

基于电子鼻信号判别番茄苗机械损伤程度

程绍明, 王 俊^{*}, 王永维, 韦真博

(浙江大学生物系统工程与食品科学学院, 杭州 310058)

摘 要: 番茄苗产生的挥发物易受到病害、虫害、损伤等多种因素影响。该文利用电子鼻系统测试机械损伤番茄苗挥发性物质的变化, 通过主成分分析、线性判别分析对 4 种不同处理机械损伤的番茄苗进行分析, 结果表明主成分分析各处理样本间均有重叠, 区分效果不理想, 线性判别分析各处理样本基本可以分开; 用逐步判别分析和 BP 神经网络对各处理样本进行判别, 测试集的准确率分别达到 84.4% 和 93.8% 以上, 神经网络模型的预测结果更好。该研究可为番茄苗机械损伤快速在线监测提供参考。

关键词: 植物, 损伤检测, 神经网络, 电子鼻, 番茄苗

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2012.15.016

中图分类号: TP242.64

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2012)-15-0102-05

程绍明, 王 俊, 王永维, 等. 基于电子鼻信号判别番茄苗机械损伤程度[J]. 农业工程学报, 2012, 28(15): 102-106.
Cheng Shaoming, Wang Jun, Wang Yongwei, et al. Discrimination of tomato plant with different levels of mechanical damage by electronic nose[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(15): 102-106. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

植物在生长过程中经常受到来自环境的各种胁迫, 机械损伤通常是植物病虫害危害研究的一部分, 机械损伤能导致植物挥发物产生变化。Geervliet 等^[1]对卷心菜的研究中发现, 相对于机械损伤和虫害浸染的卷心菜, 健康的卷心菜不易吸引害虫的天敌胡蜂, 从而证明了机械损伤与健康植物产生的挥发物是有区别的。Mattiacci 等^[2]在利马豆、玉米的研究中发现了同样的现象, 并且用化学分析方法分析了它们的挥发物, 当植物受机械损伤、虫害浸染后释放出的挥发物都增加了。McAuslane 等^[3]在研究棉花时发现, 受到不同损伤的棉花(机械损伤、虫害)与健康棉花产生的挥发物是不同的, 受损伤的棉花释放出大量的脂氧化合物如: 乙烯醇、乙酰、醋酸盐和丁酸盐。Baldwin 等^[4]发现杨树和糖槭叶片在人工损伤后能引起临近植株合成抗虫物质。高海波等^[5]研究了旱柳在受机械损伤后挥发物的时序性规律, 丁二酸二异丁脂和反式罗勒烯在旱柳受到机械伤害后被诱导出。以上研究都证实机械损伤能导致植物产生特异性挥发物发生改变的结论, 为基于挥发物来评价机械损伤提供理论依据。

以前, 通常是采用萃取技术结合 GC-MS 分析对植物挥发物进行鉴定, 以辨别是否受机械损伤和损伤程度。

这方法需要长时间的挥发物的收集过程, 加之这些检测方法过程繁琐、仪器设备昂贵、检验成本高, 不能做到随时掌握植物损伤后挥发物变化的情况, 不适于田间病虫害检测的实际应用, 所以需要一种新的检测手段以快速、准确地检测植物挥发物。

电子鼻是一种新颖的分析、识别和检测复杂气味和大多数挥发性成分的仪器。它是根据仿生学原理, 由传感器阵列和自动化模式识别系统所组成。由于电子鼻具有检测方便、快速的特点, 目前已在食品质量控制、环境检测、微生物鉴定、植物监测等方面有不少成功的应用^[6-20]。本文针对番茄苗的机械损伤进行研究, 探讨电子鼻检测番茄苗机械损伤的可能性。

1 试验材料和方法

1.1 试验材料

将浙杂 809 番茄种子播在塑料钵(Φ8 cm×12 cm)中, 在塑料温室中进行培育, 每钵 1 株苗, 定期浇水施肥, 待苗长到 35 d, 苗高 25~30 cm 时用于试验。

1.2 试验装置

1.2.1 番茄苗挥发物电子鼻检测的采样装置

图 1 为番茄苗采样系统的示意图, 系统由空气过滤器、活性炭、特氟隆管、进气口、玻璃容器(40 cm 高×10 cm 直径)、密封板、番茄苗和支架台 8 个部分组成。

1.2.2 电子鼻

试验采用的电子鼻系统是德国 Airsense 公司的 PEN2 便携式电子鼻(Portable Electronic nose)。系统组成主要包含下面几个部分: 传感器阵列、采样通道、内置泵、控制单元和计算机。软件部分主要是 Airsense 公司编制的电子鼻配套软件 WinMaster。该软件主要用来实现电子鼻工作过程的控制及一些基本的数据分析。电子鼻系统

收稿日期: 2011-10-27 修订日期: 2012-07-04

基金项目: 国家自然科学基金项目(30071246); 浙江省自然科学基金项目(Z5100155)

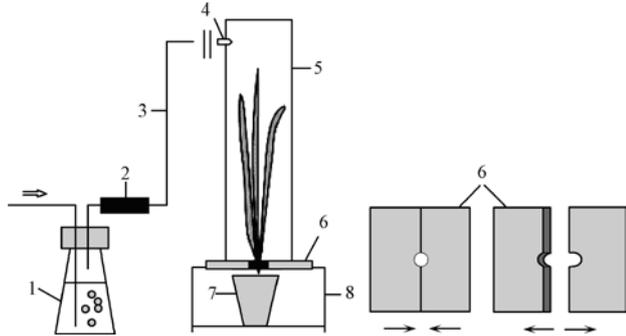
作者简介: 程绍明(1974-), 男, 浙江开化人, 讲师, 从事农产品检测。
杭州 浙江大学生物系统工程与食品科学学院, 310058。

Email: chengshaoming@zju.edu.cn

*通信作者: 王 俊(1965-), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向之一为农产品品质检测。杭州 浙江大学生物系统工程与食品科学学院, 310058。

Email: jwang@zju.edu.cn

各个传感器性能见表 1。



注：1.空气过滤器 2.活性炭 3.特氟隆管 4.进气口 5.玻璃管 6.密封板 7.番茄苗 8.支架台

图 1 静态顶空采样系统示意图

Fig.1 Structure of headspace sampling system

表 1 PEN2 电子鼻的各传感器名称及性能特点
Table 1 Sensors main properties in electronic nose

传感器序号	性能描述	各项成分体积浓度/ (mL·m ⁻³)
S1	芳香成分	甲苯, 10
S2	灵敏度大, 对氮氧化物很灵敏	NO ₂ , 1
S3	氨水, 对芳香成分灵敏	苯, 10
S4	主要对氢气有选择性	H ₂ , 100
S5	烷烃, 芳香成分	丙烷, 1
S6	对甲烷灵敏	CH ₄ , 100
S7	对硫化物灵敏	H ₂ S, 1
S8	对乙醇灵敏	CO, 100
S9	芳香成分, 对有机硫化物灵敏	H ₂ S, 1
S10	对烷烃灵敏	CH ₄ , 10

1.3 试验方法

1.3.1 番茄苗样本针刺处理

对番茄苗样本进行机械损伤, 利用 3 号大头针, 使用针刺处理, 针刺处理的方法参考 Xu 等^[21]的研究方法。分别选择长势一致的 35 d 苗的番茄苗 96 盆 (每盆 1 株), 将它们分为 4 组, 每组 24 盆番茄苗用于试验。按不同针刺数对番茄苗进行针刺处理, 针刺均匀作用于番茄苗的叶片上, 3 组番茄苗按刺数量 (30、60、90 针) 不同分别标记为 30、60、90 pricks, 另一组未处理的番茄苗为对照组标记为 control 组。

1.3.2 电子鼻测试

在进行电子鼻试验前, 4 组番茄苗分别置于顶空采样装置中, 顶空产生时间为 30 min, 然后进行电子鼻测试。电子鼻测试时的参数设置见表 2。

表 2 电子鼻参数设置
Table 2 Parameters setting for sampling

	运行时间/s	泵流速/(mL·min ⁻¹)
基线校准时间	300	600
采样时间	65	200
清洗时间	50	600

1.4 数据分析方法

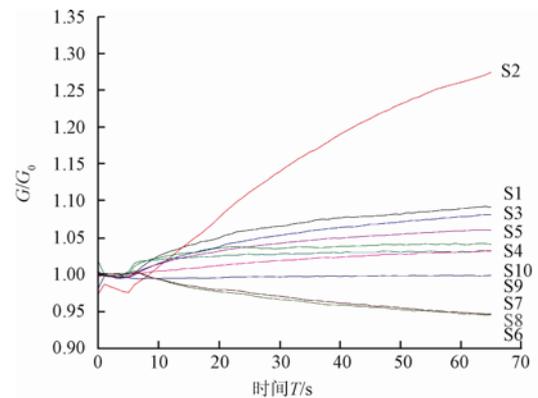
提取电子鼻响应信号 60 s 的数据进行研究, 采用主

成分分析和线性判别分析方法对电子鼻响应数据进行降维处理, 并用前 2 个主成分进行二维显示。采用电子鼻响应信号 60 s 的原始数据做为逐步判别分析和 BP 神经网络的输入对番茄苗样本进行分类。数据处理软件用 SAS 和 Matlab。

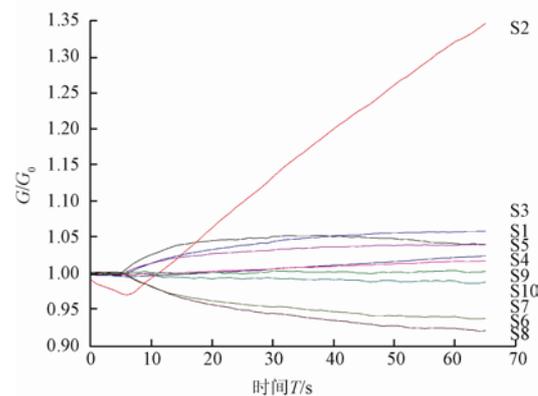
2 结果与分析

2.1 电子鼻传感器对番茄苗挥发物的响应

使用静态顶空采样对番茄苗样本进行电子鼻测试, 对比经过针刺处理与未进行针刺处理 (对照组) 番茄苗样本的电子鼻响应信号。图 2 是电子鼻 10 个传感器对不同处理番茄苗样本的响应曲线 (a: 对照组, b: 针刺 90 次的番茄苗组)。图中横轴为采样时间, 纵轴为信号值, 其中 G 是传感器接触到样品气体后的电导率, G_0 是传感器在经过活性炭过滤气体清洗后的电导率。曲线上的点代表着番茄苗挥发物通过传感器阵列时, 电阻率随时间的变化情况, 每一条曲线代表着一个传感器的响应曲线。在本次试验中, 取第 60 s 的时间点作为模式识别的时间点。



a. 对照组番茄苗



b. 针刺90次的番茄苗

注: G 是传感器接触到样品气体后的电导率; G_0 是传感器在经过活性炭过滤气体清洗后的电导率。

图 2 电子鼻 10 个传感器对番茄苗样本的响应曲线

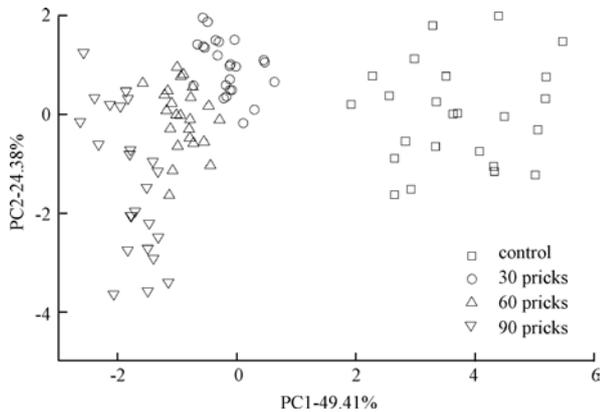
Fig.2 Response curves of ten sensors to tomato plant samples

从图 2 可以看出, 遭受针刺的番茄苗与没有受到损伤的番茄苗传感器响应曲线是不同的。图 2a 为没有受到损伤番茄苗的响应信号, G/G_0 大致在 0.94~1.28 之间;

图 2b 为受到损伤番茄苗的响应信号， G/G_0 大致在 0.91~1.35 之间。受到损伤的番茄苗传感器阵列响应信号的变化范围要明显大于未受到损伤的番茄苗，这可能是由于番茄苗受到损伤后产生的挥发性物质增加了，从而增强了电子鼻传感器信号的变化。这表明，利用电子鼻传感器信号来区分番茄苗遭受损伤的程度是可能的。

2.2 主成分分析和线性判别分析

对 4 个不同处理番茄苗样本的电子鼻响应值的原始数据进行主成分分析 (principal component analysis, PCA)，以达到降维的目的。图 3 是 35 d 苗的不同程度机械损伤的主成分二维得分图。从图 3 中可知，第一主成分的分析值为 49.41%，第二主成分的分析值为 24.38%，第一主成分与第二主成分之和为 83.71%，表明 PCA 第一主成分、第二主成分的结果可以代表电子鼻响应信号对 4 组番茄苗的区分情况。从图 3 可以看出，正常番茄苗与有损伤的番茄苗能被很好的区分开来。针刺 30 和针刺 60、针刺 60 和针刺 90 间有部分重叠，针刺 30 和针刺 90 能很好的被区分开。



注：30、60、90 pricks 为 3 组番茄苗刺数量 (30、60、90 钟)；control 为未处理的番茄苗对照组，下同。

图 3 4 组 35d 苗样本 PCA 图
Fig.3 Results of 35 d tomato plants by PCA

利用线性判别分析 (linear discriminant analysis, LDA) 对不同程度机械损伤的 35d 苗进行区分，结果见图 4。从图 4 中可知，第一主成分的分析值为 64.42%，

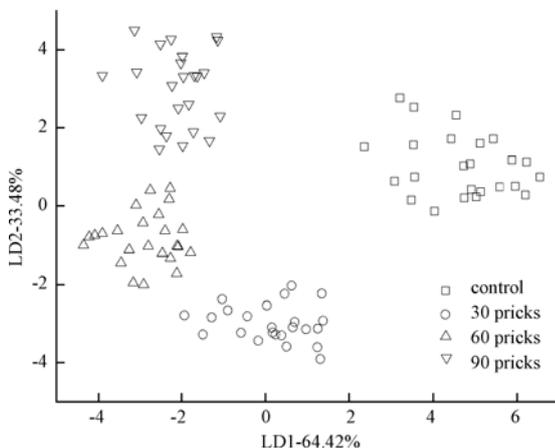


图 4 4 组 35 d 苗样本 LDA 区分图

Fig.4 Discrimination results of 35 d tomato plants by LDA

第二主成分的分析值为 33.48%，第一主成分与第二成分之和为 97.9%，表明 LDA 第一主成分、第二主成分的结果可以代表电子鼻响应信号对 4 组番茄苗的区分情况。从图 4 可以看出，4 组番茄苗基本上能区分开。相对于 PCA，LDA 对 4 组不同损伤程度的番茄苗的区分效果明显要好，各组番茄苗都能被区分开。

从图 3 和图 4 可看出，正常的番茄苗与有损伤的番茄苗能被很好的区分开来，但不同程度损伤的番茄苗间图形有部分重叠。这表明番茄苗受到针刺损伤后释放出的挥发物发生了变化，进而引起了电子鼻传感器信号的改变，但是在受害程度相近时，挥发物变化不明显，随着损伤程度的加重，变化变得明显，因此用电子鼻信号数据分析可以进行不同程度损伤番茄苗的区分。

2.3 逐步判别分析

利用电子鼻对番茄苗样本响应信号 60 s 的数据进行分析，以 10 个传感器响应数据作为输入进行逐步判别分析 (stepwise discriminant analysis, SDA)。选择 64 个番茄苗样本作为训练组 (每组 16 个样本)，32 个样本作为测试组 (每组 8 个样本)。对电子鼻原始数据的逐步判别分析结果见表 3。从分析结果来看，对照组没有样本被误判，而其他针刺组都有多个样本被误判，说明未受损伤的对照组番茄苗样本与受到机械损伤 (针刺处理) 的番茄苗样本对电子鼻传感器的影响差异显著。

从表 3 可看出，有 1 个 30 pricks 误判到对照组，有 4 个 90 pricks 误判到 60 pricks 中。这与图 3 中各损伤的番茄苗图形有部分重叠的结果是一致的，表明番茄苗在受害程度相近，挥发物变化不明显，电子鼻检测到的信号也相近。

表 3 电子鼻响应数据的不同针刺程度番茄苗逐步判别分析
Table3 Discrimination of tomato plants with different degrees of damage by SDA using E-nose signals

	训练组 (针刺数)				测试组 (针刺数)			
	对照	30	60	90	对照	30	60	90
对照	16				8			
30		15	1 a		1 a	7		
60			16				8	
90				16			4 a	4
综合正确率		98.4%			84.4%			

注：a 指被误判的样品数

2.4 BP 神经网络分析

利用电子鼻对番茄苗样本响应信号 60 s 的数据进行分析，以 10 个传感器响应数据作为输入进行 BP 神经网络分析 (back-propagation neural networks, BPNN)。选择 64 个番茄苗样本作为训练 (每组 16 个样本)，32 个样本作为测试组 (每组 8 个样本)。由于输入采用 10 个传感器响应数据，则神经网络模型的输入层为 10，4 组不同处理番茄苗样本作为输出，输出层选择为 1，网络学习速率采用自适应学习速率。隐含层神经网络经多次测试确定。表 4 是神经网络模型在选取不同隐含层神经元数时，

达到设定误差网络循环的次数和相应的训练组及预测组的正确率。从表 4 中可以看出, 隐含层神经元数为 30 时, 训练组和测试组的正确率最好, 分别为 100% 和 90.6%, 所以隐含层神经元数选择 30, 网络的结构采用 10-30-1。

表 4 不同隐含层神经元数的确定

Table 4 Training result of network with different neuron number in hidden layer

隐含层神经元数	循环次数	训练组正确率%	测试组正确率%
10	17	100	87.5
15	17	89.1	81.3
20	18	93.8	87.5
25	21	96.9	78.1
30	45	100	90.6
32	14	96.9	84.4
35	17	100	75

利用电子鼻 10 个传感器响应数据作为输入, 网络的结构采用 10-30-1 进行 BP 神经网络分析。表 5 是 BP 神经网络的隐含层神经元数为 30 时番茄苗的判别结果。

表 5 电子鼻响应数据的 BP 神经网络判别

Table 5 Discrimination of tomato plants with different degrees of damage by BPNN using E-nose signals

	训练组 (针刺数)				测试组 (针刺数)			
	对照	30	60	90	对照	30	60	90
对照	16				8			
30		16			2 ^a	6		
60			16				8	
90				16				8
综合正确率	100%				93.8%			

注: a 指被误判的样品数

对比 BP 神经网络和逐步判别分析结果(表 3 和表 5), BP 神经网络模型对番茄苗的训练组和测试组判别的综合准确率分别为 100% 和 93.8%; 逐步判别分析模型对番茄苗的训练组和测试集的综合正确率分别为 98.4% 和 84.4%。BP 神经网络模型的预测结果要好一些, 这主要是由于番茄苗产生的挥发物与机械损伤程度没有一定的线性关系, 神经网络模型是非线性模型, 而逐步判别分析模型是线性模型。

3 结论

1) 电子鼻能区分机械损伤和未受到机械损伤的番茄苗, 说明番茄苗受到机械损伤后其释放出的挥发物发生了改变, 从而引起了传感器响应的改变。

2) 采用主成分分析 (PCA) 和线性判别分析 (LDA), 不同处理的番茄苗基本上能被区分开。这可能是番茄苗在受害程度较轻时挥发物变化不明显, 随着损伤程度的加重, 挥发物变化变得明显。相对于 PCA 分析, LDA 的区分效果要好, 不同机械损伤的番茄苗基本能够区分开。

3) BP 神经网络模型对不同损伤的番茄苗判别的综合准确率为 90.6% 以上; 逐步判别分析模型对不同损伤的

番茄苗判别的综合正确率为 84.4% 以上。相对于逐步判别分析的预测结果, BP 神经网络模型的预测结果要好一些。

[参 考 文 献]

- [1] Geervliet J B F, Vet L E M, Dicke M. Volatiles from damaged plants as major cues in long-range host-searching by the specialist parasitoid *Cotesia rubecula*[J]. *Entomologia Experimentalis Et Applicata*, 1994, 73(3): 289—297.
- [2] Mattiacci L, Dicke M, Posthumus M A. Induction of parasitoid attracting synomone in brussels-sprouts plants by feeding of pieris-brassicae larvae-role of mechanical damage and herbivore elicitor[J]. *Journal of Chemical Ecology*, 1994, 20(9): 2229—2247.
- [3] McAuslane H J, Alborn H T. Systemic induction of allelochemicals in glanded and glandless isogenic cotton by *Spodoptera exigua* feeding[J]. *Journal of Chemical Ecology*, 1998, 24(2): 399—416.
- [4] Bakdwin I T, Hakutsgeje R, Paschold A, et al. Volatilesignaling in plant-plant interactions:talking tress in the genomics era[J]. *Science*, 2006, 311: 812—815.
- [5] 高海波, 沈应柏. 旱柳机械损伤后挥发物释放的时序性规律的研究[J]. *山东林业科技*, 2007(5): 47—48.
- [6] Gomez A H, Wang J, Hu G X, et al. Discrimination of storage shelf-life for mandarin by electronic nose technique[J]. *Lwt-Food Science and Technology*, 2007, 40(4): 681—689.
- [7] Gomez A H, Wang J, Pereira A G. Mandarin ripeness monitoring and quality attribute evaluation using an electronic nose technique[J]. *Transactions of the Asabe*, 2007, 50(6): 2137—2142.
- [8] Baratto C, Faglia G, Pardo M, et al. Monitoring plants health in greenhouse for space missions[J]. *Sensors and Actuators B-Chemical*, 2005, 108(1/2): 278—284.
- [9] Bastos A C, Magan N. Potential of a an electronic nose for the early detection and differentiation between *Streptomyces* in potable water[J]. *Sensors and Actuators B-Chemical*, 2006, 116(1/2): 151—155.
- [10] Evans P, Persaud K C, McNeish A S, et al. Evaluation of a radial basis function neural network for the determination of wheat quality from electronic nose data[J]. *Sensors and Actuators B-Chemical*, 2000, 69(3): 348—358.
- [11] Wang Y W, Wang J, Zhou B, et al. Monitoring storage time and quality attribute of egg based on electronic nose[J]. *Analytica Chimica Acta*, 2009, 650(2): 183—188.
- [12] 于慧春, 王俊, 张红梅, 等. 龙井茶叶品质的电子鼻检测方法[J]. *农业机械学报*, 2007(7): 103—106.
Yu Huichun, Wang Jun, Zhang Hongmei, et al. Measurement of the longjing tea quality by using an electronic nose[J]. *Jorunal of Agricultrual Machinery*, 2007(7): 103—106. (in Chinese with English abstract)
- [13] 蒋德云, 孔晓玲, 李宝筏, 等. 电子鼻在储粮害虫检测中的应用研究[J]. *安徽农业大学学报*, 2005, 2: 254—257.
Jiang Deyun, Kong Xiaoling, Li Baofa, et al. Research and application of electronic nose for tesing stored-grain insects[J]. *Journal of Anhui Agricultural University*, 2005, 2: 254—257. (in Chinese with English abstract)

- [14] 邹小波, 赵杰文. 电子鼻快速检测谷物霉变的研究[J]. 农业工程学报, 2004, 20(4): 121—124.
Zou Xiaobo, Zhao Jiewen. Rapid identification of moldy corn by electronic nose[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2004, 20(4): 121—124. (in Chinese with English abstract)
- [15] 周亦斌, 王俊. 基于电子鼻的番茄成熟度及贮藏时间评价的研究[J]. 农业工程学报, 2005, 21(5): 113—116.
Zhou Yibin, Wang Jun. Evaluation of maturity and shelf life of tomato using an electronic nose[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2005, 21(5): 113—116. (in Chinese with English abstract)
- [16] 柴春祥, 陈庆森, 刘勤生. 鸡肉新鲜度电子鼻评价特征值的确定[J]. 食品与发酵工业, 2007(11): 5—8.
Chai Chunxiang, Chen Qingsen, Liu Qinsheng. Eigenvalue extraction of electronic nose evaluating poultry freshness[J]. Food and Fermentation Industries, 2007(11): 5—8. (in Chinese with English abstract)
- [17] 邹小波, 赵杰文. 电子鼻在饮料识别中的应用研究[J]. 农业工程学报, 2002, 18(3): 146—149.
Zou Xiaobo, Zhao Jiewen. Electronic nose and its application in beverage recognition[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2002, 18(3): 146—149. (in Chinese with English abstract)
- [18] 周博, 王永维, 王俊, 等. 鸡蛋贮藏时间和新鲜度的电子鼻检测[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2010, 44(5): 863—869.
Zhou Bo, Wang Yongwei, Wang Jun, et al. Electronic nose technique potential monitoring for storage time and quality attribute of egg[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2010, 44(5): 863—869. (in Chinese with English abstract)
- [19] 洪雪珍, 王俊, 周博, 等. 猪肉储藏时间的电子鼻区分方法[J]. 浙江大学学报: 农业与生命科学版, 2010, 36(5): 568—572.
Hong Xuezheng, Wang Jun, Zhou Bo, et al. Discrimination of different storage time of the pork by electronic nose[J]. Journal of Zhejiang University: Agric. and Life Sci., 2010, 36(5): 568—572. (in Chinese with English abstract)
- [20] 庞林江, 王俊, 路兴花. 电子鼻判别小麦陈化年限的检测方法研究[J]. 传感技术学报, 2007, 20(8): 1717—1722.
Pang Linjiang, Wang Jun, Lu Xinghua. Discrimination of different storage time of the wheat by electronic nose[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2007, 20(8): 1717—1722. (in Chinese with English abstract)
- [21] Xu T, Zhou Q, Xia Q, et al. Effects of herbivore-induced rice volatiles on the host selection behavior of brown planthopper, *Nilaparvata lugens*[J]. Chinese Science Bulletin, 2002, 47(16): 1355—1360.

Discrimination of tomato plant with different levels of mechanical damage by electronic nose

Cheng Shaoming, Wang Jun*, Wang Yongwei, Wei Zhoubo

(College of Bio-systems Engineering and Food Science, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

Abstract: The value of E-nose response signals differed with different levels mechanical (0 pricks, 30 pricks, 60 pricks and 90 pricks) damaged tomato plants, indicating that the emission of volatiles by tomato plants changes in response to different degrees of damage. The tomato plants with different levels mechanical damages were classified through principal component analysis (PCA) and linear discrimination analysis (LDA). The result showed that the electronic nose could distinguish different damaged tomato plant by LDA. However, samples by PCA were overlapped. Stepwise discriminant analysis (SDA) and back-propagation neural network (BPNN) were applied to evaluate the data. The average correction ratios of testing set of SDA and BPNN were 84.4% and 93.8% respectively. The results indicate that it is possible to classify different degrees of damaged tomato plants using e-nose signals.

Key words: plants, damaged detection, neural networks, electronic nose, tomato