

中国北方城市常见绿化植物夏季气孔导度 影响因素及模型比较

吴大千,徐 飞,郭卫华,王仁卿,张治国*

(山东大学生命科学院,济南 250100)

摘要 利用 Jarvis 和 Ball 两种常规气孔导度模拟模型和人工神经网络模型 (ANN) 对中国北方城市常见的 6 种绿化植物的夏季气孔导度变化动态进行了模拟。结果表明,贴梗海棠 (*Chaenomeles speciosa*) 和龙爪槐 (*Sophora japonica*) 的最优模拟模型为 Ball 模型,木兰 (*Magnolia liliflora*) 最优模拟模型为 Jarvis 模型,而日本樱花 (*Prunus yedoensis*)、金钟花 (*Forsythia viridissima*)、紫荆 (*Cercis chinensis*) 的最优模拟模型为 ANN 模型。这表明 ANN 模型可以有效的改善气孔导度环境响应行为的数值模拟。环境因子的多元逐步回归结果和人工神经网络模型敏感性分析表明 PAR 是夏季气孔导度环境因子中最敏感的要素,而 Ta 则是最不敏感的要素。

关键词 城市热岛效应;气孔导度;Ball 模型;Jarvis 模型;人工神经网络

文章编号:1000-0933(2007)10-4141-08 中图分类号:Q141,Q945,Q948.1 文献标识码:A

Impact factors and model comparison of summer stomatal conductance of six common greening species in cities of Northern China

WU Da-Qian, XU Fei, GUO Wei-Hua, WANG Ren-Qing, ZHANG Zhi-Guo*

College of Life Science, Shandong University, Jinan 250100, China

Acta Ecologica Sinica 2007 27 (10) 4141 ~ 4148.

Abstract : Two common-used simulation modes of stomatal conductance, the Ball model and the Jarvis model, and the artificial neural network (ANN) were employed to simulate the dynamics of summer stomatal conductance of six common greening species in cities of northern China. Results show that, the Ball model is the best one for the simulation of *Chaenomeles speciosa* and *Sophora japonica*, and the Jarvis model is the best for the simulation of *Magnolia liliflora*; while the ANN model is the best one for the simulation of *Prunus yedoensis*, *Forsythia viridissima* and *Cercis chinensis*. This indicated that the ANN model could improve the simulation of stomatal conductance. The multiple regression and sensitivity analysis show that PAR is the most important and sensitive factor of the stomatal conductance in summer; while Ta is the most not sensitive one.

Key Words : Urban heat island effect; Stomatal conductance; Ball model; Jarvis model; Artificial neural network

基金项目 国家教育部博士点基金资助项目 (20030422030); 山东省优秀中青年科学家科研奖励基金 (2005BS08010)

收稿日期 2006-09-16; 修订日期 2007-07-19

作者简介 吴大千 (1983 ~) 男, 山东临沂人, 硕士生, 主要从事植物生理生态学研究. E-mail: wudaqian@mail.sdu.edu.cn

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: zgzhang@sdu.edu.cn

Foundation item : The project was financially supported by Doctoral Fund of Ministry of Education of China (No. 20030422030); Shandong Provincial Scientific Research Foundation for Excellent Young Scientists (No. 2005BS08010)

Received date 2006-09-16; **Accepted date** 2007-07-19

Biography : WU Da-Qian, Master candidate, mainly engaged in physiological ecology. E-mail: wudaqian@mail.sdu.edu.cn

城市热岛效应 (Urban heat island effect, UHI) 是指城市气候条件在人类活动和城市建筑的影响下形成的在城市空间内热量聚集的现象, 是城市气候显著的特征之一^[1]。城市热岛效应对城市生态系统的结构功能产生了复杂的影响, 引发一系列的生态环境问题。城市绿化植物是城市生态系统的重要组成部分, 在净化城市空气、调节城市气候和美化城市景观等方面有着重要的作用。城市绿化植物对于城市气候有着明显的“冷岛效应”^[2]。

气孔是陆生植物与外界环境交换水分和气体的主要通道及调节器官, 对外界因子的变化做出相应的反应, 调节着植物的碳同化和水分散失的平衡关系, 是土壤-植被-大气连续体间 (SPAC) 物质与能量交换的重要调控通道。气孔导度及其对环境变化的响应研究是植被表面能量和水分交换研究的重要内容之一。

虽然气孔调节的生理机制在细胞学和生理学层面上相对比较清楚, 并对气孔导度变化的生理过程对环境因子的响应进行了大量的研究^[3~10], 但是模拟手段与算法仍不足以描述复杂的细胞生理生化过程。迄今为止, 对于气孔导度的数值模拟模型主要为机理性模型或经验模型。其中有代表性的模型有两种: 一种是以 Jarvis 模型为代表的气孔导度与环境因子间的非线性模型和以 Ball 模型为代表的气孔导度与净光合速率的线性模型^[4, 8]。人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN) 具有大规模并行, 分布式储存和组织, 自组织, 自适应, 自学习和容错性, 对于多因素和多条件、系统中因子之间的相互作用机理不精确和模糊信息问题的处理有着较强的处理能力, 在生态学模型模拟研究中得到了广泛的应用, 因此可以尝试利用人工神经网络模型模拟气孔导度的环境因子响应行为。

以北方城市常见绿化植物为研究对象, 选取了 Ball 和 Jarvis 两种常用气孔导度模型并结合人工神经网络模型 (ANN) 对城市绿化植物在夏季这个城市热岛效应多发期的一系列环境因子的气孔导度行为进行模拟, 以期为植物气孔行为数值模拟算法的优化改进提供有意义的借鉴, 并为绿化植物在城市热岛效应日益增重的背景下的生理生态响应研究和生态系统管理提供有意义的建议和科学支持。

1 实验方法

1.1 研究区域概况

实验在济南市的城市核心区进行。研究区位于 $36.14^{\circ} \sim 36.17^{\circ} \text{N}$, $116.17^{\circ} \sim 117.12^{\circ} \text{E}$, 属暖温带大陆性季风气候区。多年平均气温 14.3°C , 一月份多年平均气温 -0.3°C , 7 月份多年平均气温 27.7°C , 极端最低气温 -19.7°C , 极端最高气温 42.5°C 。多年平均降水量 673.3 mm , 降水多集中在 7、8、9 三个月, 占年总降水量 70% 以上。在典型夏季气候条件下, 城市中心区温度高于郊区温度 $4 \sim 5^{\circ} \text{C}$ 左右^[11]。

1.2 测量方法

选取的植物为贴梗海棠 (*Chaenomeles speciosa*)、木兰 (*Magnolia liliflora*)、龙爪槐 (*Sophora japonica*)、日本樱花 (*Prunus yedoensis*)、金钟花 (*Forsythia viridissima*)、紫荆 (*Cercis chinensis*)。

实验于 2006 年 7 月晴朗少云的典型夏季气候进行。测量时间分别为 2006 年 7 月 9 日、7 月 15 日和 7 月 23 日。6 种植物分别选取长势基本一致、无病虫害的植株 3 株, 每株选取冠层中部南向的 3 片成熟叶, 从 6:00 至 18:00 每隔 2h 测定光合参数, 每次测定重复 3 次。3 次测量期间温度变化范围为 $27.8 \sim 35.2^{\circ} \text{C}$, 大气中 CO_2 浓度为 $420.1 \sim 469.2 \mu\text{mol/mol}$ 。

利用 GFS-3000 便携式光合仪 (Walz, Effeltrich, Germany) 测定植物生理生态参数, 记录不同植物的净光合速率 (P_n)、蒸腾速率 (T_r)、气孔导度 (g_s)、叶片温度 (T_l)、胞间二氧化碳浓度 (C_i) 等植物生理参数, 并同时记录光合有效辐射 (PAR)、大气温度 (T_a)、空气湿度 (RH)、大气 CO_2 浓度 (C_a) 等环境因子参数。根据记录的参数计算气孔限制值 (L_s) = $1 - C_i/C_a$ 、瞬时水分利用效率 (WUE) = P_n/T_r 、表观光能利用效率 (LUE) = P_n/PAR 、表观 CO_2 利用效率 (CUE) = P_n/C_i 。

1.3 数据整理与分析

获得的数据用 EXCEL 整理, 去除明显离群点。对获得的数据利用统计学软件 STATISTICA 6.0 进行统计学分析和模型参数拟合。人工神经网络的构建调用 STATISTICA NEURAL NETWORKS 完成。

1.4 气孔导度模拟模型的构建

Jarvis 模型:Jarvis 根据植物气孔导度对一系列单一控制环境因子的响应,假设各环境变量对气孔导度的影响函数各自独立,得到了一个阶乘性多环境因子变量综合模型^[4]:

$$g_s = g_s (PAR) f (VPD) f (\psi) f (T) f (Ca) \quad (1)$$

式中 $g_s (PAR)$ 、 $f (VPD)$ 、 $f (\psi)$ 、 $f (T)$ 和 $f (Ca)$ 分别表示瞬时光合有效辐射、叶片与空气间的水汽压亏缺、叶水势、温度和大气中的 CO_2 浓度对气孔导度 (g_s)的影响函数,其中 f 函数表示气孔导度对于每一个环境因子变化的修订,其值在 0~1 之间变化。

在构建 6 种植物气孔导度的环境因子响应模型时,对于 $g_s (PAR)$ 、 $f (VPD)$ 、 $f (\psi)$ 、 $f (T)$ 和 $f (Ca)$ 分别采用下列的函数表达形式。其中气孔导度 (g_s)对 PAR 的响应函数表示为式 (2)^[4]:

$$g_s (PAR) = PAR / (a_1 + PAR) \quad (2)$$

气孔导度 (g_s)对水汽压亏损 (VPD)的响应函数表示为式 (3)^[5]:

$$f (VPD) = 1 / (a_2 + VPD) \quad (3)$$

气孔导度 (g_s)对大气温度 (Ta)的响应函数表示为式 (4)^[6]:

$$f (Ta) = a_3 Ta^2 \quad (4)$$

气孔导度 (g_s)对大气 CO_2 浓度 (Ca)的响应函数可以表示为式 (5)^[4]:

$$f (Ca) = \begin{cases} 1 & (Ca < 100) \\ 1 - a_6 Ca & (100 \leq Ca \leq 1000) \\ a_7 & (Ca > 1000) \end{cases} \quad (5)$$

由于在自然条件下,大气中 CO_2 的浓度 (Ca)一般在 $100 \sim 1000 \mu mol_{CO_2} \cdot mol_{Air}^{-1}$,因此 g_s 对于大气 CO_2 浓度 (Ca)的响应函数可以表示为式 (6):

$$f (Ca) = 1 - a_6 Ca \quad (6)$$

式 2~6 中 a_1 、 a_2 、 a_3 、 a_4 、 a_5 、 a_6 和 a_7 均为模型参数。这里气孔导度 (g_s)的单位为 $\mu mol \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$, PAR 为瞬时光合有效辐射,单位为 $(mol \cdot m^{-2} \cdot s^{-1})$; VPD 为水汽压亏损,单位为 Kpa, Ta 为空气温度,单位为 $^{\circ}C$; Ca 为大气 CO_2 浓度,单位为 $\mu mol_{CO_2} \cdot mol_{Air}^{-1}$ 。

将式 2~6 代入式 1 中,整理后得到式 (7):

$$g_s = g_s (PAR) f (VPD) f (\psi) f (T) f (Ca) \\ = PAR (a_3 Ta^2 + a_4 Ta + a_5) (1 - a_6 Ca) / ((a_1 + PAR) (a_2 + VPD)) \quad (7)$$

利用测量获得的数据对以上公式进行参数拟合,得到模型参数。

Ball 模型:Ball 假设净光合速率和气孔导度之间存在线性关系,从而提出一个半经验的模型。气孔导度 g_s 可以表示为叶面空气相对湿度 (hs)、叶表面 CO_2 浓度 (C_s) $\mu mol_{CO_2} \cdot mol_{Air}^{-1}$ 和净光合速率 (An) $\mu mol \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$ 的函数。如式 (8)所示^[8]:

$$g_s = bAnhs / C_s + g_0 \quad (8)$$

式中 b 和 g_0 分别为模型待定参数。但是由于 Ball 模型在低 CO_2 浓度下的预测能力较差。Leuning 用 VPD 代替 hs 对模型进行了修正,如式 (9)所示^[7]:

$$g_s = bAn / ((C_s - \Gamma) (1 + VPD / VPD_0)) + g_0 \quad (9)$$

式中 Γ 为 CO_2 补偿点 ($\mu mol \cdot mol^{-1}$),这里取值为 $40 \mu mol \cdot mol^{-1}$ ^[7]; g_0 为光补偿点处的 g_s 值 ($\mu mol \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$)、 b 、 VPD_0 和 g_0 为待定模型参数。

人工神经网络模型 (ANN):自从提出人工神经网络的概念模型以后,由于人工神经网络大规模并行、分布式储存和组织、自组织、自适应、自学习和容错性等特点,在许多领域得到广泛应用,目前应用较多的是 BP (Back propagation) 算法网络^[12]。BP 网络是一种单向传播的多层前向网络,网络除了输入和输出节点外还

有一层或多层的隐层节点,同层节点中没有任何耦合关系。输入信号从输入层节点依次传过各隐层节点,然后传递到输出节点,每一层节点的输出只影响下一层节点的输出。已经证明:一个三层的 BPN (Back propagation Network) 可以以任意精度逼近任何连续函数^[18]。因此可以将人工神经网络应用于气孔导度数值模拟中。

利用 STATISTICA NEURAL NETWORKS 建立一个三层网络模型,以 VPD 、 PAR 、 Ca 、 Ta 四个变量作为输入变量,隐含层层数为 1 层,以 g_s 值为输出变量。训练算法为 BP 算法。为了避免人工神经网络模型对训练数据的过度拟合 (Over fitting),降低人工神经网络的外推能力,在每次循环进行之前,对数据进行 $\sigma = 0.01$ 的零均值高斯噪声添加处理。对每一个植物的人工神经网络进行多次训练,最终得到该植物的最优人工神经网络。

1.5 模型验证

随机选取所测天数中未参与建模的 6 种植物各 50 组 3 次测量的平均值代入模型中进行计算,得到的 3 种模型预测值与实测值的散点图、相关系数和方差解释百分比。

1.6 不同植物气孔导度与环境因子关系分析

从两个方面研究气孔导度与主要环境影响因子的关系,利用多元回归技术,研究气孔导度与 Jarvis 模型中 4 个环境因子之间的关系,通过人工神经网络模型的敏感性分析 (Sensitivity analysis) 研究气孔导度与环境因子间关系。

2 结果与分析

2.1 模型拟合结果

Jarvis 模型和 Ball 模型参数拟合结果详见表 1。

表 1 6 种常见绿化植物 Jarvis 模型和 Ball 模型参数拟合表

Table 1 Fitting parameters of Jarvis model and Ball model for six different greening species

| 物种 Species | Jarvis 模型 Jarvis model | | | | | | Ball 模型 Ball model | | |
|---------------------------|------------------------|----------|-------|---------|---------|-------|--------------------|--------------|-------|
| | a_1 | a_2 | a_3 | a_4 | a_5 | a_6 | b | VPD_o | g_o |
| 贴梗海棠 <i>C. speciosa</i> | 2.32 | 33037.65 | 4.05 | -250.91 | 3665.88 | 56.15 | 17007.79 | 4.24 | 93.41 |
| 木兰 <i>M. liliflora</i> | 54.37 | 20.06 | 0.36 | -21.67 | 312.16 | 1.05 | 2306.16 | -2444872 | 17.95 |
| 龙爪槐 <i>S. japonica</i> | -1.38 | -8.82 | 0.09 | -1.25 | -23.00 | -0.12 | 338908.52 | 0.25 | 36.91 |
| 日本樱花 <i>P. yedoensis</i> | 73.49 | 14.65 | 0.17 | -10.75 | 162.13 | 0.89 | 1556.97 | -3125423.35 | 32.46 |
| 金钟花 <i>F. viridissima</i> | -11.96 | -13.65 | 0.11 | -6.44 | 92.91 | -0.39 | 1758.27 | -11221415.90 | 12.72 |
| 紫荆 <i>C. chinensis</i> | -9.97 | -0.25 | 0.07 | -1.46 | -12.70 | -0.08 | 1705.63 | -83631863.87 | 51.35 |

3 种模型对相同 g_s 数据变异结果解释的百分比和参数估算时预测值和实测值之间的相关系数见表 2。对 3 种模型模拟的残差进行 Shapiro-Wilk 正态分布检验。结果表明除金钟花的 Ball 模型残差的正态分布为显著 ($P < 0.05$) 以外,其余模型残差正态分布均为极显著 ($P < 0.01$)。

2.2 模型验证

3 种模型预测值与实测值的散点图、相关系数和方差解释百分比如图 1 和表 3 所示。

2.3 不同植物的最优模拟模型

由表 2、表 3 和图 1 可知,植物气孔导度的最优数值模拟模型具有种的特异性。对于贴梗海棠,3 个模型对其变异的方差解释比和相关系数并没有显著的差异,但是 Ball 模型的预测点在参考线的周围分布较为均匀,其残差 Shapiro-Wilk 正态分布达到极显著,因此 Ball 模型是描述贴梗海棠的最优模型。对于木兰, Jarvis 模型是最优的模型,其对验证数据的变异解释的百分比较高,而且数据点分布较为均匀,残差 Shapiro-Wilk 正态分布达到极显著。对于龙爪槐, Ball 模型是最优的气孔导度数值模拟模型,其对验证数据的变异解释百分比较高,数据分布较为均匀。对于日本樱花, ANN 模型是其最优模型,其对验证数据有着较高的方差解释比和相关系数,分布也较为均匀。对于金钟花, ANN 模型是最优的模型,其数据的方差解释比较高,而且数据分

接图 1

布较为均匀,无明显的离群值。对于紫荆,ANN 是其最优的数值模拟模型,其对数据方差解释比较高,而且数据分布较为均匀。

表 2 6 种常见绿化植物不同模型解释的变量百分比和预测值与实测值间的相关系数

Table 2 The percentages of the observed stomatal conductance that could be explained by three models and the correlation coefficients between observed and predicted stomatal conductances by the nonlinear estimation of six different greening species

| 物种 Species | Jarvis 模型 Jarvis model | | Ball 模型 Ball model | | ANN 模型 ANN model | |
|------------------------------|---|----------|---|----------|---|----------|
| | 方差比 Percentage of explained variance | <i>R</i> | 方差比 Percentage of explained variance | <i>R</i> | 方差比 Percentage of explained variance | <i>R</i> |
| 贴梗海棠 <i>C. speciosa</i> | 41.93% ** | 0.65 ** | 57.13% *** | 0.76 *** | 61.23% *** | 0.73 *** |
| 木兰 <i>M. liliflora</i> | 46.80% *** | 0.68 *** | 67.36% *** | 0.82 *** | 68.45% *** | 0.84 *** |
| 龙爪槐 <i>S. japonica</i> | 1.96% | 0.14 | 59.87% *** | 0.77 *** | 66.01% *** | 0.83 *** |
| 日本樱花 <i>P. yedoensis</i> | 49.05% *** | 0.70 *** | 43.29% ** | 0.66 ** | 82.66% *** | 0.87 *** |
| 金钟花 <i>F. viridissima</i> | 17.72% * | 0.42 * | 56.06% *** | 0.75 *** | 82.71% *** | 0.90 *** |
| 紫荆 <i>C. chinensis</i> | 1.44% | 0.12 | 26.17% ** | 0.51 ** | 75.82% *** | 0.84 *** |

显著水平 level of significance : * * * $P < 0.001$, * * $P < 0.01$, * $P < 0.05$;方差比显著水平检验为 F 检验,而相关系数显著水平检验为 t 检验 The test of the significance level for the percentage explained by the model was F test , while the test of the significance level for the correlation coefficient was t test

表 3 6 种常见绿化植物验证数据不同模型解释的变量百分比和预测值与实测值间的相关系数

Table 3 The percentage of the observed stomatal conductance that three model could explain and the correlation coefficient between observed and predicted through the nonlinear estimation of three different greening species

| 物种 Species | Jarvis 模型 Jarvis model | | Ball 模型 Ball model | | ANN 模型 ANN model | |
|--------------------------------|---|----------|---|----------|---|----------|
| | 方差比 Percentage of explained variance | <i>R</i> | 方差比 Percentage of explained variance | <i>R</i> | 方差比 Percentage of explained variance | <i>R</i> |
| 贴梗海棠 <i>C. speciosa</i> | 50.52% *** | 0.71 *** | 51.65% *** | 0.72 *** | 40.03% * * | 0.82 *** |
| 木兰 <i>M. liliflora</i> | 41.14% *** | 0.64 *** | 33.48% *** | 0.58 *** | 40.48% *** | 0.54 *** |
| 龙爪槐 <i>S. japonica</i> var. | 5.91% | -0.24 | 50.28% *** | 0.71 *** | 56.56% *** | 0.31 * |
| 日本樱花 <i>P. yedoensis</i> | 26.08% ** | 0.51 ** | 18.51% * | 0.43 ** | 69.36% *** | 0.70 *** |
| 金钟花 <i>F. viridissima</i> | 7.97% | 0.28 | 51.73% *** | 0.72 *** | 81.12% *** | 0.77 *** |
| 紫荆 <i>C. chinensis</i> | 11.96% | -0.35 | 59.54% *** | 0.77 *** | 79.35% *** | 0.81 *** |

显著水平 level of significance : * * * $P < 0.001$, * * $P < 0.01$, * $P < 0.05$;方差比显著水平检验为 F 检验,而相关系数显著水平检验为 t 检验 The test of the level of significance for the percentage explained by the model is F test , while the test of the level of significance for the correlation coefficient is t test

2.4 不同植物气孔导度的环境因子分析

利用 STATISTICA 模型中的多元逐步回归,得到对气孔导度有显著效应的变量。对于贴梗海棠,多元回归的入选变量为 PAR ($P < 0.001$) 和 Ta ($P < 0.001$),多元回归的 F 检验结果为 $F(2, 198) = 23.271$ ($P < 0.001$);对于木兰,多元回归的入选变量为 PAR ($P < 0.001$), Ca ($P < 0.001$) 和 VPD ($P < 0.05$),多元回归

的 F 检验结果为 $F(4, 184) = 24.622$ ($P < 0.001$) ;对于龙爪槐,多元回归的入选变量为 PAR ($P < 0.001$) 和 Ca ($P < 0.001$) $F(2, 186) = 43.119$ ($P < 0.001$) ;对于日本樱花,多元回归的入选变量为 PAR ($P < 0.001$)、 Ca ($P < 0.05$) 和 VPD ($P < 0.05$) ,多元回归的 F 检验结果为 $F(4, 184) = 22.368$ ($P < 0.001$) ;对于金钟花,多元回归的入选变量为 PAR ($P < 0.001$) 和 Ta ($P < 0.001$) ,多元回归的 F 检验结果为 $F(3, 185) = 47.570$ ($P < 0.001$) ;对于紫荆,多元回归的入选变量为 PAR ($P < 0.001$)、 PAR ($P < 0.001$) 和 Ca ($P < 0.05$) ,多元回归的 F 检验结果为 $F(4, 192) = 39.314$ ($P < 0.001$) 。

人工神经网络模型因其模型运行方式类似于“黑箱处理”而存在着模型经验性强、生态学解释性差等较多争议,因此提出了一系列的方法对 BPN 模型与变量之间的关系进行描述^[12,13,20]。敏感性分析在训练样本数据的过程中,依次去除输入变量,计算因此而产生的预测值和模拟值之间的误差,从而间接反映输入变量对于模型的重要程度。对于贴梗海棠 4 个输入变量的重要程度依次为: $PAR > Ca > VPD > Ta$;对于木兰 4 个输入变量的重要程度依次为: $VPD > Ca > PAR > Ta$;对于龙爪槐 4 个输入变量的重要程度依次为: $PAR > Ca > PAR > Ta$;对于日本樱花 4 个输入变量的重要程度依次为: $VPD > Ca > PAR > Ta$;对于金钟花 4 个输入变量的重要程度依次为: $Ca > PAR > VPD > Ta$;对于紫荆 5 个输入变量的重要程度依次为: $PAR > Ca > VPD > Ta$ 。

3 结论

Jarvis 模型对于所研究的 6 种植物的气孔导度模拟结果是较差的。事实上, Jarvis 虽然形式直观具有模拟的可调节弹性,但是其机理意义并不十分明确,随着模型中变量的增多,其模型参数确定愈加困难,在一定程度上影响了模型模拟的效果。本次研究使用人工神经网络模型对 Jarvis 模型进行了扩展,结果证明人工神经网络模型可以有效地提高 Jarvis 模型的模拟精度,这和已有的研究结果是相一致的^[19],这表明利用人工神经网络技术对气孔导度与多环境变量间关系的模拟有着较强的可行性。Ball 模型形式简单,对样本的数量要求较低,模型模拟的效果较好,是气孔导度模拟时较为经济的选择。事实上, Ball 模型也是目前很多主流的单叶片尺度模型、区域尺度模型和全球尺度模型的气孔导度模拟模型。

气孔对环境因子的响应规律是十分复杂的,各种环境因子间以及环境因子对植物体的作用都存在交互作用。本次研究选取了 4 个环境因子作为入选变量,存在着一定的局限性。同时本次研究对没有考虑土壤水分对气孔导度的影响,而土壤水分已经在很多研究中纳入到气孔导度的模拟过程当中,需要在今后的研究中进一步的完善^[21]。由多元变量回归和敏感性分析可知, PAR 是植物气孔导度的最敏感影响因素,不仅出现在所有植物的多元回归的入选变量中,而且也是各植物敏感性分析中的重要变量,这在一定程度上也证明了 Jarvis 模型采用 PAR 作为主变量的正确性。而 Ta 则是植物气孔导度的最不敏感因素,不仅入选的次数较少,而且在敏感性分析中全部处于最不敏感位置。

利用人工神经网络模型中的 BP 神经网络模型对 Jarvis 模型进行了扩展,模拟的精度也有较大程度的提高。(1) ANN 模型模拟的某些植物的气孔导度值虽然与观测值有着较强的相关,但是方差解释比有时却很低,这在一定程度上反映了 ANN 模型的经验性;(2) 3 层的 ANN 模型虽然在理论上存在着逼近任意函数的可能性,但是在实践中需要以一定数量的样本作为训练样本,否则就会出现过度拟合的问题。本文在训练过程中使用了添加高斯噪声的技术,取得了不错的效果。(3) 3 层人工神经网络隐含层节点数目目前没有较为统一的最优计算公式。Kolmogorov 定理指出任何持续的函数可以被如下的 3 层人工神经网络模型实现:此网络的输入层有 n 个输入变量,中间层有 $2n + 1$ 个处理单元,输出层有 m 个处理单元^[18]。本文以 $2 \times 4 + 1 = 9$ 为起始隐含层处理单元数目,最终经过多次训练,不同植物确定隐含层处理单元数目依次为 6、9、10、6、9 和 6 个,在一定程度上符合该定律。

References :

- [1] Xiao R B, Ou Yang Z Y, Li W F, et al. A review of the eco-environment consequence of urban heat islands. *Acta Ecologica Sinica*, 2005, 25 (8): 2054 - 2060.

- [2] Spronken-smith R A , Oke T R. The thermal regime of urban parks in two cities with different summer climates. *International Journal of Remote Sensing* ,1998 ,19 (11) :2085 —2104.
- [3] Cowan I R , Farquhar G D. Stomatal function in relation to leaf metabolism and environment. *Symposia Society for Experimental Biology* ,1977 ,31 :471 —505.
- [4] Jarvis P G. The interpretation of the variations in leaf water potential and stomatal conductance found in canopies in the field. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London B* ,1976 ,273 :593 —610.
- [5] Zeiger E , Farquhar G D , Cowan I R. Stomatal Function. Stanford :Stanford University Press ,1987.
- [6] Carlson T N. Modeling stomatal resistance : an overview of the 1989 workshop at the Pennsylvania State University. *Agricultural and Forest Meteorology* ,1991 ,54 :103 —106.
- [7] Jarvis P G , Morison J I L. The control of transpiration and photosynthesis by the stomata. In :Jarvis P. G. , Mansfield T. A. Eds. *Stomatal Physiology* , Society for Experimental Biology :Seminar Series 8. Cambridge :Cambridge University Press ,1981. 247 —279.
- [8] Ball J T. An analysis of stomatal conductance. Ph. D. Thesis. Stanford University ,USA ,1988.
- [9] Wang Y H , He X Y , Zhou G S. Characters and quantitative simulation of stomatal conductance of *aneurolepidium chinense*. *Chinese Journal of Applied Ecology* ,2001 ,12 :517 —521.
- [10] Qi H , Yu G R , Liu Y F , *et al.* Study of Jarvis model on stomatal conductance of mandarin leaf. *Chinese Journal of Eco-Agriculture* ,2004 ,12 (4) :43 —48.
- [11] Ju L X , Wang Q G , Zhang M G , *et al.* A simulation of heat island circulation and mountain-valley breeze in Jinan. *Climatic and Environmental Research* ,2003 ,8 (4) :467 —474.
- [12] Mi X C , Ma K P , Zou Y B. Artificial neural network and its application in agricultural and ecological research. *Acta Phytocologica Sinica* ,2005 ,29 (5) 863 —870.
- [13] Schultz A , Wieland R , Lutze G. Neural networks in agroecological modeling-stylish application or helpful tool? *Computer and Electronics in Agriculture* ,2000 ,29 :73 —97.
- [14] Joon K , Shashi B V. Modeling canopy stomatal conductance in a temperate grassland ecosystem. *Agricultural and Forest Meteorology* ,1991 ,55 :149 —166.
- [15] Turner N C , Schulze E D , Gollan T. The response of stomata and leaf gas exchange to vapor pressure deficits and soil water content in the mesospheric herbaceous species *Helianthus annuus*. *Oecologia* ,1985 ,65 :348 —355.
- [16] Hofstra G , Hesketh J D. The effect of temperature on stomatal aperture in different species. *Canadian Journal of Botany* ,1969 ,47 :1307 —1310.
- [17] Leuning R. A critical appraisal of a combined stomatal-photosynthesis model for C_3 plants. *Plant Cell and Environment* ,1995 ,18 :339 —355.
- [18] Kolmogorov. On the representation of continuous function of many variables by superposition of continuous function of one variable and condition. *Dokl Akad Nauk USSR* ,1957 ,114 :953 —956.
- [19] Huntingford C , Cox P M. Use of statistical and neural network techniques to detect how stomatal conductance responds to changes in the local environment. *Ecological Modeling* ,1997 ,97 :217 —246.
- [20] 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. *Ecological Modeling* ,2004 ,178 :389 —397.
- [21] Gao Q , Zhao P , Zeng X , *et al.* A model of stomatal conductance to quantify the relationship between leaf transpiration , microclimate and soil water stress. *Plant , Cell and Environment* ,2002 ,25 :1373 —1381.

参考文献 :

- [1] 肖荣波 欧阳志云 李伟峰 等. 城市热岛的生态环境效应. *生态学报* ,2005 ,25 (8) 2055 ~2060.
- [9] 王玉辉 周广胜 何兴元. 羊草叶片气孔导度特征及数值模拟. *应用生态学报* ,2001 ,12 :517 ~521.
- [10] 齐华 于贵瑞 刘允芬 等. 柑橘叶片气孔导度的环境响应模型研究. *中国生态农业学报* ,2004 ,12 (4) 43 ~48.
- [11] 鞠丽霞 王勤耕 张美根 等. 济南市城市热岛和山谷风环流的模拟研究. *气候与环境研究* ,2003 ,8 (4) 467 ~474.
- [12] 米湘成 马克平 邹应斌. 人工神经网络模型及其在农业和生态学中的应用. *植物生态学报* ,2005 ,29 (5) 863 ~870.

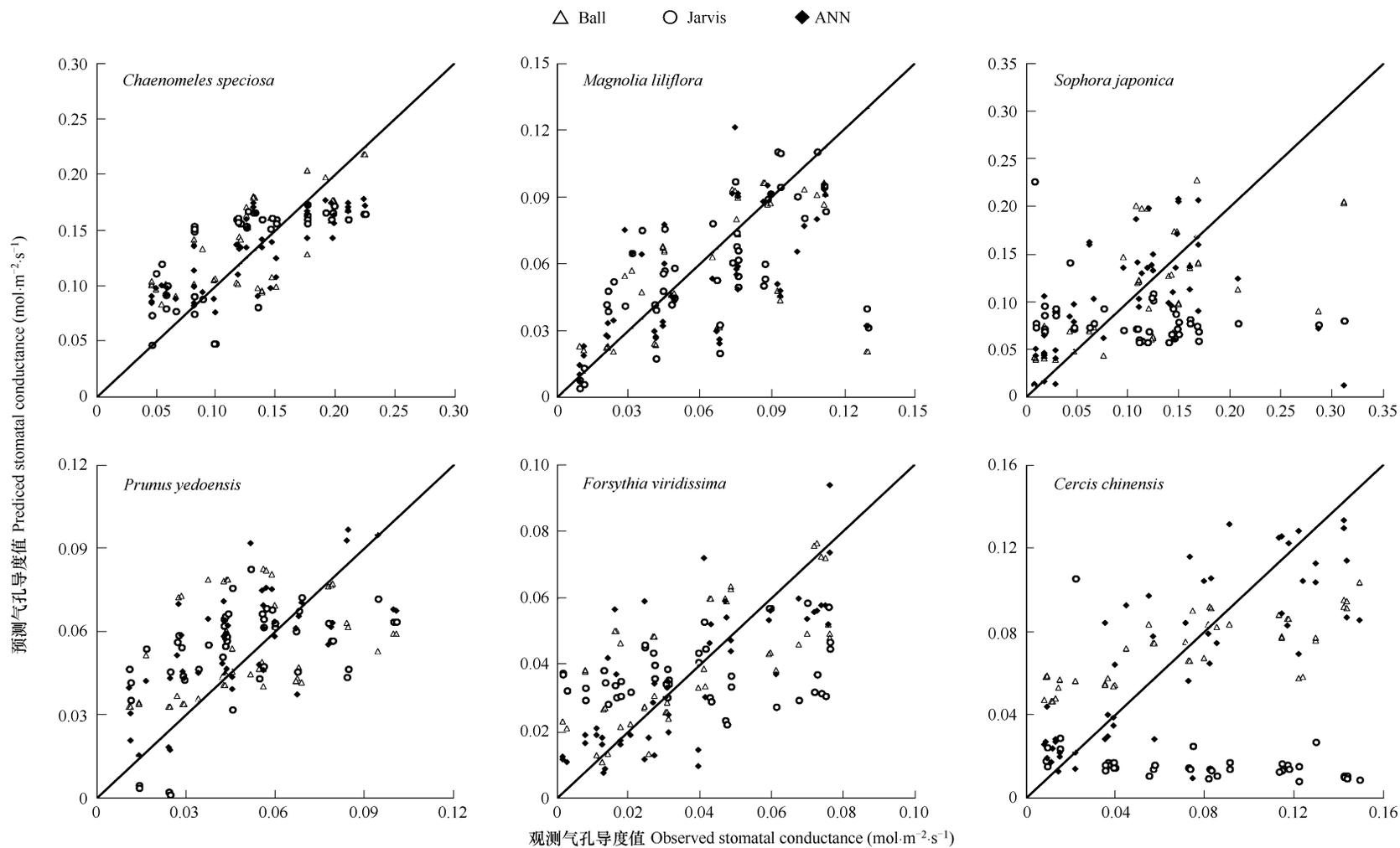


图1 Ball、Jarvis 和 ANN 模型对 6 种植物验证数据的预测值和观测值散点图

Fig. 1 Scatter plots of observed stomatal conductance and predicted stomatal conductance of Ball model, Jarvis model and ANN model