

高光谱的有监督 Isomap-SVM 苹果粉质化分类

赵桂林 朱启兵 黄敏

(江南大学物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

摘要 苹果粉质化程度是衡量其内部品质的一个重要因素, 粉质化造成苹果质量的降低以及商业价值的贬值。高光谱图像技术结合了光谱技术和图像技术的优点, 能够无损检测苹果内部品质。提出了有监督等距映射(S-Isomap)和支持向量机(SVM)相结合的用于检测苹果粉质化的新分类方法。S-Isomap-SVM 分类方法首先用 S-Isomap 对高光谱数据作非线性降维, 再用 SVM 对降维后的数据进行分类。对于未知类别的测试样本, 采用 BP 神经网络建模输出的方法, 而后结合 SVM 得到对应的测试精度。这里将 S-Isomap-SVM 分类方法与 SVM 以及 Isomap-SVM 分类方法比较。结果表明, 对高光谱数据而言, 用 S-Isomap-SVM 得到的检测精度最高。

关键词 光谱; 高光谱散射图像技术; 有监督等距映射; 支持向量机; 非线性降维; BP 神经网络

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP48.101002

Apple Mealiness Detection Using Supervised Isometric Feature Mapping and Support Vector Machine Based on Hyperspectral Scattering Image

Zhao Guilin Zhu Qibing Huang Min

(College of Internet of Things, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China)

Abstract Apple mealiness is a symptom of internal fruit disorder. Mealiness degrades the quality of apples and reduces their commercial value. Hyperspectral scattering, as a promising technique, combines the advantages of spectroscopy technology and image technology, and can make noninvasive measurement of apple mealiness. A supervised isometric feature mapping (S-Isomap) coupled with support vector machine (SVM) is proposed to detect the mealiness in the apple. S-Isomap is a nonlinear lowering dimension method classifying the dimension reduction of hyperspectral data by SVM. For the unknown category of the test samples, BP neural network model combined with SVM is used to get the corresponding testing precision. The classification results from S-Isomap-SVM are compared with those obtained using the traditional SVM and Isomap-SVM. The results show that the accuracy of the calibration models obtained with the S-Isomap is higher than that of others.

Key words spectroscopy; hyper-spectral scattering technology; supervised isometric feature mapping; support vector machine; nonlinear dimension reduction; BP neural network model

OCIS codes 100.4145; 010.7295

1 引言

苹果粉质化是影响其品质的重要口感参数^[1]。如何在不损坏苹果表皮组织的情况下, 获得苹果的口感参数是现阶段迫切需解决的难题。黄敏等^[2]利用高光谱方法对苹果的粉质化进行了无损检测研究。本文是在其研究基础上的发展, 重点在于如何针对高光谱图像的数据特点, 提高其检测精度。

由于高光谱图像技术综合了光谱技术和图像技术的优点, 在水果和农产品的内外品质检测中得到了

收稿日期: 2011-03-10; 收到修改稿日期: 2011-05-25; 网络出版日期: 2011-08-20

基金项目: 国家自然科学基金(60805014)和中央高校基本科研业务费专项资金(JUSRP20913)资助课题。

作者简介: 赵桂林(1986—), 女, 硕士研究生, 主要从事高光谱图像特征提取方面的研究。

E-mail: lin861103@sina.com

导师简介: 朱启兵(1973—), 男, 博士, 副教授, 主要从事高光谱图像无损检测方面的研究。

E-mail: zhuqib@163.com(通信联系人)

广泛的应用^[3~5]。但同时高光谱图像的“维数灾难”以及波段间的强相关性对结果产生一定的影响^[6]。降维能够有效的消除噪声并提取有用信息。Isomap 是一种具有代表性的非线性降维方法^[7],该算法的前提是假设高维数据流形与其低维参数空间存在等距映射。其主要思想是首先计算流形上的测地线距离,然后根据多维尺度变换(MDS)算法,计算嵌入在高维空间的低维坐标。有监督等距映射(S-Isomap)相对于 Isomap,加入了样本的类别信息,能够更好地实现非线性降维。

结合 S-Isomap 和支持向量机(SVM),本文提出了一种基于高光谱图像技术的苹果粉质化 S-Isomap 和 SVM 分类新方法:先用 S-Isomap 对高光谱数据做非线性降维,再用 SVM 进行分类,并将分类结果与全波段 SVM 以及 Isomap-SVM 比较。仿真结果表明,用 S-Isomap-SVM 方法建立的分类器的性能最优。

2 实 验

2.1 实验装置

高光谱图像数据是利用基于光谱仪的高光谱图像系统采集得到的^[8],如图 1 所示。它是由图像光谱仪(ImSpector V10, Spectral Imaging Ltd., Oulu, Finland)、512 pixel×512 pixel 的照相机(Modle C4880-21-24A, Hamamatsu Photonics Systems, Bridgewater, New Jersey, USA),直流稳压光源和一套输送装置组成。高光谱摄像头的光谱范围为 400~1000 nm,光谱分辨率为 4.54 nm(实际实验数据记录时,取近似值 5 nm),空间分辨率为 0.20 nm。直流稳压光源是一个 250 W 的石英卤钨灯,用来提供点光源。样品输送装置由水平机动平台、垂直机动平台和一对通过光束的光电传感器组成。

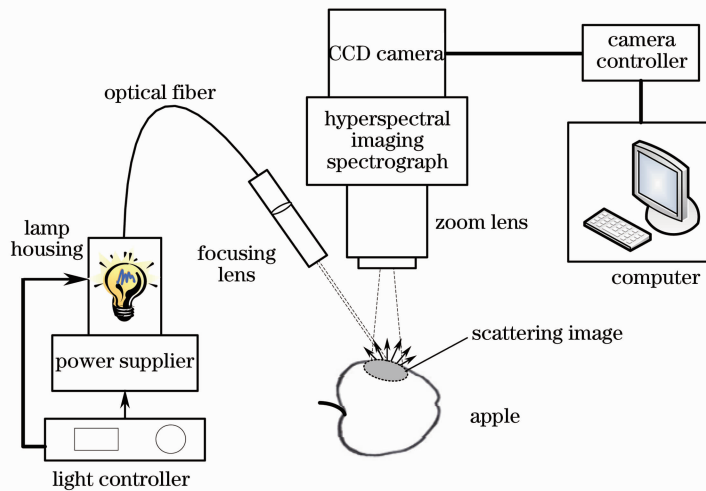


图 1 采集苹果散射图像的高光谱图像系统

Fig. 1 Schematic of hyperspectral imaging system for acquiring scattering images from apples

2.2 实验方法

2.2.1 实验材料

实验中 580 个“Red Delicious”样本由两部分组成:180 个保存在可以控制的储藏条件下(0 °C, O₂ 和 CO₂ 的体积分数为 2% 和 3%)的苹果采摘于美国密歇根州立大学(MSU)农业实验站;余下的 400 个从商店购买(CP)。首先,将所有样本放到室温条件下至少 15 h,然后分为两组进行储藏,第一组 240 个样本(180 个来源于 CP,60 个来源于 MSU)储藏在 4 °C 的冷藏室里面;第二组 340 个样本(220 个来源于 CP,120 个来源于 MSU)储藏在相对湿度为 95%,温度为 20 °C 的储藏室中,这是为了加速苹果的粉质化。苹果粉质化仪器标准值(压缩硬度和汁液含量)测量采用一种特殊的内置夹具和一个质构仪(model TA. XT2i, Stable Micro Systems, Inc., Surrey, U. K)来测试^[9]。实验过程中苹果的切割圆柱直径为 18 mm,长度为 16 mm。根据压缩硬度(hard)和汁液含量(juice)两个指标联合对样本进行分类,分类标准如表 1 所示。

表 1 根据仪器测量值压缩硬度和汁液含量得到的苹果分类结果

Table 1 Apple classification schemes according to the destrumental measurements of hardness and juiciness

	Juicy ($\geq 5 \text{ cm}^2$)	Not juicy ($< 5 \text{ cm}^2$)
Hard ($\geq 40 \text{ N}$)	Non-mealy	Non-mealy
Not hard ($< 40 \text{ N}$)	Non-mealy	Mealy

2.2.2 数据采集与处理平台

在高光谱图像数据采集前,预先确定好高光谱摄像头的曝光时间以保证图像清晰;确定好输送装置的速度以避免图像尺寸和空间分辨率失真。图 2 是一原始的苹果高光谱散射图像,图中的横坐标原点(即图中的 0 处)表示点光源的照射点,横坐标表示光在苹果表面散射后,在 CCD 相机上的形成的散射光强在空间位置上的分布情况;纵坐标表示不同波段下的散射光强值。每一幅散射图像由特定波长下的 100 多幅空间散射图像组成。图 3 中的曲线分别为 650,675,720 nm 下不同空间位置 CCD 的光谱强度。

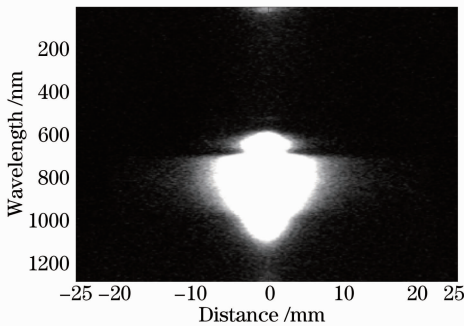


图 2 苹果的高光谱散射图像

Fig. 2 Hyperspectral scattering image of an apple

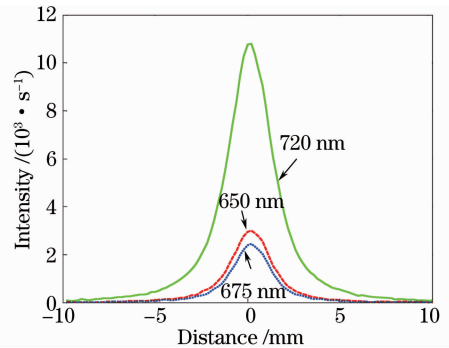


图 3 三个波段下的空间散射图像

Fig. 3 Raw spatial scattering profiles at three wavelengths

对于每个待测试的苹果而言,苹果水平方向每移动 1 mm,线扫描一次。苹果在水平方向移动的同时,照相机在垂直方向获得苹果不同位置处的高光谱图像,在 200 ms 的曝光时间内,每个样本共采集 10 幅高光谱散射图像,对这 10 幅高光谱图像进行平均化处理,然后将平均后的图像保存起来。

3 数据分析与处理

3.1 图像特征提取

图像特征提取之前,要对图像进行预处理,包括图像读取、系统校正、距离校正、果形校正以及光源波动影响校正^[10]。由图 3 可知,曲线呈正态分布,空间位置距离为 20 mm,且沿纵轴对称,所以在处理之前先对散射图像的两边取平均,获取其平均反射光强,并计算其相对平均反射光强^[11],计算式为

$$\overline{R}_i = \frac{\overline{R}_{s_i}}{\overline{R}_{T_i}}, \quad (1)$$

式中 \overline{R}_{s_i} , \overline{R}_{T_i} 分别表示第 i 个波段下苹果和参考白板的平均反射光强。该平均值法是对每一波段下的反射光强,计算其在空间上分布的平均值;同时利用参考白板在每一波段下的平均光强,消除光源波动的影响。实验中,样本的光谱范围取为 600~1000 nm,每隔 5 nm 取一个光谱波段值,共得到 81 个光谱波段信息。因此,每幅图像共获得 81 个原始特征。这 81 个原始特征间存在着大量的信息冗余,将这些原始特征全部作为分类器的输入,将影响到分类器的分类性能。本文采用 S-Isomap 对原始特征进行特征再提取。

3.2 等距映射

Isomap 是建立在 MDS 的基础上的,结合 PCA 和 MDS 主要的算法特征,保持数据点的内在几何性质的降维算法。Isomap 是一种全局方法,它试图保持整个数据集合的几何特征,将流形上的近邻点映射到低维空间的近邻点,将流形上的远点映射到低维空间的远点。其具体步骤如下^[12]:

1) 构建邻接图 G 。即对输入空间 X 中所有的数据点 $x_i, x_j \in R^D (i = 1, 2, \dots, N)$ 求近邻。这里的距离定义为欧式距离 $d_x(i, j)$,邻接关系定义为 ϵ 球或者 K 最近邻。 ϵ 球是指在某一固定半径 ϵ 内用一点连接其他所

有点, K 最近邻是指在某一固定半径 ϵ 内用一点连接它的 K 个最近邻点。

2) 计算距离矩阵 D_G 。即通过计算邻接图 G 上两点间的最短路径 $d_G(i, j)$ 估计流形 M 上测地线距离 $d_M(i, j)$, 得到距离矩阵 $D_G = [d_G(i, j)]$ 。最短路径的计算采用 Dijkstra 或 Floyd 算法得到。

3) 计算低维嵌入。即应用 MDS 算法, 构建 d 维欧氏空间 Y 上的嵌入。

Isomap 用测地距离代替欧氏距离来描述高位数据中两点间的关系, 更有利于发现流形的本质维数。其本质在于, 样本点和邻域点之间的测地距离用欧氏距离来表示; 样本点和其邻域外的点用流形上的最短路径来表示。S-Isomap 考虑了样本的类别信息, 能够有效实现有监督的非线性降维。此时距离^[13]的计算采用

$$D(x_i, x_j) = \begin{cases} \sqrt{1 - \exp[-d^2(x_i, x_j)/\beta]} & y_i = y_j \\ \sqrt{\exp[d^2(x_i, x_j)/\beta] - \alpha} & y_i \neq y_j \end{cases}, \quad (2)$$

式中 y_i 表示 x_i 类别, $d(x_i, x_j)$ 表示欧氏距离, β 用于控制 $D(x_i, x_j)$ 增长速度, 本文 β 取为 0.85, α 为类别参数。

3.3 新样本测试

对于新加入的样本 X' , 并不知道其类别信息, 所以无法用 S-Isomap 对其降维。本节通过采用 BP 神经网络^[14]方法, 建立训练集与新样本集合的对应关系。对于训练集样本, 输入 $X \times D$ 维矩阵, 经 S-Isomap 降维后输出为 $X \times d$ 维矩阵。其中 X 为输入样本个数, 实验中取为 476, D 为输入样本维数, 实验中取 81, d 为输出样本维数, 本实验视具体情况分析, 取值范围为 1~80。通过 BP 神经网络, 建立输入样本与输出样本集合的网络模型 N 。对于新加入的样本 $X' \times D$, 将其代入网络模型 N 中, 得到输出的低维矩阵, 即降维后的测试样本集。理论表明: 增加隐含层的层数可以降低误差, 但是会导致 BP 网络训练时间过长、误差过大, 所以也可以考虑通过增加隐含层神经元的个数来提高训练的精度, 并且训练的效果更具有直观性。训练步长太小, 网络收敛非常慢; 步长太大, 可能导致网络的瘫痪和不稳定。实验中, 输入向量为 81 维, 因此输入层为 81 个单元, 输出向量为 d 维向量, 因此输出层为 d 个单元, 隐含层单元数按经验公式确定

$$n = \sqrt{D + d} + a, \quad (3)$$

式中 D 为输入单元数, d 为输出单元数, $a \in [1, 10]$ 为常数。

综上所述, 在本模型中选用 1 个隐含层, 隐含层神经元数目选为 12, 训练步长为 1000。从输入层到隐含层的传递函数为“tansig”, 从隐含层到输出层的传递函数为“purelind”。

4 结果与讨论

4.1 数据集分类结果比较

对去除 4 个奇异值样本的 576 个实验样本进行分类, 选取其中的 476 个样本作为 SVM 分类器的训练样本, 剩余的 100 个作为测试样本。不失一般性, 不论是训练样本还是测试样本, 均分别从 Mealy 和 Non-mealy 中取得, 具体如表 2 所示。

表 2 训练样本和测试样本集
Table 2 Train samples and test samples

	Mealy	Non-mealy
Train samples	173	303
Test samples	30	70

将利用 S-Isomap 特征约简后的训练样本输入到 SVM 分类器中分类, SVM 的核函数选择为径向基核函数, 因为 RBF 核可以将样本映射到一个更高维的空间, 也可以处理当类标签和特征之间的关系是非线性的情况。其核参数 γ 和惩罚系数 C 采用试凑法确定。表 3 分别对 SVM, Isomap-SVM 和 S-Isomap-SVM 算法分类精度进行比较。在进行计算的过程中, Isomap 中的 $K=10$, $d=25$ 。为了便于比较, S-Isomap 中 K, d 值也分别取为 10 和 25。

由表 3 可以看出, 降维后的分类精度都要高于单纯使用 SVM 得到的结果; 除此之外, 无论是训练精度还是测试精度, S-Isomap-SVM 都要优于 Isomap-SVM。由此可见, 利用 S-Isomap 降维后显著提高了检测精度。

表3 三种不同方法下的检测结果
Table 3 Test percent of three methods

	Train percent / %	Test percent / %
SVM	74.54	71
Isomap-SVM	78.92	74
S-Isomap-SVM	94.67	82

4.2 S-Isomap 参数对分类结果影响

4.2.1 参数 K 对分类结果影响

S-Isomap 算法中参数 K 为邻域参数。 K 值太大,会把整个数据集变为局部邻域,导致局部几何特性不能正确表示;相反,会使流形不连续,从而不能反映全局性质。图4代表在不同参数 K 下,S-Isomap-SVM 得到的检测精度。此时 $d=25$ 。

由图4可知,当 $K=10$ 时,得到的测试精度最高,达到 82%。由此可见, $K=10$ 为最优参数。

4.2.2 参数 d 对分类结果影响

S-Isomap 算法中参数 d 为本真维数。如果 d 太大,不仅不能准确表示流形的本征结构,还会增加数据的冗余度; d 太小,数据集的分离部分将被映射到一起。所以 d 的选取要求嵌入变量能够充分诠释在原始数据的基础上达到最优分类能力。图5代表在不同参数 d 下,S-Isomap-SVM 得到的检测精度。此时 $K=10$ 。

由图5可知,当 d 的值为 25 时,得到的测试精度最高。因此取 $d=25$ 为最优参数。

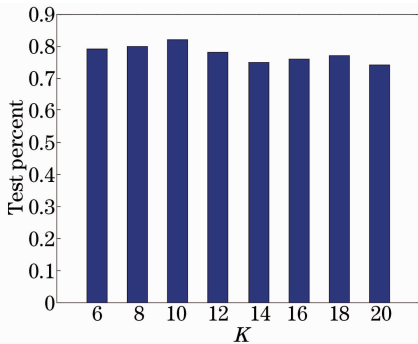


图4 不同 K 的分类结果比较

Fig. 4 Comparison classification results from different K

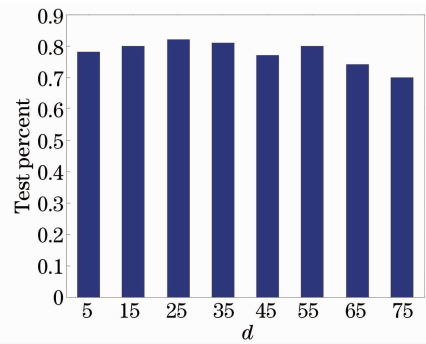


图5 不同 d 的分类结果比较

Fig. 5 Comparison classification results from different d

5 结 论

S-Isomap 能够对苹果高光谱数据进行非线性降维,提取有用信息,结合 SVM 可实现苹果粉质化分类。实验结果表明,S-Isomap 算法相对于无监督 Isomap 的降维具有明显的优势;对于本文的实验数据而言,当 $K=10, d=25$ 时,能够得到最优分类精度;研究表明,利用高光谱图像技术结合 S-Isomap-SVM 检测苹果品质是可行的。

致 谢 对美国农业部 Postharvest Engineering Laboratory 的 Dr. Lu 在实验工作中的指导,深表感谢!

参 考 文 献

- Zhao Guilin, Zhu Qibing, Huang Min. LLE-SVM classification of apple mealiness based on hyperspectral scattering image technique[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2010, **30**(10): 2739~2743
赵桂林,朱启兵,黄敏. 基于高光谱图像技术的苹果粉质化 LLE-SVM 分类[J]. *光谱学与光谱分析*, 2010, **30**(10): 2739~2743
- Min Huang, Renfu Lu. Apple mealiness detection using hyperspectral scattering technique[J]. *Postharvest Biol. Technol.*, 2010, **58**(3): 168~175
- Guo Enyou, Liu Muhua, Zhao Jiewen *et al.*. Nondestructive detecting of sugar content on navel orange with hyperspectral imaging[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2008, **39**(5): 91~94

- 郭恩有, 刘木华, 赵杰文 等. 脐橙糖度的高光谱图像无损检测技术[J]. 农业机械学报, 2008, **39**(5): 91~94
- 4 Hong TianSheng, Qiao Jun, Wang Ning *et al.*. Nondestructive inspection of chinese pear quality based on hyperspectral imaging technique[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Engineering*, 2007, **23**(2): 151~155
- 洪添胜, 乔 军, 王 宁 等. 基于高光谱图像技术的雪花梨品质无损检测[J]. 农业工程学报, 2007, **23**(2): 151~155
- 5 Chen Quansheng, Zhang Yanhua, Wan Xinmin *et al.*. Study on detection of pork tenderness using hyperspectral imaging technique[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(9): 2602~2607
- 陈全胜, 张燕华, 万新民 等. 基于高光谱成像技术的猪肉嫩度检测研究[J]. 光学学报, 2010, **30**(9): 2602~2607
- 6 Liu Xiaogang, Zhao Huijie, Li Na. Feature extraction based on multifractal spectrum for hyperspectral data[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(3): 844~847
- 刘小刚, 赵慧洁, 李 娜. 基于多重分形谱的高光谱数据特征提取[J]. 光学学报, 2009, **29**(3): 844~847
- 7 Wang Zejie. Comparison and analysis of two categories of manifold learning algorithms for nonlinear dimensionality reduction [J]. *J. Shanghai University of Engineering Science*, 2008, **22**(1): 54~59
- 王泽杰. 两类非线性降维流形学习算法的比较分析[J]. 上海工程技术大学学报, 2008, **22**(1): 54~59
- 8 Jianwei Qin, Renfu Lu, Yankun Peng. Internal quality evaluation of apples using spectral absorption and scattering properties[C]. *SPIE*, 2007, **6761**: 67610M
- 9 Renfu Lu. Nondestructive measurement of firmness and soluble solids content for apple fruit using hyperspectral scattering images[J]. *Sensing Inst. Food Quality & Safety*, 2007, **1**(1): 19~27
- 10 Renfu Lu, Min Huang, Jianwei Qin. Analysis of hyperspectral scattering characteristics for predicting apple fruit firmness and soluble solids content[C]. *SPIE*, 2009, **7315**: 73150I
- 11 Renfu Lu, Yankun Peng. Hyperspectral scattering for assessing peach fruit firmness[J]. *Biosystems Engineering*, 2006, **93**(2): 161~171
- 12 Yang Huihua, Qin Feng, Wang Yiming *et al.*. Isomap-PLS nonlinear modeling method for near infrared spectroscopy[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2009, **29**(2): 322~326
- 杨辉华, 覃 锋, 王义明 等. NIR 光谱的 Isomap-PLS 非线性建模方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, **29**(2): 322~326
- 13 Zhu Minghan, Luo Dayong, Wang Yijun. Face and expression recognition based on supervised isomap[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2009, **36**(1): 146~150
- 朱明旱, 罗大庸, 王一军. 基于监督式等距映射的人脸和表情识别[J]. 光电工程, 2009, **36**(1): 146~150
- 14 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 神经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