

# 基于 FTIR 的两种模式识别方法在两面针产地鉴别中的应用

毛晓丽<sup>1,2</sup>, 郑娟梅<sup>1,2</sup>, 李自达<sup>1,3</sup>, 雷欣潮<sup>2</sup>, 黄庶识<sup>1\*</sup>, 刘华钢<sup>4\*</sup>

1. 广西科学院生物物理实验室, 广西南宁 530007
2. 广西中医学院, 广西南宁 530001
3. 广西师范大学物理科学与技术学院, 广西桂林 541004
4. 广西医科大学, 广西南宁 530021

**摘要** 为了探求建立快速鉴别两面针产地的方法, 基于傅里叶变换红外光谱(FTIR)技术, 选取 1 800~400  $\text{cm}^{-1}$  红外指纹图谱带, 采用 Fisher 比值法和 SIMCA 聚类分析法建立产地分类模型, 分别对广西区内四个产地的两面针进行鉴别, 并通过计算识别率与拒绝率来验证模型。结果表明, 红外光谱技术不但能准确提取中药材的整体信息, 并且基于红外光谱建立起的两种模式识别模型对未知样品进行预测, 识别率和拒绝率均达到 90% 以上, 说明所建模型具有较强的识别能力。通过自编计算程序以及现有统计软件, 还可以将模式识别模型实现实时在线化检测与快速样品鉴别, 大大提高了鉴别速度而更具应用价值。

**关键词** 红外光谱法; Fisher 比值法; SIMCA; 两面针

中图分类号: O657.3 文献标识码: A DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2011)10-2697-05

## 引言

两面针为芸香科花椒属藤本植物两面针 *Zanthoxylum nitidum* (Roxb.) DC 的干燥根, 又名入地金牛、蔓椒、双面针、双背针等<sup>[1]</sup>。两面针分布于浙江、广西、广东、四川、云南等地, 生于低丘陵地灌木丛中、路旁等向阳地, 是广西的道地药材, 其根和根皮中均含有生物碱、木质素、香豆素、挥发油、无机元素等<sup>[2]</sup>, 两面针主要成分为生物碱类成分。现代研究证明两面针具有消肿止痛<sup>[3]</sup>、抗菌<sup>[4]</sup>、抗肿瘤<sup>[5]</sup>等活性。

红外光谱是根据物质分子对红外吸收的特点, 采用红外光谱仪测定物质分子从而得到结构信息的谱图。红外光谱能够全面地反映药材所有组分的信息, 因此通过基于红外光谱的中药材模式识别分析, 可以建立起对中药材的质量进行全面合理有效的评价而又快速鉴别的方法<sup>[6]</sup>。红外光谱能从宏观上评价中药材的质量, 红外光谱分析方法在中药材鉴定和质量分析方面得到广泛应用<sup>[7]</sup>。所以, 将红外光谱指纹图谱与化学计量学相结合进行中药材的模式识别, 已成为一种快速鉴别中药材的有效途径。当前两面针药材的鉴别和质量控制方面的研究大多采用高效液相色谱法<sup>[8,9]</sup>等, 而利用

红外光谱的特点, 将红外光谱指纹图谱与化学计量学相结合可以对两面针药材进行快速鉴别。

本文依据采集的两面针红外光谱指纹图谱, 分别采用经特征抽取的 Fisher 比值法和 SIMCA 聚类分析法建立模式识别模型并通过实际操作比较两种模型的应用效果。结果表明, 通过 Fisher 比值法自编程序比 SIMCA 聚类分析法更能直接快速的鉴别两面针的不同产地。

## 1 材料与方法

### 1.1 仪器设备

傅里叶变换红外光谱仪(Nicolet 5700, DTGS/B 检测器, 美国 Thermo 公司), 测定波长范围 4 000~400  $\text{cm}^{-1}$ ; 光谱分辨率 4  $\text{cm}^{-1}$ 。压片机(FW-4A 型, 天津光学仪器厂), 瑞士梅特勒-托利多超越型分析天平(Mettler Toledo XS105DU)。

### 1.2 样品制备与光谱采集

两面针样品采于广西南宁市郊大塘镇(12个采点)、广西大新县(4个采点)、广西天等县(2个采点)、广西灵山县(2个采点), 4个产地共 144 个样本, 经广西中医药研究院中药室赖茂祥研究员鉴定为芸香科两面针 *Zanthoxylum nitidum* (Roxb.) DC 的干燥根。溴化钾(光谱纯, 天津市光复精细化

收稿日期: 2010-12-31, 修订日期: 2011-03-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(30760302), 广西科技厅项目(0992003A-21), 广西科学研究与技术开发计划项目(0992003A-20)资助

作者简介: 毛晓丽, 女, 1986年生, 广西中医学院硕士研究生 e-mail: maoxiaoli25@tom.com

\* 通讯联系人 e-mail: hshushi@yahoo.com.cn; lhg@gxfda.gov.cn

工研究所)。将两面针样品在 55 °C 干燥 48 h, 用粉碎机粉碎, 过 200 目筛, 准确称取 1.00 mg 过筛后的样品粉末与 200 mg 溴化钾混合研磨均匀, 压片测定。扫描次数 32, 每个锭片选取 3 个点采集 3 张谱图, 取其平均谱图作为最后的样品谱图。

### 1.3 光谱预处理

傅里叶变换红外光谱实验系统收集的样品信号中, 通常都带有一定的仪器本身和实验环境的系统噪声干扰, 本实验选用比较常用的 9 点 S-G 平滑滤波和基线校正(系统自带, OMNIC)进行去噪处理。另外, 每次称量的样品质量以及压片的厚度都有不同程度的差异, 同一产地样品的谱图虽然在相同的波数上都有相同的吸收峰, 但由于对应物质的绝对含量的差异, 各个峰的强度也就不同。为了尽可能的消除人为因素的影响, 还需对光谱数据做归一化处理。本文采用了的归一化方法为标准正态变量变换(standardized normal variate, SNV)。

### 1.4 模式识别方法

模式识别是根据“物以类聚”的原则进行样本的分类, 目前模型分类方法主要有马氏距离法、线性学习机法、K-均值法、Fisher 比值法及 SIMCA 等方法<sup>[10]</sup>。由于红外光谱的变量数比较多, 各产地的两面针的物质含量也比较接近, 本实验尝试采用经特征抽取的 Fisher 比值法和 SIMCA 法, 来分别建立模式识别模型。

(1) Fisher 比值法<sup>[11]</sup>: 对于分类已知的样本, 即有监督的模式识别, Fisher 比值法是很常用的特征抽取方法, Fisher 比值法定义为

$$F_i = \frac{\sum_{p,q} (m_{i,p} - m_{i,q})^2}{\sum_p \text{Var}(x_{i,p})} \quad (1)$$

式中,  $F_i$  就是变量  $i$  的 Fisher 比值;  $m_{i,p}$  和  $m_{i,q}$  分别是训练集中已知的类  $p$  和类  $q$  对应变量的均值, 其中  $p = 1, \dots, n$ ,  $q = q + 1, \dots, n$ ;  $\text{Var}(x_{i,p})$  是训练集中已知类对应变量的方差。每一类样本的均值就是该类的中心, 方差就代表了该类的分散程度。如果  $F_i$  较大就表明两类相距较远, 同时各自类的样本较为聚集, 分类较好, 因此变量  $i$  用来描述分类的能力就强。通过对相同数量的各产地样本训练集进行计算, 抽出一定数量分类能力强的变量, 基于这些变量就可以建立产地分类模型, 然后计算未知样品在这些变量上与每个类中心的距离, 进而根据距离来判断未知样品的产地。本实验计算样本距离的方法均为马氏距离法(Mahalanobis), 整个建模计算过程采用自编 VB 程序完成, 程序算法如文献[12]所述。

(2) 软独立建模聚类分析法(soft independent modeling of class analogies, SIMCA)<sup>[12]</sup>

本实验首先通过 PCA 为每一个产地的训练集样本建立独立的光谱数据矩阵主成分分类模型, 然后计算未知样本向量在各个产地模型的投影距离, 再根据距离来判断未知样本的归属产地。其原理及步骤如下:

首先利用主成分分析建立产地回归模型, 对于某个产地中的第  $j$  个样本矢量  $x_{ij}$  的计算公式为

$$x_{ij} = \bar{x}_j + \sum_{k=1}^m t_{ik} f_{jk} + e_{ij} \quad (2)$$

式中,  $\bar{x}_j$  为变量的均值;  $p$  为主成分数;  $t_{ik}$  为样本  $j$  的得分;  $f_{jk}$  为变量  $i$  的载荷;  $e_{ij}$  为残余残差。

对于未知样本  $x_u$ , 用已建立的回归模型拟合, 计算这一模型的拟合方差  $s_i^2$  和总体方差  $s^2$

$$s_i^2 = \sum_{j=1}^n e_{ij}^2 / (n - p) \quad (3)$$

$$s^2 = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n e_{ij}^2 / (m - p - 1)(n - p) \quad (4)$$

其中,  $m$  为回归模型的样本数;  $n$  为变量数;  $e_{ij}$  为残余残差。

分别定义此时的相对方差  $r_i$  和临界值  $r_0$  为

$$r_i = s_i^2 / s^2 \quad (5)$$

$$r_0 = F_{\theta}[(n - p), (m - p - 1)(n - p)] \quad (6)$$

式中,  $\theta$  为显著性水平, 一般为 95%;  $(n - p)$  和  $(m - p - 1)$  为分布的自由度。通过  $F$  显著性检验判断未知样品是否属于该产地模型, 即若  $r_i < r_0$  则未知样本属于该产地模型; 反之则不属于该产地模型。这一回归建模过程, 采用数据处理软件 Unscrambler X 10.0 平台进行。

### 1.5 识别模型的检验

识别率(recognition rate)和拒绝率(rejection rate)反映的是所建模型的可信度。识别率是指某产地样本被该产地模型正确识别的比例; 而拒绝率是指某产地模型对于不属于该产地的样本的拒绝程度, 即将不属于该产地的样本排除在模型之外。识别率和拒绝率的值越大, 说明模型的鉴别能力越强, 当两值均为 100% 时, 表明各产地样本之间没有重叠, 可以完全区分。因此, 本文采用识别率与拒绝率来对以上两个分类模型进行检验。

## 2 结果与讨论

### 2.1 不同产地两面针的红外光谱的比较

由于 4 000~2 000  $\text{cm}^{-1}$  区域不但存在着明显的  $\text{H}_2\text{O}$  和  $\text{CO}_2$  的吸收峰, 且在这一区域内的吸收峰多为合频峰, 特征性不强, 所以采用 1 800~400  $\text{cm}^{-1}$  红外指纹区波段。图 1 是广西大新县、天等县、灵山县以及南宁市郊大塘镇四个产地两面针指纹区波段的红外平均谱图。

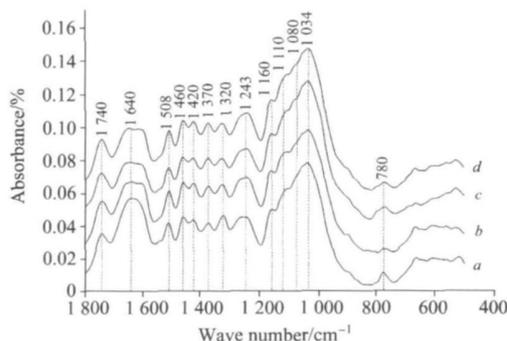


Fig 1 FTIR spectra of *Zanthoxylum nitidum* from the difference growing areas

a: Dating; b: Daxin; c: Tiandeng; d: Lingshan

从它们的光谱图谱峰归属分析, 在 1 740  $\text{cm}^{-1}$  是有机

酸、有机酯的羰基 ( $C=O$ ) 伸缩振动峰;  $1\ 640\ cm^{-1}$  附近是  $C=O$  或  $C=C$  的伸缩振动峰,  $1\ 640\sim\ 1\ 420\ cm^{-1}$  是芳烃的特征吸收峰;  $1\ 470\ cm^{-1}$  表征有芳氢;  $1\ 640, 1\ 508, 1\ 470$  和  $1\ 243\ cm^{-1}$  此为生物碱的特征峰, 表征有苯并菲啶类生物碱母<sup>[13]</sup> (主要含氯化两面针碱, 二氢白屈菜红碱, 鹅掌楸碱)。  $1\ 160, 1\ 110, 1\ 080$  和  $1\ 034\ cm^{-1}$  重叠而成的宽峰, 归属为多糖、苷类等<sup>[6]</sup>, 图谱分析结果表明两面针主要含有生物碱、酯类、醇类、苷类、多糖类等化学成分。  $1\ 740\sim\ 1\ 034\ cm^{-1}$  范围, 大塘产的两面针在  $1\ 640\ cm^{-1}$  处的吸收峰比较尖锐, 峰强比其他三个产地都要高; 在  $1\ 508, 1\ 034$  和  $780\ cm^{-1}$  处产地之间区别也比较明显, 这些波段主要是生物碱、糖类物质的特征吸收峰。这些在光谱上的微小差异可以通过数学运算建立数学模型, 对不同产地的两面针进行鉴别。

## 2.2 不同产地两面针的主成分分析

主成分分析法 (principal component analysis, PCA) 是用降维技术把多个变量化为少数几个主成分的方法, 是对量测矩阵  $Y$  中的各个变量进行线性组合, 产生新的变量, 称为主成分。主成分的计算, 首先按方差最大原则计算各个变量的线性组合, 得到第一主成分 (PG-1); 然后量测矩阵  $Y$  减去第一主成分所表达的部分, 对剩余矩阵再按照方差最大原则, 计算剩余变量的线性组合, 得到第二主成分 (PG-2); 依次计算第三、第四、...、主成分<sup>[11]</sup>, 主成分经过了按所含信息量的重新排列, 越靠前的主成分, 信息量越大。主成分分析法在多元校正、多元分辨、模式识别等很多领域都得到了广泛应用。

图 2 为四个不同产地两面针训练集红外光谱的 PCA 第一主成分 (PG-1) 和第二主成分 (PG-2) 构成的得分图, PG-1 和 PG-2 两者累积贡献率达到了 86%, 表明前两个主成分可以表达红外光谱全部信息的 86%。图 2 显示, 每个产地样本的点都单独聚集在一处, 与其他产地样本的点没有混合, 说明通过主成分分析基本可以将大塘等四个产地的两面针区分开来。图 2 中天等 (c) 和灵山 (d) 的点相距很近, 反映来自这两个产地的两面针的化学成分种类和含量差异较小。

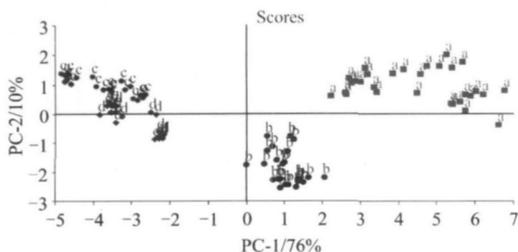


Fig 2 The Principal Component analysis (PCA) of analytic result of *Zanthoxylum nitidum* from different growing areas

a: Dating; b: Daxin; c: Tiandeng; d: Lingshan

## 2.3 Fisher 比值法模式识别

从每个产地的样品中, 分别随机选取 18 个样本的红外光谱组成训练集, 导入预先编写好的 VB 程序中, 程序的界

面如图 3 所示。导入数据, 设置好相应的参数后, 就可以开始训练计算模型中各变量的 Fisher 比值。结果见图 4, 从图中可以看到, 表征生物碱的  $1\ 640\ cm^{-1}$  谱带变量的 Fisher 比值的强度为最大, 而谱带  $1\ 320, 780$  和  $670\ cm^{-1}$  谱带的比值也达到一定的强度。为了所建立模型对产地的鉴别取得最好的效果, 比较选取不同变量数的鉴别效果, 结果显示, 选取 Fisher 值最大的  $1\ 640\ cm^{-1}$  谱带半峰宽内的变量时, 模型的分类效果为最佳, 因此抽取这些变量来建立模型。计算每个产地样品的光谱在这所选变量上的平均值, 并以这一平均值作为该产地类的中心, 此时分类模型建立完成。对于未知样品, 在收集完其红外光谱后, 在 Omnic 软件中进行与训练集相同的预处理, 再将其导出成 .txt 的数据格式。将未知样品的数据导入程序中, 进行 SNV 归一化处理后, 计算其与四个产地类中心的马氏距离, 即可在线判别这一未知样品的产地归属。

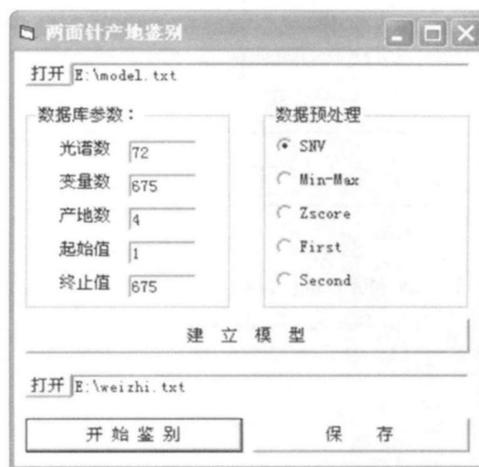


Fig. 3 Interface of procedure model of Fisher ratio

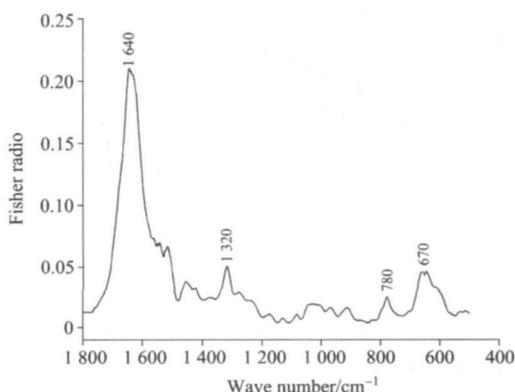


Fig. 4 FTIR spectra of variables of Fisher ratio

## 2.4 不同产地两面针的 SIMCA 模型识别

通过 PCA 分析不同产地的两面针有明显的聚类趋势, 因此本研究在主成分分析的基础上, 分别随机选取 18 个样本的红外光谱组成训练集, 用于 SIMCA 模式识别。图 5 所示, 以大塘的训练集和大新的训练集做 PCA 建立模型, 将灵山和大塘、大新的验证集带入模型中验证, 结果表明, 大塘

的验证集落入大塘的训练集所聚集的范围内, 大新的验证集落入大新的训练集所聚集的范围内, 而灵山在大塘、大新的训练集范围之外自行聚为一类, 三个产地很好的分开。图 6 所示, 以大塘的训练集和大新的训练集做 PCA 建立模型, 将天等和大塘、大新的验证集带入模型中验证, 结果表明, 大塘的验证集落入大塘的训练集所聚集的范围内, 大新的验证集落入大新的训练集所聚集的范围内, 而天等在大塘、大新的训练集范围之外自行聚为一类, 三个产地很好的分开。如图 5, 图 6 所示, 从中可以看出, 在 5% 的误差范围内不同产地的两面针的聚类结果比较理想, 训练集和验证集都落入各自的范围之中, 三者之间没有重叠, 互不干扰。同时可以预见, 随着每类样品个数的增加, 可以从中提取的共性也会增加, 会使方法更为可靠。

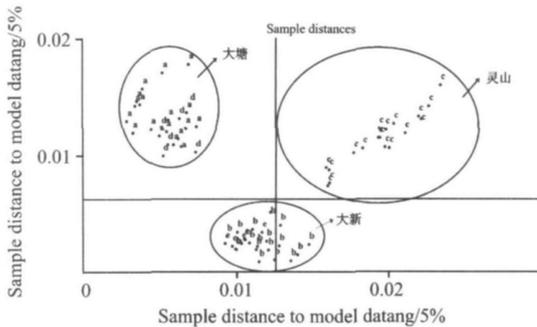


Fig. 5 The clustering result of *Zanthoxylum nitidum* from Datang, Daxin and Lingshan

Training set: a; Datang; b; Daxin

Validation set: c; Lingshan; d; Datang; e; Daxin

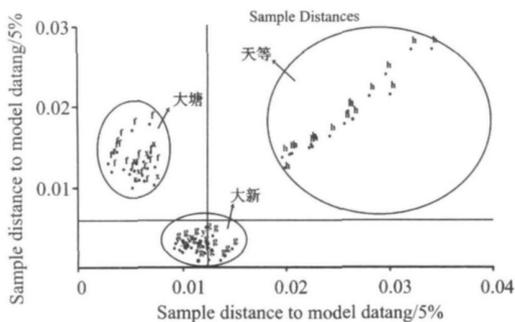


Fig. 6 The clustering result of *Zanthoxylum nitidum* from Datang, Daxin and Tiandeng

Training set: f; Datang; g; Daxin

Validation set: h; Tiandeng; x; Datang; y; Daxin

## 2.5 模型的检验

平均从各个产地中, 随机抽取 72 个样本作为预测集, 分别利用所建立的模型对预测集样品进行鉴别, 两个模型中各

产地的识别率与拒绝率见表 1。从表 1 中可以看到, 两个模型中大塘镇与大新县的样品识别率和拒绝率均为 100%, 而由于在鉴别时, Fisher 比值法模型将灵山县的 1 个样本识别为天等县的样本, 同样的在 SIMCA 模式识别中, 也有 1 个灵山县的样本被判为天等县, 所以表中这个两个产地的识别率与拒绝率不全为 100%。

Table 1 Recognition rate and rejection rate of *Zanthoxylum nitidum* from different growing areas

产地	Fisher 比值法		SIMCA	
	识别率/ %	拒绝率/ %	识别率/ %	拒绝率/ %
大塘	100(18/18)	100(54/54)	100(18/18)	100(54/54)
大新	100(18/18)	100(54/54)	100(18/18)	100(54/54)
天等	100(18/18)	96.3(52/54)	100(18/18)	98.2(53/54)
灵山	94.4(17/18)	100(54/54)	94.4(17/18)	100(54/54)

## 2.6 两种模型的比较

从鉴别结果上看, 所建立的两个模式识别模型对未知样品鉴别的识别率与拒绝率均没有达到 100%, 其原因可能是在实验光谱采集过程中发生了一些扰动造成的, 使得其中某些样品的光谱产生了奇异值, 若改进光谱数据的校正方法, 或许能够改善鉴别的效果。但总体而言, 本实验所采用的两种模式识别模型对这四个产地的两面针样品识别也得到了较为理想的效果。在耗费时间与操作简便程度的角度上看, 由于 Fisher 比值法, 采用了自编的 VB 应用程序, 精简了许多的人工操作, 进而大大提高了鉴别速度, 进而更具应用价值。

## 3 结论

本实验基于红外光谱技术, 分别利用 Fisher 比值法和 SIMCA 分析法建立产地分类模型, 对四个产地的两面针进行鉴别, 所建立的模型基本能够正确识别四个不同产地的两面针样品, 其鉴定结果的识别率和拒绝率均达到 90% 以上, 这一结果说明, 利用这两种方法建立的模型均具有较强的识别能力, 可用于快速鉴别不同产地的两面针, 且与传统方法相比, 更具可行性和可靠性。将建模过程通过自编程序完成后, 将使得红外光谱鉴别两面针产地能够实现实时在线化, 大大提高了鉴别速度而更具应用价值。另外, 由于受样品采集地的土质, 气候环境以及样品的储存时间和存储条件等因素的影响, 两面针内部的成分也会有不同程度的变化, 而影响鉴别效果。因此, 如果能够获得足够多的样本, 增加训练集样本数, 加强操作的标准程度, 鉴别的准确率还可进一步提高。

## References

- [1] The Pharmacopoeia Committee of the People's Republic of China(国家药典委员会). Pharmacopoeia of the People's Republic of China Part I (中华人民共和国药典(一部)). Beijing: Chemical Industry Press(北京: 化学工业出版社), 2010. 157.
- [2] HU Xi-ming(胡熙明). Chinese Materia Medica(中华本草). Shanghai: China Science and Technology Press(上海: 上海科学技术出版社), 1999. 991.

- [ 3 ] WANG Xi-bin, LIU Hua-gang, YANG Bin, et al(王希斌, 刘华钢, 杨斌, 等). Chinese Pharmacological Bulletin(中国药理学通报), 2009, 25(9): 1256.
- [ 4 ] WANG Heng-shan, OU Shang-yao, PAN Ying-ming, et al(王恒山, 欧尚瑶, 潘英明, 等). Natural Product Research and Development(天然产物研究与开发), 2006, 18(2): 251.
- [ 5 ] LIU Li-min, LIU Hua-gang, LU O Dan(刘丽敏, 刘华钢, 罗丹). Chinese Journal Pharmacology and Toxicology(中国药理学与毒理学杂志), 2009, 23(3): 214.
- [ 6 ] SUN Shu-qin, ZHOU Qun, CHEN Jian-bo(孙素琴, 周群, 陈建波). Analysis of Traditional Chinese Medicine by Infrared Spectroscopy(中药红外光谱分析与鉴定). Beijing: Chemical Industry Press(北京: 化学工业出版社), 2010. 31.
- [ 7 ] HUANG Dong-lan, CHEN Xiao-kang, XU Yong-qun, et al(黄冬兰, 陈小康, 徐永群, 等). Journal of Instrumental Analysis(分析测试学报), 2009, 28(12): 1440.
- [ 8 ] Hu J, Zhang W, Shen Y, et al. Biochemical Systematics and Ecology, 2007, 35(2): 114.
- [ 9 ] Liang M, Zhang M, Hu J, et al. Pharm. Biomed. Anal., 2006, 42(2): 178.
- [ 10 ] LU Wan-zhen, YUAN Hong-fu, XU Guang-tong, et al(陆婉珍, 袁洪福, 徐广通, 等). Modern Near Infrared Spectroscopy Analytical(现代近红外光谱分析), Beijing: China Petrochemical Press(北京: 中国石化出版社), 2000. 188.
- [ 11 ] DU Yi-ping, PAN Tie-ying, ZHANG Yu-lan(杜一平, 潘铁英, 张玉兰). Chemometrics Application(化学计量学应用). Beijing: Chemical Industry Press(北京: 化学工业出版社), 2008. 63.
- [ 12 ] Candolfi A, De Maesschalck R, Massart D L, et al. J. Pharm. Biomed. Anal., 1999, 19(6): 923.
- [ 13 ] LI Ding-xiang, MIN Zhi-da(李定祥, 闵知大). Chinese Journal of Natural Medicines(中国天然药物), 2004, 2(5): 285.

## Application of Two FTIR Pattern Recognition Methods to the *Zanthoxylum nitidum* Geographical Origins Determination

MAO Xiao-li<sup>1,2</sup>, ZHENG Juan-mei<sup>1,2</sup>, LI Zi-da<sup>1,3</sup>, LEI Xin-chao<sup>2</sup>, HUANG Shu-shi<sup>1\*</sup>, LIU Hua-gang<sup>4\*</sup>

1. Biophysics Laboratory, Guangxi Academy of Sciences, Nanning 530007, China

2. Guangxi Traditional Chinese Medical University, Nanning 530001, China

3. College of Physics Sciences and Technology, Guangxi Normal University, Guilin 541004, China

4. Department of Pharmacology, Guangxi Medical University, Nanning 530021, China

**Abstract** In the present work, the authors explored a rapid method of the *Zanthoxylum nitidum* geographical origins determination. Based on Fourier transform infrared spectroscopy (FTIR) technology, the band of 1800~400  $\text{cm}^{-1}$  which is the IR fingerprint of *Zanthoxylum nitidum*, the Fisher ratio and the soft independent modeling of class analogies (SIMCA) were used to build a classification model. Respectively, four kinds of *Zanthoxylum nitidum* in the Guangxi region were detected by the model, and the model was verified by calculating their recognition rate and rejection rate. The results show that the authors can accurately extract the overall information of Chinese herbal medicines by using the FTIR, also established a pattern recognition model to predict unknown samples, and obtained satisfactory recognition rate and rejection rate, indicating that the model has stronger ability of identification. The detection on real time was carried out rapidly with the Fisher model, suggesting that the model has more practical value.

**Keywords** FTIR; Fisher ratio; SIMCA; *Zanthoxylum nitidum*

(Received Dec. 31, 2010; accepted Mar. 28, 2011)

\* Corresponding author