

苹果内部品质的 CT 成像结合傅里叶变换方法检测^{*}

张京平 朱建锡 孙 腾

(浙江大学生物系统工程与食品科学学院, 杭州 310058)

摘要: 通过对苹果的 CT 扫描灰度图像进行傅里叶变换,在变换后的频域图像中提取 16 个参数,并结合苹果的可溶性固形物质量分数、可滴定酸度、pH 值和含水率,采用主成分回归和偏最小二乘回归的方法建立模型,预测苹果的内部品质。结果表明,采用主成分回归分析建立模型,主成分的累计贡献率选取 99% 的情况下, F 检验的 P 均小于 0.05,预测效果良好。采用偏最小二乘回归时潜变量的个数为 12 时,各模型的误差平方和最小,预测效果良好。对两个模型进行误差率验证表明主成分回归的模型略优于偏最小二乘回归模型。

关键词: 苹果 品质检测 傅里叶变换 CT 主成分回归 偏最小二乘回归

中图分类号: TS255.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)05-0197-08

引言

图像处理过程中,为了改变图像的某些性质或者获取某些图像的某些信息,使其达到预想的目的,仅对图像空间形态加以变换是不够的,这就促使人们去研究合适的处理手段,使图像转变形式,再采用适当的方法提取特征信息。傅里叶变换是应用最广泛和最重要的变换方法之一,它可以将空间时域图像转变成频域图像,通过提取其频域中的有效特征,得到图像的频率信息^[1-2]。

计算机断层扫描(Computed tomography, CT)技术是在 X 射线检测技术基础上发展起来的,主要应用于医疗诊断、工业无损探伤等领域^[3]。如今人们开始将 CT 技术应用于农产品以及食品无损检测中^[4-12],因其软射线的穿透能力可以检测物体内部特征,这种突出的优点将为其应用开拓广阔的空间。

本文通过对苹果的 CT 扫描灰度图像进行傅里叶变换,在变换后的频域图像中提取 16 个参数,并结合苹果的可溶性固形物质量分数、可滴定酸度、pH 值和含水率,采用主成分回归和偏最小二乘回归的方法建立模型,预测苹果的内部品质。

1 材料与方法

1.1 试验材料

本试验选用山东红富士苹果作为试验材料,购于浙江省杭州市沟庄。挑选成熟度相似、大小均匀、

无伤疤、无虫蛀的苹果作为试验样品,试验期间将待测苹果贮藏于不见光透气的纸箱中,保持室温,空气相对湿度为 60% ~ 70%。

1.2 试验仪器与处理软件

试验过程中所用到的仪器设备主要包括 X 射线放射源及 SOMATCM Definition A5 型 CT 机、梅特勒-托利多 FiveEasy 酸度计(FE20)、ATAGO Palette PR-101 型数显折射仪等。

试验中所用到的图像处理软件及数据分析软件主要有 Matlab R2009b、DPS、SPSS 等。

1.3 试验方法

1.3.1 苹果试验样品选取

选取大小均匀、无伤疤、无虫蛀的红富士苹果作为待测样品,并将其分组编号。共 64 个苹果样本,分为 8 组,每组 8 个,其中 6 个作为试验样品,2 个作为备用样品。

1.3.2 CT 图像信息采集

随机选取试验组中的一组苹果样品,将待测苹果放入 CT 机进行纵向扫描,扫描结束后,选取已检测苹果最大剖面处的 CT 图像,作为获取信息的数据来源。每周进行一次试验,每次按顺序对苹果进行 CT 信息采集,直至有苹果出现变质现象。

1.3.3 苹果品质检测

完成苹果 CT 信息采集后,立即对同批次苹果进行内部品质的检测。在每个被扫描苹果的最大剖面处选取果肉,并压榨取汁。分别针对相应的检测

收稿日期: 2013-06-21 修回日期: 2013-09-14

^{*} 国家自然科学基金资助项目(31071548)、“十二五”国家科技支撑计划资助项目(2012BAD29B02-4)和浙江省自然科学基金资助项目(398240)

作者简介: 张京平,副教授,主要从事农产品无损检测以及农业机械装备自动化研究, E-mail: zhjpzhjp@126.com

标准测定苹果的可溶性固形物质量分数、可滴定酸度、pH 值和含水率。

1.3.4 苹果 CT 图像预处理

因 CT 扫描有很高的分辨率,密度相差很近的组分也能被清晰地区分出来,且 CT 图像清晰,不存在多种颜色的辨别,故直接对 CT 图像进行傅里叶变换。试验中采用 Matlab R2009b 中快速傅里叶变换,得到其变换后的频域图像。

2 结果与分析

2.1 傅里叶变换后图像结果分析

图 1a 为苹果中心剖面 CT 图像,为 0~255 的二维灰度图像,背景区域为全黑背景,苹果果肉区域由于其成分以及组织结构的不同呈现灰度变化,苹果中心果核区域为空气腔室,图示中也为黑色区域。对图 1a 进行快速傅里叶变换,结果如图 1b 所示。图像中心有一处最大值,图像呈现关于此最大值中心对称的性质。经过对所有试验图像的统计分析,最大值峰值分布在 14.024 4~14.958 9 之间。为了更好地看到频域图像的变化特征,将图 1b 进行图像变化,可以较为直观地看出傅里叶变换之后的图形变化趋势。图 2a 为苹果中心剖面 CT 图像经快速傅里叶变换后的 mesh 曲线图,可以从整体上看到变换后的中心最大区域以及图形变化趋势,图 2b 是苹果中心剖面 CT 图像经快速傅里叶变换后的等高线图,可以从顶视图位置看出各数值的大小以及中心对称的性质。以上的图像变换都是采用 Matlab R2009b 软件实现的。

2.2 特征参数的选取

通过对傅里叶变换后的图 2a 和图 2b 的观察发现,图像中间部分有非常突出的峰值,且在其周围有若干个大小不同的极大值与极小值点,在外部是无规律的平坦区域。不难发现,图像中存在两个较为明显的相位信息。对不同苹果 CT 图进行快速傅里

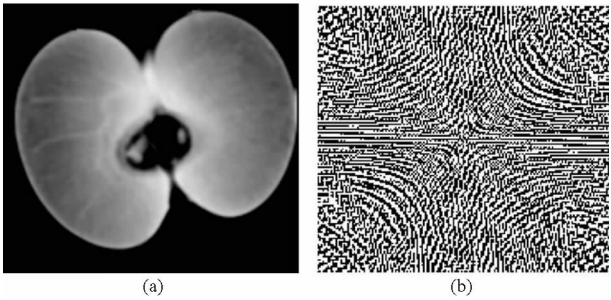


图 1 苹果 CT 图像
Fig. 1 Apple's CT image

(a) 苹果中心剖面 CT 图像 (b) 快速傅里叶变换后的图像

叶变换后,发现不同苹果图像,其峰值以及相位角度不同。

为更好地表现图像中的有效信息,经过多次试验,选择图像中 16 个位置的参数作为特征值。其中傅里叶变换后的最大值、第 2 大值、第 3 大值、第 4 大值、最小值、中心位置左 2 值和中心位置上 2 值作为反映图像各种峰值变化的参数,4 格平均值、8 格平均值和 24 格平均值作为反映图像环状峰值的参数,横向第 1 差值、横向第 2 差值、横向第 3 差值、纵向第 1 差值、纵向第 2 差值和纵向第 3 差值作为反映图像相位信息的参数。

2.3 特征参数的共线性检验

试验选取了傅里叶变换图像中心的 16 个参数,由于参数间不可避免地存在共同的趋势,使得参数矩阵存在相关关系,即多重共线性。

多重共线性会使线性回归模型预测失真或难以准确预测,主要体现在以下 4 个方面:①使参数估计值的方差增大。②对参数区间估计时,置信区间趋于变大。③严重多重共线性时,假设检验容易做出错误的判断。④当多重共线性严重时,可能造成决定系数 R^2 较高, F 检验的参数联合显著性也较高,但对各个参数单独的 t 检验却可能不显著,甚至可能使估计的回归系数相反,得出完全错误的结论。

在多重共线性检验中,经常使用方差膨胀因子

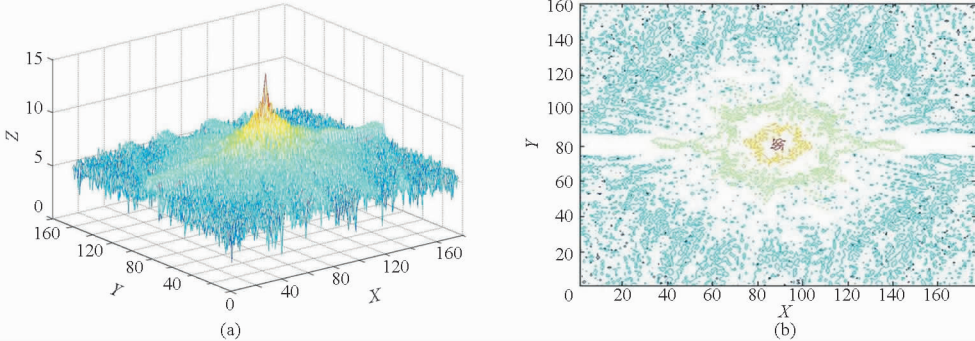


图 2 傅里叶变换结果
Fig. 2 Results of Fourier transform

(a) 苹果中心剖面 CT 图像快速傅里叶变换的 mesh 曲线图 (b) 苹果中心剖面 CT 图像快速傅里叶变换的等高线图

(VIF)来衡量。VIF 越大,表示共线性越严重。与此相反,VIF 越接近 1,多重共线性越弱。经验判断方法表明:当 VIF 在 0 ~ 10 之间时,不存在多重共线性;当 VIF 在 10 ~ 100 之间时,存在较强的多重共线性;当 VIF 在 100 以上时,存在严重多重共线性。

现对 16 个参数进行统计分析,并计算其方差膨胀因子,如表 1 所示。

表 1 参数共线性分析

变量	平均值	标准差	方差膨胀因子
最大值 x_1	14.478 1	0.330 33	95 396 048.527 7
第 2 大值 x_2	12.899 2	0.386 73	222.932 7
第 3 大值 x_3	12.698 5	0.380 91	172.478 1
第 4 大值 x_4	12.423 1	0.357 55	26.132 4
中心位置左 2 值 x_5	12.225 3	0.552 30	150 838 046.753 2
中心位置上 2 值 x_6	12.276 4	0.607 82	354 230 606.589 8
4 格平均值 x_7	12.788 2	0.373 66	199 037 151.541 8
8 格平均值 x_8	12.055 7	0.339 52	5.679 3
24 格平均值 x_9	11.703 0	0.323 90	8.335 4
横向第 1 差值 x_{10}	1.745 9	0.266 34	33 729 153.223 8
横向第 2 差值 x_{11}	0.506 9	0.565 21	157 968 415.318 6
横向第 3 差值 x_{12}	1.588 7	0.854 18	2.035 0
纵向第 1 差值 x_{13}	1.633 8	0.241 33	25 297 682.154 8
纵向第 2 差值 x_{14}	0.567 9	0.625 37	374 997 180.937 4
纵向第 3 差值 x_{15}	1.012 2	0.757 56	4.264 5
最小值 x_{16}	2.540 1	0.4520 4	1.637 6

通常将所有参数中,VIF 的最大值作为整个参数矩阵的方差膨胀因子。由表 1 可以看出,最大的 VIF 显著大于 100,参数矩阵有严重的多重共线性,直接用最小二乘估计必然造成预测值的失真,故需

要采用其他方法降低数据多重共线性问题,提高预测模型的精确度和准确度。

2.4 主成分回归分析

主成分回归(PCR)是目前处理高维复杂数据时非常有效的方法之一。主成分回归可以有效提取隐藏在自变量矩阵中的相关信息,进而预测因变量的值。一方面它可以对复杂的高维数据进行降维,在不丢失主要数据信息的前提下选择为数较少的新变量来代替原来较多的变量,以排除众多信息共存中相互重叠的现象以及夹杂的噪声等干扰,另一方面,主成分回归可以解决高维数据的多重共线性问题,从而使预测结果更加准确合理^[13]。

2.4.1 主成分数选取

在本次数据处理过程中,选择的 16 个特征值作为自变量矩阵,因其数据量过大,并且在各个特征值之间存在较高相关性以及噪声,会使建模速度及精度受到严重影响。故通过主成分分析,对自变量矩阵进行降维,再结合品质参数组成的因变量矩阵进行回归分析,得到相应的预测模型。

考虑到自变量的个数比较多,并且要求回归的相关系数,为了使得在有限的主成分下提高回归的拟合精度,累计贡献率要求达到 99%,此处选取前 10 个主成分。

2.4.2 主成分回归结果

将自变量矩阵和因变量矩阵进行统计分析计算,得到品质参数和特征参数的回归方程,结果如表 2 所示。

表 2 主成分回归结果

成分	主成分回归方程	F	P
可溶性固形物质量分数	$y = 1.965\ 9 + 1.275\ 7x_1 + 0.920\ 4x_2 - 0.426\ 9x_3 - 1.073\ 2x_4 - 0.383\ 8x_5 - 0.118x_6 +$	2.673 8	0.027 6
	$0.105\ 8x_7 - 0.215\ 8x_8 + 0.173\ 8x_9 + 2.632x_{10} + 0.217\ 8x_{11} - 0.431\ 6x_{12} + 1.068\ 2x_{13} +$		
	$0.308\ 4x_{14} + 0.372\ 9x_{15} + 0.158\ 5x_{16}$		
pH 值	$y = 5.249\ 9 - 0.075\ 1x_1 - 0.052\ 3x_2 - 0.216x_3 - 0.009\ 895x_4 - 0.034\ 13x_5 -$	5.735 8	0.000 4
	$0.161\ 3x_6 - 0.159\ 2x_7 + 0.383\ 6x_8 + 0.254\ 9x_9 + 0.348\ 8x_{10} - 0.070\ 52x_{11} -$		
	$0.184\ 8x_{12} + 0.057\ 3x_{13} + 0.122\ 9x_{14} + 0.237\ 3x_{15} - 0.094\ 27x_{16}$		
含水率	$y = 97.314\ 1 - 1.066\ 89x_1 - 1.102\ 2x_2 + 0.687\ 9x_3 + 0.800\ 9x_4 + 0.125\ 1x_5 +$	3.585 7	0.006 6
	$0.696\ 5x_6 - 0.082\ 88x_7 + 1.224\ 9x_8 - 1.097\ 9x_9 - 2.004\ 3x_{10} - 0.038\ 93x_{11} +$		
	$0.257\ 7x_{12} - 1.160\ 4x_{13} - 0.782\ 9x_{14} - 0.328\ 4x_{15} - 0.066\ 59x_{16}$		
酸度	$y = 1.071\ 2 - 0.022\ 75x_1 + 0.031\ 02x_2 - 0.026\ 02x_3 - 0.039\ 89x_4 - 0.014\ 59x_5 +$	5.774 9	0.000 4
	$0.006\ 782x_6 + 0.004\ 07x_7 - 0.069\ 77x_8 + 0.090\ 94x_9 - 0.030\ 33x_{10} + 0.012\ 9x_{11} +$		
	$0.015\ 45x_{12} - 0.067\ 82x_{13} - 0.002\ 653x_{14} - 0.008\ 418x_{15} - 0.010\ 99x_{16}$		

2.4.3 主成分回归模型精度验证

为了验证主成分回归模型的精度,对可溶性固形物质量分数、pH 值、含水率和可滴定酸度的校正

集和预测集,分别建立预测值和实测值的相关关系,如图 3 ~ 6 所示。

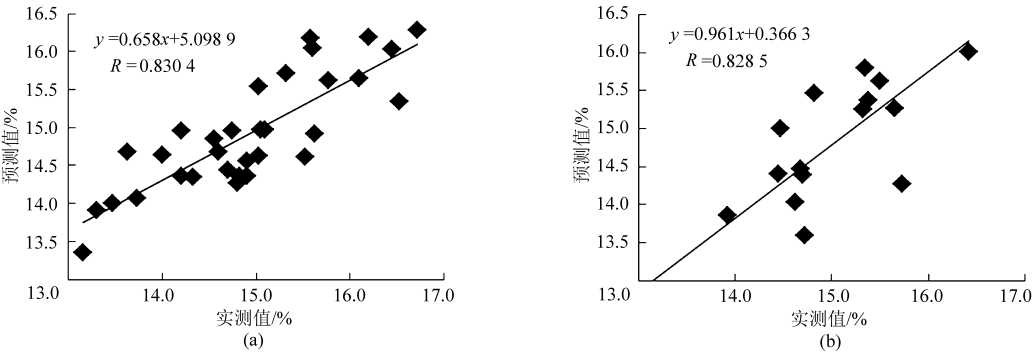


图 3 可溶性固形物质量分数模型精度验证

Fig.3 Validation of the PCR model of soluble solid content

(a) 校正集 (b) 预测集

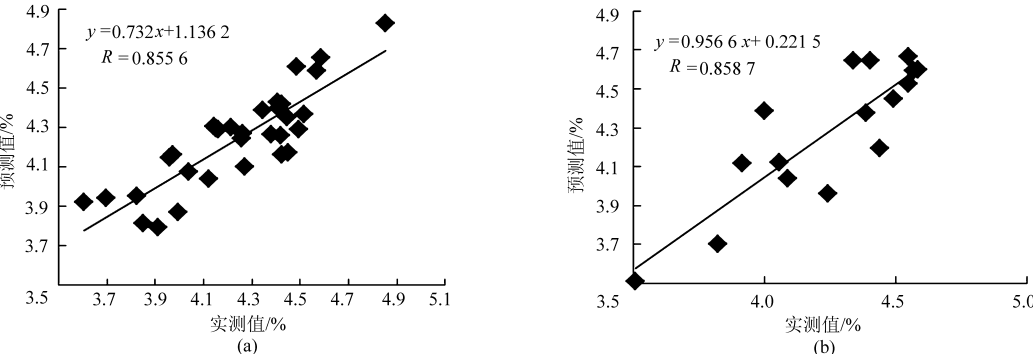


图 4 pH 值模型精度验证

Fig.4 Validation of the PCR model of pH value

(a) 校正集 (b) 预测集

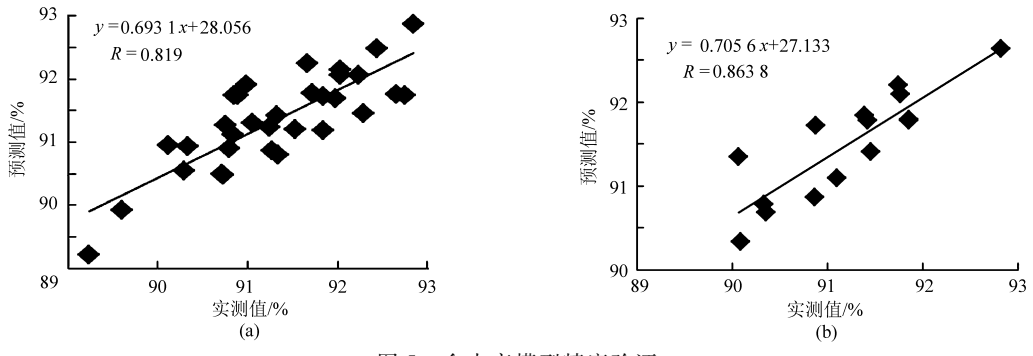


图 5 含水率模型精度验证

Fig.5 Validation of the PCR model of moisture content

(a) 校正集 (b) 预测集

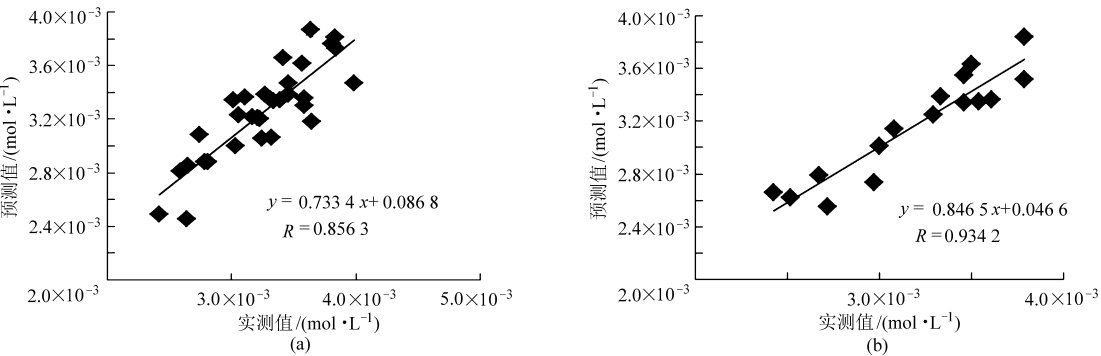


图 6 可滴定酸度模型精度验证

Fig.6 Validation of the PCR model of titratable acidity

(a) 校正集 (b) 预测集

2.4.4 主成分回归模型误差率结果

从回归模型的误差验证结果(表3)中可以看出,在4个参数的预测模型中,最大误差率在10%之内。而平均值能更好地反应预测模型的拟合精度,4个参数的误差率都小于5%,模型能够很好地预测苹果各理化指标含量。

表 3 主成分回归模型误差验证分析
Tab.3 Validation of errors in the PCR models %

参数	最大值	最小值	平均值
可溶性固形物质量分数	9.24	0.01	2.90
pH 值	9.61	0.04	3.16
含水率	2.10	0.01	0.85
可滴定酸度	9.52	0.45	4.26

2.5 偏最小二乘回归分析

偏最小二乘回归(PLSR)是一种新型多元统计数据分析方法,主要应用于多因变量对多自变量回归建模的建立,特别当各变量内部高度线性相关时,用偏最小二乘回归法能避免预测失真。另外,偏最小二乘回归较好地解决了样本个数少于变量个数等问题。

偏最小二乘法是集主成分分析、典型相关分析和多元线性回归分析3种分析方法的优点于一身。其建模过程为:首先,从自变量集合中提取若干个成分,各成分相互独立;然后,建立这些成分与自变量的回归方程,其关键在于成分的提取。它与主成分分析法都试图提取出反映数据变异的最大信息,但主成分分析法只考虑一个自变量矩阵,偏最小二乘回归所提取的成分既能很好地概括自变量系统中的信息,又能最好地解释因变量,并排除系统中的噪声干扰。因而有效地解决了自变量间多重相关性情况下的回归建模问题^[14]。

2.5.1 潜变量的确定

在本次数据处理过程中,自变量矩阵是从傅里

叶变换后提取出的16个特征参数矩阵,因变量矩阵是与其对应的可溶性固形物质量分数、pH 值、含水率和可滴定酸度组成的理化指标矩阵。在 DPS 中实现偏最小二乘法对特征参数矩阵与成分矩阵进行回归分析^[15]。

从图7中可以看出含水率、可溶性固形物质量分数、pH 值和可滴定酸度这4个因变量的误差平方和都随着潜变量的增大呈现出先降低后升高的趋势,在潜变量数为12时,4个因变量的误差平方和都处在最低的位置,分别所以选取潜变量数为12,进行偏最小二乘分析。此时各参数的误差平方和分别是:可溶性固形物质量分数为14.93,pH 值为10.017,含水率为16.9126,酸度为9.9252。

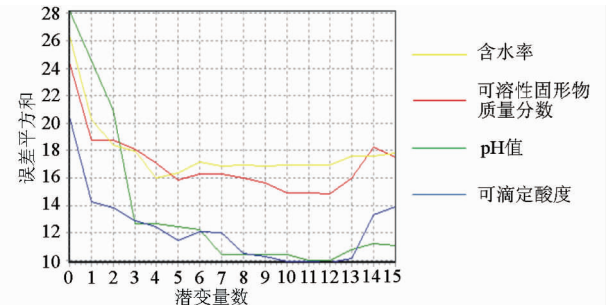


图7 模型潜变量数与误差平方和关系图

Fig.7 Relations between model latent variable and sum of squared errors

2.5.2 偏最小二乘回归结果

将自变量矩阵和因变量矩阵,进行统计分析计算,得到品质参数和特征参数的回归方程,结果如表4所示。

2.5.3 偏最小二乘回归模型精度验证

为了验证偏最小二乘回归模型的精度对可溶性固形物质量分数、pH 值、含水率和可滴定酸度的校正集和预测集,分别建立预测值和实测值的相关关系,如图8~11所示。

表 4 偏最小二乘回归结果

Tab.4 Results of partial least squares regression

成分	偏最小二乘回归方程
可溶性固形物质量分数	$y_1 = 1.391966 + 1.156015x_1 - 0.430163x_2 - 0.017400x_3 + 1.165440x_4 - 1.056266x_5 + 0.072020x_6 - 0.166426x_7 - 0.920008x_8 + 0.396312x_9 + 3.238028x_{10} + 0.684815x_{11} - 0.249691x_{12} + 1.181809x_{13} + 0.078124x_{14} + 0.593860x_{15} + 0.202075x_{16}$
pH 值	$y_2 = 4.221789 - 0.025150x_1 - 0.234595x_2 + 0.239887x_3 - 0.497722x_4 + 0.065027x_5 - 0.158259x_6 - 0.066753x_7 + 0.333387x_8 + 0.359278x_9 + 0.184284x_{10} - 0.111737x_{11} - 0.114250x_{12} + 0.002152x_{13} + 0.142228x_{14} + 0.232631x_{15} - 0.031715x_{16}$
含水率	$y_3 = 99.100977 - 0.656965x_1 - 0.976872x_2 + 1.579478x_3 - 1.380486x_4 + 0.555092x_5 + 0.459239x_6 + 0.204018x_7 + 1.027670x_8 - 0.780448x_9 - 1.540535x_{10} - 0.412591x_{11} + 0.131849x_{12} - 1.561022x_{13} - 0.384305x_{14} - 0.428518x_{15} - 0.382135x_{16}$
酸度	$y_4 = 0.973819 - 0.021870x_1 - 0.021449x_2 - 0.001059x_3 + 0.016689x_4 - 0.035583x_5 + 0.010988x_6 - 0.005301x_7 - 0.086751x_8 + 0.103830x_9 - 0.003017x_{10} + 0.027196x_{11} + 0.019834x_{12} - 0.052920x_{13} - 0.008613x_{14} - 0.003142x_{15} + 0.001679x_{16}$

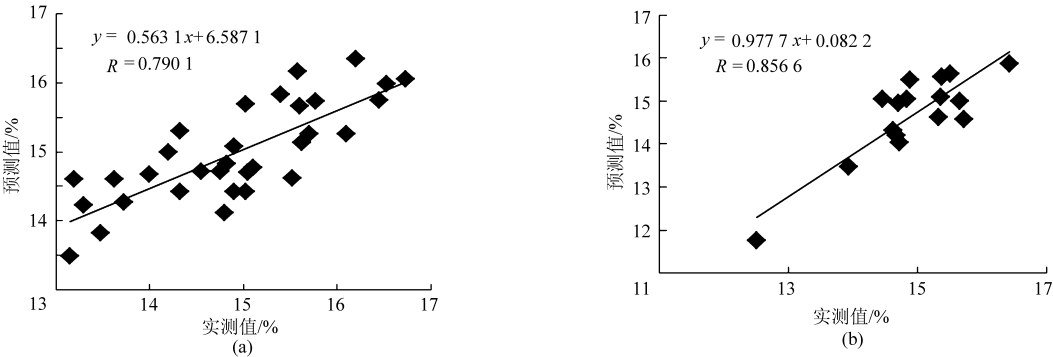


图 8 可溶性固形物质量分数 PLSR 模型精度验证
Fig. 8 Validation of the PLSR model soluble solid content
(a) 校正集 (b) 预测集

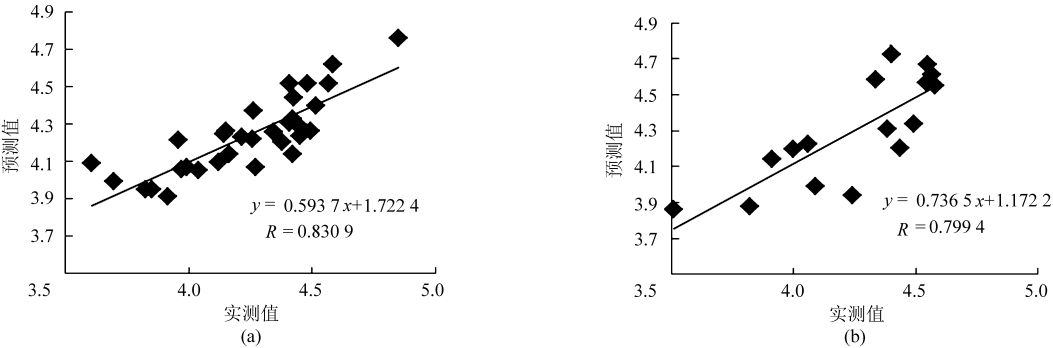


图 9 pH 值的 PLSR 模型精度验证
Fig. 9 Validation of the PLSR model of pH value
(a) 校正集 (b) 预测集

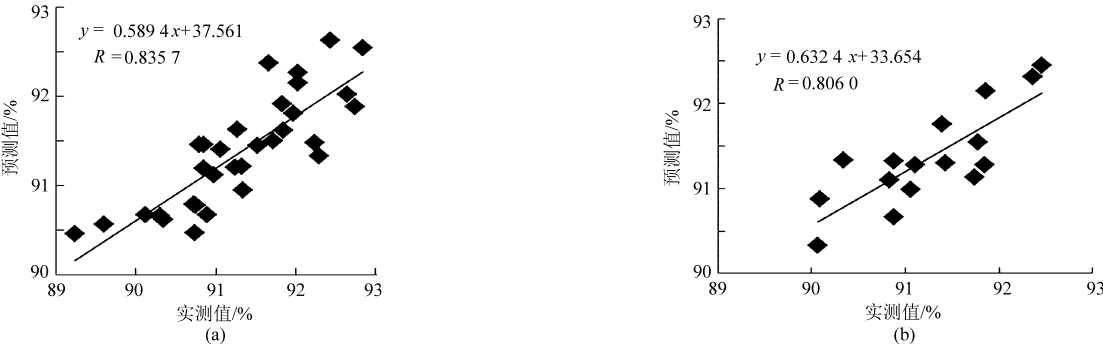


图 10 含水率 PLSR 模型精度验证
Fig. 10 Validation of the PLSR model of moisture content
(a) 校正集 (b) 预测集

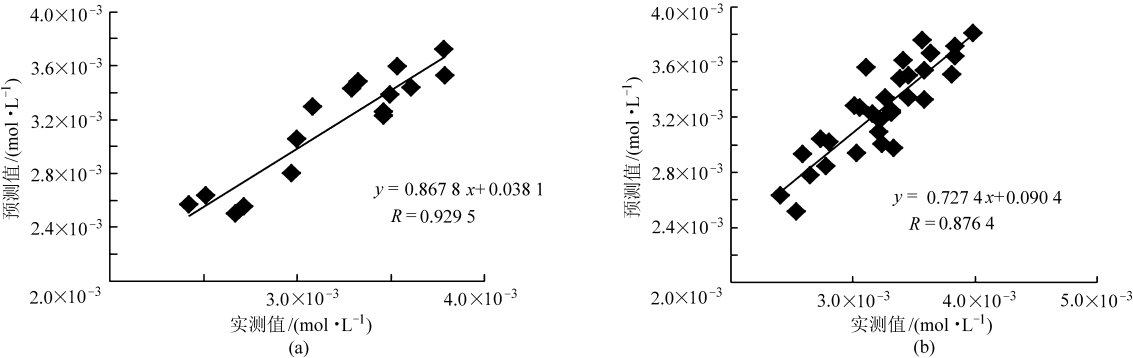


图 11 可滴定酸度 PLSR 模型精度验证
Fig. 11 Validation of the PLSR model of titratable acidity
(a) 校正集 (b) 预测集

2.5.4 偏最小二乘回归模型误差率结果

由表 5 可以看出,采用偏最小二乘回归建立预测模型的误差率平均值都在 5% 之内,说明模型预测精度良好。但同主成分回归法所建立的预测模型比较发现,虽然在误差率的最大值和最小值当中,无法很明显区分出优劣,但是从 4 个参数的预测误差平均值可以看出,主成分回归的模型的误差略小于偏最小二乘的误差,由此说明主成分回归建模结果可能优于偏最小二乘回归,但是由于建模方法本身的特点,偏最小二乘回归的操作方法要比主成分回归简单,同时,主成分回归时所选择的累计贡献率也

比较高,所以还需要根据实际的情况来确定选用何种方法。

3 结论

- (1)苹果的 CT 图像是二维的灰度图像,通过傅里叶变换之后,可以得到中间有一个峰值,周围区域平坦的频域图像,峰值分布在 14.024 4 ~ 14.958 9 之间,选取了 3 大类参数(16 个)作为特征参数来进行苹果内部品质的预测。对选取的参数进行多重共线性检验结果显示存在严重的共线性。
- (2)采用主成分回归对特征参数及苹果内部品质参数进行建模,当选取前 10 个主成分时,主成分的累计贡献率达到 99.437 6%,对模型进行 *F* 检验,结果显示 *P* 均小于 0.05,拟合结果良好。
- (3)采用偏最小二乘回归进行模型的建立,当潜变量个数选择 12 时,苹果的 4 个内部品质参数的数据标准化后模型误差平方和均达到最小,可溶性固形物质量分数为 14.93,pH 值为 10.017,含水率为 16.912 6,可滴定酸度为 9.925 2。

表 5 偏最小二乘回归模型误差验证分析
Tab.5 Validation of errors in the PLSR models

参数	最大值	最小值	平均值
可溶性固形物质量分数	7.37	0.90	3.54
pH 值	10.04	0.47	4.00
含水率	2.50	0.08	0.94
可滴定酸度	6.82	1.62	4.83

参 考 文 献

1 Shao J, Xin H, Harmon J D. Comparison of image feature extraction for classification of swine thermal comfort behavior[J]. Computers and Electronics in Agriculture,1998,19(3):223-232.

2 李青,王福明. 基于傅里叶变换的指纹图像增强算法[J]. 计算机时代,2010(2):56-57.
Li Qing,Wang Fuming. Fingerprint image enhancement algorithm based on Fourier transformation[J]. Computer Era,2010(2): 56-57. (in Chinese)

3 先武,李时光,王钰. 最佳无损检测手段——工业 CT 技术的发展[J]. 光电工程,1995,22(4):51-58.
Xian Wu,Li Shiguang,Wang Jue. Development of the optimal nondestructive testing approach—industrial CT[J]. Opto-Electronic Engineering, 1995, 22(4): 51-58. (in Chinese)

4 Barcelon E G, Tojo S, Watanabe K. X-ray computed tomography for internal quality evaluation of peaches[J]. Journal of Agricultural Engineering Research, 1999, 73(4): 323-330.

5 黄滔滔,孙腾,张京平. 基于 CT 图像的苹果内部品质无损检测[J]. 浙江大学学报:农业与生命科学版,2013,39(1):92-97.
Huang Taotao,Sun Teng,Zhang Jingping. Non-destructive detection of internal quality of apple based on CT image[J]. Journal of Zhejiang University: Agriculture and Life Sciences, 2013, 39(1):92-97. (in Chinese)

6 章程辉,刘纯清,刘木华,等. 应用 X 射线 CT 图像技术检测红毛丹内部品质的试验研究[J]. 江西农业大学学报,2005,27(6):939-942.
Zhang Chenghui,Liu Chunqing,Liu Muhua,et al. A study on inspecting internal quality of rambuta using X-ray CT imaging[J]. Acta Agricultural Universitatis Jiangxiensis, 2005, 27(6): 939-942. (in Chinese)

7 Fulladosa E,Santos E G,Picouet P,et al. Prediction of salt and water content in dry-cured hams by computed tomography[J]. Journal of Food Engineering, 2010, 96: 80-85.

8 张京平,彭争,汪剑. 苹果水分与 CT 值相关性的研究[J]. 农业工程学报,2003,19(2):180-182.
Zhang Jingping, Peng Zheng, Wang Jian. Correlation between moisture of apples and values of CT[J]. Transactions of the CSAE, 2003, 19(2): 180-182. (in Chinese)

9 张京平,王会,彭争. 苹果剖面 CT 值与其糖含量分布的关系分析[J]. 农业机械学报,2007,38(3):197-199.
Zhang Jingping,Wang Hui,Peng Zheng. Correlation between sugar of apples and values of CT[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(3): 197-199. (in Chinese)

10 潘立刚,张缙,陆安祥,等. 农产品质量无损检测技术研究进展与应用[J]. 农业工程学报,2008,24(增刊2):325-330.
Pan Ligang,Zhang Jin,Lu Anxiang, et al. Review on non-destructive determination technology for agricultural product quality[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(Supp. 2): 325-330. (in Chinese)

11 张京平,刘孔绚. 基于 CT 技术的苹果贮藏期内主要成分无损检测[J]. 农业机械学报,2010,41(7):119-122.
Zhang Jingping Liu Kongxuan. Nondestructive test of major internal components for Fushi apple during storage based on CT

technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(7): 119 – 122. (in Chinese)

12 张京平,陈锐,刘孔绚. 基于 CT 和图像处理的苹果贮藏期预测模型[J]. 农业机械学报,2010,41(10):122 – 125.
Zhang Jingping, Chen Rui, Liu Kongxuan. Forecast model of apple storage time based on CT technology and image processing [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(10): 122 – 125. (in Chinese)

13 白沙沙,毕金峰,王沛,等. 基于主成分分析的苹果品质综合评价研究[J]. 食品科技,2012,37(1):54 – 57.
Bai Shasha, Bi Jinfeng, Wang Pei, et al. Comprehensive evaluation of apple quality based on principal component analysis[J]. Food Science and Technology, 2012, 37(1): 54 – 57. (in Chinese)

14 陈云坪,马伟,王秀,等. 基于 PLS 的土壤养分与小麦产量空间相关关系研究[J]. 农业机械学报,2012,43(2):159 – 164.
Chen Yunping, Ma Wei, Wang Xiu, et al. Relationship between soil nutrient and wheat yield based on PLS[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(2): 159 – 164. (in Chinese)

15 唐启义. DPS 数据处理系统[M]. 北京:科学出版社,2005.

16 韩东海,常冬,宋曙辉,等. 小型西瓜品质近红外无损检测的光谱信息采集[J]. 农业机械学报,2013,44(7):174 – 178.
Han Donghai, Chang Dong, Song Shuhui, et al. Information collection of mini watermelon quality using near-infrared non-destructive detection[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(7): 174 – 178. (in Chinese)

17 孙俊,王艳,金夏明,等. 基于 MSCPSO 混合核 SVM 参数优化的生菜品质检测[J]. 农业机械学报,2013,44(9):209 – 213, 218.
Sun Jun, Wang Yan, Jin Xiaming, et al. Detection of lettuce quality based on parameters optimization of MSCPSO mixed kernel SVM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(9): 209 – 213, 218. (in Chinese)

18 张建锋,何勇,龚向阳,等. 基于核磁共振成像技术的香梨褐变检测[J]. 农业机械学报,2013,44(12):169 – 173,147.
Zhang Jianfeng, He Yong, Gong Xiangyang, et al. Browning detection of fragrant pear using magnetic resonance imaging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(12): 169 – 173, 147. (in Chinese)

19 王斌,薛建新,张淑娟. 基于高光谱成像技术的腐烂、病害梨枣检测[J]. 农业机械学报,2013,44(增刊 1):205 – 209.
Wang Bin, Xue Jianxin, Zhang Shujuan. Detection of decay and disease pear jujube based on hyperspectral imaging technology [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(Supp. 1): 205 – 209. (in Chinese)

Detection of Apples’ Internal Quality Using CT Imaging Technology and Fourier Transform

Zhang Jingping Zhu Jianxi Sun Teng

(School of Biosystems Engineering and Food Science, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

Abstract: The apple CT gray scale images scanned by CT were transformed by Fourier transform, and 16 parameters were extracted from each frequency domain after transformation. Combined with the soluble solid, the titrable acidity, the pH value and the moisture content of apple, the principal components regression (PCR) and the partial least squares regression (PLSR) were employed to establish the prediction models of apples’ internal quality. In the PCR, the first ten principal components were chosen with contribution rate reaching 99%. The models show good prediction results by the *F*-criterion with all the *P* values lower than 0.05. In the PLSR, each content model has the lowest sum of squared errors when the number of latent variables is 12, which indicated a good prediction result. The results show that the models built by PCR have higher predictive ability than that of PLS method in the matter of errors.

Key words: Apple Quality detection Fourier transform CT technology PCR PLSR