

# 基于状态转移算法优化的投影寻踪病虫害预测模型

王 聪 张宏立\*

(新疆大学 电气工程学院, 乌鲁木齐 830047)

**摘要** 为解决新疆加工番茄病虫害预测问题中样本数据的非线性和高维性等问题,采用投影寻踪回归模型对加工番茄病虫害预测进行研究。根据新疆某种植基地的样本数据,将投影寻踪回归模型与改进状态转移算法结合,建立了改进状态转移算法优化的基于 Hermite 多项式的投影寻踪病虫害预测模型。投影寻踪病虫害预测模型将高维的数据投影到低维空间,利用加入正交变换的状态转移算法优化得到投影方向和多项式系数。试验结果表明,利用该模型对新疆某种植基地 2003—2008 年的样本数据训练效果误差 $<0.2$ ,等级预测达到完全正确;对 2009—2011 年的病虫害等级预测准确率 $>95\%$ 。基于改进状态转移算法的 Hermite 投影寻踪回归模型可靠性及预测精度很高,能有效的解决病虫害预测中存在的数据非线性、高维性等实际难题。该模型应用于加工番茄病虫害的预测具有一定的可行性和实用性。

**关键词** 投影寻踪回归模型; 状态转移算法; 正交变换; 病虫害预测; Hermite 多项式

**中图分类号** S 436.412      **文章编号** 1007-4333(2015)05-0228-07      **文献标志码** A

## Projection pursuit regression model for pest prediction of processing-tomato optimized by state transition algorithm

WANG Cong, ZHANG Hong-li\*

(College of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China)

**Abstract** In order to solve the practical problem of nonlinear and high dimensions of sample data, which appeared on forecasting processing-tomato diseases and pests in Xinjiang, the projection pursuit regression model was used in this research. To provide theoretical basis for pest prevention and control, according to sample data of a planting base in Xinjiang, a new method based on projection pursuit regression model of Hermite polynomial and improved state transition algorithm is proposed. The model projects the high-dimensional data into low-dimensional space and uses state transition algorithm combined with orthogonal transformation to get the projection direction and polynomial coefficients. The experimental results showed that the effect error was below 0.2 and the training effect levels predict was exactly right when the model was used to train sample data during 2003 – 2008; The forecasting accuracy was over 95% when this model was used to predict the data of 2009 – 2011. The projection pursuit regression model of Hermite polynomial optimized by improved state transition algorithm has high prediction accuracy and reliability. It can effectively solve the practical problems exist in diseases and pests forecasting such as nonlinear and high dimensional data etc.

**Key words** projection pursuit regression model; state transition algorithm; orthogonal transformation; diseases and pests prediction; Hermite polynomial

新疆地区属于典型大陆性干旱气候,十分适宜加工番茄的生长发育,是我国最主要的加工番茄种

植及其制品加工基地。由于加工番茄枝叶茂盛,种植密度较大,品种抗病能力不一,栽培时间的延续和

收稿日期: 2014-12-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(61064005)

第一作者: 王聪,博士研究生, E-mail: 641087385@qq.com

通讯作者: 张宏立,副教授,主要从事群智能计算和系统开发研究, E-mail: zhl@xju.edu.cn

栽培面积的加大,连作和重茬地增多,使得病毒和病虫害日趋严重。病毒病虫害的发生和发展对加工番茄的品质和产量有严重影响。因此,对加工番茄病虫害的预测与预防直接关系到我国加工番茄产业的兴衰和种植户的切身利益。根据新疆自治区农科院植保所颁布及实验基地调研,加工番茄常见的病有根腐疫病、果腐疫病、早疫病、疮痂病、细菌性斑点病等,影响该类病虫害等级发生的主要因素是气候如温度,降水量等多种因素<sup>[1]</sup>的综合作用结果,其本质上是一个高度的非线性动态系统,具有随机性、突变性和差异性等特征<sup>[2]</sup>,因此采用综合的评定方法进行预测是有效和可行的途径。

国内外针对病虫害的预测研究处于起步阶段,更少有针对加工番茄病虫害预测的研究。对农作物病虫害等级的预测常用的研究方法有:1)基于案例推理技术的预测模型<sup>[3]</sup>;2)基于支持向量机的预测模型<sup>[4]</sup>;3)神经网络病虫害预测模型<sup>[5-9]</sup>等。基于案例推理的模型能很好的得到病虫害的种类和等级,但必须建立在已有病虫害库的基础上,具有一定的局限性;支持向量机的预测模型针对小样本的预测能得到很好的预测效果,但对于病虫害预测受多个因素的影响这类问题,预测精度偏低;神经网络病虫害预测模型是使用较多的模型,不仅能直观的得到预测结果且预测精度也较好,但网络结构的选择和权值的确定,都存在一些局限性。针对这些问题,本研究尝试将基于 Hermite 多项式的投影寻踪回归模型和改进状态转移算法优化多项式系数和投影方向相结合,提出了加工番茄病虫害预测的基于改进状态转移算法的投影寻踪回归模型,以期实现对新疆加工番茄病虫害等级预测,旨在为实际的工程应用提供理论基础。

## 1 投影寻踪回归模型

投影寻踪是将高维的数据投影到低维空间,并通过分析低维空间的投影特性来研究高维空间的数据特征,它是处理多因素复杂问题的一种统计方法<sup>[10-11]</sup>。投影寻踪回归方法主要解决高维空间的回归问题,利用若干个岭函数加权和的形式来逼近回归函数,具有预测的功能<sup>[12]</sup>。投影寻踪回归方法的数学表达式为:

$$\begin{aligned} \mathbf{Y} &= \sum_{m=1}^M b_m g_m \left( \sum_{j=1}^p a_{mj}^T \mathbf{X} \right) \\ m &= 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, p \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{Y}$  为因变量, $m$  为逼近的子函数个数; $g_m$  为第  $m$  个光滑岭函数; $b_m$  为权值,表示第  $m$  个岭函数对输出值的贡献; $a_{mj}$  为第  $m$  个投影方向的第  $j$  个分量; $p$  为输入空间的维数; $\mathbf{X}$  为样本矩阵。约束条件为:

$$\begin{cases} \text{s. t. } \sum_{j=1}^p a_{mj}^2 = 1 \\ 1 \geq a_j \geq -1 \end{cases} \quad (2)$$

为尽量减少使用庞大的函数表,同时保证逼近的精度,采用可变阶的正交 Hermite 多项式拟合其中的一维岭函数,数学表达式为:

$$h_r(z) = (r!)^{\frac{1}{2}} \pi^{\frac{1}{4}} 2^{\frac{1-r}{2}} H_r(z) \varphi(z) \quad -\infty < z < \infty \quad (3)$$

式中: $r!$  为  $r$  的阶乘; $z = a^T \mathbf{X}$ ,  $\varphi$  为标准高斯方程,  
 $\varphi = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z^2}{2}}$ ;  $H_r(z)$  为 Hermite 多项式采用递推的

形式给出,如  $H_0(z) = 1$ ,  $H_1(z) = 2z$ ,  $H_r(z) = 2(zH_{r-1}(z) - (r-1)H_{r-2}(z))$ 。Hermite 多项式投影回归模型表达式为:

$$f(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^R c_{ij} h_{ij}(a_i^T \mathbf{X}) \quad (4)$$

式中: $R$  为多项式的阶数, $c$  为多项式的系数, $h$  为正交 Hermite 多项式。

投影寻踪回归模型在数据降维和模型预测过程中存在一个求解最佳投影方向和岭函数系数的高维有约束的优化问题。常用的优化算法有改进双链量子遗传算法<sup>[13]</sup>、粒子群优化算法<sup>[14]</sup>和免疫进化算法<sup>[15]</sup>等。但这些算法都存在结构复杂、参数不易调整、易陷入局部最优等问题。为了保证搜索精度得到最佳投影方向,本研究采用一种新型的智能算法——改进的状态转移算法进行寻优。状态转移算法具有结构简单,参数少等优点,加入正交变换操作可以避免算法陷入局部最优,保证了最佳投影方向的确定。

## 2 模型优化算法

### 2.1 状态转移算法

状态转移算法(State transition algorithm, STA)<sup>[16]</sup>借鉴状态及状态转移的概念,将待优化问题的解理解为状态,优化算法的思想描述为状态转移,则解待优化问题的过程便是一个状态转移过程。

定义状态转移形式:

$$\begin{cases} x_{k+1} = \mathbf{A}_k x_k + \mathbf{B}_k u_k \\ y_k = f(x_{k+1}) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $x_k \in \mathbb{R}^n$  表示一个状态, 对应待优化问题的一个解;  $\mathbf{A}_k, \mathbf{B}_k \in \mathbb{R}^{n \times n}$  为状态转移矩阵, 可理解为优化算法的算子;  $u_k \in \mathbb{R}^n$  为状态  $x_k$  及历史状态的函数;  $f$  为适应度函数或评价函数。

基本的状态转移算法为了提高全局搜索能力和局部搜索能力, 并平衡两者之间的关系, 定义了旋转变换、平移变换、伸缩变换 3 种操作算子。周晓君等<sup>[17]</sup>在这 3 种算子的基础上, 为提高基本状态算法的全局搜索能力, 增强算法沿每一轴方向的搜索强度, 提出了坐标变换。

1) 旋转变换(Rotation transformation, RT)。

$$x_{k+1} = x_k + \alpha \frac{1}{\|x_k\|_2} \mathbf{R}_r x_k \quad (6)$$

式中: $\alpha$  是旋转因子, 为一个正常数;  $\mathbf{R}_r \in \mathbb{R}^{n \times n}$  是一个在  $[-1, 1]$  之间均匀分布的随机矩阵;  $\|x_k\|_2$  是 2 范数或欧几里得范数。旋转变换使状态转移算法具有旋转的功能, 使算法实现在超球体范围内搜索最优解, 即旋转变换完成了局部搜索。

2) 平移变换(Translation transformation, TT)。

$$x_{k+1} = x_k + \beta \mathbf{R}_t \frac{x_k - x_{k-1}}{\|x_k - x_{k-1}\|_2} \quad (7)$$

式中: $\beta$  是平移因子, 为一个正常数;  $\mathbf{R}_t \in \mathbb{R}$  为元素在  $[0, 1]$  之间的随机变量; 平移算子使算法由  $x_k$  开始沿  $x_{k-1}$  到  $x_k$  方向, 以最大步长  $\beta$  进行直线搜索。平移变换简化了一维搜索, 协调了全局搜索与局部搜索的平衡性。

3) 伸缩变换(Expansion transformation, ET)。

$$x_{k+1} = x_k + \gamma \mathbf{R}_e x_k \quad (8)$$

式中: $\gamma$  是伸缩因子, 为一个正常数;  $\mathbf{R}_e \in \mathbb{R}^{n \times n}$  为服从高斯分布的随机对角阵; 伸缩变换使状态转移算法具有可以在整个搜索空间进行搜索的功能, 即伸缩变换完成了全局搜索。

4) 坐标变换(Axesion transformation, AT)。

$$x_{k+1} = x_k + \delta \mathbf{R}_a x_k \quad (9)$$

式中: $\delta$  是坐标因子, 为一个正常数;  $\mathbf{R}_a \in \mathbb{R}^{n \times n}$  为服从高斯分布的随机对角阵且仅有一个随机位置为非零值。坐标变换可以增强单一空间的搜索能力。

## 2.2 改进的状态转移算法

为了进一步保持搜索范围的广度和搜索的多样性, 本研究在原有 4 种操作的基础上加入了正交变

换(Orthogonal transformation, OT)。在每次完成状态变换后, 从整体规模  $\mathbf{P}(t)$  中选取适应度值较差的 10% 的个体  $\mathbf{D}(t)$ , 并对其进行正交变换, 得到标准正交基下的正交矩阵  $x'$ , 对于任意  $x \in \mathbf{D}(t)$ , 如果它的正交  $x'$  的适值更优, 则  $x$  被  $x'$  取代; 否则  $x$  保留下。即只有有效的正交操作才能使好的解传递下去。

对任意  $\eta, \mu \in x_k$ , 有  $(x' \eta, x' \mu) = (\eta, \mu)$ , 则  $x'$  为  $x_k$  的正交变换, 且  $x' \epsilon = \epsilon x'$ , 其中  $\epsilon$  是  $x_k$  的标准正交基。

## 3 病虫害等级预测的状态转移优化投影寻踪回归模型

基于改进状态转移算法优化的投影寻踪回归模型(OTSTA-PPR)的建模过程(图 1)如下:

1) 投影数据的构造。根据新疆维吾尔自治区保护站颁布的标准细化病虫害发生的程度, 将病虫害分为 4 个等级并将其数值化: 轻发生 I、中等轻发生 II、中等发生 III、中等偏重发生 IV。设病虫害的发生程度为因变量  $y_i (i=1, 2, \dots, n)$  将影响病虫害发生的主要气象因子(包括最高温度、最低温度、平均气温、降水量等)作为  $p$  个自变量  $\{x_1, x_2, \dots, x_p\}$ , 观测  $n$  个样本点, 构成自变量和因变量的数据表  $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_p]_{n \times p}$  和  $\mathbf{Y} = [y]_{n \times 1}$ 。

2) 投影值的计算。设  $a = (a_1, a_2, \dots, a_p)$  为投影方向, 投影寻踪就是将  $\mathbf{X}$  投影到  $a$  上, 得到一维的投影值:

$$z_i = \sum_{j=1}^p a_j x_{ij} \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p$$

为消除量纲的影响, 需对  $x_{ij}$  进行归一化处理:

$$x(i, j) = \frac{x^*(i, j) - x_{\min}(j)}{x_{\max}(j) - x_{\min}(j)} \quad (10)$$

3) 对散点  $(z, y)$  用基于正交 Hermite 多项式拟合, Hermite 多项式的投影寻踪回归模型为:

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^R c_{ij} h_{ij}(z) \quad i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, R \quad (11)$$

4) 投影指标函数的建立。在投影回归模型预测过程中, 存在 2 个待优化参数  $a, c$ 。在优化投影方向  $a$  时, 要求  $z_i$  应尽可能大地提取  $x_{ij}$  中的变异信息, 即要求  $z_i$  的标准差  $S_a$  尽可能大, 局部密度  $D_a$  尽可能达到最大; 同时还要考虑多项式系数  $c$  的优

化问题,因此可以通过求解投影指标函数最小化问题来估计最佳  $a$  和  $c$ ,即:

$$\min Q(a, c) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (12)$$

约束条件<sup>[18]</sup>为:

$$\begin{cases} \text{s. t. } \sum_{j=1}^p a_{mj}^2 = 1 \\ 1 \geq a_j \geq -1 \end{cases} \quad (13)$$

5)参数优化。投影寻踪回归模型是一个以  $a, c$  为优化变量的复杂非线性优化问题,本研究选用改进的状态转移算法来解决其高维全局寻优问题。将待优化的参数  $a$  和  $c$  作为状态转移算法的状态,将求解  $a$  和  $c$  的过程作为状态的变化。

OTSTA 优化步骤:

**Step 1** 初始化,随机初始化初始状态,设置旋转因子、平移因子、伸缩因子、坐标因子、搜索执行参数以及迭代次数等参数;并利用式(12)计算初始各状态的适应度函数值,使适应度函数值最小

的状态即最优状态  $x_{\text{best}}(0)$  作为辨识参数  $a$  和  $c$  的初始值;

**Step 2** 迭代,根据 STA 的 4 种算子进行状态变换,并利用适应度函数计算状态值;在迭代过程中,只有在旋转变换(RT)、伸缩变换(ET)、坐标变换(AT)操作取得更优值时,再进行平移操作(TT),否则进行正交变换操作;

**Step 3** 更新状态,若存在  $f(x_{k+1}) < f(x_k)$ ,则  $x_{k+1}$  替代  $x_k$ ,否则  $x_k$  保持不变;

**Step 4** 对当前最好状态  $x_{\text{best}}(k)$  进行间歇性交流,得到更好的解状态  $\hat{x}_{\text{best}}$ ;

**Step 5** 用  $\hat{x}_{\text{best}}$  随机取代当前的某个状态;

**Step 6** 判断是否满足要求,若满足则算法结束,否则返回 step2。

6)计算第一次拟合误差  $r_1 = y - \hat{y}$ ,如果满足要求则输出模型参数,否则进行步骤 7)。

7)用  $r_1$  代替  $y$ ,回到步骤 2)开始下一个岭函数优化,直至满足要求。

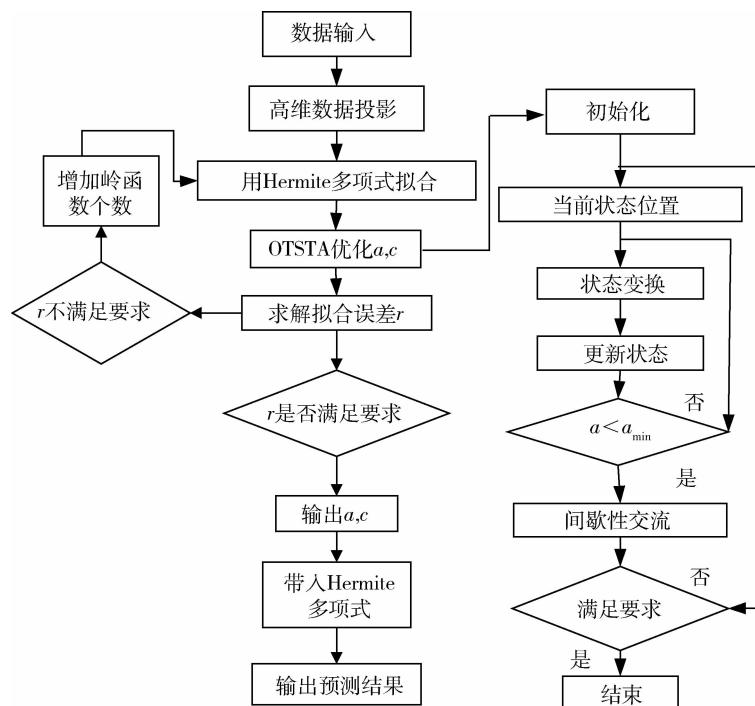


图 1 OTSTA-PPR 的建模流程图

Fig. 1 Modeling flowchart of OTSTA-PPR

#### 4 模型测试及应用

对新疆某种植基地进行实地调研,获得历史数据和实时数据,并选取 2003—2011 年每年 04—10

月的病虫害发生等级及同期相关的气象资料为研究样本数据。根据自治区颁布的影响加工番茄病虫害发生的主要因素,选取最高气温、最低气温、平均气温和降水量作为影响病虫害的判别指标。设定投影

寻踪回归模型(PPR)分级阈值见表1。由于输出的计算值是连续的实数,故采用四舍五入的规则,并且

规定若某一病虫害介于2个等级之间时,阈值取平均值。

表1 PPR分级阈值

Table 1 Classification threshold of PPR

病虫害程度 Degree of pest	I	II	III	IV
OTSTA-PPR 计算值 Values	[0,1.5)	[1.5,2.5)	[2.5,3.5)	[3.5,4.0]

以2003—2008年的数据作为训练样本,2009—2011年的数据为预测样本。设置仿真参数,确定学习样本,利用OTSTA优化投影寻踪回归模型的投影方向。参数设置为:执行搜索群体规模(SE)设为50,迭代次数为500,间歇性交流频率(CF)为30, $\alpha$ 为 $1 \rightarrow 10^{-5}$ , $\beta, \gamma, \delta$ 均为1, $f_c$ 为2,通过对样本数据的训练,调整岭函数个数及多项式阶数,进行多次拟合计算,最优结果为1个岭函数进行拟合,多项式阶数为5阶,计算得到OTSTA-PPR、PSO-PPR、GA-PPR、STA-PPR的投影指标函数分别为0.0834、

0.0912、0.0897、0.0866。可知OTSTA优化的模型投影指标函数最小即低维的数据能最大程度的包含高维数据的特征,进而可使预测的结果精度更高。表2给出了经正交变换状态转移算法优化的最佳投影方向和多项式阶数。投影方向向量中各分量的符号代表了相应评价指标随病虫害发生程度的变化情况,正号表示正相关关系,负号表示负相关关系;同时,各分量绝对值的大小则反映了该评价指标对评价结果的影响程度,绝对值越大,影响越大。2003年实际样本数据和几类算法优化模型得到的预测结果见表3。

表2 OTSTA优化的参数 $a, c$ 值Table 2 Values of  $a, c$  using OTSTA

参数 Parameters		计算值 Calculate value	参数 Parameters		计算值 Calculate value
$c_1$		-4.64	$a_1$		0.6291
$c_2$		9.07	$a_2$		0.5894
$c_3$		-4.78	$a_3$		0.5034
$c_4$		0.88	$a_4$		0.0764
$c_5$		-0.15			

表3 2003年样本训练结果

Table 3 Results of sample training of 2003

月份 Month	气温/℃ Temperature			降水量/mm Precipitation	病虫害程度 Degree of pest	OTSTA 模型计算值 Value of model	OTSTA 绝对误差 Absolute error	预测结果 Forecast results			
	最高 Highest	最低 Lowest	平均 Average								
								OTSTA	STA	PSO	GA
4	17.8	3.2	8.3	26.4	I	1.013	0.013	I	I	I	I
5	25.3	10.1	18.1	11	I	1.102	0.102	I	I	I	I
6	30.4	16.0	24.8	8.4	II	2.120	0.120	II	II	I	II
7	28.7	14.5	22.97	17.2	IV	3.912	0.088	IV	III	IV	IV
8	29.2	13.7	24.3	10.7	IV	3.961	0.039	IV	IV	IV	IV
9	25.4	9.6	18.8	27.6	III	2.968	0.032	III	III	III	II
10	18.6	2.0	11.2	0.3	I	1.210	0.210	I	I	I	I

由训练预测结果可知: OTSTA 优化的模型结果绝对误差值 $<0.2$ ,由于加工番茄病虫害的发生受到多种因素影响,本模型仅考虑了主要因素,在保证预测结果正确的前提下,存在一定的误差是允许的。在误差允许的范围内统计学习样本的病虫害等级判别完全正确,可以得到准确的预测值,而 STA、PSO、GA 优化的模型对 2003 的预测结果都存在 1 个月份的偏差。表明基于 OTSTA 优化的 Hermite

多项式的投影寻踪回归模型的预测是可靠的,其计算值能很好的预测病虫害等级。

为进一步检验预测模型的预测结果,用已建立的 OTSTA-PPR 对 2009—2011 年的病虫害发生程度进行进一步的预测验证,预测结果与实际情况见表 4。将待预测样本编号 1,2,...,21, 得到预测样本的实际情况与预测计算结果的对比见图 2。

表 4 OTSTA-PPR 2009—2011 年预测结果

Table 4 Results of pest prediction from year 2009 to 2011

年份 Year	月份 Month	实际情况 Actual situation		预测结果 Forecast results		年份 Year	月份 Month	实际情况 Actual situation		预测结果 Forecast results		年份 Year	月份 Month	实际情况 Actual situation		预测结果 Forecast results	
		Actual	Forecast	Actual	Forecast			Actual	Forecast	Actual	Forecast			Actual	Forecast	Actual	Forecast
2009	4	I	I	2010	4	I	I	2011	4	I	I	2011	5	II	II		
	5	I	I		5	II	II		5	II	II		6	II	II		
	6	II	II		6	IV	IV		6	II	II		7	IV	IV		
	7	IV	IV		7	III	III		7	IV	IV		8	IV	IV		
	8	IV	IV		8	III	III		8	IV	IV		9	I	I		
	9	III	III		9	I	I		9	I	I		10	I	I		
	10	I	I		10	I	II		10	I	I						

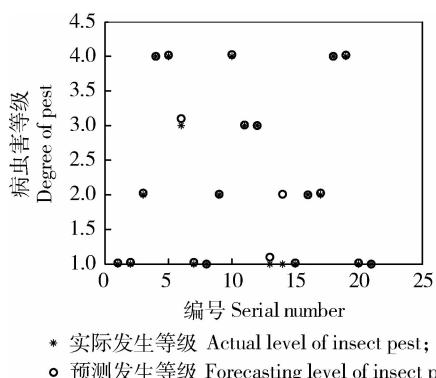


图 2 OTSTA-PPR 模型的预测值与实际值对比图

Fig. 2 Comparison between actual value and calculated value using OTSTA-PPR model

由表 4 和图 2 可知,21 组预测数据,只有 1 组 2010 年 10 月的预测结果不够准确,其余数据的计算值与真实值误差都 $<0.2$ ,利用四舍五入规则可以很精确的得到病虫害等级预测结果。预报准确率 $>95\%$ ,且该方法能很直观的得到预报结果。基于 OTSTA 优化的 Hermite 投影寻踪回归模型的加工番茄病虫害预测的方法是切实可行且有效的,可以成为加工番茄病虫害预测的有效手段。

## 5 结论

本研究结合改进的状态转移算法和 Hermite 投影寻踪回归模型,并选取最高气温、最低气温、平均气温和降水量为预测的判别指标建立了加工番茄病虫害预测模型。模型训练及验证结果表明,利用该模型进行病虫害等级的预测是可靠的。

在建模过程中,投影方向和多项式的系数以及岭函数个数的确定是一个高维非线性的优化问题,选用改进的状态转移算法能很好的满足优化的精度和收敛速度,确保了模型参数的准确性,从而保证了预测结果的可靠性和客观性。

面对影响因素多,内部各因素间相互作用的高维空间病虫害预测问题,投影寻踪回归方程不仅能很好的将高维问题转化为低维问题便于预测,而且能得出在选取的影响加工番茄病虫害的自然因素中,最高温度的影响力相对较大。

该模型从理论上为加工番茄病虫害的预测提供了依据,为病虫害的预测预防提供了新思路,但影响病虫害的因素和模型中参数的选择有待进一步研究。

## 参 考 文 献

- [1] Olatinwo R O, Prabha T, Paz J O, et al. The weather research and forecasting (WRF) model: Application in prediction of TSWV-vectors populations [J]. Journal of Applied Entomology, 2011, 135(1/2): 81-90
- [2] 张新宇, 向本春, 黄家风. 新疆加工番茄病虫害的调查[J]. 安徽农业科学, 2007, 35(18): 5477-5478
- [3] 郑宇鸣, 李淑斌, 肖植文, 等. 基于案例推理(CBR)技术在病虫害预测中的应用[J]. 安徽农业科学, 2010(35): 20083-20084
- [4] 李丽. 基于径向基网络和支持向量机的梨病虫害预警预报系统研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2007
- [5] 李伟, 郭达永, 伍岳庆, 等. 动态构建和存储BP神经网络模型的方法[J]. 计算机应用, 2011, 31(s1): 119-121
- [6] 王晓娟. 基于模糊控制与RBF神经网络的桃病虫害发生预测研究[D]. 保定: 河北农业大学, 2011
- [7] 韩泽群, 姜波. 加工番茄病虫害中长期预测方法[J]. 中国农业大学学报, 2013, 18(4): 91-95
- [8] Guo Yanping, Yu Hong, Cui Xinzhong, et al. Prediction model for rice stem borer based on LM optimized algorithm and its preliminary application[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2007, 7: 31
- [9] 刘乃森, 刘福霞. 人工神经网络及其在植物保护中的应用[J]. 安徽农业科学, 2006, 23: 6237-6238
- [10] Friedman J H, Tukey J W. A projection pursuit algorithm for exploratory data analysis[J]. IEEE Trans on Computer, 1974, C-23(9): 881-890
- [11] 李世玲. 基于投影寻踪和遗传算法的一种非线性系统建模方法[J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25(4): 23-28
- [12] Ferraty F, Goia A, Salinelli E, et al. Functional projection pursuit regression [J]. Test, 2013, 22(2): 293-320
- [13] 王柏, 张忠学, 李芳花, 等. 基于改进双链量子遗传算法的投影寻踪调亏灌溉综合评[J]. 农业工程学报, 2012, 28(2): 84-89
- [14] 姜秋香, 付强, 王子龙. 基于粒子群优化投影寻踪模型的区域土地资源承载力综合评价[J]. 农业工程学报, 2011, 27(11): 319-324
- [15] 倪长健, 崔鹏. 投影寻踪动态聚类模型[J]. 系统工程学报, 2007, 22(6): 634-638
- [16] Zhou Xiaojun, Yang Chunhua, Gui Weihua. Initial version of state transition algorithm [C] // International Conference on Digital Manufacturing and Automation (ICDMA). Zhang Jiajie: IEEE, 2011: 644-647
- [17] Zhou Xiaojun, Yang Chunhua, Gui Weihua. A new transformation into state transition algorithm for finding the global minimum [C] // International Conference on Intelligent Control and Information Processing (ICICIP). Harbin: IEEE, 2011: 674-678
- [18] 楼文高, 乔龙. 投影寻踪分类建模理论的新探索与实证研究[J]. 数理统计与管理, 2015, 34(1): 47-58

责任编辑: 刘迎春