

基于 MATLAB 神经网络的温室草皮腾发量预测研究

李雪, 毛罕平, 左志宇, 张晓东, 付为国 (江苏大学江苏省现代农业装备与技术重点实验室, 江苏镇江212013)

摘要 [目的] 明确基于 MATLAB 的 BP 神经网络预测温室草皮腾发量的可行性。[方法] 在9月温室实测气象资料的基础上, 对温室内的平均气温、相对湿度、光照强度和草皮日腾发量(ET)进行回归分析, 建立了BP网络ET预报模型(BP-ET)。[结果] 气温、光照强度与草皮腾发量呈显著正相关($P < 0.05$), 相对湿度与草皮腾发量呈显著负相关($P < 0.05$)。BP神经网络模型具有极高的拟合精度, 9月资料检验预报模型的平均相对误差为5.58%, 模拟与检验均有很高的拟合精度。BP网络可以用于草皮日腾发量的预测, 是对传统草皮日腾发量计算的补充。[结论] 该研究为气象数据缺测条件下温室草皮日腾发量的估算提供了新思路。

关键词 温室; 作物蒸腾量; 人工神经网络; 模型

中图分类号 S126 文献标识码 A 文章编号 0517-6611(2008)16-06609-02

Study on the Prediction of Turf Evapotranspiration in the Greenhouse by Using the Neural Network Based on MATLAB

LI Xue et al (Jiangsu Provincial Key Laboratory of Modern Agricultural Equipment and Technology, Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013)

Abstract [Objective] The research aimed to confirm the feasibility of predicting the turf evapotranspiration by using BP neural network based on MATLAB. [Method] On basis of the measured meteorological data in the greenhouse in September, the regression analysis was made on the average temperature, the relative humidity, light intensity in the greenhouse and turf evapotranspiration (ET) to establish ET prediction model of BP network (BP-ET). [Result] Temperature and light intensity showed a significantly positive correlation with turf evapotranspiration ($P < 0.05$), while relative humidity showed a significantly negative correlation with turf evapotranspiration ($P < 0.05$). BP neural network model had an extremely high fitting precision. Through testing with the data in September, the average relative error of the prediction model was 5.58% and both stimulating and testing had higher fitting precision. BP network could be used in the prediction of turf evapotranspiration and it was a supplement to traditional calculation of turf evapotranspiration. [Conclusion] This research provided a new thought for calculating turf evapotranspiration in the greenhouse under the conditions that the meteorological data was not determined.

Key words Greenhouse; Crop evapotranspiration; Artificial neural network; Model

随着中国城市化进程的加快, 城市绿化面积迅速增加。草坪以其特殊的美学和生态价值日益受到广大市民的青睐。然而, 建植草坪一般被认为是耗水量较大的绿化方式, 在水资源供应较为紧张的城市, 尤其是北方的大多数城市, 草坪在城市绿化中的地位饱受争议。如何发展节水型草坪已成为关系到草坪业发展的重要问题^[1]。

目前公认用来计算作物腾发量(ET)的方法是著名的彭曼公式^[2], 但该公式需要的参数较多, 在实验条件有限的地区很难推广, 并且公式中的很多参数需要地区校正, 给实际应用带来一定的困难, 而在气象资料不全的情况下尤其是根据天气预报资料进行预测方面存在缺陷^[3]。BP(Back Propagation)神经网络是较为成熟也是应用最多的一种非线性函数逼近方法, 而作物腾发量ET与各影响因素之间可以看作是一种复杂的非线性关系^[4]。

1 材料与方法

1.1 实验设计 实验于2007年7~9月在江苏大学自动化玻璃温室内进行, 草皮品种为马尼拉。7月中旬将长势一致的草皮移植到18个塑料花盆中(30 cm × 30 cm)。经过精心管理, 7月底草坪长势良好。8月1日开始作实验。每天18:00人工灌溉直到盆底有水渗出为止, 保证土壤水分充足。

1.2 观测项目 采用称重法得到每天草皮腾发量, 用精度为2 g, 量程5 kg的天平每天6:00和18:00各称量1次盆重, 两次结果差值即为草1 d的腾发量。气象数据由温室自动控制系统每10 min自动采集1次保存在主控室计算机内。

2 BP神经网络原理及 MATLAB 神经网络工具箱简介

2.1 BP神经网络原理

基金项目 江苏省农业基金项目(BE2005316)。

作者简介 李雪(1978-), 男, 辽宁鞍山人, 硕士研究生, 研究方向: 节水灌溉理论及产品开发。

收稿日期 2008-03-21

的网络模型, 由1个输入层、1个输出层和1个或多个隐含层组成。每一层都包含若干个神经元, 神经元是一个多输入单输出的信息处理单元, 而且它对信息的处理是非线性的。神经元之间通过权重连接, 但同层的神经元之间没有联系。一个3层的BP网络理论上可逼近任意的非线性映射, 因此在实际应用中, 一般采用3层的BP网络就可以满足需要。图1所示的就是一个3层的BP网络结构^[5]。

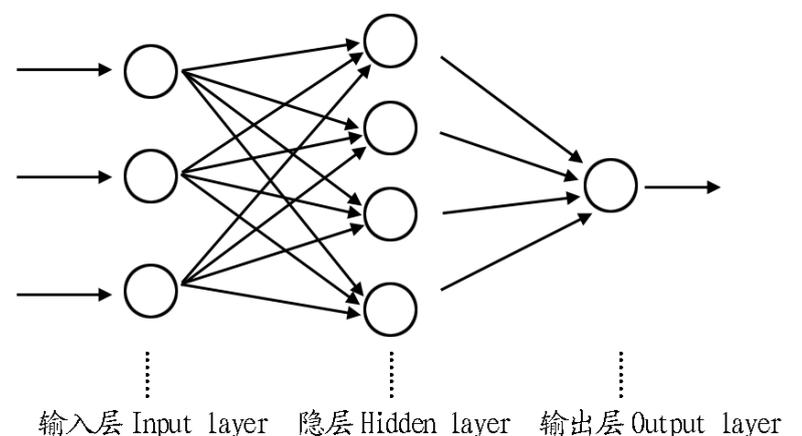


图1 3层BP网络结构

Fig.1 Structure of three-layer BP network

BP网络由正向传播和反向传播组成, 在正向传播阶段, 每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态, 若在输出层得不到期望的输出值, 则进行误差的反向传播阶段。其具体的学习过程和步骤如下: 选择一组训练样本, 每个样例由输入信息和期望的输出结果两部分组成; 从训练样本中取一样本, 把输入的信息输入到网络中; 分别计算经神经元处理后的各层结点的输出; 计算网络的实际输出与期望输出的误差, 如果误差达到要求, 则退出, 否则继续执行第5步; 从输出层反向计算到第一个隐层, 并按照某种能使误差向减小方向发展的原则, 调整网络中各神经元的连接权值(Weight)和阈值(Threshold); 对训练样本集中的每个样本重复到, 直到对整个训练样本集的误差达到要求为止。

2.2 MATLAB7 的神经网络工具箱简介 MATLAB 环境下的神经网络工具箱是以人工神经网络理论为基础, 利用 MATLAB 语言构造出许多典型神经网络的激活函数、各种典型的修正网络权值规则和网络的训练过程。这样, 网络的设计者可根据需要调用工具箱中有关神经网络的设计与训练的程序, 免去了繁琐的编程过程, 从而大大地提高效率和质量。MATLAB7 所对应的神经网络工具箱 V4.0.3 内容非常丰富, 包含了很多现有的神经网络新成果和大量的演示实例。

2.3 网络设计步骤 在进行 BP 神经网络设计时, 需要考虑以下问题: 网络的拓扑结构(隐层的层数及各层神经元的数目); 神经元的变换函数选取; 网络的初始化(连接权值和阈值的初始化); 训练参数设置; 训练样本的归一化处理; 样本数据导入方式等。

根据以上分析可知, 对于网络的实现有 4 个基本的步骤, 网络建立: 通过函数 `newff` 实现, 它根据样本数据自动确定输入层、输出层的神经元数目; 隐层神经元数目以及隐层的层数、隐层和输出层的变换函数、训练算法函数需由用户确定。 初始化: 通过函数 `init` 实现, 当 `newff` 在创建网络对象的同时, 自动调动初始化函数 `init`, 根据缺省的参数对网络进行连接权值和阈值初始化。 网络训练: 通过函数 `train` 实现, 它根据样本的输入矢量 P、目标矢量 T 和预先已设置好的训练函数的参数, 对网络进行训练。 网络仿真: 通过函数 `sim` 实现, 它根据已训练好的网络, 对测试数据进行仿真计算。

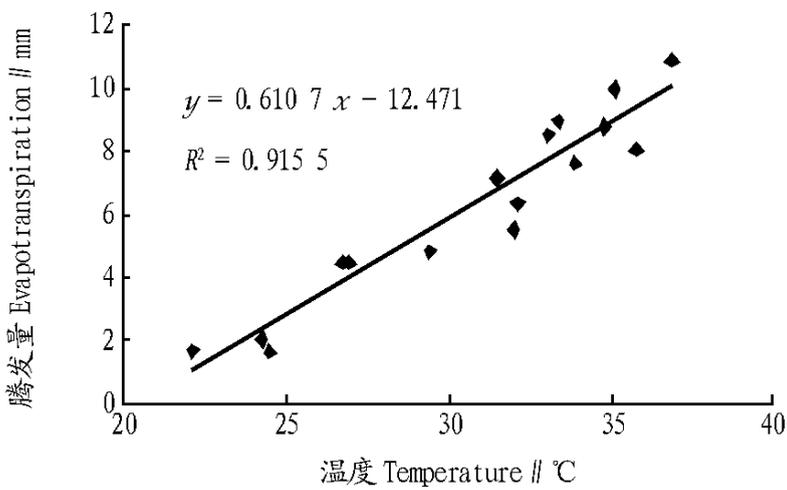


图2 温室内草的腾发量和温度的关系

Fig.2 Relationship between evapotranspiration and temperature of grass in green house

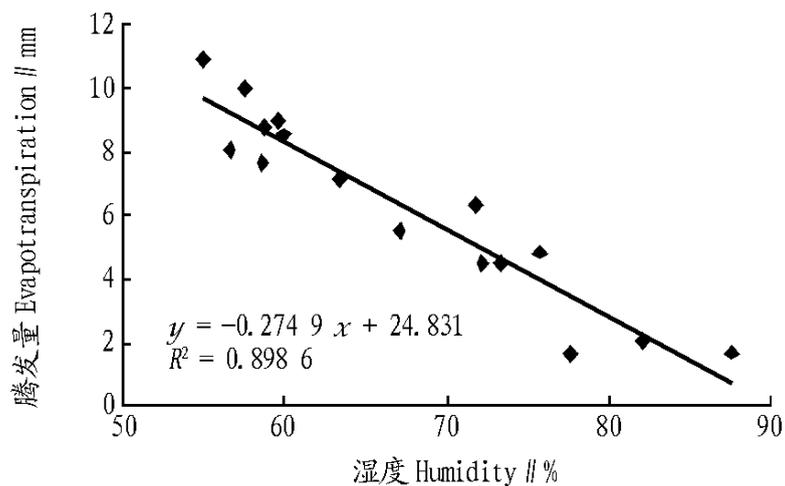


图3 温室内草的腾发量和大气温度的关系

Fig.3 Relationship between evapotranspiration and at mosphere temperature of grass in greenhouse

3 温室草皮腾发量的 BP 神经网络设计

3.1 BP 神经网络结构的确定 输入因子的合理选择是正确应用 BP 网络和保证建模精度的前提。采用温室草皮 9 月份的实验数据资料。草皮日腾发量与温室内的平均气温 T, 相对湿度 RH, 光照强度 PAR 这 3 个主要气象因子进行了回归分析(图2~4)。结果表明, 这 3 个因子均与 ET 呈显著的线性相关。其中气温、光照强度与草皮腾发量呈正相关, 而相对湿度与草皮腾发量呈负相关。并且它们与草皮的相关系数大小依次是光照强度、气温、湿度。该研究中, 采用光照强度、气温、湿度这 3 个气象因子的日平均值作为 BP 网络的输入向量。网络的隐含层有 8 个神经元, 输出层只有 1 个神经元, 即草皮的日腾发量。

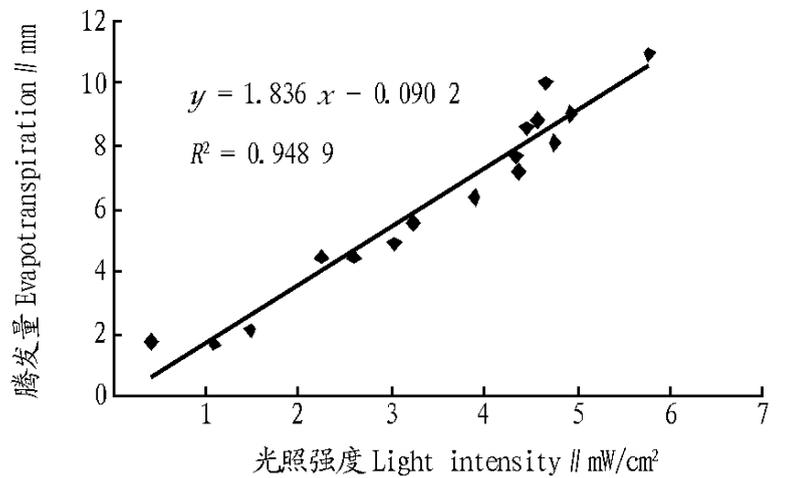


图4 温室内草的腾发量和光照强度的关系

Fig.4 Relationship between evapotranspiration and light intensity of grass in greenhouse

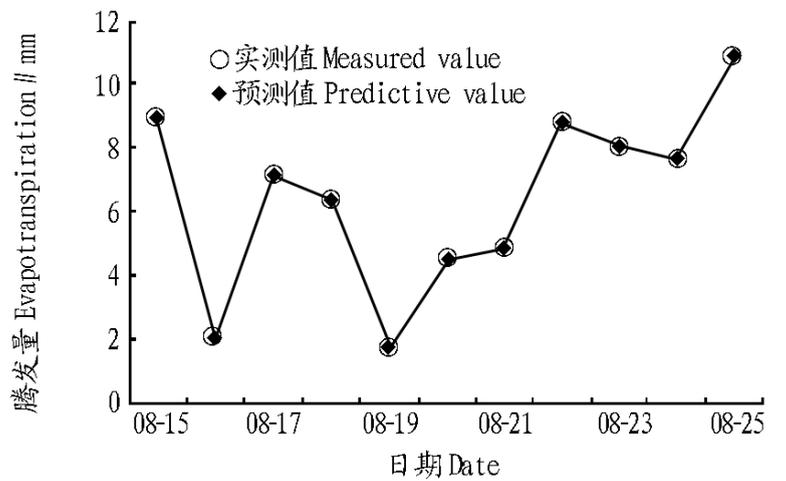


图5 训练样本的实测值和预测值比较

Fig.5 Comparison between measured value and predictive value of training samples

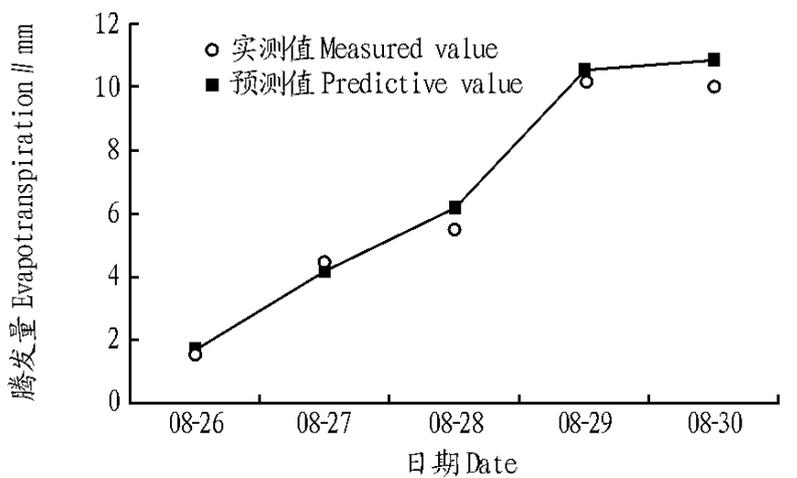


图6 测试样本的实测值和预测值比较

Fig.6 Comparison between measured value and predictive value of testing samples

3.2 基于 MATLAB 的 BP 神经网络 具体实现 %P 为训练 (下转第 6632 页)

成分复杂化,人们对农药残留检测分析方法提出了很高的要求。农药残留分析日趋向系统化、规范化及小型化、自动化方向发展。理想的分析方法应该能应用于不同的食品基质,并能检测出同一食品基质中不同的复杂食品成分。这不仅需要新的分析技术的支持,同时也要求农药残留分析工作人员拥有多方面的学科知识(细胞化学、发酵化学、免疫化学和多肽排列结构等),所以将来农药残留分析工作既面临着巨大的挑战,又有广阔的应用前景。

参考文献

- [1] 陈浩,王豹,韦明元,等. SPE GC 在水果和蔬菜有机磷农药残留分析中的应用[J]. 食品科学,2004,25(10):235-238.
- [2] 仲维科,郝晋,孙梅心,等. 我国食品的农药污染问题[J]. 农药,2000,39(7):1-4.
- [3] 刘安喜,贺秋良. 薄层色谱扫描法测定甲胺磷的含量[J]. 农药,1996,35(3):19-20.
- [4] 赵建庄,范志金,安健,等. 薄层层析—酶抑制法检测有机磷和氨基甲酸酯类杀虫药剂[J]. 四川师范大学学报:自然科学版,2001,24(5):496-498.
- [5] 袁兆岭,宋兴良,朱化雨. 食品中有机磷农药残留分析研究进展[J]. 食品研究与开发,2006,27(5):161-164.
- [6] 王向红,崔小军,李昕,等. 食品中有机磷农药检测方法研究进展[J]. 食品研究与开发,2006,27(11):190-194.
- [7] 杨景贤,唐毅锋. 用气相色谱—质谱联用技术鉴别法国白兰地酒的真伪优劣[J]. 化学世界,2001,42(1):10-13.
- [8] 朱任群,郭玲. 固相萃取毛细管气相色谱法分析果蔬中有机磷农药残

留[J]. 海峡预防医学杂志,2007,13(5):53-54.

- [9] 谢洪学,何丽君,伍艳,等. 基于离子液体的液相微萃取—高效液相色谱法测定水中有机磷农药[J]. 分析化学,2007,35(2):187-190.
- [10] 陈珠灵,陈飞,陈红青. 高效液相色谱法测定蔬菜中3种有机磷农药残留量[J]. 福州大学学报:自然科学版,2005,33(1):99-100.
- [11] PAUL ZAMITSANOS, PAUL YANG, LORNA GREY. 液相质谱(LC/MS)技术用于有机磷农药分析[J]. 环境化学,2002,21(1):92-95.
- [12] 王刚焱,何凤生,鱼涛,等. 甲基对硫磷ELISA分析方法的建立及初步应用[J]. 中国工业医学杂志,2001,14(6):327-333.
- [13] RUBIO F, VELDHIJ L J, CLEGG B S, et al. Comparison of a direct ELISA and an HPLC method for glyphosate determination in water[J]. J of Agric Food Chemistry,2003,51(3):691-696.
- [14] CLEGG B S, STEPHENSON G R, HALL J C. Development of an enzyme-linked immunosorbent assay for the detection of glyphosate[J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry,1999,47(12):5031-5037.
- [15] 陈景衡,杨俊,赵人争. 生物酶技术与酶免疫技术在农残快速分析方面的应用与研究进展[J]. 中国卫生检验杂志,2002,12(5):640-641.
- [16] 纪淑娟,赵丽丽,冯辉. 蔬菜有机磷农药残留快速检测方法的应用[J]. 食品研究与开发,2001,22(3):60-61.
- [17] 李元光,吴太虎,马立人,等. 有机磷农药现场快速检测仪的研制[J]. 医疗卫生装备,2001(2):19-20.
- [18] 刘宗林,彭义交. 有机磷传感器的研制[J]. 食品科学,2004,25(2):130-134.
- [19] 乌日娜,李建科. 生物传感器在农药残留分析中的研究现状及展望[J]. 食品与机械,2005,21(2):54-76.
- [20] JOSEPH WANG, GANG CHEN, ALEXANDER MUCK, et al. Microchip enzymatic assay of organophosphate nerve agents[J]. Analytica Chimica Acta,2004(505):183-187.
- [21] 曹丙花,张光新,周泽魁. 乐果分子的太赫兹时域光谱研究[J]. 传感技术学报,2007,20(10):2264-2267.

(上接第6610页)

样本, T 为目标向量。

```
P = [33.4 24.2 31.5 32.1 22.1 26.9 29.4 34.8 35.8 33.9
36.9 ; 59.6 82.1 63.4 71.8 87.6 72.2 75.8 58.8 56.6 58.7
55.0 ; 4.935 1.479 4.371 3.898 0.398 2.246 3.036 4.581
4.752 4.338 5.792]
```

```
T = [8.978 2.081 7.135 6.362 1.724 4.459 4.875 8.800
8.086 7.640 10.881]
```

% 输入输出训练样本预处理

```
[Pn, minP, maxP, Tn, minT, maxT] = premmx(P, T);
```

% 创建BP神经网络

```
net = newff(minmax(Pn), [3, 8, 1], {'tansig' 'tansig'
'purelin'}, 'trainlm');
```

%100 设置训练网络

```
net.trainParam.show = 100;
```

```
net.trainParam.epochs = 20000;
```

```
net.trainParam.goal = 0.0001; net.trainParam.lr = 0.01;
```

```
net = train(net, Pn, Tn) % 训练神经网络
```

```
an = sim(net, Pn) % 训练样本网络仿真
```

```
a = postmmx(an, minT, maxT) % 还原训练样本输出值
```

```
E = T - a % 计算仿真结果与目标向量的误差
```

```
MSE = mse(E) % 计算均方误差性能值
```

% 输入测试样本向量

```
P1 = [24.5 26.7 32.0 33.1 35.1 ; 77.6 73.3 67.1 60.0
57.5 ; 1.096 2.599 3.247 4.469 4.665]
```

% 输入测试样本预处理

```
[Pn1, minP1, maxP1] = premmx(P1)
```

```
Tn1 = sim(net, Pn1) % 测试样本向量网络仿真
```

```
b = postmmx(Tn1) % 还原测试样本输出值
```

经过5次训练以后,误差达到规定要求。

训练和测试结果与期望目标之间比较显示出较高的精度(图5、6),网络模型输出值与目标值相对误差最大和最小值分别为0.301%和0.021%,MSE为0.0000115。测试样本的实测值和预测值相对误差的最大和最小值分别为8.884%和3.265%。

4 结论

(1) BP神经网络模型具有极高的拟合精度,9月份的资料检验,预报模型的最大相对误差8.884%,平均相对误差5.58%。模拟与检验均有很高的拟合精度,模型有很好的稳健性。

(2) BP神经网络模型(拓扑结构为3-8-1)可以很好地反映气象因子(温室日平均温度、平均湿度和光照强度)与作物腾发量(ET)的非线性函数映射关系,可以较好地估算ET,说明它也是估算ET的方法之一,并且该方法为缺测气象数据条件下ET的估算提供了新的思路。

(3) 该法是对传统参考作物腾发量计算方法的预报的补充,但由于该研究中参与训练样本数较少,结论有待进一步检验。

(4) 该研究是在特定地域条件下进行的,模型有一定的地域局限性。

参考文献

- [1] 张新民. 北京地区常用草坪草的耗水规律及适宜灌溉量研究[J]. 农业工程学报,2004,20(6):77-80.
- [2] 刘胜,贺康宁. 基于Penman-Monteith模型的林木日蒸腾模拟[J]. 西北林学院学报,2006,21(3):15-20.
- [3] 陈新明. 温室大棚内作物蒸发蒸腾量计算[J]. 应用生态学报,2007,18(2):317-321.
- [4] 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[J]. 水科学进展,2005,16(1):76-81.
- [5] 柳林,杨竹清. MATLAB辅助神经网络设计[M]. 北京:电子工业出版社,2003.