

彭珂, 骆德汉, 夏必亮. 基于机器嗅觉的柑橘品种无损检测与识别 [J]. 江西农业大学学报, 2017, 39(5):1017-1024.

# 基于机器嗅觉的柑橘品种无损检测与识别

彭珂, 骆德汉\*, 夏必亮

(广东工业大学 信息工程学院, 广东 广州 510006)

**摘要:**为了探索一种不依赖人的感官评定而识别柑橘品种的新方法,提出了一种基于机器嗅觉的柑橘品种分类识别方法。使用PEN3电子鼻对外形相似但品种不同的柑橘水果进行无损气味采集,通过局部切空间排列算法(local tangent space alignment, LTSA)对高维水果气味数据进行降维处理,再运用线性判别分析方法(linear discriminant analysis, LDA)对降维后的数据进行判别分析,最终达到对不同品种柑橘水果分类识别的目的。实验结果表明,采用LTSA+LDA的方法能够对柑橘品种进行有效识别,对皇帝柑、脐橙和砂糖桔的识别率分别是91.1%、93.3%和91.1%,总体识别率为91.8%,该方法在柑橘品种识别方面具有良好的应用前景。

**关键词:**机器嗅觉;柑橘;品种识别;无损检测;LTSA+LDA

中图分类号:TP391.4;S666.2 文献标志码:A 文章编号:1000-2286(2017)05-1017-08

## Non-destructive Testing and Identification of Citrus Varieties Based on Machine Olfaction

PENG Ke, LUO De-han\*, XIA Bi-liang

(College of Information Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

**Abstract:** In order to explore a new method for identifying citrus varieties without relying on human sensory assessment, a method for classification and identification of citrus varieties based on machine olfaction was proposed. PEN3 electronic nose was used to collect the odor of citrus fruits with similar shape but different varieties. The method of local tangent space alignment (LTSA) was used to reduce the dimension of high-dimensional fruit odor data, then the linear discriminant analysis (LDA) was used to analyze the data after dimension reduction. Finally, different varieties of citrus fruits were classified and identified. The results show that the method of LTSA+LDA can effectively identify citrus varieties, the recognition rate of *Citrus reticulata* Blanco cv. Hanggan, *Citrus sinensis* L. Osbeck and *Citrus reticulata* Blanco cv. Shiyue Ju are 91.1%, 93.3% and 91.1%, respectively, and the overall recognition rate is 91.8%. This method has a good application prospect in citrus variety identification.

**Keywords:** machine olfaction; citrus; variety identification; non-destructive testing; LTSA+LDA

收稿日期:2017-03-25 修回日期:2017-05-07

**基金项目:**国家自然科学基金项目(61571140)、广东省科技计划项目(2016B030303011)、广东省教育厅仪器重点培育项目(15ZK0130)和广州市科技计划项目(201607010247)

Project supported by the National Nature Science Foundation of China(61571140), Science and Technology Project of Guangdong(2016B030303011), Instrument Key Cultivation Project of Guangdong Department of Education(15ZK0130) and the Science and Technology Project of Guangzhou(201607010247)

**作者简介:**彭珂(1993—),男,硕士生,主要从事机器嗅觉和智能信号处理研究, peng\_kee@163.com; \*通信作者:骆德汉,教授,博士, dehanluo@gdut.edu.cn。

柑橘类水果是我国南方地区产量最大、分布最广的亚热带水果<sup>[1-2]</sup>,这些水果不仅具有补充维生素与微量元素的作用,而且医疗保健作用也相当大。近年来,有关柑橘水果的研究报告相继出现,研究结果都显示,柑橘水果对保护心脏、预防心脑血管疾病及癌症有着一定的功效<sup>[3-6]</sup>。古语云:橘生淮南则为橘,生于淮北则为枳,这说明产地的不同会严重影响橘子的品质。同样,同一产地不同品种的柑橘,其品质也会有较大的差异。然而,在生活中,不同品种的柑橘水果因为外形、气味比较相似很容易被人们混淆,人们只有通过长期的经验积累才能对其进行大致区分,但是由于人的主观性以及时间环境的不同,判别结果也会有较大差异,且在面对某些柑橘杂交品种时,进一步加大了人们的识别难度。所以本文拟从柑橘水果的气味上对它们进行识别分析。

对柑橘水果气味信息的采集主要依靠电子鼻。电子鼻(即 Electronic nose)是通过模拟生物的嗅觉器官并通过机器学习来实现鼻子生理功能的一种仪器<sup>[7-9]</sup>。近年来,随着传感器技术的发展以及人类对嗅觉过程理解的深入,电子鼻技术已得到深入的开发与利用。目前在国内外的研究中,电子鼻被广泛应用于食品、农业、环境监控、医学生物及安全等领域<sup>[10-16]</sup>。

文中选取皇帝柑、脐橙和砂糖桔作为研究对象,其中,皇帝柑为橙与橘的自然杂交品种。它们不仅具有相似的外表和气味,而且还具有一定的“亲缘”关系,选取它们作为研究对象具有一定的代表性。使用 PEN3 电子鼻采集的水果气味信息往往具有高维性和非线性,而对这些高维非线性数据的降维处理是对这三种柑橘水果进行分类识别的关键。常用的线性分析方法[主成分分析(PCA)、线性判别分析(LDA)、独立成分分析(ICA)、多维尺度分析(MDS)等]很难发现复杂的非线性数据的内部结构,针对线性维数约简方法的不足,文中采用非线性降维方法—局部切空间排列算法(LTSA)对柑橘水果的气味信息进行分析,并结合线性判别分析方法(LDA),提出 LTSA 与 LDA 相结合的算法对柑橘品种进行无损气味检测与识别分析。首先,利用 LTSA 对高维气味特征进行特征提取与降维,再采用 LDA 实现对低维流形空间的模式聚类与分类,最终达到对柑橘水果分类识别的目的,为今后把电子鼻应用于水果分类识别提供了新思路。

## 1 材料与方 法

### 1.1 实验材料

本实验选用的皇帝柑、脐橙、砂糖桔样品均同时从广州当地水果市场购买,都为当季新鲜水果。

仪器:电子鼻(PEN3 型电子鼻,德国 AIRSENSE 公司制造)。

### 1.2 实验方法

实验环境及 PEN3 电子鼻参数设置如表 1 所示。

表 1 实验环境及 PEN3 电子鼻参数设置

Tab.1 Experimental environment and parameter settings of PEN3 electronic nose

参数 Parameters	温度/℃ Temperature	相对湿度/% Relative humidity	烧杯容量/mL Beaker capacity	静置时间/min Standing time	采样时间/s Sampling time	采样间隔/s Sampling interval	进气流量/(mL·s <sup>-1</sup> ) Air intake flow	清洗时间/s Purging time
参数值 Value of parameters	22~25	45~50	250	20	120	1	150	120

(1) 参数设置:通过空调把实验温度设置在 22~25 ℃,实验室相对湿度设置在 45%~50%。首先使 PEN3 电子鼻与计算机通过数据线进行连接,然后在计算机上运行 PEN3 电子鼻的配套软件(WinMuster),并通过该软件把 PEN3 电子鼻的采样时间设置为 120 s,采样间隔设置为 1 s,进气流量设置为 150 mL/s,清洗时间设置为 120 s。

(2) 样品准备:首先把每种柑橘水果(分别为皇帝柑、脐橙、砂糖桔)样品用干净的自来水清洗干净,然后用干净的纸巾擦干水分,再取单个样品完整地置于 250 mL 的干净玻璃烧杯底部,并用无气味的保鲜薄膜密封烧杯口,最后把该烧杯放在试验台静置 20 min,使烧杯中的气体达到顶空状态。

(3) 数据采集:通过 WinMuster 软件点击开始数据采集,电子鼻则自动进行一次(120 s)传感器的清洗,当电子鼻的显示屏上显示采集开始时,使用顶空采集的方式把采集针头插入烧杯中,当完成一次

(即每个样品种类的水果)以待判的个数据样本),然后选择下一个满足要求的样品。

(4) 使步骤(2)和步骤(3)循环 10 次(每种柑橘水果共有 10 个样品),每种柑橘水果则可以得到 50(10 × 5) 个数据样本。

(5) 以同样的方法可以得到其他柑橘品种的气味数据样本,3 种柑橘水果共得到 150(3 × 50) 个数据样本。

通过以上步骤,每种柑橘水果可得到 50 个数据样本,随机选择其中的 35 个数据样本作为训练样本,剩余的 15 个数据样本作为测试样本。3 种柑橘水果共有 105(3 × 35) 个训练样本,45(3 × 15) 个测试样本。

## 2 LTSA+LDA 算法的数学原理

### 2.1 局部切空间排列

流形学习算法作为一种重要的数据挖掘方法可以从高维原始数据中发现低维隐藏结构从而实现高维数据的维数约简和模式分类,该算法的优点是算法参数少、计算速度快、降维效果好以及能够保存原始数据空间的拓扑结构。局部切空间排列算法<sup>[17-18]</sup>(local tangent space alignment, LTSA)是一种基于局部切空间的流形学习算法,用每个样本点的切空间近似构造低维流形的局部几何,然后使用局部切空间排列找出全局低维嵌入坐标。对于给定样本点集  $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ,  $x_i \in R^m$ ,  $N = D \times S \times H \times L$  表示所有训练样本数据点的总数量,其中  $D$  表示所有样本的类别数,  $S$  表示每种样品训练样本的数量,  $H$  表示每个训练样本的采集时间,  $L$  表示电子鼻传感器的数量,局部切空间排列算法描述如下:

(1) 选取邻域。计算样本点  $x_i$  的近邻点并把包含  $x_i$  在内的  $k$  个近邻点记作  $X_i = [x_{i_1}, \dots, x_{i_k}]$ 。

(2) 局部线性拟合。通过计算右奇异向量以及中心矩阵  $X_i - \bar{x}_i \mathbf{1}_k^T$  的  $d$  个最大奇异值以对每个样本点邻域进行局部线性拟合,并使  $d$  个最大奇异值构成  $V_i$  矩阵。

(3) 局部坐标整合。通过构建置换矩阵  $\Phi = \sum_{i=1}^N S_i W_i W_i^T S_i^T$  以进行局部坐标系的排列,其中  $W_i = I - [\mathbf{1}_k / \sqrt{k}, V_i] [\mathbf{1}_k / \sqrt{k}, V_i]^T$ 。对矩阵  $\Phi$  进行特征分解,选取  $d$  个最小非零特征值  $u_1, \dots, u_d$ , 则得到最后的嵌入坐标为  $Q = [u_1, \dots, u_d]^T$ 。

当子集不是高曲率样本分布时,LTSA 能很好地恢复等距低维空间流形的子集以及“空”流形的低维空间结构。

LTSA 作为一种新型的流形学习算法,可以有效地学习并反映数据集低维流形结构的全局嵌入坐标。LTSA 算法可以用于训练样本集,但是由于没有明确的映射关系所以很难对测试样本进行训练。同时,通过 LTSA 算法获得的低维空间也许不是最好的识别空间,因此对测试样本的识别效果也不是很理想。

### 2.2 线性判别分析

线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA),也叫做 Fisher<sup>[19-20]</sup>线性判别(fisher linear discriminant, FLD),是一种经典的模式识别算法,该算法的最大优点是使样本在投影后的空间类间距离最大且类内距离最小。

当所有训练样本数据点经过 LTSA 算法处理后,得到的嵌入坐标  $Q = [u_1, \dots, u_d]^T$  属于  $D$  个模式类集合  $G_1, G_2, \dots, G_D$ , 模式  $z \in R^n$  为  $n$  维实向量,  $D_i$  为第  $i$  类训练样本的个数, 各类样本均值  $m_i = \frac{1}{D_i} \sum_{z \in G_i} z$ ,  $i = 1, 2, \dots, D$ 、样本的总体均值向量  $m = \frac{1}{D} \sum_{i=1}^D m_i$ , 总体类内散布矩阵  $S_w = \sum_{i=1}^D \sum_{z \in G_i} (z - m_i)(z - m_i)^T$ ,  $i = 1, 2, \dots, D$ 、类间散布矩阵  $S_b = \sum_{i=1}^D (m_i - m)(m_i - m)^T$ 。将样本空间投影到投影矩阵  $W$  上,得到  $D - 1$  维的特征矢量  $y = z W^T$ , 其中  $W \in R^{n \times (D-1)}$ ,  $y \in R^{D-1}$ 。

根据 Fisher 准则  $J_F(W) = \frac{W^T S_b W}{W^T S_w W}$ , 选取  $J_F(W)$  达到最大值的向量作为投影方向, 即  $W$  需满足  $S_b W = \lambda S_w W$ , 若  $S_w$  非奇异, 则  $W$  的每一列为  $S_w^{-1} S_b$  的前  $D-1$  个较大特征值对应的特征向量, 即找出最佳投影方向  $W$ 。

但是当直接使用 LDA 算法处理高维数据时, 可能会存在小样本问题, 另外当电子鼻采集的样本特征数据的维数大于总样本数时, 会导致类内散布矩阵  $S_w$  奇异, 因此 LDA 算法也无法继续运行。所以可以通过降维的方法使  $S_w$  非奇异以解决小样本问题。

文中采用 LTSA 与 LDA 相结合的算法 (LTSA+LDA) 来进行低维空间流形识别, 首先使用非线性流形算法 LTSA 来降低特征数据维数并简化数据和优化特征向量, 然后将 LTSA 算法的输出矩阵作为 LDA 算法的输入矩阵并设计一个基于 Fisher 准则的线性分类器以完成皇帝柑、脐橙和砂糖桔的分类与识别, 所以 LTSA+LDA 算法不仅能够有效地处理高维数据样本而且能够避免直接使用 LDA 算法时的小样本问题。

### 3 结果与分析

PEN3 阵列包含 10 个金属氧化物传感器, 每个传感器都具有不同的气敏特性, 以 S1 到 S10 命名, 传感器响应值被定义为电导率的比值:  $G/G_0$ , 其中  $G$  是样品气体通过传感器时的电导率,  $G_0$  是经过活性炭过滤后的标准气体通过传感器时的电导率<sup>[21-22]</sup>。

#### 3.1 传感器响应

三种柑橘水果的 PEN3 电子鼻传感器响应曲线如图 1 所示。横轴表示采样的时间 (0~120 s), 纵轴表示传感器的响应值 ( $G/G_0$ )。PEN3 电子鼻传感器阵列对不同品种的柑橘水果显示了不同的响应曲线, 说明不同传感器对同种气味具有交叉敏感性, 但是不同传感器对同种气味的响应特性却不尽相同。

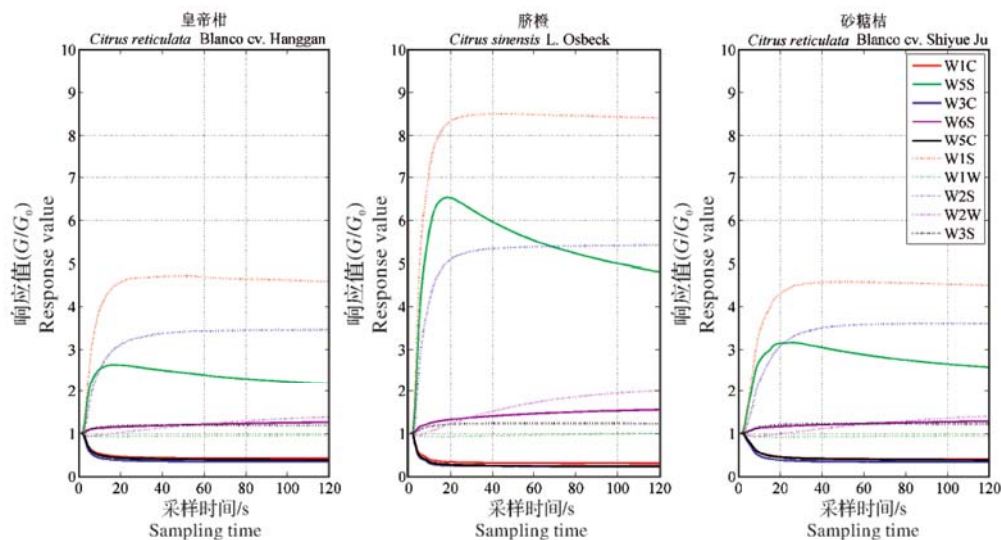


图 1 三种柑橘的传感器响应曲线图

Fig.1 Response curves of three Citrus

从图 1 可以看出, 三种柑橘的传感器响应曲线在 0~20 s 时刻呈现上升趋势, 在 20~120 s 时刻呈现平稳状态。为了减少分析的误差, 选取各传感器在稳态时 (48~55 s 时刻) 的响应值绘制传感器响应雷达图。

雷达图即通过提取电子鼻每个传感器的响应值构建所选 3 种柑橘水果的气味指纹图谱, 图 2 表示信号强度不同的柑橘水果 (皇帝柑、脐橙和砂糖桔) 对电子鼻 10 个不同传感器的响应值。电子鼻不同传感器对以上 3 种柑橘的响应值有明显的差异, 其中传感器 S2、S6 和 S8 对以上 3 种柑橘的响应值最为突出, 说明这 S2、S6 和 S8 对柑橘水果气味敏感度高。因此可以利用电子鼻系统对不同柑橘水果建立气味指纹图库, 从而实现了对不同柑橘品种的分类识别。



从图 2 可以看出,皇帝柑、脐橙和砂糖桔的 S2、S6 和 S8 的响应值比较突出,而 S1、S3 和 S5 的响应值比较低,这是因为皇帝柑、脐橙和砂糖桔都属于柑橘水果,所以它们的传感器指纹图谱比较相似,但皇帝柑和砂糖桔 S6、S7、S8、S9 和 S10 的响应值都较为接近,与脐橙相应的传感器响应值有一定的差异,这说明皇帝柑和砂糖桔的气味更为接近且异于脐橙的气味。所以皇帝柑和砂糖桔的区分难度较大,且都大于与脐橙的区分难度。

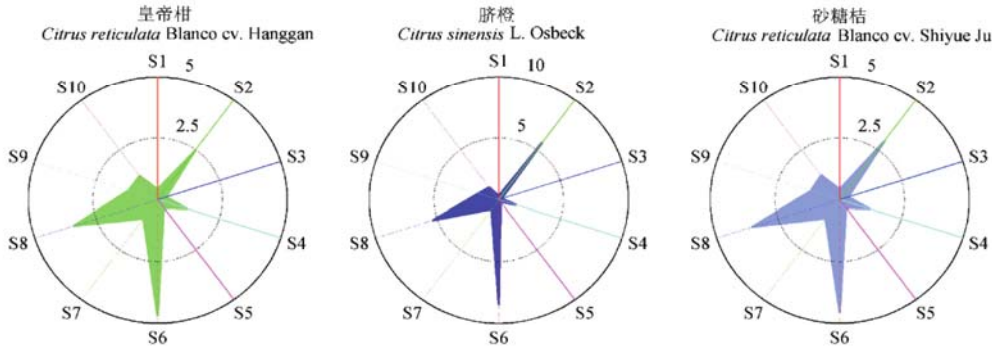


图 2 三种柑橘的传感器响应雷达图

Fig.2 Response radar map of three Citrus

### 3.2 识别分析

图 3 所示为皇帝柑、脐橙和砂糖桔运用 LTSA+LDA 算法的分类结果图,其中横轴代表第一主轴(方差贡献率为 99.60%),纵轴代表第二主轴(方差贡献率为 0.40%)。从图 3 可以看出,皇帝柑、脐橙和砂糖桔 3 种不同品种的柑橘类内距离较小,类间距离较大,且都可以进行很好的区分。由图 2 分析可知,皇帝柑和砂糖桔的气味指纹图谱较为相似且与脐橙的气味指纹图谱差异较大(即皇帝柑和砂糖桔这两者的区分难度大,且都大于与脐橙的区分难度),而从图 3 可以看出,当运用 LTSA+LDA 算法对气味数据进行处理后,皇帝柑和砂糖桔都分布在图 3 的左侧,而脐橙分布在图 3 的右侧,且皇帝柑与砂糖桔的分别距离小于皇帝柑与脐橙以及砂糖桔与脐橙的分布距离,这也说明皇帝柑与砂糖桔的气味更为相似,区分难度更大,但皇帝柑与砂糖桔的分布距离也是足够大,不易混淆。

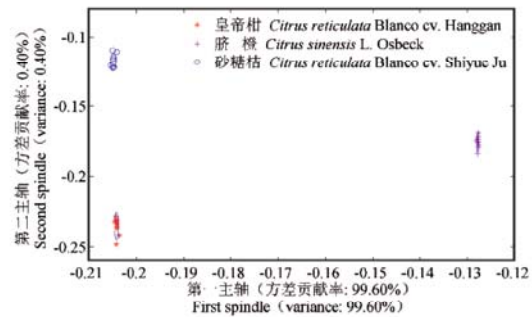


图 3 柑橘 LTSA+LDA 分类结果图

Fig.3 Classification results of Citrus by using LTSA+LDA

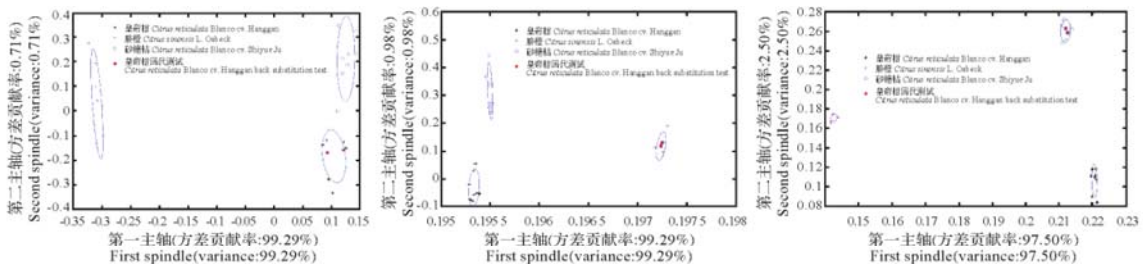


图 4 回代测试结果图

Fig.4 Results of back substitution test

图 4 所示为皇帝柑、脐橙和砂糖桔的回代测试结果图,回代测试是指用分类系统对训练样本进行分类识别,即把训练样本当做测试样本。文中的 3 种柑橘分别有 50 个数据样本,分别从 50 个数据样本中随机选取 35 个数据样本作为训练样本,剩下的 15 个数据样本作为测试样本。从图 4 可以看出,皇帝柑、脐橙和砂糖桔的回代测试结果都分别分布在皇帝柑、脐橙和砂糖桔的品种范围内,即可以对皇帝柑、脐橙和砂糖桔进行准确的分类识别,同时也说明运用 LTSA+LDA 算法的分类识别系统对以上 3 种柑橘训练样本的分类识别是准确有效的。

图 5 所示为皇帝柑、脐橙和砂糖桔的验证测试结果图,验证测试是指用分类系统对非训练样本的实验对象样本进行分类识别。文中皇帝柑、脐橙和砂糖桔分别选取了 15 个数据样本作为测试样本。从图 5 可以看出,在皇帝柑的验证测试结果图中,皇帝柑与砂糖桔的空间分布较近,即皇帝柑与砂糖桔容易混淆,但是皇帝柑的验证测试样本都准确的分布在皇帝柑的分布范围之内,这说明运用 LTSA+LDA 算法的分类识别系统能够准确识别皇帝柑;在脐橙的验证测试结果图中,其中一个脐橙验证测试样本准确分布在脐橙的分布范围之内,而另一个则分布在脐橙分布范围的边缘处,但都可以被识别为脐橙;在砂糖桔的验证测试结果图中,其中一个砂糖桔验证测试样本分布在砂糖桔分布范围的边缘处,而另一个则分布在砂糖桔分布范围外,但该砂糖桔验证测试样本的分布位置还是最接近砂糖桔的分布范围,且没有进去其他品种柑橘的分布范围,仍可以被识别为砂糖桔,这说明运用 LTSA+LDA 算法的分类识别系统对以上 3 种柑橘验证测试样本的分类识别也是准确有效的。

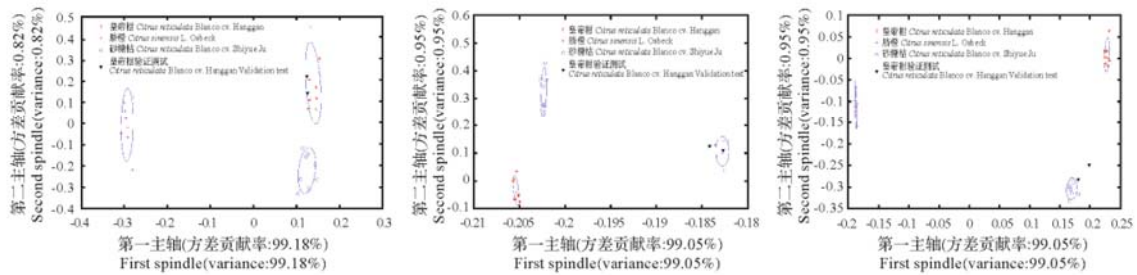


图 5 验证测试结果图  
Fig.5 Results of validation test

文中使用 PEN3 电子鼻对皇帝柑、脐橙和砂糖桔进行气味采集,但 PEN3 电子鼻具有 10 个传感器,且每个样本采样时间为 120 s,则每个数据样本是一个  $1\ 200 \times 10$  的矩阵,也可以被视为一个 1 200 维的样本点,所有数据处理都是在 MATLAB V.8.1.0 (R2013a) 平台上进行。在运用 LTSA+LDA 算法的分类识别系统中,首先得运用 LTSA 算法对高维数据进行降维处理,但在运用 LTSA 算法处理高维气味数据时,需要设置两个重要的参数,近邻点个数  $k$  和嵌入空间维数  $d$ ,且  $k$  值和  $d$  值的选择很关键,会严重影响嵌入结果。如果  $k$  值太大,LTSA 算法则不能反映局部特征, $k$  值太小,则 LTSA 算法不能在低维空间保持样本点的拓扑结构。如果  $d$  值太大,映射结果将包含太多的噪音, $d$  值太小,样本点在低维空间可能会出现重叠现象。图 3 中的优化参数  $k$  值和  $d$  值根据经验设置为  $k=29, d=25$ ,图 4 中的  $k$  值分布设置为  $k=20, k=21, k=22, d$  值分别设置为  $d=11, d=13, d=16$ ,图 5 中的  $k$  值分布设置为  $k=20, k=21, k=22, d$  值分别设置为  $d=11, d=13, d=16$ 。

3.3 识别结果

表 2 是对 150 组柑橘样本的识别结果,其中识别率是重复 3 次实验所得识别率的平均值,结果表明,除个别样本外,利用本文提出的基于 LTSA+LDA 算法的分类识别系统能够对不同品种的柑橘进行准确的分类识别,各柑橘品种的识别率均高达 90% 以上。其中皇帝柑、脐橙和砂糖桔的回代测试识别率均为 100%,即所有的训练样本都能够被准确识别,皇帝柑、脐橙和砂糖桔验证测试识别率分别为 91.1%、93.3%和 91.1%,即只有极个别测试样本出现了误判。

表 2 柑橘样本识别结果  
Tab.2 Identification results of Citrus sample

测试种类 Type of test	样本种类 Sample type	识别率/% Recognition rate
回代测试 Back substitution test	皇帝柑	100
	脐橙	100
	砂糖桔	100
验证测试 Validation test	皇帝柑	91.1
	脐橙	93.3
	砂糖桔	91.1

## 4 小结

本文基于机器嗅觉对柑橘品种进行无损检测与识别,提出了一种融合 LTSA 和 LDA 特性的新算法,即 LTSA+LDA,该算法采用 LTSA 得到反映数据集低维流形结构的全局嵌入坐标,并利用 LDA 算法可使类内距离最小化、类间距离最大化的优势,把数据集映射到最佳的分类识别特征空间。因此,文中所提的算法可以完美地解决高维数据维数约简问题,并可以发现用于区分不同品种柑橘气味数据的隐藏结构。

文中的无损检测与识别即是在不破坏样本完整性的情况下使用电子鼻对样本进行气味检测并识别,与传统的人工识别方式相比,该方法能在保证样本完整性的情况下克服人工识别的主观性和不连续性。从表 2 可知基于 LTSA+LDA 算法的分类识别系统对各柑橘品种的识别率均高达 90% 以上,因此基于机器嗅觉的柑橘品种无损检测与识别方法能为水果品种识别提供新思路新方法。

### 参考文献:

- [1] 汪晓银.中国柑橘市场预警研究 [D].武汉:华中农业大学,2013.  
Wang X Y.An study on early-warning of *Citrus* market in China [D].Wuhan:Huazhong Agricultural University,2013.
- [2] 王馨若.中国柑橘出口市场格局分析与贸易问题研究 [D].南昌:江西农业大学,2014.  
Wang X R.Research on Chinese *Citrus* export market pattern analysis and trade issues [D].Nanchang:Jiangxi Agricultural University,2014.
- [3] 刘学仁,张莹,林志群.橙皮苷和橙皮素生物活性的研究进展 [J].中国新药杂志,2011,20(4):329-333.  
Liu X R,Zhang Y,Lin Z Q.Advances in studies on the biological activities of hesperidin and hesperetin [J].Chinese Journal of New Drugs,2011,20(4):329-333.
- [4] 王坚.柑橘属常用中药材陈皮、青皮次生代谢产物之挥发油成分研究 [D].成都:成都中医药大学,2013.  
Wang J.Study on the second metabolite of essential oil from common Chinese materia medica as *Citri Reticulatae Pericarpium* and *Citri Reticulatae Pericarpium Viride* from *Citrus* L. [D].Chengdu:Chengdu University of TCM,2013.
- [5] 骆杨丽,曲玮,梁敬钰.柑橘属植物化学成分和药理作用研究进展 [J].海峡药学,2013,25(7):1-6.  
Luo Y L,Qu W,Liang J Y.Progress on chemical constituents and biological activities of the genus *Citrus* [J].Strait Pharmaceutical Journal,2013,25(7):1-6.
- [6] 靖丽,周志钦.柑橘果实生物活性物质与糖尿病防治研究进展 [J].果树学报,2011,28(2):313-320.  
Jing L,Zhou Z Q.Advances in research on the bioactive compounds of Citrus fruits and their role in diabetes prevention and treatment [J].Journal of Fruit Science,2011,28(2):313-320.
- [7] Carrasco A,Saby C,Bernadet P.Discrimination of Yves Saint Laurent perfumes by an electronic nose [J].Flavour and Fragrance Journal,1998,13(5):335-348.
- [8] Harris J,Clifford S,Arshak K,et al.A review of gas sensors employed in electronic nose applications [J].Sensor Review,2004,24(2):181-198.
- [9] 杨如乃,胡志忠,卢健.生物嗅觉神经系统模型的模拟与分析 [J].生物医学工程研究,2006,25(3):131-136.  
Yang R N,Hu Z Z,Lu J.The simulation and analysis of biological olfactory neural model [J].Journal of Biomedical Engineering Research,2006,25(3):131-136.
- [10] Baietto M,Wilson A D.Electronic-nose applications for fruit identification,ripeness and quality grading [J].Sensors,2015,15(1):899-931.
- [11] Huang L,Liu H,Zhang B,et al.Application of electronic nose with multivariate analysis and sensor selection for botanical origin identification and quality determination of honey [J].Food and Bioprocess Technology,2015,8(2):359-370.
- [12] Cho Y S,Jung S C,Oh S.Diagnosis of bovine tuberculosis using a metal oxide-based electronic nose [J].Letters in Applied Microbiology,2015,60(6):513-516.
- [13] Meij T G,Larbi I B,Schee M P,et al.Electronic nose can discriminate colorectal carcinoma and advanced adenomas by fecal volatile biomarker analysis:proof of principle study [J].International Journal of Cancer,2014,134(5):1132-1138.

- [14] 徐赛,陆华忠,周志艳,等.基于电子鼻的果园荔枝成熟阶段监测 [J].农业工程学报,2015,31(18):240-246.  
Xu S,Lu H Z,Zhou Z Y,et al.Electronic nose monitoring mature stage of litchi in orchard [J].Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2015,31(18):240-246.
- [15] Olguín C,Laguarda-Miró N,Pascual L,et al.An electronic nose for the detection of Sarin,Soman and Tabun mimics and interfering agents [J].Sensors and Actuators B Chemical,2014,202(10):31-37.
- [16] 裴高璞,史波林,赵镭,等.典型掺假蜂蜜的电子鼻信息变化特征及判别能力 [J].农业工程学报,2015,31(S1):325-331.  
Pei G P,Shi B L,Zhao L,et al.Information variation feature and discriminant capabilities of electronic nose for typical adulteration honey identification [J].Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2015,31(S1):325-331.
- [17] Zhang P,Qiao H,Zhang B.An improved local tangent space alignment method for manifold learning [J].Pattern Recognition Letters,2011,32(2):181-189.
- [18] 李锋,赵洁,王家序,等.判别式正交线性局部切空间排列故障辨识 [J].计算机集成制造系统,2014,20(1):173-181.  
Li F,Zhao J,Wang J X,et al.Fault identification for discriminant orthogonal linear local tangent space alignment [J].Computer Integrated Manufacturing Systems,2014,20(1):173-181.
- [19] Wang S,Liu S.Protein sub-nuclear localization based on effective fusion representations and dimension reduction algorithm LDA [J].International Journal of Molecular Sciences,2015,16(12):30343-30361.
- [20] Akbar M A,Ali A A,Amira A,et al.An empirical study for PCA-and LDA-based feature reduction for gas identification [J].IEEE Sensors Journal,2016,16(14):5734-5746.
- [21] 海铮,王俊.电子鼻信号特征提取与传感器优化的研究 [J].传感技术学报,2006,19(3):606-610.  
Hai Z,Wang J.Studies on signal feature extraction and sensor optimization of an electronic nose [J].Chinese Journal of Sensors and Actuators,2006,19(3):606-610.
- [22] Sharma A,Paliwal K K,Imoto S,et al.A feature selection method using improved regularized linear discriminant analysis [J].Machine Vision and Applications,2014,25(3):775-786.