

基于土壤参数的冬小麦产量预测模型

杨 玮¹, 孙 红¹, 郑立华², 李民赞^{1*}

(1. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室 北京 100083;

2. 中国农业大学农业部农业信息获取重点实验室 北京 100083)

摘 要: 为了实现冬小麦的精细田间管理, 研究了基于土壤参数的冬小麦产量预测模型。采用灰色理论对冬小麦土壤电导率 EC 值, 全氮含量, K^+ 、 NO_3^- 以及土壤 pH 值等因子进行灰色关联度分析, 结果表明土壤 EC 值与土壤全氮含量, K^+ 以及土壤 pH 值的灰色关联度较高。在分析不同生长时期土壤 EC 值, 全氮含量, K^+ 、 NO_3^- 以及土壤 pH 值和产量间的相关系数的基础上, 采用土壤 EC 值, 全氮含量以及 K^+ 作为模型的输入, 产量作为输出, 建立了冬小麦产量预测 BP 神经网络 (BPNN) 模型; 采用土壤 EC 值, 全氮含量, K^+ , 灰色关联度作为输入, 建立了小麦产量的模糊最小二乘支持向量机 (FLSSVM) 预测模型。建模结果表明, BPNN 模型的预测决定系数达 0.8237, 验证决定系数达 0.7367; FLSSVM 模型的预测决定系数达 0.8625, 验证决定系数达 0.8003。BP 神经网络以及 FLSSVM 预测模型的精度都较高, 可以用来评估作物产量, 为精细农业变量处方管理提供理论与技术支持。

关键词: 农作物, 模型, 误差分析, 产量, 土壤 EC 值, BP 神经网络, 灰色理论

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2013.23.016

中图分类号: S126; TP23

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2013)-23-0118-06

杨 玮, 孙 红, 郑立华, 等. 基于土壤参数的冬小麦产量预测模型[J]. 农业工程学报, 2013, 29(23): 118—123.
Yang Wei, Sun Hong, Zheng Lihua, et al. Prediction model of winter wheat yield based on soil parameters[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(23): 118—123. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

小麦是中国的三大粮食作物之一, 中国的小麦生产主要以冬小麦为主, 实现冬小麦的精细田间管理特别是精细水肥管理非常必要。20 世纪 70 年代, 由美国密执安州大学教授 Ritchie 为首的数十位科学家开展了作物生长模型研究, 推出了针对禾谷类作物的常用模型 CERES (crop environment resource synthesis), 该模型也最早被纳入美国 DSSAT (decision support system for agrotechnology transfer) 系统。CERES 模型包括土壤水分平衡、发育时段、作物生长等, 用积温模拟发育时段, 根据叶片数、叶面积增长、光的截获及其利用、干物质在各个器官中的分配等模拟作物生长, 被广泛应用于不同环境条件下的作物估产、作物品种培育、农业优化管理措施的决策、气候变化对农业的影响方面的评价^[1]。但是如上所述, 这种产量机理模型所用

参数较多, 在精细施肥管理中不易使用, 而且对影响作物产量的关键因素土壤参数的考虑较少。土壤肥力是土壤的基本属性, 是土地生产力的基础。美国土壤学会把土壤肥力定义为土壤供给植物必需养分的能力, 以及与养分供给能力有关的各种土壤性质与状态。近年来, 结合土壤物理、化学、生物环境条件, 对土壤综合肥力评价进行的一些研究表明, 与土壤性质密切相关的土壤电导率可以作为土壤肥力综合评价的一个定量指标。土壤电导率是反映土壤电学性质和肥力特性的基础指标, 通过土壤电导率的测定, 能及时有效地掌握土壤的盐分浓度、水分状况等多种性质, 及时诊断农业生产问题, 因此土壤电导率在指导农业生产、精细耕作等方面, 具有特别重要的地位和作用^[2-4]。赵勇认为土壤电导率与冬小麦产量呈线性关系, 可以利用冬小麦抽穗后期的土壤电导率 EC (electrical conductivity) 值来作为衡量冬小麦的产量评价指标^[5]。Min 认为高 EC 值能提高温室番茄果实番茄红素、葡萄糖、果糖和可溶性固形物含量^[6]。姜东燕等研究了大田条件下灌溉量和施氮量对小麦产量和土壤硝态氮含量的影响。结果表明增加施氮量, 小麦籽粒产量、蛋白质含量和蛋白质产量显著提高^[7]。但是以上研究大都只分析某种因素对产量的影响, 并没有考虑土壤中多种参数的影响。其中, 土壤 EC 值是反映

收稿日期: 2013-07-23 修订日期: 2013-10-28

基金项目: 国家 863 计划项目 (2012AA101901)

作者简介: 杨 玮 (1981—), 女, 内蒙古人, 博士后, 从事电子技术
在农业中的应用。北京 中国农业大学“现代精细农业系统集成研究”
教育部重点实验室, 100083。Email: weiwei810311@163.com

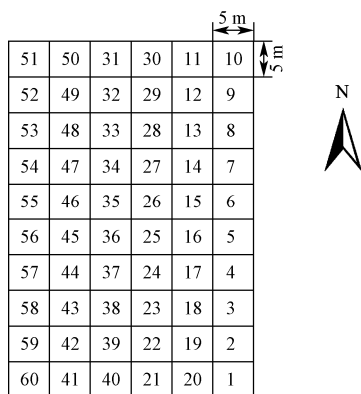
*通信作者: 李民赞 (1963—), 男, 教授, 从事精细农业系统集成研究。
北京 中国农业大学“现代精细农业系统集成研究”教育部重点实验室,
100083。Email: limz@cau.edu.cn

土壤理化特性的综合指标,且由于可以实现快速、大面积、准确测量,如何利用土壤 EC 提高农田精细化管理水平一直是重要的研究课题^[8]。本文以冬小麦为研究对象,以土壤 EC 为主,分析多种土壤参数对冬小麦产量的影响,进而建立冬小麦产量预测模型,以期通过在冬小麦的生长过程中进行土壤参数的监测来实现小麦产量预测,同时通过对关键因子的调控,及时指导田间管理,为实现冬小麦精细田间管理提供理论与技术支持。

1 材料与方法

1.1 试验材料

试验于 2010—2011 连续 2a 在北京市昌平区小汤山镇国家精准农业示范基地 (E116°26', N40°10') 进行。试验品种采用京冬 12 号小麦,试验区域如图 1 所示划分为 60 个 5 m×5 m 的小区,采样点设在小区对角线相交位置,即中心点位置,对采样点进行一次采样,采样深度为 5 cm。田间管理如表 1 所示。



注: 1~60 为小区编号。

图 1 试验区示意图

Fig.1 Diagram of designed experiment zone

表 1 冬小麦田间管理

Table 1 Field management of winter wheat

时间	田间管理内容
2010 年 10 月 15—16 日	复合肥二铵 240 kg·hm ⁻² , 尿素 82 kg·hm ⁻²
2011 年 3 月中下旬	尿素 173 kg·hm ⁻² , 除草剂
4 月初	尿素 173 kg·hm ⁻² , 除草剂
5 月中下旬	喷乐果除蚜虫
整个生长周期	300 m ³ ·hm ⁻² 共灌溉 5 次 (10 月 15 日, 12 月 7 日, 4 月 3 日, 4 月 29 日, 5 月 21 日)

1.2 试验方法

土样采回实验室后先用烘干法测量土壤含水率以及干质量,然后利用干土样配置标准土壤溶液(土水比 1:5)。使用电导仪 DDB-307 测量土壤标准液电导率值。每个样本每次测量前都要使用去离子水清洗,以免影响后面的测量结果。试验中土壤

全氮含量采用凯氏定氮仪进行测量, K⁺ 采用原子吸收光谱法获得, NO₃⁻ 采用比色法获得, 土壤 pH 值采用电位法获得。冬小麦产量信息由带有全球定位系统 (GPS) 联合收割机 CASE2366 提供, 当 GPS 信息准确地定位不同小区及其中心点位置时, 通过小区中心点的流量数据和小区面积可以换算出整个小区产量。从而分析土壤电导率和小麦产量之间的关系^[9-12]。文中分别使用 BP 神经网络 (BPNN) 和模糊最小二乘支持向量机 (FLSSVM) 建立冬小麦产量预测模型, 通过比较 2 种建模方法的效果和精度, 确定最优模型。随机选择 60 个采样小区中的 40 组数据作为训练集, 20 组数据作为验证集。

2 结果与分析

2.1 土壤电导率的影响因素分析

在土壤体系中, 由于土壤固相土粒带电, 因而凡是与土粒电荷量有关的土壤性质都会影响土壤 EC 值。因此本文分析了土壤全氮含量, K⁺、NO₃⁻ 以及土壤 pH 值等因子对土壤电导率的影响。

文中采用灰色关联分析法来分析土壤全氮含量, K⁺、NO₃⁻ 以及土壤 pH 值因子对土壤 EC 值的影响。邓氏关联度分析实质上是对比较数列中的数据进行几何关系的比较, 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:

令 X_0 为参考数列 $X_0 = \{x_0(k) | k=1, 2, \dots, n\}$, X_i 为比较数列 $X_i = \{x_i(k) | i=1, 2, \dots, n\}$, 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

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

其中, ρ 称为分辨系数, 是一个事先取定 0 到 1 之间的常数, 一般情况下取 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, 它反映了不同数列在同一点与参考数列的相似程度。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

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

根据公式 (2) 对冬小麦土壤 EC 值, 土壤全氮含量, K^+ 、 NO_3^- 以及土壤 pH 值进行灰色关联度分析, 结果如表 2 所示。灰色关联度关系为 $K^+ > \text{土壤全氮含量} > \text{pH 值} > \text{土壤体积含水率} > \text{土壤干重} > NO_3^-$ 。土壤有机质与土壤阳离子交换量 (CEC) 成显著的正相关, 有机质越多, 土壤阳离子越多, 土壤胶体吸附的负离子就越多, 土壤电导率就越大。因此 K^+ 与土壤电导率的灰色关联度较高。施用氮肥可促进土壤胶体吸附的阳离子的解离, 增加土壤中 K^+ , Na^+ , Ca^{2+} , Mg^{2+} 的含量, 因此土壤中全氮含量与土壤电导率的灰色关联度也相对高^[13]。土壤电导率与 pH 的灰色关联度也较高, 这可归因于 pH 的变化影响了土壤胶体的可变负电荷的电荷量, 影响了土壤的导电能力, 从而改变了土壤电导率。同时根据公式 (2) 对冬小麦产量, 冬小麦土壤 EC 值, 土壤干质量, 土壤全氮含量, K^+ 、 NO_3^- 以及土壤 pH 值进行灰色关联度分析, 结果也显示在表 2 之中。灰色关联度关系为土壤 EC $>$ 土壤全氮含量 $>$ pH 值 $>$ 土壤体积含水率 $>$ $NO_3^- > K^+ >$ 土壤干质量。

表 2 各因子与土壤电导率和小麦产量的灰色关联度
Table 2 Gray relation between wheat yield, soil electrical conductivity and each index

名称	与土壤电导率 灰色关联度	与产量灰色关联度
土壤干质量	0.6891	0.2376
土壤体积含水率	0.7352	0.4783
土壤全氮质量分数	0.8215	0.5839
K^+	0.8358	0.4206
NO_3^-	0.6548	0.4529
pH 值	0.7361	0.5632
土壤 EC	1	0.6421

为了更好的了解土壤 EC 值, 土壤全氮含量, K^+ 、 NO_3^- 以及土壤 pH 值和产量间的密切程度, 分别计算了不同生长时期土壤 EC 值, 土壤全氮含量, K^+ 、 NO_3^- 以及土壤 pH 值和产量间的相关系数, 如表 3 所示。由于在生产管理中, 能够保证及时灌溉, 土壤含水率不存在胁迫, 因此没有分析土壤含水率与产量之间的相关性。

通过表 3 可看出土壤 EC 值 (抽穗期除外), 土壤全氮含量以及 K^+ 在抽穗期、灌浆期、乳熟期分别和产量之间具有显著相关水平。 NO_3^- 和 pH 值与小麦产量之间的相关性不高, 原因是虽然铵态氮和硝态氮作为植物氮源的价值相同, 但在 2 种氮源可以选择的条件下, 不同植物的相对吸收量仍有明显差异。这种差异受植物的种类、品种和生育期, 土壤溶液的反应 (pH 值) 及溶液中各种离子的相对含量, 2 种氮源的浓度等因素的影响。在大田作物

中, 一般烟草、棉花等旱作物对硝态氮的反应较好, 小麦、水稻则较多吸收铵态氮。通过对土壤 EC 值和产量之间相关分析, 说明土壤 EC 值和产量之间存在显著相关关系。在土壤含水率不存在胁迫的条件下, 土壤 EC 值是土壤肥力的综合反映。冬小麦早期影响作物生长的随机因素较多, 土壤 EC 值变动较明显, 前期 EC 值与产量的相关微弱; 而后期 (灌浆期和乳熟期) 冬小麦生长稳定, 需要从土壤吸收大量养分形成谷粒, 作为土壤综合肥力指标的土壤 EC 值和产量之间的相关显著^[14-17]。

表 3 不同生长时期土壤各因子和产量的相关系数
Table 3 Correlation between wheat yield and each index in different growth period

	土壤 EC	土壤全氮 质量分数	K^+	NO_3^-	pH 值
抽穗期	-0.3887	0.5360*	0.4863*	-0.2992	-0.1462
灌浆期	-0.5385*	0.5842*	0.4247*	-0.2674	-0.0979
乳熟期	-0.6274*	0.5925*	0.4014*	-0.2257	-0.1036

注: t 检验, $\alpha=0.05$, *显著。

2.2 冬小麦产量预测模型

表 3 分析了土壤 EC 值, 土壤全氮含量以及 K^+ 在抽穗期、灌浆期、乳熟期分别和产量之间得相关性, 得出土壤 EC 值, 土壤全氮含量以及 K^+ 在抽穗期、灌浆期、乳熟期分别和产量之间具有显著相关水平的结论。因此采用乳熟期的土壤 EC 值, 土壤全氮含量以及 K^+ 作为模型的输入, 产量作为模型的输出, 分别使用 BP 神经网络 (BPNN) 和模糊最小二乘支持向量机 (FLSSVM) 建立冬小麦产量预测模型。

1) 基于 BP 神经网络预测小麦产量

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 0.006, 最大迭代次数设定为 2000 次, 最佳的网络结构为 3-10-1, 分别为输入层、中间层和输出层。图 2a 是 BPNN 建模结果, 预测决定系数 R_c^2 、验证决定系数 R_v^2 分别为 0.8237、0.7367。

2) 基于模糊最小二乘支持向量机预测小麦产量

最小二乘支持向量机 (LSSVM) 对于孤立点过分敏感, 因此会带来过拟合问题, 所以本文将模糊隶属度概念引入 LSSVM, 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 的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(土壤 EC 值,全氮含量, K^+),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(土壤 EC 值,全氮含量, K^+ , 灰色关联度),灰色关联度作为权重向量代表变量与产量之间的关联程度,土壤 EC 值,全氮含量, K^+ 与产量之间的灰色关联度如表 2 所示。不同的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。FLSSVM 的具体算法如下。

LSSVM 的优化问题可表述为

$$y_i = \omega \phi(x_i) + b + \xi_i$$

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

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 ψ_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

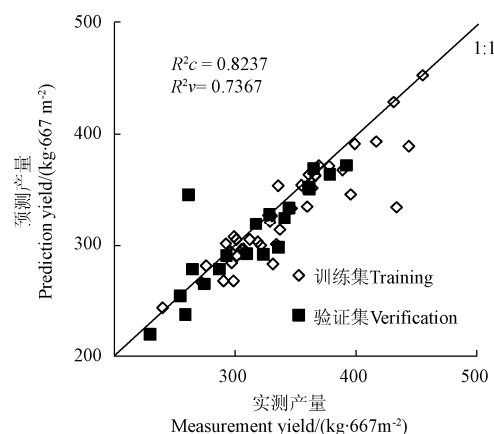
$$Q = \min \left\{ \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{c}{2} \sum_{i=1}^n \psi_i \xi_i^2 \right\} \quad (5)$$

FLSSVM 的预测步骤为:(1)对数据进行归一化处理;(2)形成训练样本集和测试样本集;(3)用训练样本建立目标函数 Q ; (4)求解目标函数;(5)利用样本进行小麦产量预测。预测结果如图 2b 所示, R_p^2 、 R_c^2 分别为 0.8625, 0.8003。这一结果表明,土壤参数(土壤 EC 值,全氮含量, K^+)可被用来预测冬小麦产量,在 3 个土壤参数的基础上,增加灰色关联度作为权重向量成为第 4 个输入向量,建立的冬小麦产量预测 FLSSVM 模型达到了相当高的预测精度,通过调控 3 个土壤参数可以实现冬小麦的精细田间管理。

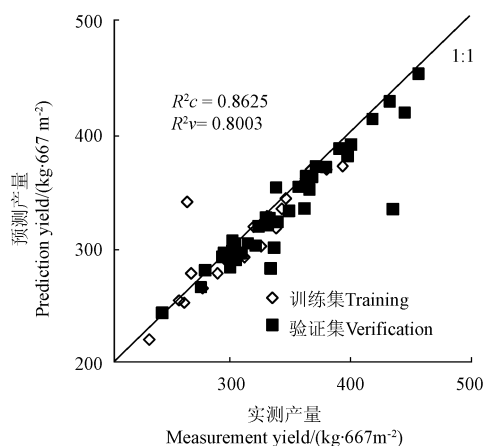
上述 2 种方法的建模结果表明,采用 BP 神经网络对小麦产量进行预测的优点是训练速度较快,但缺点就是算法很有可能陷入局部极值且未参加训练的校验集样本的预测能力较差,即网络泛化能力较差。FLSSVM 利用土壤参数与小麦产量之间的灰色关联度作为模糊隶属度来模糊化输入样本,对于重要程度不同的样本赋予不同的隶属度值,然后进行训练。该方法较好地解决了小样本学习问题,避免了人工神经网络等智能方法进行预测时所表现出来的过学习、泛化能力弱等缺点。并且由于采用隶属度对于数据实行了重近轻远的原则,使得该方

法预测精度高且容易实现。

在实际应用中,FLSSVM 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。同时由于 FLSSVM 对于重要程度不同的样本需要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结果。另,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。本文是对 LSSVM 算法改进所做的一个尝试,为以后的研究者提供一个参考的思路,实际应用中仍需具体分析。



a. BP 神经网络 (BPNN) 建模结果
a. Result of back propagation neural network (BPNN)



b. 模糊最小二乘支持向量机 (FLSSVM) 建模结果
b. Result of fuzzy least square-support vector machine (FLSSVM)

注: 图中 R_p^2 表示预测决定系数, R_c^2 表示验证决定系数。

Note: R_p^2 is Prediction coefficient of determination, R_c^2 is Validation coefficient of determination

图 2 冬小麦产量预测模型

Fig.2 Estimation models of winter wheat

3 结 论

1) 对冬小麦土壤 EC 值,全氮含量, K^+ 、 NO_3^- 以及土壤 pH 值等因子进行灰色关联度分析,结果

表明土壤 EC 值与土壤全氮含量, K^+ 以及土壤 pH 值的灰色关联度较高, 即土壤全氮含量, K^+ 以及土壤 pH 值是影响土壤 EC 值的主要因素。

2) 分析了不同生长时期土壤 EC 值, 全氮含量, K^+ 、 NO_3^- 以及土壤 pH 值和产量间的相关系数。土壤 EC 值, 全氮含量以及 K^+ 在抽穗期、灌浆期、乳熟期分别和产量之间具有显著相关水平的结论。因此采用土壤 EC 值, 全氮含量以及 K^+ 作为模型的输入, 产量作为模型的输出, 使用 3-10-1 结构的 BP 神经网络进行建模。BPNN 模型的预测 R_c^2 达 0.8237, 验证 R_v^2 达 0.7367。

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, 采用土壤 EC 值, 全氮含量, K^+ , 灰色关联度作为输入, 建立的小麦产量 FLSSVM 模型的预测 R_c^2 达 0.8625, 验证 R_v^2 达 0.8003。FLSSVM 预测模型的精度都较高, 可以用来评估作物产量, 为精细农业变量处方管理提供理论与技术支持。

[参 考 文 献]

- [1] 姜志伟, 陈仲新, 周清波, 等. CERES-Wheat 作物模型参数全局敏感性分析[J]. 农业工程学报, 2011, 27(1): 236—242.
Jiang Zhiwei, Chen Zhongxin, Zhou Qingbo, et al. Global sensitivity analysis of CERES-Wheat model parameters[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2011, 27(1): 236—242. (in Chinese with English abstract)
- [2] 刘广明, 杨劲松, 鞠茂森, 等. 电磁感应土地测量技术及其在农业领域的应用[J]. 土壤, 2003(3): 27—29.
Liu Guangming, Yang Jinsong, Ju Maosen, et al. Technology of chronometry using electromagnetic induction and its application in agriculture[J]. Soil, 2003(3): 27—29. (in Chinese with English abstract)
- [3] 王琦, 李民赞, 汪懋华. 便携式土壤电导率测试系统的开发[J]. 中国农业大学学报, 2003, 8(4): 20—23.
Wang Qi, Li Minzan, Wang Maohua. Development of a portable detector for soil electrical conductivity[J]. Journal of China Agriculture University, 2003, 8(4): 20—23. (in Chinese with English abstract)
- [4] Naiqian Zhang, Kyeong-Hwan Lee, et al. Simultaneous Measurement of Soil Water content and Method Salinity Using a Frequency-Response[C]//2004 CIGR International Conference, 11—14 October 2004, Beijing, China.
- [5] 赵勇, 李民赞, 张俊宁. 冬小麦土壤电导率与其产量的相关性[J]. 农业工程学报, 2009, 25(增刊 1): 34—37.
Zhao Yong, Li Minzan, Zhang Junning. Correlation between soil electrical conductivity and winter yield [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2009, 25(Suppl.1): 34—37. (in Chinese with English abstract)
- [6] Min Wu, Chieri K. Effects of high electrical conductivity of nutrient solution and its application timing on lycopene, chlorophyll and sugar concentrations of hydroponic tomatoes during ripening[J]. Scientia Horticulturae, 2008, 116(2): 122—129.
- [7] 林义成, 丁能飞, 傅庆林, 等. 土壤溶液电导率的测定及其相关因素的分析[J]. 浙江农业学报, 2005, 17(2): 83—86.
Lin Yicheng, Ding Nengfei, Fu Qinglin, et al. The measurement of electric conductivity in soil solution and analysis of its correlative factors[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2005, 17(2): 83—86. (in Chinese with English abstract)
- [8] Adamchuk V, Hummel J, Morgan M, et al. On-the-go soil sensors for precision agriculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2004, 44(1): 71—91.
- [9] 史永臣, 隋吉东, 贺传琴. 土壤电导率的快速测定[J]. 黑龙江八一农垦大学学报, 2000, 12(4): 15—18.
Shi Yongchen, Sui Jidong, He Chuanqin. Fast determination of soil electrical conductivity[J]. Journal of Heilongjiang August First Land Reclamation University, 2000, 12(4): 15—18. (in Chinese with English abstract)
- [10] 赵春江, 王成, 侯瑞峰, 等. 土壤三参数测量方法研究[J]. 现代科学仪器, 2007(5): 101—103.
Zhao Chunjiang, Wang Cheng, Hou Ruifeng, et al. Preliminary study of the three soil parameters measurement methods[J]. Modern scientific instruments, 2007(5): 101—103. (in Chinese with English abstract)
- [11] 谢乃明, 刘思峰. 离散 GM(1, 1) 模型与灰色预测模型建模机理[J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25(1): 93—99.
Xie Naiming, Li Sifeng. Discrete GM(1,1) and mechanism of grey forecasting model[J]. System engineering—Theory and practice, 2005, 25(1): 93—99. (in Chinese with English abstract)
- [12] 陈竹君, 王益权, 许安民, 等. 施用不同种类氮肥对日光温室土壤溶液离子组成的影响[J]. 植物营养与肥料学报, 2008, 14(5): 907—913.
Chen Zhujun, Wang Yijun, Xu Anmin, et al. Effects of the application of different nitrogen fertilizers on the ion compositions in solution of the greenhouse soil[J]. Plant Nutrition and Fertilizer Science, 2008, 14(5): 907—913. (in Chinese with English abstract)
- [13] Ritter C, Dicke D, Weis M, et al. An on-farm approach to quantify yield variation and to derive decision rules for site-specific weed management[J]. Precision Agric., 2008, 9(3): 133—146.
- [14] Nadler A. Effect of soil structure on bulk soil electrical conductivity (Eca) using the TDR and 4P techniques [J]. Soil Sci., 1991, 152: 199—203.
- [15] Kitchen N R, Sudduth K A, Drummond S T. Soil electrical conductivity as a crop productivity measure for clay pan soils[J]. Prod Agric., 1999, 12(4): 607—617.

- [16] Rhoades J D, Corwin D L. Determining soil electrical conductivity-depth relations using an inductive electromagnetic conductivity meter[J]. Soil Sci. Soc. Am., 1992, 45: 255—260.
- [17] McBride R A, Gordon A M, Shrive S C. Estimating forest soil quality from terrain measurements of apparent electrical conductivity[J]. Soil Science Society America Journal, 1990, 54: 290—293.

Prediction model of winter wheat yield based on soil parameters

Yang Wei¹, Sun Hong¹, Zheng Lihua², Li Minzan^{1*}

- (1. Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China;
2. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to realize precision management of winter wheat, two prediction models of winter wheat yield based on soil parameters were proposed and compared. The field tests were carried out in 2008 and 2009. The variety of the experimental winter wheat was Jingdong 12, and the test area was divided into 60 zones with 5m×5m grids. The sampling point was put in the middle of the zone, and the depth of the sampling point was 5cm. Soil EC was measured by a DDB-307 EC meter, and the winter wheat yield data were provided by a CASE2366 grain harvester with GPS receiver. Gray theory were used to analyze the gray relation between soil EC value and each of other soil parameters, total nitrogen content, K^+ , NO_3^- and pH of soil. Results showed that there were high gray relation between soil EC and total nitrogen content, K^+ , pH of soil. Since soil organic horizons had high correlation with soil negative charge capacity, when soil had more organic horizons, there would be more soil negative ions, and the soil EC would be higher. Hence, the gray relation between K^+ and EC was high. Using nitrogen fertilizer could removal caption from soil, and increase the content of K^+ , Na^+ , Ca^{2+} and Mg^{2+} , so that there were also high correlation between total nitrogen content and EC. The reason of high correlation between EC and soil pH was attributed to that the change of pH had influence on negative charge. After analyzing the correlation between winter wheat yield and soil EC, total nitrogen content, K^+ , NO_3^- , pH of soil in different growth period, two yield prediction algorithms of back propagation neural network (BPNN) and fuzzy least square-support vector machine (FLSSVM) were proposed. BPNN prediction model took soil EC, total nitrogen content and K^+ as input and winter wheat yield as output. While FLSSVM prediction model took soil EC, nitrogen content, K^+ and gray relation as input and also winter wheat yield as output. Results showed that the prediction and validation R^2 of BPNN model were 0.8237 and 0.7367, respectively. Prediction R^2 of FLSSVM was 0.8625, and validation R^2 of FLSSVM model was 0.8003. The advantage of BPNN was fast training speed, while the disadvantage was weak generalization ability of network. FLSSVM used fuzz similar extent to fuzz input samples so that it could avoid training too much. Also because it was based on membership function, it could have several advantages such as simple structure, efficient convergence, precise forecasting, and etc. Both BPNN and FLSSVM had high accuracy prediction result and could be used in estimating yield and providing theory and technical support for precision management of crops. But the default of the FLSSVM is the portability of the model is bad, so it is still need to be improved in practical applications.

Key words: crops, models, error analysis, yield, soil EC, BPNN, gray theory

(责任编辑: 曾懿婷)