

基于气象参数的内陆干旱区作物生育期 ET_0 预测

魏光辉,马 亮,董新光,杨鹏年

(新疆农业大学水利与土木工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830052)

摘 要: 为实现大田作物灌溉的精细化管理,研究了基于气象因素的生育期 ET_0 预测模型。采用灰色理论对 ET_0 与日均、日最高、最低温度,日均风速,相对湿度以及日照时数进行灰色关联度分析,结果表明 ET_0 与温度(包括日均、最高、最低温度)及相对湿度的灰色关联度较高。在分析 ET_0 与上述气象因素间的相关系数基础上,采用日均温度、日均风速以及日照时数作为模型的输入, ET_0 作为输出,建立了 BP 神经网络(BPNN)预测模型;采用日均温度、日均风速、日照时数及灰色关联度作为输入,建立了模糊最小二乘支持向量机(FLSSVM)预测模型。研究结果表明,BPNN 模型的训练值决定系数为 0.8643,平均相对误差 6.29%,预测值决定系数为 0.8099,平均相对误差 7.83%;FLSSVM 模型的训练值决定系数为 0.9684,平均相对误差 2.89%;预测值决定系数为 0.9663,平均相对误差 3.43%。BP 神经网络与 FLSSVM 模型的精度均较高,可以用来预测 ET_0 日值,这为大田作物的精细化灌溉管理提供理论与技术支持。

关键词: ET_0 ; 预测; BP 神经网络; 灰色理论; 模糊最小二乘支持向量机
中图分类号: S161.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-7601(2014)04-0065-05

Prediction of ET_0 during growth period of crops in inner arid areas based on meteorological parameters

WEI Guang-hui, MA Liang, DONG Xin-guang, YANG Peng-nian

(School of Water Resources and Civil Engineering, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, China)

Abstract: In order to realize fine irrigation management of field crops, the ET_0 prediction model was studied based on meteorological parameters in growth period. The grey theory was applied to analyze the grey relational degree between meteorological factors (daily average temperature, maximum temperature, minimum temperature, wind speed, relative humidity and sunshine hours) and ET_0 . The results showed that the grey correlation degree between ET_0 and temperature (including daily average, maximum and minimum temperature) as well as relative humidity was relatively high. Based on the correlation coefficients between ET_0 and meteorological parameters, the BP neural network (BPNN) prediction model was established by using daily average temperature, wind speed and sunshine hours as input and ET_0 as output of the model. The fuzzy least square support vector machine (FLSSVM) prediction model was also established by using daily average temperature, wind speed, sunshine hours and grey correlation degree as input. The results showed that: in the BPNN model, the trained determination coefficient was 0.8643 with the average relative error of 6.29%, and the predicted determination coefficient was 0.8099 with the average relative error of 7.83%; in the FLSSVM model, the trained determination coefficient was 0.9684 with the average relative error of 2.89%, and the predicted determination coefficient was 0.9663 with the average relative error of 3.43%. Both BP neural network and FLSSVM model exhibited a high precision and could be used to predict daily value of ET_0 . The results could provide the theoretical and technical support for the fine irrigation management of field crops.

Keywords: ET_0 ; prediction; BP neural network (BPNN); grey theory; fuzzy least square support vector machine (FLSSVM)

收稿日期:2013-10-20
基金项目:水利部公益性行业科研专项资助(201301102);新疆维吾尔自治区重大科技专项资助(201130103-3);新疆水文学及水资源重点学科资助(XJSWSZYDZXK20101202)
作者简介:魏光辉(1981—),男,新疆石河子人,高级工程师,在读博士,主要从事干旱区水资源利用研究。E-mail: xndwgh@sina.com.

参考作物腾发量 (Reference crop evapotranspiration, ET_0) 是计算作物需水量、进行农田灌溉管理及区域水资源优化配置的主要依据。计算 ET_0 的方法主要有温度法、辐射法和综合法^[1], 其中以联合国粮食及农业组织 (Food and Agriculture Organization, 简称 FAO) 在 1998 年推荐的 Penman - Monteith (以下简称 PM 法) 公式最为精确^[2], 但是该模型在应用中存在不足之处, 即该模型计算中需要大量的气象资料, 例如太阳辐射等。而在我国各基本气象站的观测项目中能够观测太阳辐射的站点很少, 这就给作物腾发量的计算带来一定困难。因此, 必须结合现有气象站观测项目的基础上, 寻找出一种简单适用的 ET_0 计算模型。

近年来, 许多学者致力于研究建立高精度及广泛适用性的 ET_0 预测模型。李彦^[3]建立了基于实测日均气温、日照时数、风速及相对湿度与 ET_0 的回归方程, 结果表明该模型验证精度高、方法简单, 但模型受地区气候条件局限而无法在实际中运用。刘丽^[4]采用人工神经网络对 GM(1,1) 模型残差系列进行修正的组合模型, 对鞍山地区 ET_0 进行预测, 结果表明, 该方法具有较高的预测精度, 但模型预测稳定性不是很好。赵旭^[5]运用灰色理论建立灰色不等维递补 GM(1,h) 模型对 ET_0 进行了模拟预测, 并与 GM(1,1) 模型进行了比较分析, 结果表明灰色不等维递补 GM(1,h) 模型预测精度明显高于 GM(1,1) 模型。Sudheer K P 等^[6]、Trajkovic^[7]以实测气象资料为输入, 研究了神经网络模型预测 ET_0 的可行性。徐俊增^[8]以气象因子为输入, 验证了 BP 神经网络模型预测 ET_0 的可靠性, 结果表明, 当模型输入因子较多且因子之间相关性较大时, 模型会产生过训练、过拟合问题。

综上所述, 本文在前人研究的基础上, 将模糊隶属度概念引入 LSSVM 模型, 提出了支持向量域描述的模糊最小二乘支持向量机算法 (FLSSVM), 并以新疆焉耆盆地为例, 以作物生育期 ET_0 为研究对象, 通过分析气象因素对 ET_0 的影响, 建立 ET_0 预测模型, 以期通过在作物生长过程中进行气象因素的监测来实现 ET_0 预测, 及时指导田间灌溉管理, 为实现大田作物精细化灌溉管理提供理论与技术支持。

1 材料与方法

1.1 试验材料

选取新疆焉耆县气象站 (地理坐标 42°05'N, 86°34'E, 地面高程 1 055.3 m) 2011 年作物生育期 (4 月 1 日至 9 月 30 日) 共计 183 d 的逐日日均气温、日最

高气温、日最低气温、日均相对湿度、日均风速以及日照时数共计 6 个基本气象要素资料。

1.2 试验方法

PM 模型以能量平衡和水汽扩散理论为基础, 全面考虑空气动力学和太阳辐射项对 ET_0 的影响, 而且模型涉及作物生理特征, 其表达式如下:

$$ET_0 = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} u(e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u)} \quad (1)$$

式中: ET_0 为参考作物腾发量 ($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$); Δ 为饱和水汽压与温度关系曲线的斜率 ($\text{kPa} \cdot ^\circ\text{C}^{-1}$); T 为环境平均温度 ($^\circ\text{C}$); R_n 为作物冠层表面净辐射量 ($\text{MJ} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{d}^{-1}$); G 为土壤热通量 ($\text{MJ} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{d}^{-1}$), 逐日计算时 $G = 0$; γ 为温度常数 ($\text{kPa} \cdot ^\circ\text{C}^{-1}$); u 为 2 m 处风速 ($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$); e_s 为空气饱和水汽压 (kPa); e_a 为空气实际水汽压 (kPa)。

文章以 PM 模型计算的 ET_0 日值为标准值, 分别使用 BP 神经网络和模糊最小二乘支持向量机建立 ET_0 日值预测模型, 通过比较 2 种建模方法的效果和精度, 确定最优模型。选择 2011 年作物生育期内 4—8 月的 153 组气象因素及 PM 模型计算的 ET_0 日值作为训练集, 当年 9 月的 30 组气象数据及相应的 ET_0 日值作为模型预测效果检验集。

2 结果与分析

2.1 ET_0 影响因素分析

采用灰色关联分析法来分析日均、日最高、最低温度, 日均风速, 相对湿度以及日照时数对 ET_0 日值的影响。灰色关联度分析实质上是对比较数列中的数据进行几何关系比较, 如果两比较数列在各时刻均重合在一起, 则关联度为 1, 否则关联度小于 1。其方法如下^[9-10]:

令参考数列 $X_0 = \{x_0(k) | k = 1, 2, \dots, n\}$, 比较数列 $X_i = \{x_i(k) | i = 1, 2, \dots, n\}$, 其中 i 表示第 i 个比较数列, k 表示比较数列中的第 k 个数据, n 表示参考数列和比较数列中数据的个数, 则关联系数的计算公式为:

$$\zeta_{i,0}(k) = \frac{\min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|} \quad (2)$$

式中, ρ 为分辨系数, 一般取 0.5。 $\zeta_{i,0}(k)$ 表示在第 k 个时刻比较数列 x_i 与参考数列 x_0 之间的相对差值, 将其定义为数列 x_i 对 x_0 在 k 时刻的关联系数。因为

关联系数是比较数列与参考数列在各个时刻(即曲线中的各点)的关联程度值,所以它的数值不止一个,信息过于分散不便于进行整体性比较。因此,本研究将各个时刻(即曲线中的各点)的关联系数求平均值,作为比较数列与参考数列间关联程度的数量表示,关联度 r 公式如下:

$$r(x_i, x_0) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \zeta_{i,0}(k); r(x_i, x_0) \in (0, 1] \quad (3)$$

根据式(2)与式(3),对新疆焉耆县气象站 2011 年 4—9 月作物生育期的 183 组气象数据(日均温度 x_1 、日最高温度 x_2 、日最低温度 x_3 、日均风速 x_4 、相对湿度 x_5 以及日照时数 x_6)及 ET_0 日值进行灰色关联度分析,结果见表 1。灰色关联度排序为:日均温度 > 日最高温度 > 日最低温度 > 相对湿度 > 日照时数 > 日均风速。

表 2 各气象因素与 ET_0 的相关系数

Table 2 Correlation coefficient among meteorological factors and ET_0

因子 Factor	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	ET_0
x_1	1	0.8437	0.8665	0.286	-0.0105	-0.066	0.2813
x_2	0.9895	1	-0.5336	-0.0128	-0.1503	0.0474	-0.0646
x_3	0.9865	0.9606	1	-0.4535	0.1995	0.3065	-0.1693
x_4	0.5134	0.5595	0.4135	1	-0.1211	-0.063	0.2361
x_5	0.3257	0.2798	0.3513	0.0656	1	-0.4738	0.3662
x_6	0.8608	0.8446	0.8773	0.326	0.0752	1	-0.0119
ET_0	0.9286	0.9228	0.8979	0.5891	0.425	0.737	1

注:左下角为相关,左上角为偏相关; $r_{0.05} = 0.1027$; $r_{0.01} = 0.1347$ 。
Note: The lower left part denotes correlation, and the upper right part denotes partial correlation; $r_{0.05} = 0.1027$, $r_{0.01} = 0.1347$.

由表 2 可知,日均、日最高、最低温度,日均风速,相对湿度以及日照时数均与 ET_0 日值之间具有显著相关性(通过了置信度为 0.01 与 0.05 的显著性检验)。此外,从表 2 也可看出,日均、最低温度,日均风速以及日照时数与 ET_0 日值的偏相关关系达到显著性水平(通过了置信度为 0.01 与 0.05 的显著性检验),但日最高温度、相对湿度和 ET_0 日值的相关性未通过偏相关分析检验。

2.2 ET_0 预测模型

表 2 列出了日均、日最高、最低温度,日均风速,相对湿度及日照时数与 ET_0 之间的相关性,得出日均、最低温度,日均风速以及日照时数和 ET_0 之间具有显著偏相关水平的结论。由于偏相关分析剔除了其它气象因素对 ET_0 的影响,仅反映单个气象因素对 ET_0 的作用;同时,考虑到神经网络模型的输入层变量不宜过多,否则容易造成模型过拟合、过训练现象,因此本文采用日均温度、日均风速以及日照

表 1 各气象因素与 ET_0 的灰色关联度

Table 1 Grey relational degree between meteorological factors and ET_0

序号 Serial number	气象因素 Meteorological factor	关联度 Correlation degree
1	日均温度 Daily average temperature	0.8697
2	最高温度 Maximum temperature	0.8681
3	最低温度 Minimum temperature	0.8486
4	日照时数 Sunshine hours	0.7669
5	日均风速 Daily average wind speed	0.7366
6	相对湿度 Relative humidity	0.8090

为了解日均、日最高、最低温度,日均风速,相对湿度以及日照时数与 ET_0 日值间的密切程度,分别计算了上述气象因素与 ET_0 日值的相关系数与偏相关系数,如表 2 所示。

时数这 3 个气象因素作为模型的输入, ET_0 日值作为模型的输出,分别使用 BP 神经网络(BP Neural Network)和模糊最小二乘支持向量机(Fuzzy Least Square Support Vector Machine, FLSSVM)建立 ET_0 预测模型。

(1) 基于 BP 神经网络预测 ET_0

BPNN 算法能避免人为操作因素对模型的影响,随着训练的进行,目标值与理论计算输出值越来越接近,直到满足所需的值。学习速率、动量因子都设置为默认值,回归误差设置为 0.01,最大迭代次数设定为 1000 次,最佳的网络结构为 3-8-1,分别为输入层、中间层和输出层。图 1 是 BPNN 建模结果,训练值决定系数 $R^2 = 0.8643$,平均相对误差为 6.29%;预测值决定系数 $R^2 = 0.8099$,平均相对误差为 7.83%。

(2) 基于 FLSSVM 预测 ET_0

LSSVM 模型对于孤立点过分敏感,因此会带来过拟合问题,本文将模糊隶属度概念引入 LSSVM 模

型,提出了支持向量域描述的模糊最小二乘支持向量机算法 (FLSSVM)。该方法将数据样本映射到高维空间,在这个高维空间中寻找最小包含超球,再根据样本到超球球心的距离确定其隶属度值,而对超球之外的孤立点集中的样本则赋予其隶属度一个很小的正数,以减少这些点的影响,从而提高 FLSSVM 模型抗噪能力和拟合效果。FLSSVM 是利用模糊隶属度来模糊化输入样本,对于重要程度不同的样本赋予不同的隶属度值,然后进行训练。本文中样本集的输入向量为日均温度、日均风速、日照时数,此时引入模糊隶属度的概念,将输入向量加入新的特征维即灰色关联度权重,此时的输入向量转化为日均温度、日均风速、日照时数、灰色关联度,灰色关联度作为权重向量代表变量与 ET_0 之间的关联程度,日均温度、日均风速、日照时数与 ET_0 日值之间的灰色关联度如表 1 所示。不同样本对应的灰色关联度作为隶属度值,这样就会得到更加精确的预测值。

LSSVM 模型优化问题可表述为:

$$y_i = \omega \phi(x_i) + b + \xi_i$$
$$Q = \min \left\{ \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{c}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \right\} \quad (4)$$

其中, y_i 为最小二乘支持向量机函数; ω 为权值向量; ϕ 为核空间映射函数; b 为偏置值; ξ_i 为误差项; c 为惩罚参数。FLSSVM 算法引入支持向量 ϕ_i 来区分不同的数据在训练过程中的重要程度,即模糊隶属度,于是等式约束下的最小化目标函数为:

$$Q = \min \left\{ \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{c}{2} \sum_{i=1}^n \phi_i \xi_i^2 \right\} \quad (5)$$

FLSSVM 建模步骤为:(1) 对数据进行归一化处理;(2) 形成训练样本集和预测样本集;(3) 用训练样本建立目标函数 Q ;(4) 求解目标函数;(5) 利用样本进行 ET_0 日值预测。预测结果如图 2 所示,训练值决定系数 $R^2 = 0.9684$,平均相对误差为 2.89%;预测值决定系数 $R^2 = 0.9663$,平均相对误差为 3.43%。结果表明,气象因素(日均温度、日均风速、日照时数)可被用来预测 ET_0 日值,在 3 个气象因素的基础上,增加灰色关联度作为权重向量成为第 4 个输入向量,建立的 FLSSVM 预测模型达到了较高的预测精度。

上述 2 种方法的建模结果表明,采用 BP 神经网络对 ET_0 日值进行预测,优点是训练速度较快,但缺点是算法很有可能陷入局部极值且未参加训练的检验集样本预测能力较差,即网络泛化能力较差。FLSSVM 模型利用气象因素与 ET_0 之间的灰色关联度作为模糊隶属度来模糊化输入样本,对于重要程

度不同的样本赋予不同的隶属度值,然后进行训练。该方法较好地解决了小样本学习问题,避免了人工神经网络等智能方法进行预测时所表现出来的过学习、泛化能力弱等缺点。并且由于采用隶属度,对数据实行了重近轻远的原则,使得该方法预测精度较高且容易实现。

由于 FLSSVM 模型融合了支持向量机和模糊技术两者的优点,既有支持向量机泛化能力强,全局最优等优点,又有模糊技术的鲁棒性强等优点,由此获得的模型具有较好的效果。同时,因为 FLSSVM 模型可以对于重要程度不同的样本赋予不同的隶属度值,所以在应用模型进行预测的时候隶属度值的选取需要尤为谨慎,这样才能取得更好的预测精度。此外,FLSSVM 模型的缺点是移植性较差,需要根据实际应用情况选取隶属度。

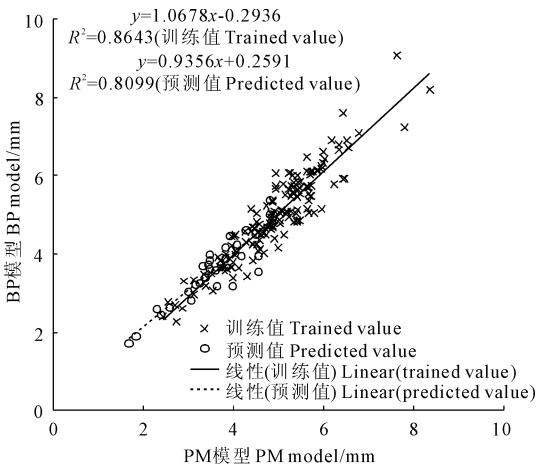


图 1 BP 神经网络建模结果

Fig.1 BP neural network modeling results

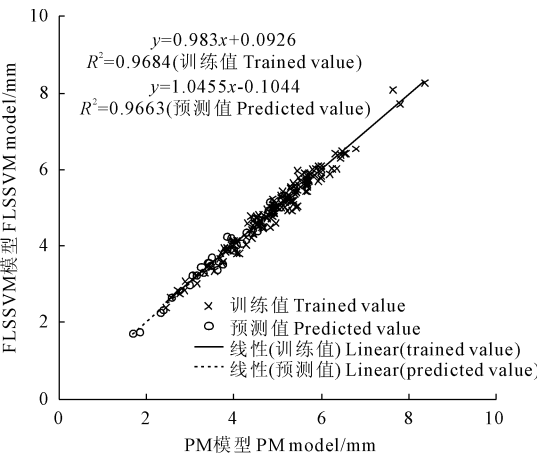


图 2 FLSSVM 建模结果

Fig.2 FLSSVM modeling results

BP 神经网络模型与 FLSSVM 模型模拟预测值与实测 ET_0 日值的变化过程对比见图 3。

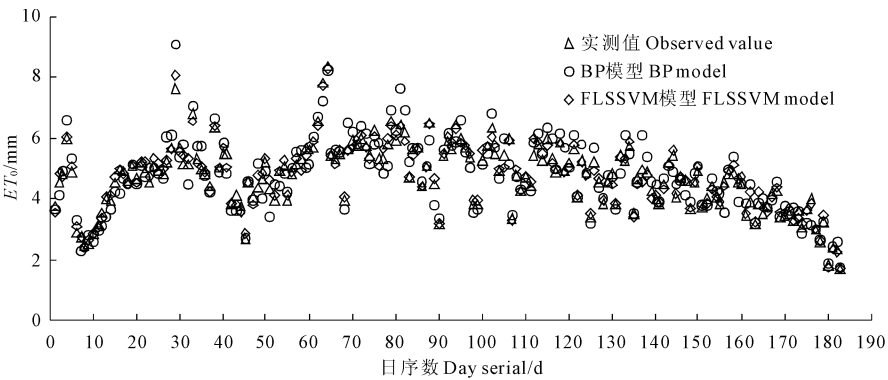


图 3 ET_0 日值变化过程对比

Fig.3 Variation of daily value of ET_0

根据 BP 神经网络模型与 FLSSVM 模型模拟预测值,分别计算出各月 ET_0 值及生育期值,并将计算结果与 PM 模型计算值进行对比(见表 3)。由表 3 可知:两种模型计算的 ET_0 月值结果均在 6 月达到最大,7 月次之,9 月最小;两种模型生育期内 ET_0

值计算误差均较小,分别为 0.86% 与 0.34%;通过对 3 组 ET_0 月值数据(PM 模型计算值、BP 模型计算值与 FLSSVM 模型)进行经典统计学分析,发现这 3 组数据无显著性差异,在实际作物生产管理中,可以利用本文所建模型代替 PM 方法,计算 ET_0 。

表 3 不同模型计算结果对比

Table 3 Comparison of calculation results of different models

月份 Month	ET_0 实测值/mm Measured value of ET_0	BP 模型 BP model		FLSSVM 模型 FLSSVM model	
		模拟预测值/mm Simulated value	相对误差/% Relative error	模拟预测值/mm Simulated value	相对误差/% Relative error
4	134.64	134.25	- 0.29	136.26	1.20
5	150.86	149.85	- 0.67	151.21	0.23
6	170.29	172.63	1.38	169.44	- 0.50
7	161.70	164.11	1.49	162.88	0.73
8	140.71	143.81	2.21	139.69	- 0.72
9	106.21	107.14	0.88	107.91	1.60
合计 Total	864.41	871.80	0.86	867.39	0.34

3 结 论

- 1) 对 ET_0 日值与日均、日最高、最低温度,日均风速,相对湿度以及日照时数等因子进行灰色关联度分析,结果表明 ET_0 日值与温度(包含日均、最高、最低温度)及相对湿度的灰色关联度较高,即温度与相对湿度是影响作物生育期 ET_0 日值的主要因素。
- 2) 分析了日均温度、日最高、最低温度,日均风速,相对湿度以及日照时数和 ET_0 日值的相关系数。日均温度、日均风速以及日照时数与 ET_0 日值均通过了偏相关分析的显著性检验。因此采用日均温度、日均风速以及日照时数作为模型的输入, ET_0

- 日值作为模型的输出,使用 3 - 8 - 1 结构的 BP 神经网络进行建模。BP 神经网络模型的训练值决定系数 $R^2 = 0.8643$,平均相对误差为 6.29%;预测值决定系数 $R^2 = 0.8099$,平均相对误差为 7.83%。
- 3) 将模糊隶属度概念引入 LSSVM 提出支持向量域描述的模糊最小二乘支持向量机(FLSSVM)。结果表明,采用日均温度、日均风速、日照时数及灰色关联度作为输入,建立的参考作物腾散量 FLSSVM 模型的训练值决定系数 $R^2 = 0.9684$,平均相对误差为 2.89%;预测值决定系数 $R^2 = 0.9663$,平均相对误差为 3.43%。FLSSVM 预测模型的精度都较高,可以用来预测作物需水量,为作物生育期灌溉管理提供理论与技术支持。

田土壤的有效养分含量受到施肥水平和农业技术的影响。由于研究区棉田长期存在重施氮肥,轻施磷肥,少施或不施钾肥的现象,导致土壤中的有机质、全氮和碱解氮含量有较大提高,速效磷含量长期连作之后较稳定或略有减小,而钾的含量显著下降,致使土壤中的氮、磷、钾比例失调。上述元素的增减变化连作 15 a 极为明显。

3) 酶是土壤中最活跃的有机成分之一,酶活性在一定程度上反映土壤理化性质的动态变化。在研究区棉花连作年限的增加,脲酶呈现先升后降的趋势,连作 15 a 达到最高值;过氧化氢酶无规律的增加,连作 5 a 和 10 a 过氧化氢酶活性较低,连作 10 a 后过氧化氢酶的活性升高,在连作 15 a 达到最高值;转化酶连作 5 a 和 25 a 活性最低,连作 15 a 和 20 a 最高;蛋白酶随着棉花连作年限的增加,呈现先升后降趋势,连作 5 a 蛋白酶活性最低,连作 20 a 活性最高;随着连作年限的延长,磷酸酶活性先升高后下降,其活性连作 5 a 最低,连作 20 a 最高。综上所述可知,脲酶、过氧化氢酶和转化酶的活性,棉花连作 15 a 达到最高值,蛋白酶和碱性磷酸酶的活性,连作 20 a 达到最高值,说明棉花连作 15 ~ 20 a 时土壤成熟,棉田氧化和解毒能力逐渐增强,能够降低棉花根系分泌物产生的自毒效应,促进棉花对养分的吸收。上述分析结果表明,无论是从棉田土壤理化性质的变化来看,还是酶活性的变化情况来看,在研究区最适宜棉花连作的年限为 15 a,超过 15 a 导致土壤容重增大,孔隙度下降,土体紧实板结,结构性差,土壤养分含量失衡,酶活性降低,土壤质量下降,土壤退化;发生棉花死苗、生长不良、病虫害发生频繁、“早

衰”、产量下降等连作障碍现象,使得棉花产出和效益受到影响。

参 考 文 献:

[1] 顾美英,徐万里,茆 军,等.连作对新疆绿洲棉田土壤微生物数量及酶活性的影响[J].干旱地区农业研究,2009,27(1):1-5.

[2] 万素梅,王立祥.发挥区域资源优势——促进新疆棉花可持续发展[J].塔里木大学学报,2006,18(1):98-101.

[3] 李秀玲,吕光辉,何雪芬.连作年限对土壤理化性质及酶活性的影响[J].干旱区资源与环境,2012,26(9):93-97.

[4] 万素梅,吴先民,刘晓红,等.长期连作对新疆棉田土壤物理性质影响的研究[J].中国农学通报,2012,28(12):48-53.

[5] 贡 璐,冉启洋,韩 丽.塔里木河上游典型绿洲连作棉田土壤酶活性与其理化性质的相关性分析[J].水土保持通报,2012,32(4):36-42.

[6] 满苏尔·沙比提,海鹰,阿布拉江·苏来曼.近 50 年来渭干河 - 库车河三角洲绿洲耕地变化及其成因[J].地理研究,2004,23(4):487-494.

[7] 满苏尔·沙比提,热合漫·玉苏甫,阿布拉江·苏莱曼.渭干河 - 库车河三角洲绿洲土地资源合理利用对策分析[J].干旱区资源与环境,2004,18(1):111-116.

[8] 中国科学院南京土壤研究所.土壤理化分析[M].上海:上海科技出版社,1978.

[9] 鲍士旦.土壤农化分析[M].北京:中国农业出版社,2000.

[10] 关松荫.土壤酶学研究方法[M].北京:农业出版社,1986.

[11] 朱新萍,梁 智,王 丽,等.连作棉田土壤酶活性特征及其与土壤养分相关性研究[J].新疆农业大学学报,2009,32(4):13-16.

[12] 刘建国,张 伟,李彦斌,等.新疆绿洲棉花长期连作对土壤理化性状与土壤酶活性的影响[J].中国农业科学,2009,42(2):725-733.

[13] 李银平,林忠东,李小斌,等.北疆连作棉田轮作倒茬模式的研究[J].干旱地区农业研究,2010,28(1):243-254.

(上接第 69 页)

参 考 文 献:

[1] 李战超,魏文寿,陈荣毅,等.玛纳斯河流域气候变化对参考蒸散量的影响[J].沙漠与绿洲气象,2013,7(1):33-38.

[2] 谢 平,陈晓宏,刘丙军.湛江地区适宜参考作物蒸发蒸腾量计算模型分析[J].农业工程学报,2008,24(5):6-9.

[3] 李 彦,陈祖森,张 保,等.参考作物蒸发蒸腾量的多元线性回归模型研究[J].新疆农业大学学报,2005,28(1):70-72.

[4] 刘 丽,迟道才,李帅莹.基于灰色组合模型的参考作物腾发量预测[J].人民长江,2008,39(19):32-34.

[5] 赵 旭,李 毅,刘俊民.新疆地区参考作物腾发量的灰色模型预测[J].农业工程学报,2009,25(10):50-56.

[6] Sudheer K P, Gosain A K, Ramasastri K S. Estimating actual evapo-

transpiration from limited climatic data using neural computing technique[J]. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 2003,129(3):214-218.

[7] Trajkovic S, Todorovic B. Forecasting of reference evapotranspiration by artificial neural networks[J]. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 2003,129(6):454-457.

[8] 徐俊增,彭世彰,李道西,等.基于气象预报的参考作物蒸发蒸腾量的神经网络预测模型[J].水利学报,2006,37(03):376-379.

[9] 魏光辉,申 莲,曹 伟.深圳市各气象要素对水面蒸发量影响程度的灰色关联分析[J].沙漠与绿洲气象,2008,2(3):33-35.

[10] 魏光辉,王 勇,申 莲.库尉地区气象要素对水面蒸发量影响程度的灰关联分析[J].沙漠与绿洲气象,2007,1(3):18-20.