

# 基于多尺度小波变换和灰色神经网络的 稻种发芽率红外热预测模型的研究

方文辉<sup>1</sup> 卢伟<sup>1,2</sup> 洪德林<sup>3</sup> 党晓景<sup>3</sup> 梁琨<sup>1</sup>

<sup>1</sup>南京农业大学工学院江苏省现代设施农业技术与装备工程实验室, 江苏 南京 210031

<sup>2</sup>远程测控技术江苏省重点实验室, 江苏 南京 210096

<sup>3</sup>南京农业大学农学院作物遗传与种质创新国家重点实验室, 江苏 南京 210095

**摘要** 基于老化不同时间的稻种的生理学和物理学特性,提出一种基于多尺度小波变换和灰色神经网络的稻种发芽率红外热预测模型,实现稻种发芽率的快速、无损检测,解决传统发芽实验法实验周期长、操作复杂等问题。从不同发芽率稻种的胚芽部位提取144组数据,通过多尺度小波变换,分析逼近信号和细节信号,得出第3层细节信号( $d_3$ )贡献最大。以第3层细节信号作为模型的输入,随机分为校正集和预测集,校正集96组,预测集48组。分析和比较老化不同时间的稻种的红外热差异,通过偏最小二乘算法(PLS)、BP神经网络、径向基神经网络(RBFNN)和灰色神经网络(GNN),建立稻种发芽率红外热预测模型。结果表明,GNN建立的稻种发芽率模型预测效果最优,其中校正集相关系数( $R_c$ )和标准偏差(SEC)分别为0.9619、2.5013,预测集相关系数( $R_p$ )和标准偏差(SEP)分别为0.9554、2.4172,相关性达到较高水平且误差较小。研究表明采用小波分解和灰色神经网络建立稻种发芽率红外热预测模型的方法是可行的。

**关键词** 测量; 红外热; 灰色神经网络; 无损检测; 稻种发芽率; 多尺度小波变换

中图分类号 S339.3+1; S511; TN215

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.1012001

## Study on Infrared Thermal Prediction Model of Rice Seed Germination Rate Based on Multi-Scale Wavelet Transform and Grey Neural Network

Fang Wenhui<sup>1</sup> Lu Wei<sup>1,2</sup> Hong Delin<sup>3</sup> Dang Xiaojing<sup>3</sup> Liang Kun<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Jiangsu Provincial Laboratory of Modern Facility Agriculture Technology and Equipment Engineering, College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing, Jiangsu 210031, China

<sup>2</sup>Jiangsu Provincial Key Laboratory of Remote Measurement and Control Technology, Nanjing, Jiangsu 210096, China

<sup>3</sup>State Key Laboratory of Crop Genetics & Germplasm Enhancement, College of Agriculture, Nanjing Agricultural University, Nanjing, Jiangsu 210095, China

**Abstract** On the basis of physiological and physical properties of rice seeds with different aging time, an infrared thermal model for testing rice seed germination rate by multi-scale wavelet transform and grey neural network is proposed to realize fast and non-destructive detection of rice seed germination rate, and to solve the problems of long experimental period, complex operation resulted from traditional germination rate test methods. 144 samples are extracted from germ section of different rice seeds. Detail signal of the third layer wavelet decomposition ( $d_3$ )

收稿日期: 2015-04-28; 收到修改稿日期: 2015-06-02

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(31401610)、江苏省自然科学基金青年基金(BK20130696)、中央高校基本科研业务经费(KYZ201427)

作者简介: 方文辉(1994—),女,本科生,主要从事农产品无损检测技术方面的研究。E-mail: fwhnjau@126.com

导师简介: 卢伟(1978—),男,博士,副教授,主要从事农产品无损检测技术与农业机器人等方面的研究。

E-mail: njaurobot@njau.edu.cn(通信联系人)

is the greatest contribution by analyzing approximation signal and detail signal through a multi-scale wavelet transform. So the detail signal of the third layer wavelet decomposition is used as the model input, and the samples are randomly divided into a calibration set (96 samples) and a prediction set (48 samples). The infrared thermal difference of rice seeds with different aging time is analyzed and compared through partial least squares (PLS), back propagation (BP) neural network, radial basis function neural network (RBFNN) and grey neural network (GNN) to establish infrared thermal prediction models of rice seed germination rate. The results show that the optimal model of germination rate is constructed by GNN artificial neural network, by which the correlation coefficient ( $R_c$ ) and standard deviation (SEC) of the calibration set are 0.9619 and 2.5013 respectively, and the correlation coefficient ( $R_p$ ) and standard deviation (SEP) of the prediction set are 0.9554 and 2.4172 respectively, the relevance reaches a higher level and the error is small. The experimental results show that adopting wavelet decomposition and GNN to establish the infrared thermal prediction model of rice seed germination rate is feasible.

**Key words** measurement; infrared thermal; grey neural network; non-destructive detection; rice seed germination rate; multi-scale wavelet transform

**OCIS codes** 120.1880; 110.3080; 110.6820

## 1 引 言

我国水稻种植面积已达4.5亿亩,水稻的产量直接关系到人民的生活状况。而稻种发芽率是稻种质量检测指标中最常见、最基本、必不可少的指标之一,在一定程度上影响着粮食的产量<sup>[1]</sup>。

目前,我国检测稻种发芽率最常用的方法是发芽实验法,这种测试方法不但使稻种受到损伤,而且实验环境要求高、实验周期长且易受种子休眠期影响。因此,研究一种快速无损检测稻种发芽率的新方法具有重要的现实意义。黎兆安等<sup>[2]</sup>利用微波辐射技术研究稻种发芽势与生理生化特性,结果表明微波处理使稻种的生理生化指标发生变化,发芽势减弱,且可溶性蛋白质含量减少,稻种酶活性下降。赵忠良等<sup>[3]</sup>利用超声波技术研究发芽率,实验结果表明水稻种子经超声波处理后,促进芽和根的生长,发芽势和发芽率均提高。李毅念等<sup>[4]</sup>尝试利用近红外光谱技术对杂交水稻发芽率进行研究,提出了一种基于近红外的稻种发芽率快速无损检测方法,但受到稻种品种外观颜色的影响较大。

红外热成像技术是一种新型无损检测技术,能够非接触、无损、直观地对被测物体进行检测。现阶段,红外热成像技术在现代生物、食品、农业和医疗等领域的研究与应用取得了一定成果<sup>[5]</sup>。于征等<sup>[6]</sup>提出红外热成像技术虽在种子活力检测上的应用尚停留在定性分析阶段,但红外热成像技术将对推动种子活力检测技术的发展具有重要现实意义。陈斌等<sup>[7]</sup>通过利用红外热成像技术研究植物病害得出结论,红外热成像技术能较好地实时监控作物水分信息,能在植物显症前检测侵染性病害。李小龙等<sup>[8]</sup>通过检测小麦条锈病证明红外热成像技术用于检测早期小麦病害是可行的。除此之外,红外热成像技术还应用于稻糠检测<sup>[9]</sup>、种子活力无损检测<sup>[10]</sup>、太阳能电池组件表面缺陷检测<sup>[11]</sup>等方面,并取得一定的成果。

本文提出一种基于小波分解和灰色神经网络的稻种发芽率红外热预测模型,实现快速、无损检测稻种发芽率。通过对南粳46稻种进行人工老化、发芽实验,测得老化不同时间的稻种的发芽率,采集老化不同时间的稻种的红外热图像,分析稻种胚芽部位的温度差异,建立稻种发芽率红外热预测模型。

## 2 材料与方 法

### 2.1 材 料

实验用作物遗传与种质创新国家重点实验室在南京农业大学浦口农场实验田2014年收获的南粳46稻种,通过人工选取颗粒饱满、大小形状基本相同的稻种10 kg,剔除夹杂物和杂质种子。

### 2.2 方 法

#### 2.2.1 稻种老化方法

稻种老化采用高温高湿人工老化的方法。首先将筛选好的稻种处理之后分为8组,每组样品放入玻璃托盘中并放入RXZ型(多段编程)智能人工气候箱(宁波江南仪器厂制造),设定气候箱的温度为45℃,相对湿度为90%,将种子依次老化0,24,48,72,96,120,144,168 h,最后按老化时间从智能气候箱中依次取出稻种,

并将取出的稻种放置在太阳下晒干后放入密封袋。将获得的稻种按老化的天数进行分类并编号,每种老化天数的稻种各 18 份,总计 144 份,老化不同天数的稻种按 2:1 随机提取 96 份为校正集,48 份为预测集。

### 2.2.2 样品红外热图像的采集

实验采用福禄克公司的 Fluke Ti27 红外热像仪,图像范围在 43.2 ℃~103.2 ℃之间,校准范围为 -10.0 ℃~600.0 ℃,分辨率为 0.1 ℃。采集红外热图像之前需对稻种进行加热处理,加热光源(采用 500 W 氙灯)放置在距离地面 7 cm 的平面上,在距离光源 17 cm 处采用菲涅耳透镜对光进行聚焦,聚焦后的光经过与地平面成 45°角的平面镜(平面镜距离光源 31.5 cm)反射之后垂直投射到地面。为减小加热光源分布不均的影响,采用硅光电池对稻种加热区域的光强进行校正。实验装置如图 1 所示。

将老化不同时间的稻种分为 8 组,按照老化时间分别命名。每 9 粒分别固定在九宫格中,使稻种摆放位置基本一致。光源预热 1 min 后开始对稻种进行加热处理,经实验发现,稻种在加热 30 s 后红外热图像比较清晰,且不会使种子失去活性。加热之后,采用红外热像仪拍摄稻种冷却 5、10、15、20、25、30、35、40、45、50 s 时的图像(红外热像仪镜头与稻种距离为 16 cm),并用红外热像仪自带软件 SmartView 提取图像数据。

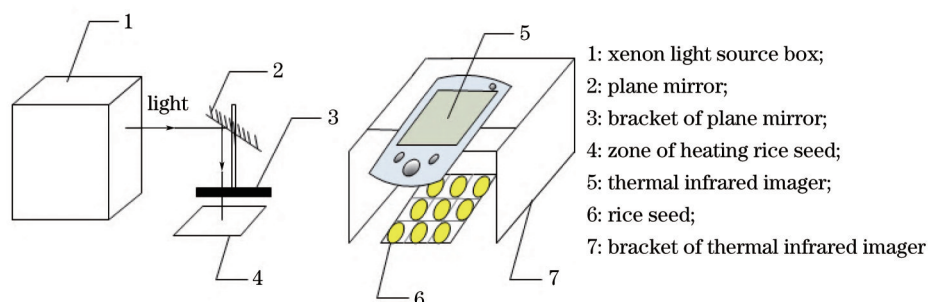


图 1 采集稻种红外热图像的实验装置图

Fig.1 Experimental setup for collecting rice seed infrared images

### 2.2.3 发芽实验

参照 GB/T3543.4-1995<sup>[12]</sup>农作物种子检验规程发芽实验。老化时间不同的稻种,每份材料取 100 粒放入 150 mL 烧杯中,在 30 ℃恒温条件下,浸种 2 d。将材料放置在内铺两层滤纸的玻璃培养皿中,滴入适量的自来水后放入发芽箱,进行置床发芽实验,条件控制为:白天 8 h、温度 30 ℃;黑夜 16 h、温度 20 ℃。7 天后,统计老化不同时间稻种的发芽数,计算稻种发芽率。

### 2.2.4 数据处理

采用 SmartView 软件对红外热图像进行数据提取,由于稻种的发芽率取决于稻种的胚芽部位,因此,提取每粒稻种胚芽部位的平均温度作为建模数据,并将数据按照不同老化天数和不同冷却时间分组排列。使用 Matlab 2012b 进行稻种发芽率红外热模型的建立与验证。

小波变换的基本原理为用小波函数族表示逼近信号,再经基本小波函数平移、伸缩实现信号的多尺度细化分析<sup>[13]</sup>。小波函数  $\psi_{a,b}(x)$  为

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad a, b \in \mathbb{R}, a \neq 0, \quad (1)$$

式中  $x$  为小波函数变量,  $a$  为尺度伸缩因子,  $b$  为平移因子。定义小波变换系数为  $f(x) \in L^2(\mathbb{R})$  的连续小波变换(CWT)即  $W_f(a,b)$ , 其表达式为

$$W_f(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \psi_{a,b} dx = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) dx. \quad (2)$$

对于离散值,小波变换的表达式为

$$W_f(a,b) = \frac{\Delta x}{\sqrt{a}} \sum_{i=1}^n \psi\left(\frac{i\Delta x - b}{a}\right) f(i\Delta x), \quad (3)$$

式中  $\Delta x$  为样本间隔,  $n(n=144)$  为样本量,  $i(i=1,2,3,\dots,8,9,10)$  为样本序号。

将稻种胚芽部位的红外热信号通过小波变换提取后,按 2:1 随机分成校正集和预测集,其中校正集 96 份,

预测集 48 份。校正集数据用来建立模型,预测集数据用来验证与评估已经建好的模型。建立的模型评价指标为校正集相关系数( $R_c$ )和校正集标准偏差(SEC)。 $R_c$ 越大,SEC 越小,则建模效果越好。建模之后,利用预测集数据对模型进行校验和评估,预测集相关系数( $R_p$ )越大,预测集标准偏差(SEP)越小,模型预测性能越好。

### 3 结果与讨论

#### 3.1 稻种发芽率与红外热图像之间的关系

由发芽实验得出,老化不同时间的稻种的发芽率如表 1 所示,数据表明,老化时间越长,稻种的发芽率越低,说明种子在老化过程中体内发生一系列生理变化,导致发芽率降低<sup>[14]</sup>。从生理学角度分析,种子老化发生的生理变化包括膜完整性的破坏和细胞膜的自动氧化,核酸和染色体的损伤,酶活性和种子组成成分的变化,有毒物质的积累,修复及合成能力的降低等<sup>[15]</sup>。

表 1 老化不同天数稻种的发芽率

Table 1 Germination rate of rice seeds with different aging time

Aging time /h	Germination rate /%	Number of calibration set /part	Number of prediction set /part
0	88	12	6
24	86	12	6
48	84.3	12	6
72	81	12	6
96	77.7	12	6
120	69	12	6
144	68.3	12	6
168	67	12	6

稻种的红外热图像如图 2 所示,稻种的 3D 仿真彩图像如图 3 所示,通过红外热图像与 3D 仿真彩图像可以看出老化不同时间的稻种在冷却不同时间之后温度存在差异。

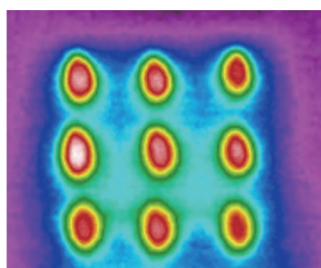


图 2 稻种红外热图像

Fig.2 Thermal infrared image of rice seed

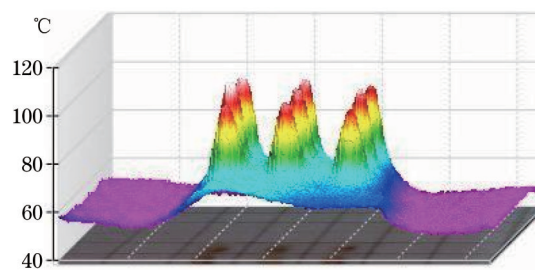


图 3 稻种 3D 仿真彩图像

Fig.3 3D pseudo-true color image of rice seed

#### 3.2 小波多尺度分析

小波分析技术是近年才迅速发展的新兴学科,在信号处理方面有独特的优越性。该技术具有多分辨率的特点,可以由粗到细对信号进行观察,被誉为数学显微镜。通过调整小波尺度,研究信号不同频率层次的特征,让细节信号变得更易于分析<sup>[16]</sup>。

稻种红外热图像具有数据量较大、温度差异不明显等特点,因此,提取每粒稻种胚芽部分的平均温度作为建模数据,并利用小波分解技术对原始信号进行分解。首先,利用 db3 小波对实验数据进行 4 层小波分解,得到小波逼近系数和细节系数,通过高频重构和低频重构,得到逼近信号  $a_1, a_2, a_3, a_4$  和细节信号  $d_1, d_2, d_3, d_4$ , 其中一组逼近信号和细节信号如图 4 所示,原始信号如图 5 所示。由图 4 可得,细节信号  $d_1$  和  $d_2$  的值较小,且  $d_1$  及  $d_2$  容易受到高频噪声的污染,难以有效表达老化不同时间的稻种的红外热特征差异,相对而言,从  $d_3$  到更深层次的分解能够较好地避免噪声影响,且细微的红外热信息得以凸现,利于红外热特征的筛选<sup>[17]</sup>。随着分解尺度的不断加深,细节信号能量损失越来越多,当分解至第 4 层时,细节信号失去了一些吸收峰。而第 3 层细节信号  $d_3$  损失较小,包含 2 个相连的主要信号模式,最接近原始信号的曲线,因此第 3 层小波贡献最大。且根据小波系数的奇异谱特性,通过小波阈值降噪法中确定最优分解层数的算法求得奇

异谱斜率  $K$  [18], 通过计算, 第3层小波  $K$  值最大, 即第3层为最优分解层数。因此, 高频重构后 [19], 以小波分解第3层的细节信号作为红外热预测模型的输入。其中  $K$  的求解公式为

$$K = \frac{S_{\max}}{S_{\min}}, \quad (4)$$

式中奇异值分解得到的  $n$  个奇异值分别为  $S_1, S_2, \dots, S_n$ ,  $S_{\max}$  为最大奇异值,  $S_{\min}$  为最小奇异值。

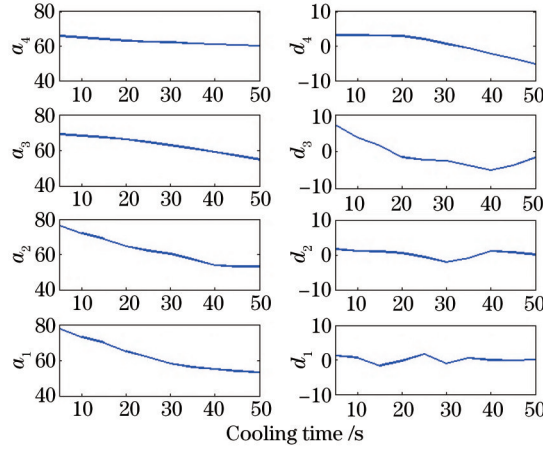


图4 小波分解结果

Fig.4 Wavelet decomposition results

经3层小波分解的第3层细节信号如图6所示, 由图6可见, 不同老化时间的稻种总体降温趋势基本一致, 但降温速度不同。

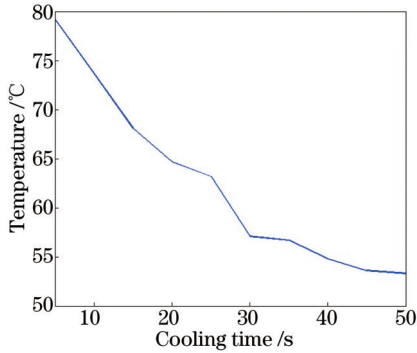


图5 原始信号图

Fig.5 Original signal

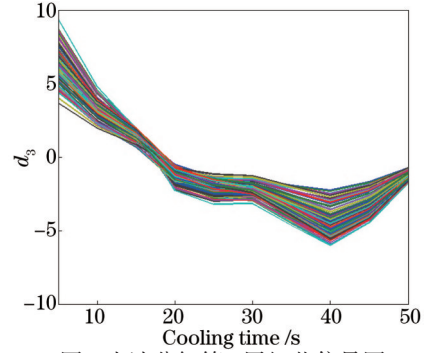


图6 小波分解第3层细节信号图

Fig.6 3<sup>rd</sup> layer detailed signal of wavelet decomposition

从物理学角度分析, 张雷杰等 [20] 利用反向传播 (BP) 神经网络, 预测食品各种物性参数发生变化时比热容的非线性规律, 实验证明, 比热容随食品化学成分的变化而变化。因此, 不同老化时间的稻种比热容不同, 加热相同时间的不同老化程度稻种冷却特性不同。金文等 [21] 采用热线法检测粮食的导热系数, 得出结论, 在室温条件下, 稻谷的导热系数随稻种的水分增加、温度升高而增加。因此, 不同老化时间的稻种导热系数不同, 通过分析不同老化时间的稻种的温度差异来研究发芽率与温度变化的关系是合理的。其中稻种比热容  $c$  的求解公式为

$$c = \frac{Q}{m(T_2 - T_1)}, \quad (5)$$

式中  $Q$  为热量,  $m$  为稻种质量,  $T_1$  为稻种初始温度,  $T_2$  为稻种加热后温度。稻种导热系数  $K$  的求解公式为

$$K = \frac{q \ln\left(\frac{t_2}{t_1}\right)}{4\pi(\theta_2 - \theta_1)}, \quad (6)$$

式中  $q$  为单位时间内吸收的热量,  $t_1, t_2$  均为测量的时间,  $\theta_1$  为  $t_1$  时刻测得的温度,  $\theta_2$  为  $t_2$  时刻测得的温度。

### 3.3 不同建模方法的选择

常用的建模方法有偏最小二乘(PLS)算法与人工神经网络(ANN)等。PLS是一种用于多元统计分析的新方法,使用PLS建立的数学模型更加简单<sup>[22]</sup>。BP神经网络是一种比较成熟的函数逼近方法,具有较好的网络容错性和非线性预测能力<sup>[23]</sup>。径向基神经网络(RBFNN)是由Moody等<sup>[24]</sup>在20世纪80年代提出的一种以任意精度逼近任一连续函数的神经网络。灰色神经网络(GNN)是一种融合灰色系统和人工神经网络思想的混合模型,目前,灰色神经网络分为3种预测模型结构,分别为并联型、串联型和嵌入型。由于嵌入型能弱化原始数据的随机性,更容易逼近,且易为非线性激励函数所逼近,缩短网络学习时间,加快收敛进程,提高预测精度<sup>[25]</sup>,因此,采用嵌入型灰色神经网络。

在嵌入型灰色神经网络模型<sup>[26]</sup>中,首先对  $x_n(t)$  进行累加,累加得序列  $y_n(t)$ ,其中,训练网络输入样本组编号为  $t(t=1,2,3,\dots,62,63,64)$ ,某一样本组的数据编号为  $n$  (即稻种的冷却时间,记  $n=1,2,3,\dots,9,10$ )。累加公式为

$$y_n(t) = \sum_{i=1}^{64} x_n(i). \tag{7}$$

根据灰色模型GM(1,1)白化方程<sup>[27]</sup>建立微分方程,灰色模型的基本形式为

$$x^{(0)}(k) + az^{(0)}(k) = b, \quad k = 1, 2, \dots, n, \tag{8}$$

微分方程为

$$\frac{dy_1(t)}{dt} + ay_1(t) = b_2y_2(t) + b_3y_3(t) + \dots + b_{10}y_{10}(t), \tag{9}$$

则预测公式  $\widehat{y}_1(t)$  为

$$\widehat{y}_1(t) = \left[ y_1(1) - \frac{b_2}{a}y_2(t) - \dots - \frac{b_{10}}{a}y_{10}(t) \right] \exp(-at) + \frac{b_2}{a}y_2(t) + \frac{b_3}{a}y_3(t) + \dots + \frac{b_{10}}{a}y_{10}(t). \tag{10}$$

最后,确定GNN的网络拓扑结构。根据(10)式,令  $z = \frac{b_2}{a}y_2(t) + \frac{b_3}{a}y_3(t) + \dots + \frac{b_{10}}{a}y_{10}(t)$ ,代入  $z$  可得

$$\begin{aligned} \widehat{y}_1(t) &= \left\{ \left[ y_1(1) - z \right] - \frac{y_1(1)}{1 + \exp(-at)} + \frac{2z}{1 + \exp(-at)} \right\} [1 + \exp(-at)] \\ &= \left[ \frac{2z}{1 + \exp(-at)} - y_1(1) \frac{y_1(1)}{1 + \exp(-at)} \right] [1 + \exp(-at)] - [z - y_1(1)][1 + \exp(-at)]. \end{aligned} \tag{11}$$

由(11)式可以确定GNN为4层结构,分别为A层、B层、C层和D层,其中  $t$  为输入样本编号,  $w$  为网络权值,  $y_1(t)$  为网络预测值,网络拓扑结构如图7所示。

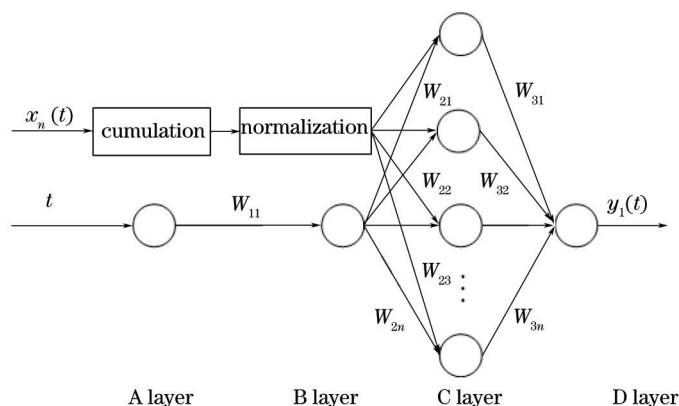


图7 灰色神经网络拓扑结构图

Fig.7 Grey neural network topology diagram

分别采用PLS、BP神经网络、RBF、GNN建立稻种发芽率红外热预测模型,并计算出  $R_c$ 、 $SEC$ 、 $R_p$  与  $SEP$  4个评估指标,如表2所示。

表2 偏最小二乘法与神经网络建模方法的建模结果  
Table 2 Results of PLS method and ANN modeling method

Modeling method	SEC	$R_c$	SEP	$R_p$
PLS	4.0791	0.8964	3.7780	0.8565
BP	1.6746	0.9485	3.1952	0.9200
RBFNN	0.5396	0.9477	3.3451	0.9165
GNN	2.5013	0.9619	2.4172	0.9554

由表2可知,GNN在稻种红外热预测模型中的效果优于PLS、BP神经网络和RBFNN。因此,选用GNN作为稻种发芽率红外热预测模型的建模方法。

### 3.4 稻种红外热图像模型的建立与检验

从稻种红外热图像中提取胚芽部位的数据作为模型的输入,利用其中96组校正集数据建立稻种发芽率的红外热预测模型,同时,利用已经建好的预测模型对预测集的48组红外热数据进行预测。通过GNN建立稻种发芽率的红外热预测模型。其中,通过模型输出的校正集实际值与预测值的关系如图8所示,预测集实际值与预测值的关系如图9所示。从图8可以看出,稻种发芽率的红外热模型的预测值与真实值之间有较好的线性关系,其中校正集的相关系数 $R_c=0.9619$ ,且SEC为2.5013,相关性达到较高水平。从图9可以看出,预测集稻种发芽率与红外热的相关系数 $R_p=0.9554$ ,SEP为2.4172。预测集的相关系数较大,且标准误差较小,预测集验证结果可信。

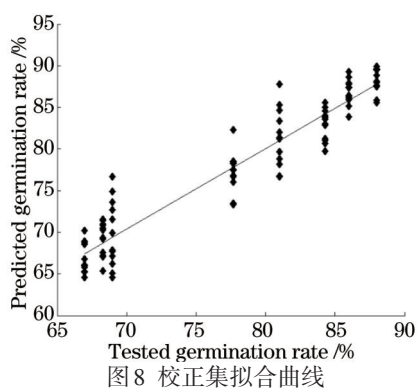


图8 校正集拟合曲线  
Fig.8 Fitting graph of calibration set

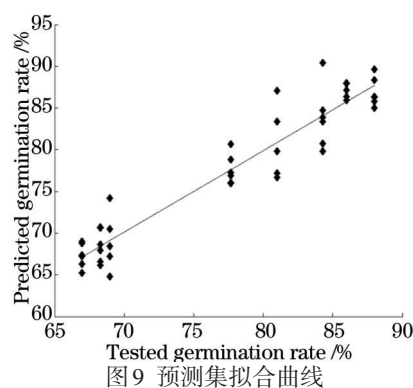


图9 预测集拟合曲线  
Fig.9 Fitting graph of prediction set

## 4 结 论

基于老化不同时间的稻种的比热容和导热系数不同这一物理学原理,提出一种基于小波分解和灰色神经网络的稻种发芽率红外热预测模型。利用红外热成像技术,提取老化不同时间的稻种胚芽部位的红外热数据,分别通过PLS、BP神经网络、RBFNN和GNN建立稻种发芽率的红外热预测模型。其中,采用GNN建立的红外热预测模型最优,校正集的稻种发芽率 $R_c$ 和SEC分别为0.9619、2.5013,相关性达到良好水平。预测集的稻种发芽率 $R_p$ 和SEP分别为0.9554、2.4172,相关系数与标准偏差符合种子发芽率实验的最大容许误差<sup>[2]</sup>。研究表明,利用红外热成像技术建立的无损检测稻种发芽率模型具有较高的准确性,即利用基于小波分解和灰色神经网络的稻种发芽率红外热预测模型进行无损检测是可行的。

### 参 考 文 献

- 1 Chen Nianwei, Zhang Tigang. Influencing factors in germination percentage of hybrid rice seeds[J]. Hybrid Rice, 2009, 24(3): 23-26.  
陈年伟, 张体刚. 影响杂交水稻种子发芽率的因素探讨[J]. 杂交水稻, 2009, 24(3): 23-26.
- 2 黎兆安, 韦善富, 周祖富, 等. 微波辐射对水稻种子发芽势及生理生化特性的影响[J]. 中国种业, 2010, (1): 46-47.
- 3 Zhao Zhongliang, Zhang Lianping, Zhang Bei, et al.. Influence of ultrasonic stimulation on the germination and take root of rice seed[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2011, (6): 122-124.  
赵忠良, 张连萍, 张 蓓, 等. 超声波处理稻种对其生根发芽的影响[J]. 农机化研究, 2011, (6): 122-124.

- 4 Li Yinian, Jiang Dan, Liu Yingying, *et al.*. Testing of germination rate of hybrid rice seeds based on near-infrared reflectance spectroscopy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(6): 1528–1532.  
李毅念, 姜丹, 刘璿璿, 等. 基于近红外光谱的杂交水稻种子发芽率测试研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(6): 1528–1532.
- 5 Zhou Jianmin, Zhou Qixian, Liu Yande. Application of infrared thermography techniques in agricultural production[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2010, (2): 1–4.  
周建民, 周其显, 刘燕德. 红外热成像技术在农业生产中的应用[J]. 农机化研究, 2010, (2): 1–4.
- 6 Yu Zheng, Fang Fang, Peng Zuodeng, *et al.*. New technologies for detecting seed vigor[J]. Seed, 2012, 31(8): 52–55.  
于征, 方芳, 彭祚登, 等. 基于新兴技术的种子活力检测方法研究[J]. 种子, 2012, 31(8): 52–55.
- 7 Chen Bin, Tian Guihua. Application of infrared thermal imaging in the detection of plant disease progression[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2014, 42(9): 1–4.  
陈斌, 田桂华. 红外热成像技术在植物病害检测中的应用研究进展[J]. 江苏农业科学, 2014, 42(9): 1–4.
- 8 Li Xiaolong, Wang Ku, Ma Zhanhong, *et al.*. Early detection of wheat disease based on thermal infrared imaging[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(18): 183–189.  
李小龙, 王库, 马占鸿, 等. 基于热红外成像技术的小麦病害早期检测[J]. 农业工程学报, 2014, 30(18): 183–189.
- 9 Jamil N, Bejo S K. Husk detection using thermal imaging technology[J]. Agriculture & Agricultural Science Procedia, 2014, 2: 128 – 135.
- 10 Kranner I, Kastberger G, Hartbauer M, *et al.*. Noninvasive diagnosis of seed viability using infrared thermography[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2010, 107(8): 3912–3917.
- 11 Gong Fang, Zhang Xuewu, Sun Hao. Detection system for solar module surface defects based on constrained ICA model and PSO method [J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(4): 0415002.  
龚芳, 张学武, 孙浩. 基于独立分量分析和粒子群算法的太阳能电池表面缺陷红外热成像检测[J]. 光学学报, 2012, 32(4): 0415002.
- 12 Zhi Juzhen, Bi Xinhua, Du Kemin, *et al.*. Rules for agricultural seed testing – germination test[S]. Beijing: Chinese Standard Press, 1995.  
支巨振, 毕辛华, 杜克敏, 等. 农作物种子检验规程-发芽试验[S]. 北京: 中国标准出版社, 1995.
- 13 Zhu Jin, Sun Dongmei, Chen Ling. Study of concentration retrieving algorithm for ammonia based on differential optical absorption spectroscopy[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(2): 0230004.  
朱靳, 孙冬梅, 陈玲. 基于差分吸收光谱技术的NH<sub>3</sub>浓度反演算法研究[J]. 光学学报, 2013, 33(2): 0230004.
- 14 Xu Huibin, Wei Yidong, Lian Ling, *et al.*. Comparative analysis of artificial aging and natural aging with rice seeds[J]. Molecular Plant Breeding, 2013, 11(5): 552–556.  
许惠滨, 魏毅东, 连玲, 等. 水稻种子人工老化与自然老化的分析比较[J]. 分子植物育种, 2013, 11(5): 552–556.
- 15 Yang Yaping, Jiang Xiaocheng, Chen Liangbi, *et al.*. Study on physiological mechanism in aging of rice seeds[J]. Journal of Hunan Agricultural University (Natural Sciences), 2008, 34(3): 265–269.  
杨亚平, 姜孝成, 陈良碧, 等. 水稻种子老化的生理机制[J]. 湖南农业大学学报: 自然科学版, 2008, 34(3): 265–269.
- 16 Ji Junjie, Luo Yonghao. The combustion instability detection using the wavelet detail of pressure fluctuations[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2007, 41(3): 342–346.  
季俊杰, 罗永浩. 用压力波动的小波高频分量检测燃烧不稳定性[J]. 上海交通大学学报, 2007, 41(3): 342–346.
- 17 Duan Yali, Su Rongguo, Shi Xiaoyong, *et al.*. Differentiation of phytoplankton populations by *in vivo* fluorescence based on high-frequency component of wavelet[J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(7): 0715003.  
段亚丽, 苏荣国, 石晓勇, 等. 基于小波高频分量的浮游植物活体荧光识别技术研究[J]. 中国激光, 2012, 39(7): 0715003.
- 18 Wu Long, Xing Likun, Chen Shuai. Determination algorithm of optimal decomposition level based on singular spectrum analysis[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(36): 137–141.  
伍龙, 邢丽坤, 陈帅. 基于奇异谱分析的最优分解层数确定算法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(36): 137–141.
- 19 Lu Shizeng, Jiang Gangshun, Sui Qingmei, *et al.*. Identification of impact location by using fiber Bragg grating based on wavelet transform and support vector classifiers[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(3): 0305006.  
路士增, 姜刚顺, 隋青美, 等. 基于小波变换和支持向量多分类机的光纤布拉格光栅低速冲击定位系统[J]. 中国激光, 2014, 41(3): 0305006.
- 20 Zhang Leijie, Zhang Min, Yang Le, *et al.*. Using BP neural networks to predict specific heat capacity of food[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2009, 37(17): 8296–8297.



- 张雷杰, 张 敏, 杨 乐, 等. 食品比热容的BP神经网络预测[J]. 安徽农业科学, 2009, 37(17): 8296-8297.
- 21 Jin Wen, Zhang Lailin, Li Guangtao, *et al.*. Study on the thermal conductivity of paddy[J]. Foodstuffs Technology, 2010, 18(2): 1-3.  
金 文, 张来林, 李光涛, 等. 稻谷导热系数的测定研究[J]. 粮油食品科技, 2010, 18(2): 1-3.
- 22 Plans M, Simó J, Casañas F, *et al.*. Estimating sensory properties of common beans (*Phaseolus vulgaris* L.) by near infrared spectroscopy [J]. Food Research International, 2014, 56: 55-62.
- 23 Chen Xiuli, Wang Guiwen, Tao Zhanhua, *et al.*. Raman spectral discrimination of thalassemia erythrocytes based on PCA arithmetic and BP network model[J]. Chinese J Lasers, 2009, 36(9): 2448-2454.  
陈秀丽, 王桂文, 陶站华, 等. 基于 PCA 和 BP 网络的地中海贫血红细胞拉曼光谱判别[J]. 中国激光, 2009, 36(9): 2448-2454.
- 24 Moody J, Darken C J. Fast learning in networks of locally-tuned processing units[J]. Neural Computation, 1989, 1(2): 281-294.
- 25 Chen Shuyan, Wang Wei. Grey neural network forecasting for traffic flow[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2004, 34(4): 541-544.  
陈淑燕, 王 伟. 交通量的灰色神经网络预测方法[J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2004, 34(4): 541-544.
- 26 Yang Jian, Pan He, Li Taihao, *et al.*. Study on non-destructive detection method for fresh degree of eggs based on grey neural network [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2014, 35(1): 229-234.  
杨 简, 潘 贺, 李太浩, 等. 基于灰色神经网络的蛋品新鲜度无损检测的研究[J]. 中国农机化学报, 2014, 35(1): 229-234.
- 27 Zhang Hongliang, Li Jie, Zhang Wengen, *et al.*. Application of grey GM(1,1) model to alumina concentration estimation in aluminum electrolysis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(4): 883-887.  
张红亮, 李 劫, 张文根, 等. GM (1,1) 模型在铝电解氧化铝浓度估计中的应用研究[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(4): 883-887.

栏目编辑: 吴秀娟