒸腾作用的主要因子(图 6 第一列)。干季白天, R_s 和 T_a 对小叶榕蒸腾的控制作用比湿季强(R^2 分别为 0.73

表 2 深度神经网络模型输入变量详细信息
Table 2 Detailed information of input variables for deep neural network

序号	变量	全称	单位	数据来源	频率/min
1	R_s	太阳辐射	W/m ²	波文比系统	10
2	VPD	饱和水汽压差	kPa	波文比系统	10
3	T_a	空气温度	°C	波文比系统	10
4	WS	风速	m/s	波文比系统	10
5	RH	相对湿度	%	波文比系统	10
7	wet_dry	干湿季类型	无		
8	day_night	白天、夜间类型	无		
9	Tr	植被蒸腾速率	mm/h	树干液流系统	10

注: 第 9 行为目标因变量。

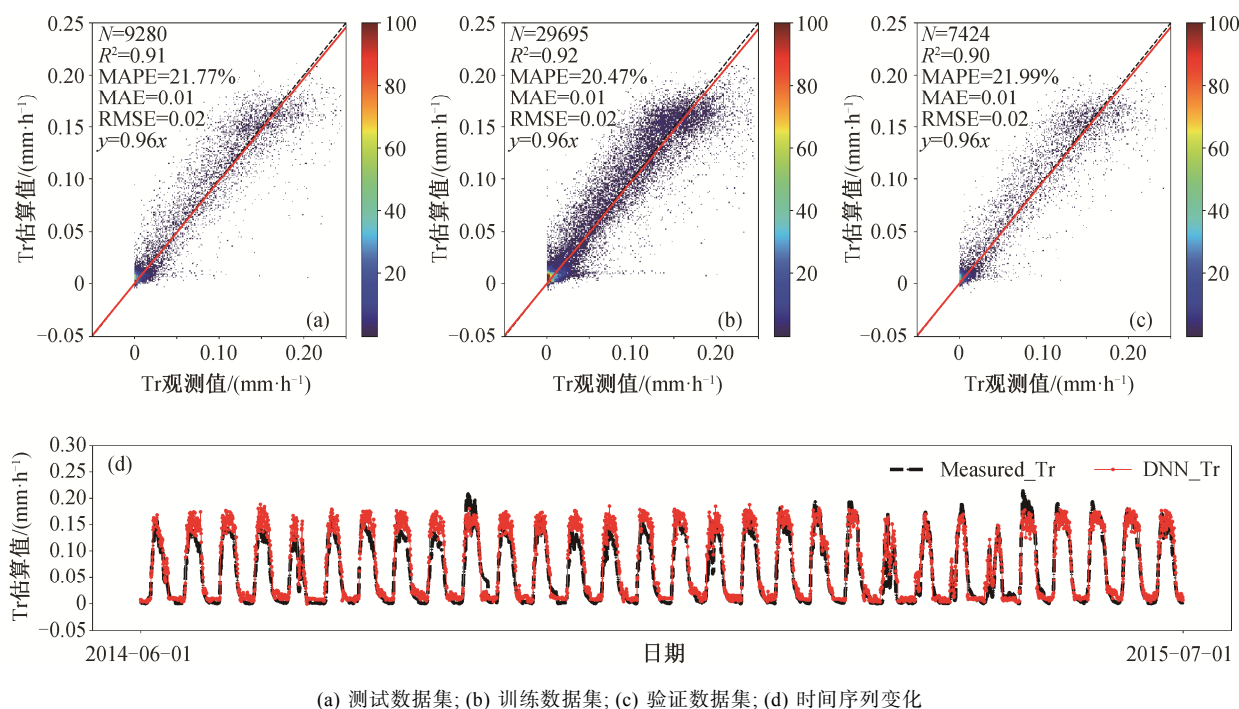
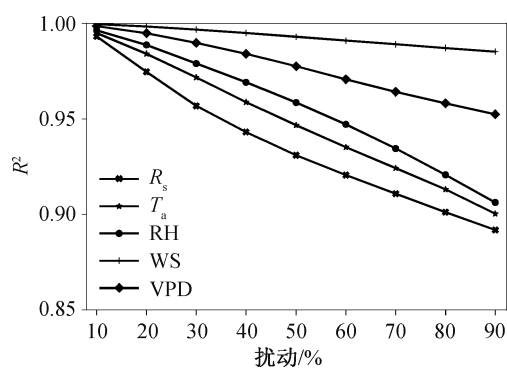


图 4 基于深度神经网络的植被蒸腾速率估算结果与实测数据比较
Fig. 4 Performance of the Transpiration speed estimation by deep neural network



每个变量分别增加 10%~90% 的标准差扰动, R^2 为有扰动下的 Tr 预测值与无扰动下的预测值之间的决定系数

图 5 深度神经网络模型各输入变量敏感性分析结果
Fig. 5 Sensitivity analysis for transpiration speed (Tr) estimations by deep neural network for each input variable over the test dataset

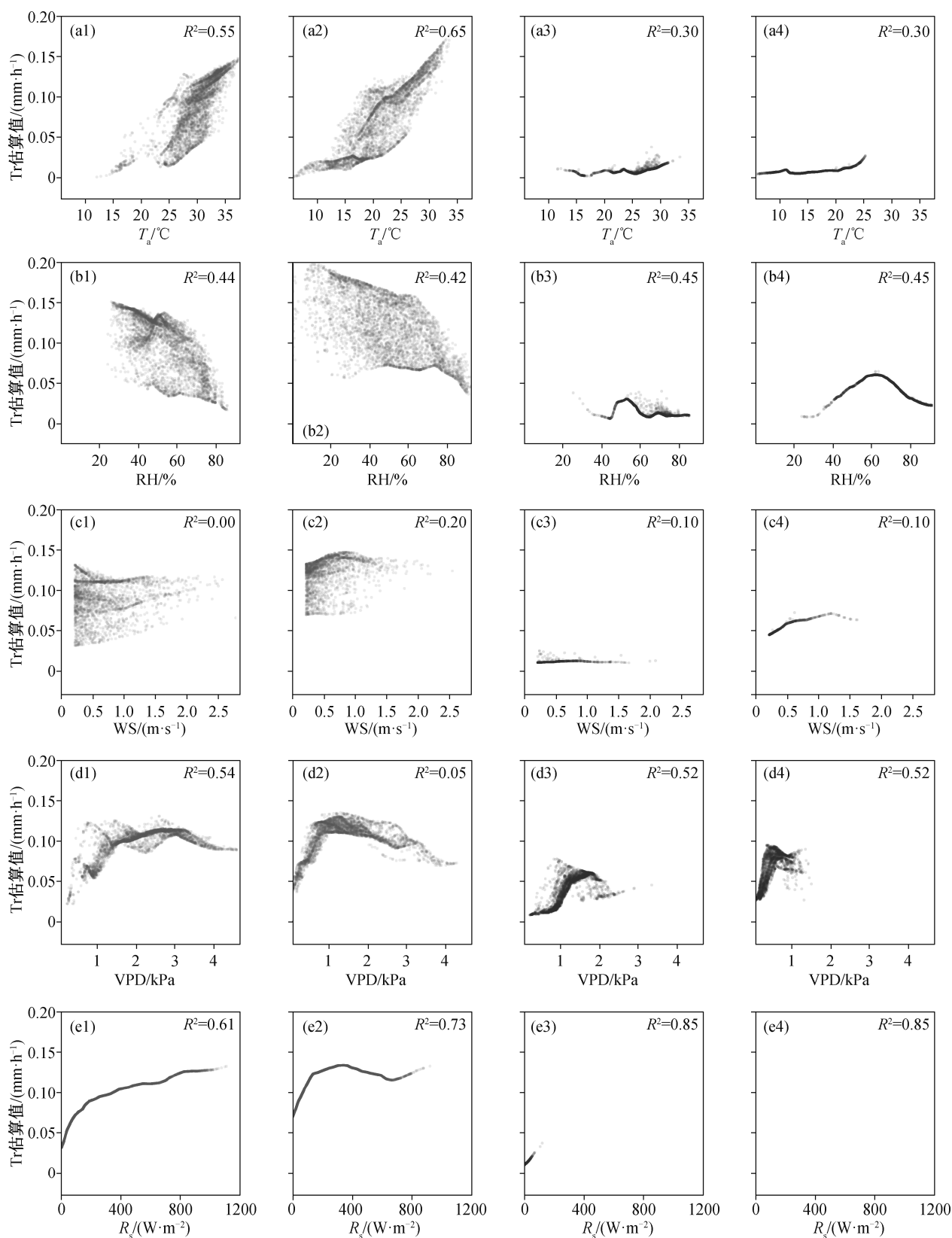
和 0.65), 其次是 RH (0.42), 此时 VPD 不是小叶榕蒸腾的影响因素 ($R^2=0.05$), WS 仍然对小叶榕的蒸腾作用影响较小 ($R^2=0.20$)。湿季夜间, 由于光照接近 0 W/m^2 (图 6(e3)), R_s 成为植被蒸腾的限制因素 ($R^2=0.85$) (图 6(e3) 和 (e4))。此外, 湿季夜间 RH 和 VPD 对小叶榕的蒸腾作用控制影响最大, R^2 分别为 0.52 和 0.45, 而 T_a 对小叶榕蒸腾的影响较小 ($R^2=0.30$)。干季夜晚, 除限制因素 R_s 外, VPD 成为小叶榕蒸腾的主要控制因子 ($R^2=0.52$), 其次是 RH (0.45)

(图 6)。无论干季与湿季, 还是白天与夜间, 风速对小叶榕的蒸腾影响最小 (R^2 为 0.00~0.20), 与敏感性分析的结论相同。

即使在光照为 0 W/m^2 的夜间, 城市小叶榕仍然有一定的蒸腾量 (图 6)。将 DNN 的输入变量 R_s 设为 0 W/m^2 , T_a , RH, VPD 和 WS 分别固定为各自的均值 (23.94°C , 60.14%, 1.34 kPa 和 0.2 m/s), 发现在该状态下, 干季夜间小叶榕蒸腾速率仍然达到 0.03 mm/h, 湿季夜间达到 0.01 mm/h。

2.3 基于常规气象观测数据的深圳市典型乔木蒸腾模拟结果

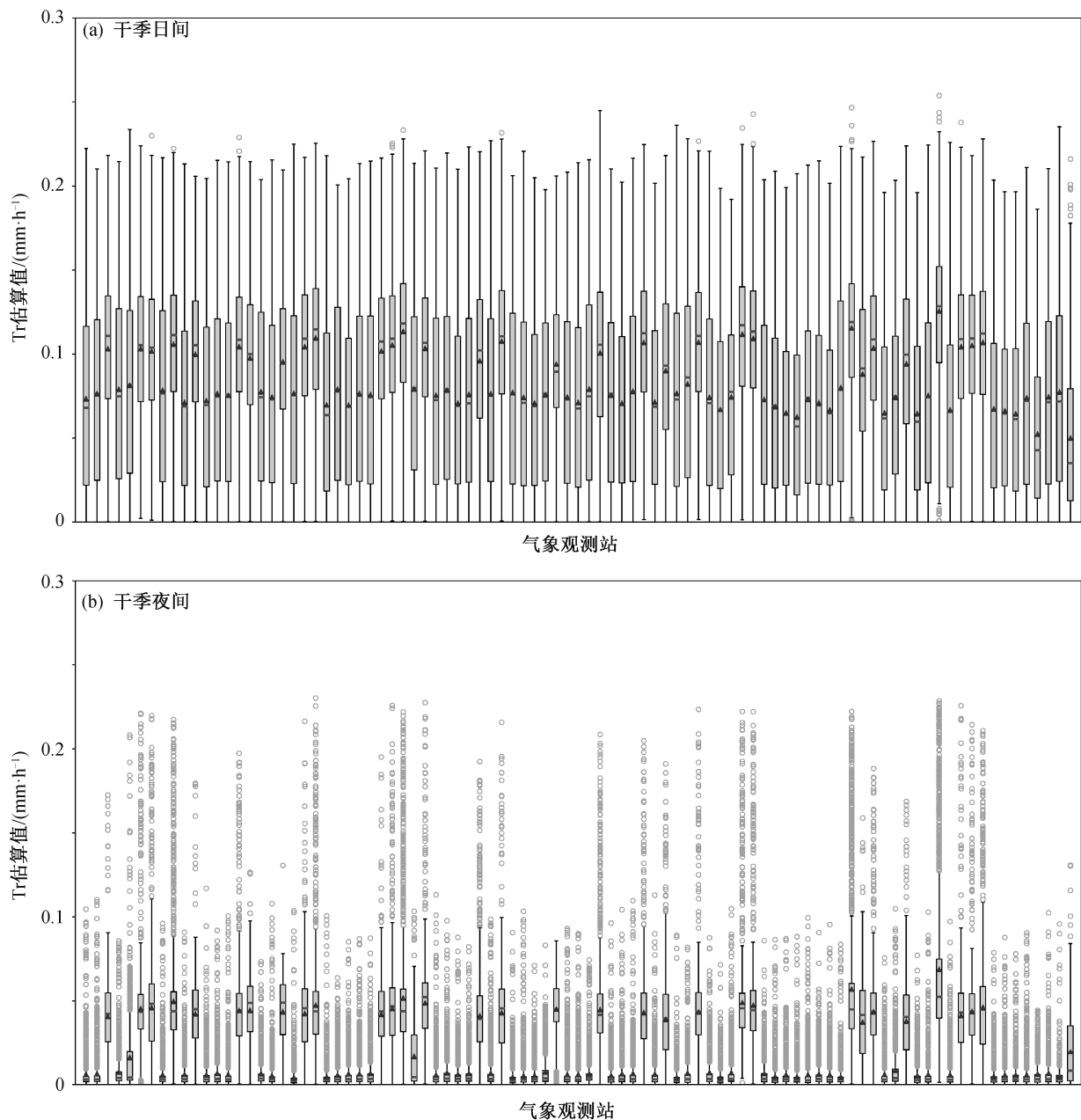
应用训练好的深度神经网络模型, 基于同时期深圳市 91 个气象观测站的常规观测数据 (太阳辐射、气温、相对湿度、饱和水汽压差和风速), 模拟得到深圳全市典型乔木逐小时蒸腾状况。由于深圳市地表异质性较大, 导致气温、相对湿度等气象要素的空间分布差异较大, 不同气象站周边的乔木植被蒸腾状况也有较明显的差异 (图 7 和 8)。深圳市不同气象站之间的均值差异干季白天可达 0.08 mm/h (图 7(a)), 干季夜晚可达 0.06 mm/h (图 7(b)), 湿季白天可达 0.08 mm/h (图 8(a)), 湿季夜晚相差可达 0.10 mm/h (图 8(b))。同时, 深圳市大部分站点夜间乔木蒸腾速率接近 0 mm/h, 但仍有部分站点夜



1~5 行分别为温度、相对湿度、风速、饱和水汽压差和太阳辐射; 1~4 列分别为湿季白天、干季白天、湿季夜晚和干季夜晚

图 6 深度神经网络模型控制变量分析结果

Fig. 6 Analysis results of control variables of deep neural network



箱体内部横线表示中位数, 三角形点表示平均值, 箱顶和箱底分别表示 25% 和 75% 分位数, 箱体外部上下端的线长为 1.5 倍的四分位数全距(即第 3 个与第一个四分位数之差的 1.5 倍), 上下端线以外的灰色圆圈超出该范围的数据, 下同

图 7 基于深圳市气象观测数据模拟的全市干季日间(a)和夜间(b)逐小时乔木蒸腾状况

Fig. 7 Hourly dry season daytime (a) and nighttime (b) Transpiration speed estimation based on Shenzhen meteorological observation data

间蒸腾速率较高, 干季平均可达 0.07 mm/h, 湿季平均可达 0.10 mm/h (图 7(b) 和 8(b))。

3 结论

本研究基于城市地区小叶榕树干液流蒸腾观测数据, 应用深度神经网络模拟城市典型乔木小叶榕

的蒸腾变化情况, 并利用训练好的深度神经网络模型, 研究干季、湿季、白天、晚上各环境控制因子对小叶榕的影响, 最后基于深圳市 91 气象站的气象观测数据, 模拟得到全市典型乔木逐小时蒸腾状况, 主要结论如下。

1) 深度神经网络模型可以高精度地模拟城市

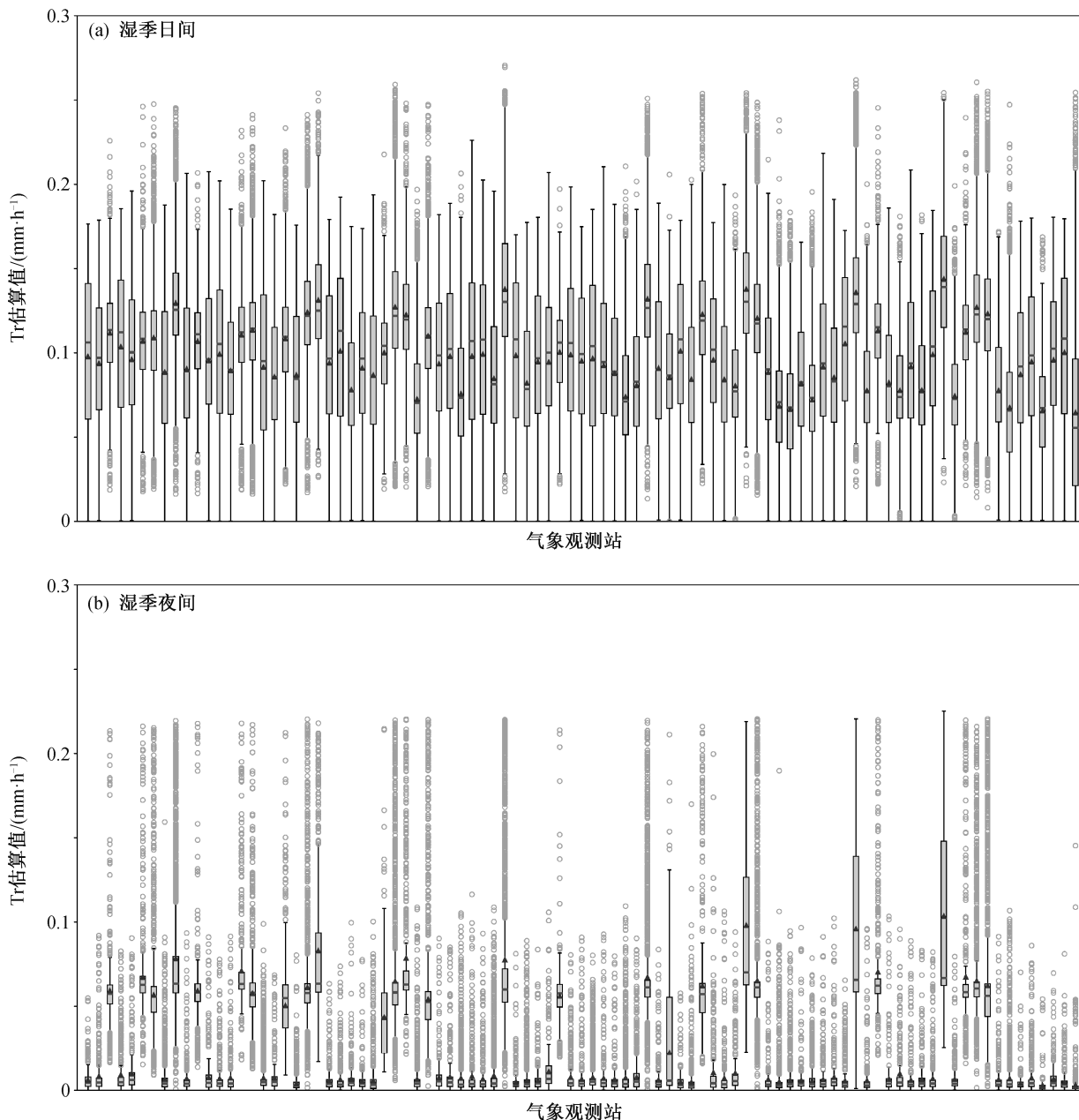


图 8 基于深圳市气象观测数据模拟的全市湿季日间(a)和夜间(b)逐小时乔木蒸腾状况
Fig. 8 Hourly wet season daytime (a) and nighttime (b) Transpiration speed estimation based on Shenzhen Meteorological Observation Data

小叶榕的蒸腾变化,与树干液流系统实测数据相比, $R^2=0.91$, $MAPE=21.77\%$, $RMSE=0.02$ mm/h。

2) 基于深度神经网络模型的控制变量分析发现,城市小叶榕湿季白天与干季白天的主要控制因子均为太阳辐射和气温,湿季夜间和干季夜间的主要控制因子均为饱和水汽压差。

3) 基于深度神经网络的分析发现,即使太阳辐射为 0 W/m^2 ,城市小叶榕仍存在蒸腾作用,蒸腾速

率在干、湿季分别达到 0.03 和 0.01 mm/h。

4) 深圳市不同区域的植被蒸腾速率存在差异,最大可相差 0.10 mm/h。总体而言,湿季白天的蒸腾速率(91 个站点均值为 0.1 mm/h)比干季白天(均值为 0.08 mm/h)更高,大部分站点夜间植被蒸腾速率接近于 0,但仍存在蒸腾作用,少部分站点干季夜间平均蒸腾速度可达 0.07 mm/h,湿季夜间可达 0.10 mm/h。

仅需输入常规气象观测数据, 深度神经网络就可以有效地模拟城市典型乔木的蒸腾特征, 并在分析各环境因子在不同季节、白天或夜间对植被蒸腾的控制作用方面具有潜力, 有助于开发适合城市地区的蒸散发估算模型。

致谢 特别感谢深圳市气象局提供91个气象站的连续观测数据。

参考文献

- [1] Zhang K, Kimball J S, Running S W. A review of remote sensing based actual evapotranspiration estimation. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Water*, 2016, 3(6): 834–853
- [2] Granata F. Evapotranspiration evaluation models based on machine learning algorithms—a comparative study. *Agricultural Water Management*, 2019, 217: 303–315
- [3] Idso S B, Jackson R D, Reginato R J. Estimating evaporation: a technique adaptable to remote sensing. *Science*, 1975, 189: 991–992
- [4] Su Z. The Surface Energy Balance System (SEBS) for estimation of turbulent heat fluxes. *Hydrology and earth system sciences*, 2002, 6(1): 85–100
- [5] Hetherington A M, Woodward F I. The role of stomata in sensing and driving environmental change. *Nature*, 2003, 424: 901–908
- [6] Brutsaert W. Catchment-scale evaporation and the atmospheric boundary layer. *Water Resources Research*, 1986, 22(9): 39S–45S
- [7] Zhao W L, Gentile P, Reichstein M, et al. Physics-constrained machine learning of evapotranspiration. *Geophysical Research Letters*, 2019, 46(24): 14496–14507
- [8] Zou Z, Yang Y, Qiu G Y. Quantifying the Evapotranspiration rate and its cooling effects of urban hedges based on three-temperature model and infrared remote sensing. *Remote Sensing*, 2019, 11(2): 202
- [9] Zhang K, Zhu G, Ma J, et al. Parameter analysis and estimates for the MODIS evapotranspiration algorithm and multiscale verification. *Water Resources Research*, 2019, 55(3): 2211–2231
- [10] Chandler T J. Urban climatology and its relevance to urban design. Geneva: WMO, 1976
- [11] Grimmond C, Oke T. Evapotranspiration rates in urban areas. *IAHS Publication*, 1999, 259: 235–244
- [12] Jacobs C, Elbers J, Broelsma R, et al. Assessment of evaporative water loss from Dutch cities. *Building and Environment*, 2015, 83: 27–38
- [13] Peters E B, Hiller R V, McFadden J P. Seasonal contributions of vegetation types to suburban evapotranspiration. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2011, 116(G1): G01003
- [14] Balogun A A, Adegoke J O, Vezhapparambu S, et al. Surface energy balance measurements above an exurban residential neighbourhood of Kansas City, Missouri. *Boundary-Layer Meteorology*, 2009, 133(3): 299–321
- [15] Moriawaki R, Kanda M. Seasonal and diurnal fluxes of radiation, heat, water vapor, and carbon dioxide over a suburban area. *Journal of Applied Meteorology*, 2004, 43(11): 1700–1710
- [16] 彭跃暖, 秦华鹏, 王传胜, 等. 蓄水层设置与植物选择对绿色屋顶蒸散发的影响. *北京大学学报(自然科学版)*, 2017, 53(4): 758–764
- [17] 王玥, 鄢春华, 邱国玉. 土壤温度对油松树干液流启动与停止的影响. *北京大学学报(自然科学版)*, 2019, 55(3): 580–586
- [18] DiGiovanni K, Montalto F, Gaffin S, et al. Applicability of classical predictive equations for the estimation of evapotranspiration from urban green spaces: green roof results. *Journal of Hydrologic Engineering*, 2013, 18(1): 99–107
- [19] Nordbo A, Järvi L, Vesala T. Revised eddy covariance flux calculation methodologies — effect on urban energy balance. *Tellus B: Chemical and Physical Meteorology*, 2012, 64(1): 18184
- [20] Nouri H, Beecham S, Kazemi F, et al. A review of ET measurement techniques for estimating the water requirements of urban landscape vegetation. *Urban Water Journal*, 2013, 10(4): 247–259
- [21] Amazirh A, Er-Raki S, Chehbouni A, et al. Modified Penman–Monteith equation for monitoring evapotranspiration of wheat crop: relationship between the surface resistance and remotely sensed stress index. *Biosystems engineering*, 2017, 164: 68–84
- [22] Shi T T, Guan D X, Wu J B, et al. Comparison of methods for estimating evapotranspiration rate of dry forest canopy: Eddy covariance, Bowen ratio energy balance, and Penman–Monteith equation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2008, 113: D19116
- [23] Zhang L, Lemeur R. Effect of aerodynamic resistance

- on energy balance and Penman-Monteith estimates of evapotranspiration in greenhouse conditions. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1992, 58(3): 209–228
- [24] Qiu G Y, Zou Z, Li X, et al. Experimental studies on the effects of green space and evapotranspiration on urban heat island in a subtropical megacity in China. *Habitat international*, 2017, 68: 30–42
- [25] Grimmond C S B, Oke T R. An evapotranspiration-interception model for urban areas. *Water Resources Research*, 1991, 27(7): 1739–1755
- [26] Wang C, Yang J, Myint S W, et al. Empirical modeling and spatio-temporal patterns of urban evapotranspiration for the Phoenix metropolitan area, Arizona. *GIScience & Remote Sensing*, 2016, 53(6): 778–792
- [27] Nouri H, Beecham S, Anderson S, et al. High spatial resolution WorldView-2 imagery for mapping NDVI and its relationship to temporal urban landscape evapotranspiration factors. *Remote Sensing*, 2014, 6(1): 580–602
- [28] Abrahart R, See L. Neural network modelling of nonlinear hydrological relationships. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2007, 11(5): 1563–1579
- [29] Wandera L, Mallick K, Kiely G, et al. Upscaling instantaneous to daily evapotranspiration using modelled daily shortwave radiation for remote sensing applications: an artificial neural network approach. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2017, 21(1): 197–215
- [30] Huo Zailin, Shi Haibin, Chen Yaxin, et al. Research of artificial neural network model for reference crop evapotranspiration. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2004, 20(1): 40–43
- [31] 尚松浩, 毛晓敏, 雷志栋, 等. 冬小麦田间墒情预报的BP神经网络模型. *水利学报*, 2002(4): 60–63
- [32] 崔远来, 马承新, 沈细中, 等. 基于进化神经网络的参考作物腾发量预测. *水科学进展*, 2005, 16(1): 76–81
- [33] 陈博, 欧阳竹. 基于BP神经网络的冬小麦耗水预测. *农业工程学报*, 2010, 26(4): 81–86
- [34] 温耀华, 罗金耀, 李小平, 等. 基于BP神经网络的大棚作物腾发量预测模型. *中国农村水利水电*, 2008(2): 20–25
- [35] Granier A. Evaluation of transpiration in a Douglas-fir stand by means of sap flow measurements. *Tree Physiology*, 1987, 3(4): 309–320