

基于粒子群寻优的支持向量机番茄红素含量预测\*

刘伟<sup>1,2</sup> 王建平<sup>1</sup> 刘长虹<sup>3</sup> 应铁进<sup>3</sup>

(1.合肥工业大学电气与自动化工程学院,合肥 230009; 2.合肥学院机器视觉与智能控制实验室,合肥 230601;  
3.浙江大学生物系统工程与食品科学学院,杭州 310058)

【摘要】应用支持向量机(SVM)通过色差值对番茄果实番茄红素含量预测进行建模,解决预测过程受影响因素多、参数互相关联、难以建立精确模型问题。为提高预测精度,将SVM参数选择和输入变量的选取看作组合优化问题,通过赤池信息准则(AIC)构造组合目标优化函数,采用粒子群算法(PSO)进行目标函数搜索,提高了搜索效率。对采后储藏不同成熟度番茄进行的测量表明,所提预测建模算法在番茄红素的预测中具有良好的性能,为番茄红素的便捷、无破坏性测量提供了一种方法。

关键词:支持向量机 粒子群优化 色差值 番茄红素

中图分类号:S126; S641.3 文献标识码:A 文章编号:1000-1298(2012)04-0143-05

Lycopene Content Prediction Based on Support Vector Machine  
with Particle Swarm Optimization

Liu Wei<sup>1,2</sup> Wang Jianping<sup>1</sup> Liu Changhong<sup>3</sup> Ying Tiejin<sup>3</sup>

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China  
2. Key Laboratory of Machine Vision and Intelligence Control Technology, Hefei University, Hefei 230601, China  
3. School of Biosystems Engineering and Food Science, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

Abstract

Color-difference was presented to assess the lycopene content conveniently and non-destructively. Due to excessive affecting factors and strong correlation among the parameters in the process, the support vector machine (SVM) was used to set up the predict model. The selection and simplification of the feature parameters was discussed. A compound optimal objective function based on Akaike information criterion (AIC) was constructed. The particle swarm optimization (PSO) algorithm was used to search the optimal value of the objective function and enhance the efficiency. The predictable method had good performance in assessing the lycopene content of different maturity stages.

Key words Support vector machine, Particle swarm optimization, Color-difference, Lycopene

引言

番茄红素是一种脂溶性的类胡萝卜素,不仅具有极强的抗氧化活性,并具有防癌和抗癌作用<sup>[1~4]</sup>。番茄果实含有大量的番茄红素,是天然番茄红素的主要来源。利用传统的化学方法测定番茄红素含量过程烦琐、测试费用高且对番茄有一定的破坏性。

目前,已有研究表明番茄果实颜色与番茄红素含量之间存在很强的相关性<sup>[5~6]</sup>,并建立了色差值对番茄红素含量的回归方程来预测番茄红素含量,但模型过于简单,都只采用单一颜色参数进行回归预测<sup>[7~9]</sup>。由于相关参数较多,使用简单的回归很难得到较好的预测模型,因此对该领域的研究需要一个好的机器学习算法对基于色差值的番茄红素预测

收稿日期:2011-09-08 修回日期:2011-09-15

\* 国家自然科学基金资助项目(30972036)

作者简介:刘伟,博士生,合肥学院实验师,主要从事检测技术与模式识别研究,E-mail: lwei1524@163.com

通讯作者:应铁进,教授,博士生导师,主要从事果蔬采后分子生物学、果蔬储运技术研究,E-mail: yingtiejin22@163.com

进行建模。

在学习算法中,支持向量机(SVM)具有泛化能力强、小样本学习的特点,能有效避免过拟合和局部最小化以及“维数灾难”等问题。但它的学习能力和泛化能力很大程度上取决于参数的选择,同时不同的输入变量会对应不同的最优参数,因此很多学者已经在不同领域从不同角度进行了研究讨论<sup>[10~11]</sup>。本文将 SVM 的输入变量和输入参数选择看作组合优化问题,采用粒子群优化算法(PSO)进行 SVM 参数寻优,同时为避免粒子群早熟问题,借鉴遗传算法中的变异方法,在 PSO 算法中引入变异操作,构造基于 AIC 准则下的极值作为 PSO 中的适应度函数值,将所提方法应用于番茄红素含量预测,为番茄红素的无破坏、便捷测量提供一种方法。

## 1 番茄红素相关颜色指标及标定方法

### 1.1 色差仪评价果实颜色指标

使用 WSC-S 型色差仪对不同成熟期的番茄进行色差测量,在每个番茄样品的赤道区域选择 10 个点进行测量,测定得到果实的  $L^*$ 、 $a^*$  和  $b^*$ 。 $L^*$  为明度,反映色泽的亮度,从 0~100 变化,0 是黑色,100 是白色。 $a^*$  和  $b^*$  表示色方向:  $+a^*$  为红色方向,  $-a^*$  为绿色方向;  $+b^*$  为黄色方向,  $-b^*$  为蓝色方向。色调(hue,以色泽角  $H$  或色泽比  $a^*/b^*$  表示)和饱和度(chroma)是利用  $a^*$  和  $b^*$  计算得到的果实颜色评价系数。色调确定红黄绿蓝紫等颜色以及这些基本色之间的颜色,在  $0^\circ \sim 360^\circ$  之间连续变化, $0^\circ$  或  $360^\circ$  表示红色, $90^\circ$  表示黄色, $180^\circ$  表示绿色, $270^\circ$  表示蓝色。饱和度  $C$  反映了色素的浓度,低饱和度意味着色泽稀疏暗淡,高饱和度则表示饱满、强烈的颜色。文献[6]表明番茄红素含量与  $(a^*/b^*)^2$  相关性较大,因此将  $L^*$ 、 $a^*$ 、 $b^*$ 、 $H$ 、 $C$  和  $(a^*/b^*)^2$  作为番茄红素含量预测的相关参数。 $H$  和  $C$  的计算公式分别为

$$C = \sqrt{a^{*2} + b^{*2}} \quad (1)$$

$$H = \begin{cases} \arctan(b^*/a^*) & (a^* > 0, b^* \geq 0) \\ 180^\circ + \arctan(b^*/a^*) & (a^* < 0) \end{cases} \quad (2)$$

### 1.2 番茄红素含量的标定方法

用化学试剂法对番茄红素进行测量作为预测的标定值。果实中番茄红素含量的测定参照 Toor 等的方法<sup>[12]</sup>。称取 0.5 g 样品,用 20 mL 提取液(正己烷:丙酮:乙醇体积比为 2:1:1)提取。避光震荡 1 h 后于 10 000 r/min、4℃ 离心 10 min,于波长 472 nm 处测定吸光值,以正己烷为空白。每次测定重复

3 次,结果以 mg/(100 g) 鲜重表示。

## 2 参数选择及基于支持向量机软测量模型

### 2.1 基于 AIC 信息准则的模型参数选择

由于预测相关参数较多会带来运算复杂问题,为平衡模型复杂度与预测精度的矛盾,采用赤池信息准则(Akaike information criterion,简称 AIC)进行模型的简化及数据适应度综合。AIC 信息准则认为,当欲从一组可供选择的模型中选择一个最佳模型时,选择 AIC 为最小的模型是较优的。对于给定的样本数据使用多元回归 AIC 选出有效模型

$$\phi_{AIC} = n \lg(2\pi\sigma^2) + \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n [y - (\gamma_0 + \gamma_1 x_1 + \dots + \gamma_m x_m)]^2 + 2(m+2) \quad (3)$$

式中  $n$ ——样本个数  $y$ ——目标变量  
 $x$ ——说明变量  $m$ ——说明变量个数  
 $\sigma$ ——标准估计方差  $\gamma$ ——相关系数

本文中目标变量是番茄红素含量,说明变量是番茄红素相关的特征颜色属性,取最小  $\phi_{AIC}$  值的参数是实现模型简化与精度相结合的最好模型。

### 2.2 支持向量机回归

支持向量机(SVM)是基于统计学理论的学习方法,通过非线性映射将输入向量映射到高维特征空间,然后在这个特征空间中求解凸优化问题,较好解决了小样本、非线性、高维数、局部极小点等问题。目前利用支持向量机进行回归运算已经有了较多的研究,训练样本为:  $\{x_i, y_i\} \subset \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}, i = 1, 2, \dots, m$ , SVM 回归用一个非线性映射将数据映射到高维特征空间,再在高维特征空间进行线性回归,依据结构风险最小化(SRL)原则,将其学习过程转换为凸优化问题,即

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + F \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} f(x_i) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ y_i - f(x_i) \leq \varepsilon + \xi_i \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (4)$$

式中  $\xi_i, \xi_i^*$ ——松弛变量  
 $\varepsilon$ ——线性不敏感损失函数  
 其回归方程最终表述为

$$f(x) = \sum_{i=1}^t (\alpha_i^* - \alpha_i) K(x, x_i) + b \quad (5)$$

其中  $K(x, x_i) = \exp(-g(x - x_i)^2)$   
 式中  $\alpha_i^*, \alpha_i$ ——二次规划中的 Lagrange 乘子  
 $K(x, x_i)$ ——满足 Mercer 条件的核函数,本文采用 RBF 核函数  
 $g$ ——核参数  $t$ ——支持向量个数

SVM 参数取值对 SVM 学习和推广能力有很大的影响。对于核函数为 RBF 的 SVM,其参数包括边界参数  $F$  和核参数  $g$ 。参数  $F$  是结构风险和样本无误差的折中,其取值与可容忍的误差相关;核参数  $g$  的取值和输入样本的范围和宽度有关。目前在采用交叉验证(CV)的方法下,用网格划分能够找到 CV 意义下的最高预测准确率,即全局最优解,但过程比较耗时。为了能够在更大范围内寻找最佳的参数  $F$  和  $g$ ,提高搜索效率,采用粒子群优化算法进行参数寻优。

2.3 参数寻优

粒子群优化算法(PSO)是一种群体智能优化算法,在一个  $D$  维的搜索空间中,由  $n$  个粒子组成种群  $X=(X_1,X_2,\cdots,X_n)$ ,第  $i$  个粒子用一个  $D$  维向量  $X_i=(X_{i1},X_{i2},\cdots,X_{iD})$  表示,代表第  $i$  个粒子在  $D$  维搜索空间中的位置,亦代表问题的一个潜在解。通过目标函数可计算出粒子位置  $X_i$  对应的适应度。第  $i$  个粒子的速度为  $v_i=(v_{i1},v_{i2},\cdots,v_{iD})$ ,其个体极值为  $P_i=(P_{i1},P_{i2},\cdots,P_{iD})$ ,种群的全局极值为  $P_g=(P_{g1},P_{g2},\cdots,P_{gD})$ 。每次迭代中,粒子更新自己的位置和速度为

$$v_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (6)$$
$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (i=1,2,\cdots,m; d=1,2,\cdots,D) \quad (7)$$

式中  $v_i^k$ ——第  $i$  个粒子的第  $k$  次迭代速度  
 $X_i^k$ ——第  $i$  个粒子的第  $k$  次迭代状态量  
 $k$ ——迭代次数

加强搜索多样性、使算法跳出局部最优是提高算法收敛速度和寻优精度的重要措施。 $r_1$  和  $r_2$  为  $[0,1]$  之间的随机数,这两个参数用来保持群体的多样性;适当调整学习因子  $c_1$  和  $c_2$  可以减小局部最小值,加快收敛速度。由于粒子群算法中没有实际的机制来控制粒子速度,对速度的最大值和最小值

进行限制,设其为  $v_{\max}$  和  $v_{\min}$ ;惯性权重  $\omega$  表示粒子当前继承先前速度的程度,起着权衡局部最优能力和全局最优能力的作用。

由于粒子群优化算法存在容易早熟收敛、搜索精度低、后期迭代效率不高等缺点,引入变异操作,即对某些变量以一定概率重新初始化,可以拓展在迭代中不断缩小的种群搜索空间,使粒子能够跳出先前搜索到的最佳位置,在更大空间开展搜索,同时能保持种群多样性,提高算法寻找到更优值的可能。粒子群搜索的函数适应度(目标函数)应为  $-\phi_{AIC}$ 。搜寻结果应为  $\phi_{AIC}$  较小的值较优,则在 PSO 搜索过程中函数适应度较大值为最优。

3 实验

3.1 样本获取

选取形状大小一致、无病虫害的绿熟番茄。将番茄置于智能人工气候箱中,在  $14^{\circ}\text{C}$ 、相对湿度 95% 的黑暗条件下贮藏 35 d。于贮藏的 1、7、14、21、28、35 d 分别取样,得到不同成熟期番茄红素含量不同的样本。通过仪器及化学方法测定样本果实颜色和番茄红素含量。每次取 20 个果实使用 WSC-S 型色差计对不同成熟期的番茄进行色差测量。测定完颜色后,将番茄果皮切碎,用液氮处理后放在  $-70^{\circ}\text{C}$  冰箱保存,用化学试剂法对番茄红素进行测量作为预测的标定值。共可得到 120 个样本数据,取其中 72 个不同成熟度的番茄作训练样本,48 个作测试样本。

3.2 实验步骤

在 Matlab 7.0 环境下,利用 libsvm 工具箱,进行基于粒子群优化的 SVM 回归预测,算法流程如图 1 所示,具体步骤如下:

- (1)对样本数据进行归一化预处理,建立学习样本和测试样本。
- (2)特征属性变量选择。初始变量为  $L^*$ 、 $a^*$ 、 $b^*$ 、 $a^*/b^*$ 、 $C$ 、 $(a^*/b^*)^2$  6 个全选,在随后步骤中按

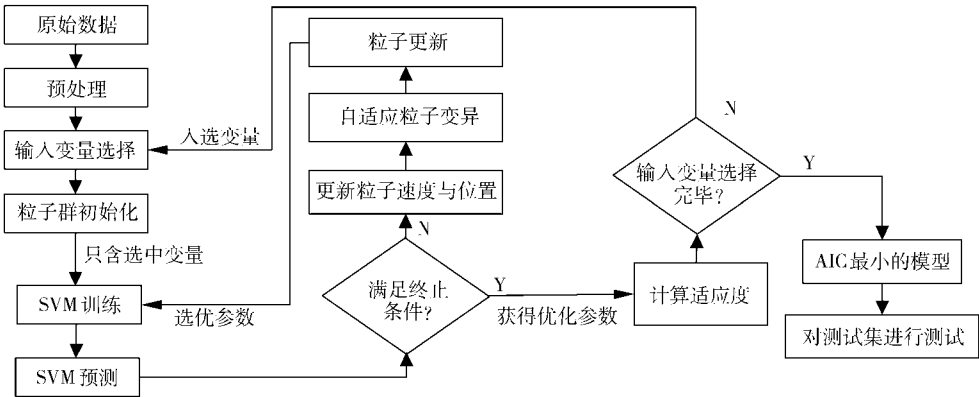


图 1 算法总体流程图  
Fig. 1 Process of experiment

照顺序分别去除任意一个参数,为减少算法时间, $a^*$ 参数作为相关性最高的参数必须保留,再依次减少2个,3个,直到剩下2个参数,PSO的适应度函数定义为 $\phi_{AIC}$ 值。

(3)粒子群初始化。对粒子群相关参数进行设置,粒子种群为72个训练样本( $X_1, X_2, \cdots, X_{72}$ ),第*i*个粒子表示为一个二维的向量 $\mathbf{X}_i = (F_i, g_i)$ , PSO算法中的参数选择根据文献中的论证<sup>[13-14]</sup>,设定变权重 $\omega$ 取为 $\omega_{\text{start}} = 0.9$ 、 $\omega_{\text{end}} = 0.4$ ;学习因子 $c_1 = c_2 = 2$ , $F$ 、 $g$ 的搜索范围为 $F \in [2^{-2}, 2^4]$ 、 $g \in [2^{-4}, 2^4]$ ,步长为 $2^{0.5}$ ;终止迭代次数为200。

(4)采用libsvm工具箱的SVM训练函数在

72个样本空间中进行训练。

(5)用训练所得SVM模型对其他样本进行预测。检测是否满足精度条件均方误差小于0.1或者达到最大迭代次数,不满足则按式(6)、(7)更新粒子群的相关参数,直到满足终止条件。

(6)计算该模型下的适应度AIC值,并重新选择特征变量。

(7)取最小 $\phi_{AIC}$ 值对应的SVM模型对测试集中的样本进行预测并计算预测值与标定值的相关性和均方误差。

通过上述算法对72个预测样本进行训练,得到最佳训练参数模型,结果如表1所示。

表 1 参数模型选择结果  
Tab. 1 Results of selection of parameter model

| 参数模型                                     | 最优 $F$  | 最优 $g$  | 迭代次数 | 适应度       |
|------------------------------------------|---------|---------|------|-----------|
| $a^*, L^*, b^*, a^*/b^*, C, (a^*/b^*)^2$ | 13. 713 | 3. 684  | 200  | -289. 658 |
| $a^*, L^*, b^*, a^*/b^*, C$              | 14. 482 | 5. 276  | 200  | -426. 796 |
| $a^*, L^*, b^*, a^*/b^*, (a^*/b^*)^2$    | 10. 433 | 8. 865  | 200  | -346. 524 |
| $a^*, L^*, b^*, C, (a^*/b^*)^2$          | 6. 742  | 7. 394  | 200  | -331. 455 |
| $a^*, L^*, a^*/b^*, C, (a^*/b^*)^2$      | 12. 633 | 2. 463  | 200  | -378. 644 |
| $a^*, b^*, a^*/b^*, C, (a^*/b^*)^2$      | 14. 314 | 3. 785  | 200  | -317. 766 |
| $a^*, L^*, b^*, a^*/b^*$                 | 14. 282 | 12. 574 | 200  | -417. 317 |
| $a^*, L^*, b^*, C$                       | 12. 683 | 11. 373 | 200  | -378. 434 |
| $a^*, L^*, a^*/b^*, C$                   | 11. 357 | 10. 328 | 200  | -348. 456 |
| $a^*, b^*, a^*/b^*, C$                   | 8. 623  | 3. 564  | 200  | -310. 474 |
| $a^*, L^*, b^*, (a^*/b^*)^2$             | 6. 361  | 7. 472  | 200  | -318. 426 |
| $a^*, L^*, a^*/b^*, (a^*/b^*)^2$         | 7. 543  | 8. 634  | 200  | -469. 267 |
| $a^*, b^*, a^*/b^*, (a^*/b^*)^2$         | 13. 498 | 5. 649  | 200  | -365. 266 |
| $a^*, L^*, C, (a^*/b^*)^2$               | 9. 755  | 8. 375  | 200  | -328. 543 |
| $a^*, b^*, C, (a^*/b^*)^2$               | 21. 763 | 6. 322  | 200  | -356. 392 |
| $a^*, a^*/b^*, C, (a^*/b^*)^2$           | 13. 487 | 12. 143 | 200  | -418. 362 |
| $a^*, L^*, b^*$                          | 12. 455 | 3. 467  | 200  | -456. 678 |
| $a^*, L^*, a^*/b^*$                      | 12. 561 | 6. 832  | 200  | -476. 352 |
| $a^*, L^*, C$                            | 14. 519 | 12. 474 | 200  | -501. 554 |
| $a^*, L^*, (a^*/b^*)^2$                  | 6. 342  | 7. 452  | 200  | -510. 385 |
| $a^*, b^*, a^*/b^*$                      | 5. 822  | 4. 877  | 200  | -523. 747 |
| $a^*, b^*, C$                            | 9. 762  | 6. 684  | 200  | -476. 596 |
| $a^*, b^*, (a^*/b^*)^2$                  | 5. 655  | 8. 654  | 200  | -461. 349 |
| $a^*, a^*/b^*, C,$                       | 7. 482  | 3. 615  | 200  | -489. 719 |
| $a^*, a^*/b^*, (a^*/b^*)^2$              | 13. 578 | 15. 514 | 200  | -475. 323 |
| $a^*, C, (a^*/b^*)^2$                    | 6. 522  | 12. 523 | 200  | -438. 437 |
| $a^*, L^*$                               | 8. 342  | 12. 764 | 200  | -521. 424 |
| $a^*, b^*$                               | 3. 781  | 5. 655  | 200  | -540. 696 |
| $a^*, a^*/b^*$                           | 2. 171  | 8. 364  | 200  | -497. 357 |
| $a^*, C$                                 | 6. 382  | 5. 613  | 200  | -568. 766 |
| $a^*, (a^*/b^*)^2$                       | 10. 436 | 6. 862  | 200  | -534. 392 |

由表1可看出,在预测番茄红素的参数选择中,采用6参数模型所得适应度函数值最大,即参数模型最优,同时通过迭代回归得出相应的最佳SVM回归参数 $F$ 和 $g$ 。以此参数模型及相应SVM最优参

数进行训练得到预测模型。使用预测模型对预测样本进行预测并与标定值进行比较,结果如图2所示。计算所得均方误差为0.297 98,相关系数为0.946。

表2为目前常用的几种预测方法对该预测样本

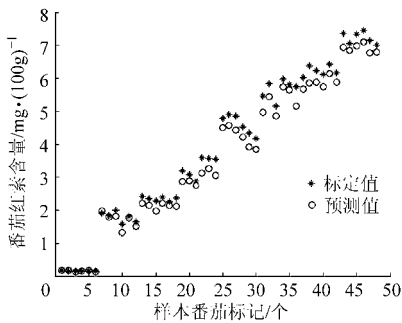


图 2 预测结果与标定值对比

Fig.2 Comparison of prediction results with calibration value

表 2 预测模型效果比较

| Tab.2 Comparison of different prediction model |       |        |         |
|------------------------------------------------|-------|--------|---------|
| 模型                                             | 相关系数  | 均方误差   | 平均准确率/% |
| 模型 1                                           | 0.946 | 0.298  | 93.522  |
| 模型 2                                           | 0.798 | 14.682 | 80.525  |
| 模型 3                                           | 0.734 | 19.871 | 74.326  |
| 模型 4                                           | 0.512 | 57.344 | 55.467  |

进行预测结果的对比。其中模型 1 是本文提出的方法,模型 2 是使用传统支持向量机方法,模型 3 是文献[15]中使用的线性回归的预测方法,模型 4 是文献[7]提出的单参数( $a^*/b^*$ )的线性回归方法。可以看出本方法在预测精度上要优于其他方法,而单参数线性回归方法误差很大。

4 结束语

番茄红素是番茄的一个重要物理参数,采用传统化学方法对番茄红素进行测量过程复杂,具有破坏性。本文提出应用机器学习方法对这一高度非线性以及各个变量之间严重关联的过程进行建模,利用 SVM 模型参数和输入变量之间的相互关系,提出 SVM 和 AIC 相组合的模型优化算法,采用 PSO 算法进行搜索,实现 SVM 参数和输入变量同时优化。通过对所提方法与其他预测方法比较研究,验证了新方法的有效性。

参 考 文 献

1 Agarwal S, Rao A V. Tomato lycopene and its role in human health and chronic diseases [J]. Canadian Medical Association Journal, 2000, 163(6): 739 ~ 744.

2 Giovannucci E. Tomatoes, tomato-based products, lycopene, and cancer: review of the epidemiological literature [J]. Journal of the National Cancer Institute, 1999, 91(4): 317 ~ 331.

3 Heber D. Colorful cancer prevention:  $\alpha$ -carotene, lycopene and lung cancer [J]. American Journal of Clinical Nutrition, 2000, 72(4): 901 ~ 902.

4 Rao A V, Agarwal S. Role of antioxidant lycopene in cancer and heart disease [J]. Journal of American College of Nutrition, 2000, 19(5): 563 ~ 569.

5 Watada A, Norris K, Worthington J, et al. Estimation of chlorophyll and carotenoid contents of whole tomato by light absorbance technique [J]. Journal of Food Science, 1976, 41(2): 329 ~ 332.

6 D'Souza M, Singha S, Ingle M. Lycopene concentration of tomato fruit can be estimated from chromaticity values [J]. Hort Science, 1992, 27(5): 465 ~ 466.

7 Arias R, Lee T C, Logendra L, et al. Correlation of lycopene measured by HPLC with the  $L^*$ ,  $a^*$ ,  $b^*$  color readings of a hydroponic tomato and the relationship of maturity with color and lycopene content [J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2000, 48(5): 1 697 ~ 1 702.

8 Davis A R, Fish W W, Perkins-Veazie P. A rapid spectrophotometric method for analyzing lycopene content in tomato and tomato products [J]. Postharvest Biology and Technology, 2003, 28(3): 425 ~ 430

9 国艳梅,杜永臣,王孝宣,等. 利用色差仪估测番茄果实番茄红素含量的研究[J]. 中国蔬菜, 2008(11): 10 ~ 14. Guo Yanmei, Du Yongchen, Wang Xiaoxuan, et al. Studies on estimating lycopene content of tomato fruits by using color difference meter [J]. China Vegetables, 2008(11): 10 ~ 14. (in Chinese)

10 Lin S W, Ying K C, Chen S C, et al. Particle swarm optimization for parameter determination and feature selection of support vector machines [J]. Expert System with Application, 2008, 35(4): 1 817 ~ 1 824.

11 Yan W, Shao H, Wang X. Soft sensing modeling based on support vector machine and Bayesian model selection [J]. Computers and Chemical Engineering, 2004, 28(8): 1 489 ~ 1 498.

12 Toor R K, Savage G P. Antioxidant activity in different fractions of tomatoes [J]. Food Research International, 2005, 38(5): 487 ~ 494.

13 张建华,冀荣华,袁雪,等. 基于径向基支持向量机的棉花虫害识别[J]. 农业机械学报,2011,42(8):178 ~ 183. Zhang Jianhua, Ji Ronghua, Yuan Xue, et al. Recognition of pest damage for cotton leaf based on RBF - SVM algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011,42(8):178 ~ 183. (in Chinese)

- 9 王斌,王开良,童杰洁,等. 我国油茶产业现状及发展对策[J]. 林业科技开发, 2011, 25(2): 11~15.
- 10 龙正海,王道平. 油茶籽油与橄榄油化学成分研究[J]. 中国粮油学报, 2008, 23(2): 121~123.  
Long Zhenghai, Wang Daoping. Chemical constituents of olive oil and from *Camellia oleifera* seed oil [J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2008, 23(2): 121~123. (in Chinese)
- 11 罗晓岚,朱文鑫. 油茶籽油加工和油茶资源综合利用[J]. 中国油脂, 2010, 35(9): 13~17.  
Luo Xiaolan, Zhu Wenxin. Processing technology of oil-tea *Camellia* seed oil and comprehensive utilization of *Camellia oleifera* resources[J]. China Oils and Fats, 2010, 35(9): 13~17. (in Chinese)
- 12 林翔云. 油茶的深度开发利用[J]. 粮油食品科技, 2010, 18(3): 24~28.  
Lin Xiangyun. Development and utilization of *Camellia oleifera* [J]. Science and Technology of Cereals Oils and Foods, 2010, 18(3): 24~28. (in Chinese)
- 13 陈钧辉. 生物化学实验[M]. 北京:科学出版社, 2008.
- 14 张帷杰. 糖复合物生化研究技术[M]. 杭州:浙江大学出版社, 2006.
- 15 Zhao J, Liu T, Ma L, et al. Antioxidant and preventive effects of extract from *nymphaea candida* flower on in vitro immunological liver injury of rat primary hepatocyte cultures[J]. Evidence-based Complementary and Alternative Medicine, 2009, 6(1): 1~8.
- 16 Baltrušaitytė V, Venskutonis P R, Čeksterytė V. Radical scavenging activity of different floral origin honey and beebread phenolic extracts[J]. Food Chemistry, 2007, 101(2): 502~514.
- 17 Wang A N, Yi X W, Yu H F, et al. Free radical scavenging activity of *Lactobacillus fermentum* in vitro and its antioxidative effect on growing-finishing pigs[J]. Journal of Applied Microbiology, 2009, 107(4): 140~148.
- 18 Li Yanhong, Jiang Bo, Zhang Tao, et al. Antioxidant and free radical-scavenging activities of chickpea protein hydrolysate (CPH) [J]. Food Chemistry, 2008, 106(2): 444~450.
- 19 Chua M T, Tung Y T, Chang S T. Antioxidant activities of ethanolic extracts from the twigs of *Cinnamomum osmophloeum* [J]. Bioresource Technology, 2008, 99(6): 1918~1925.
- 20 Kaur G, Jabbar Z, Athar M, et al. *Punica granatum* (pomegranate) flower extract possesses potent antioxidant activity and abrogates Fe-NTA induced hepatotoxicity in mice[J]. Food and Chemical Toxicology, 2006, 44(7): 984~993.
- 21 Smirnoff N, Cumbes Q J. Hydroxyl radical scavenging activity of compatible solutes[J]. Phytochemistry, 1989, 28(4): 1057~1060.
- 22 Yang Y, Liu W S, Han B Q, et al. Antioxidative properties of a newly synthesized 2-glucosamine-thiazolidine-4(R)-carboxylic acid (GlcNH<sub>2</sub>Cys) in mice[J]. Nutrition Research, 2006, 26(7): 369~377.
- 23 Medina-Navarro R, Durán-Reyes G, Díaz-Flores M. Protein antioxidant response to the stress and the relationship between molecular structure and antioxidant function [J]. PLOS One, 2010, 5(1): 1~10.
- 24 Lee S J, Oh P S, Ko J H, et al. Glycoprotein isolated from *Gardenia jasminoides* Ellis has a scavenging activity against oxygen radicals and inhibits the oxygen radical-induced protein kinase C alpha and nuclear factor-kappa B in NIH/3T3 cells [J]. Environmental Toxicology and Pharmacology, 2006, 21(1): 8~21.
- 25 段玉峰,李淼,王应强,等. 丹参糖蛋白提取物抗氧化实验研究[J]. 食品工业科技, 2009, 30(1): 139~141.  
Duan Yufeng, Li Miao, Wang Yingqiang, Study on antioxidant of glycoprotein extraction(CSGP) of *Salvia miltiorrhiza* Bunge [J]. Science and Technology of Food Industry, 2009, 30(1): 139~141. (in Chinese)

(上接第147页)

- 14 李先锋,朱伟兴,纪滨,等. 基于特征优化和LS-SVM的棉田杂草识别[J]. 农业机械学报, 2010, 41(11): 168~172.  
Li Xianfeng, Zhu Weixing, Ji Bin, et al. Weed identification based on features optimization and LS-SVM in the cotton field [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(11): 168~172. (in Chinese)
- 15 祁朋祥. 基于生物电阻抗的人体成分测试与研究[D]. 合肥:中国科学与技术大学, 2009.  
Qi Pengxiang. Testing and research of body composition-based on bioelectrical impedance[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2009. (in Chinese)
- 16 张宽地,王光谦,吕宏兴,等. 基于改进粒子群算法求解马蹄形断面正常水深[J]. 排灌机械工程学报, 2011, 29(1): 54~60.  
Zhang Kuandi, Wang Guangqian, Lü Hongxing, et al. Applying particle swarm optimization algorithm on normal depth calculation of horse shoe section tunnel[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2011, 29(1): 54~60. (in Chinese)