DOI:10.13652/j.issn.1003-5788.2019.05.021

基于伏安电子舌的枸杞产地快速辨识

Rapid identification method of wolfberry geographical origin based on voltammetry electronic tongue

殷廷家[1] 杨正伟[1] 国婷婷[1] 王志强[1]

YIN Ting-jia[1] *YANG Zheng-wei*[1] *GUO Ting-ting*[1] *WANG Zhi-qiang*[1]

孙 霞[2] 李彩虹[1] 袁文浩[1]

SUN Xia[2] *LI Cai-hong*[1] *YUAN Wen-hao*[1]

(1. 山东理工大学计算机科学与技术学院,山东 淄博 255049;
2. 山东理工大学农业工程与食品科学学院,山东 淄博 255049)

(1. *School of Computer Science and Technology, Shandong University of Technology, Zibo, Shandong* 255049, *China*; 2. *School of Agricultural Engineering and Food Science, Shandong University of Technology, Zibo, Shandong* 255049, *China*)

摘要:提出一种基于希尔伯特—黄变换(HHT)—线性判别分析(LDA)的枸杞产地电子舌辨识方法。以宁夏、新疆、甘肃、青海 4 个产地的枸杞为试验材料,采用伏安电子舌采集不同产地枸杞的"指纹图谱"信息,利用集合经验模态分解(EEMD)对电子舌原始信号进行多尺度分解得到一组本征模态函数(IMF),分别求取其奇异谱熵和 Hilbert 边际谱作为特征向量。在该基础上,利用 LDA 建立枸杞产地非线性组合预测模型。试验结果表明,HHT-LDA 与分别采用特征点提取(FPE)、主成分分析(PCA)和离散小波变换(DWT)的算法相比,具有更好的分类效果。对未知产地枸杞的总体分类精度和 kappa 系数分别达到 98%和 0.973,均表明该模型具有较好的鉴别效果。

关键词:枸杞;产地鉴别;伏安电子舌;Hilbert-Huang 变换;线性判别分析

Abstract: In order to achieve rapid identification of Wolfberry from different geographical origin, an electronic tongue identification method based on Hilbert-Huang transform (HHT)-Linear Discriminant Analysis (LDA) was proposed. Taking the four geographical origins (Ningxia, Xinjiang, Gansu and Qinghai) of wolfberry as experimental materials, the voltammetry electronic tongue was used to collect the "fingerprint" information of different geographical origins, and then the Ensemble empirical modal decomposition (EEMD) was used to carry out the original signal of the electronic tongue. The scale decomposition obtained a set of intrinsic mode functions (IMF), and finally its singular spectral entropy and Hilbert marginal spectrum were collected as feature vectors. On this basis, LDA was used to establish a nonlinear combination prediction model for the production area. The experimental results showed that HHT-LDA was better than the algorithm of Feature Point Extraction (FPE), Principal Component Analysis (PCA) and Discrete Wavelet Transform (DWT). The overall classification accuracy and kappa coefficient of Wolfberry from unknown origin reached 98% and 0.973, respectively, indicating that the model had a good identification performance.

Keywords: wolfberry; geographical origin identification; voltammetry electronic tongue; Hilbert-Huang transform; linear discriminant analysis

枸杞(*Lycium barbarum* L)属茄科枸杞属植物,是一种名贵的保健品,具有抗衰老、抗氧化、滋肾润肺、益精明目的功效[1]。中国枸杞主要分布在新疆、陕西、甘肃、宁夏等省份,其中以宁夏枸杞最为著名。受利益驱动,市场上常会出现枸杞产地冒充现象,严重损害了消费者的经济利益[2]。传统枸杞产地辨识方法主要根据果实的质量、大小、色泽等外观特征进行辨别[3],但该方法对专业技能要求较高。张波等[4]采用理化分析方法对枸杞内的多糖、甜菜碱含量进行分析,并根据其差异性对不同产地

基金项目:山东省自然科学基金(编号:ZR2019MF024);国家自然科学基金(编号:61701286);教育部科技发展中心产学研新基金(编号:2018A02010);赛尔网络下一代互联网技术创新项目(编号:NGII20170314)

作者简介:殷廷家,男,山东理工大学在读硕士研究生。

通信作者:王志强(1977—),男,山东理工大学教授,博士。E-mail:wzq@sdut.edu.cn

收稿日期:2019-01-04

枸杞进行区分,但此类方法检测流程复杂、分析周期较长。汤丽华等[5]采用近红外光谱技术对枸杞进行检测,依据其光谱特性对不同产地枸杞进行鉴别,但此类检测仪器价格昂贵、不易携带,无法满足现场检测需求。

电子舌是一种利用多传感器阵列结合模式识别方法对液态样本进行分析的新型仪器,具有操作简单、检测迅速、方便携带、再现性好、客观性强等优点。近年来已成功应用于食品溯源[6]、掺假检测[7]、货期预测[8]等多个领域。伏安电子舌的模式识别技术是影响其性能的关键因素,其过程通常分为特征提取和分类决策两个步骤。特征提取的主要作用是对传感器阵列产生的高维稀疏信号进行压缩和信息抽取。韩剑众等[9]通过提取电子舌信号顶点和拐点值作为特征点,对鱼肉的品质和新鲜度进行了评价。刘晶晶等[10]通过提取峰电流及极小值电流作为特征点,对鸡蛋不同等级以及储存时间进行研究。任奇锋等[11]利用响应信号与时间轴包围面积绝对值的和作为特征值,对不同种类的牛奶、啤酒以及不同等级的茶叶进行了检测。此类特征提取方法主要依据个人经验,容易造成有效信息的丢失且很难进行统一的推广。另一类方法是基于空间变换思想,如陈茂晴[12]采用主成分分析(Principal component analysis,PCA)对电子舌信号特征提取,对金耳发酵过程进行监测,但 PCA 方法在将原始信号向低维空间进行投影的过程中容易造成分类特征的缺失[13]。Lu 等[14]采用快速傅里叶变换(Fast Fourier transform,FFT)对电子舌信号进行特征提取,对不同地区的大米进行了区分,但傅里叶变换无法对信号的时频域局部信息进行有效表达,影响了特征提取效果。此外离散小波变换(Discrete wavelet transform,DWT)[15-16]也被应用于伏安电子舌的特征提取领域,DWT 虽然能够在不同尺度上提取信号的时频域细节信息,但其使用时需要结合实测信号预先选择小波基和分解尺度,增加了使用的复杂性和难度。

希尔伯特—黄变换(Hilbert-Huang transform,HHT)[17]是一种以瞬时频率为基础的非线性、非平稳信号时频域联合分析方法。其过程包含经验模态分解(Empirical mode decomposition,EMD)和 Hilbert 谱分析。与 FFT、DWT 相比,HHT 彻底摆脱了 Heisenberg 测不准原理制约,在时间和频率上均能达到很高的精度。HHT 同时具有较强的自适应性,可在无需预设任何的基函数的条件下分析并提取信号的局部化特征,目前已经在脑电波分析[18]、地震波形检测[19]、故障诊断[20]等领域得到广泛应用,但将 HHT 应用于伏安电子舌信号特征提取目前尚未见报道。

本研究拟采用伏安型电子舌(Voltammetry electronic tongue,VE-tongue)结合 HHT-LDA 模式识别方法对不同地区枸杞进行快速鉴别。针对电子舌响应信号的特点,采用 EMD 的改进算法集合经验模态分解(Ensemble empirical mode decomposition,EEMD)对电子舌原始信号进行多尺度分解,得到一组 IMF 分量,分别求取 IMF 的奇异谱熵和 Hilbert 边际谱作为电子舌信号的特征向量,并利用 LDA 建立组合枸杞产地非线性组合预测模型,以期为枸杞的快速、低成本产地鉴别和溯源提供新的方法和思路。

1　材料与方法

1.1　材料与样本制备

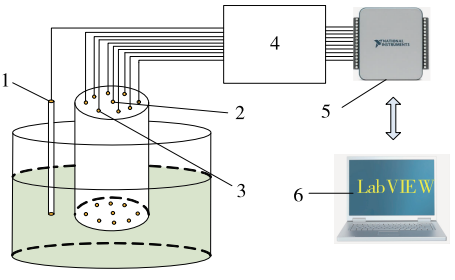
枸杞:分别取自宁夏回族自治区中宁县、新疆维吾尔自治区精河县、青海省诺木洪和甘肃省景泰县,每个产地 20 组样本,采摘日期均为 2017 年 6～9 月份。将 5 g 干枸杞样本放入 200 mL 纯净沸水中浸泡 10 min,随后用滤纸将滤液滤出,冷却至室温等待检测。

1.2　伏安型电子舌

本试验采用实验室自行研制的伏安型电子舌系统[21],其系统结构如图 1 所示。该系统由传感器阵列、信号调理电路、数据采集卡(NI-6002)和 LabVIEW 上位机软件组成。传感器阵列由标准的三电极系统组成,包括 8 个工作电极(铂、金、钛、钯、银、钨、镍和玻碳),1 个 Ag/AgCl 电极作参比电极和 1 个铂辅助电极。检测时,LabVIEW 软件控制数据采集卡在辅助电极与工作电极之间施加大幅方波脉冲伏安信号(Large amplitude pulse voltammetry,LAPV),每个工作电极的激励信号范围为 −1～1 V,电位阶跃为 0.2 V。在 LAPV 信号激励下,工作电极表面发生电化学反应产生微弱电流信号,该信号经信号调理电路处理并经数据采集卡进行数据采集后,送至 LabVIEW 软件进行模式识别处理。

1.3　数据处理方法

1.3.1　集合经验模态分解　EMD 方法可以将非平稳信号分解成一组不同尺度、互不耦合的 IMF 分量,但实际应用中发现 EMD 会产生模态混叠现象,导致 IMF 分量中存在多种的信号震荡模态,从而造成 IMF 部分物理意义的缺失。EEMD通过在原始信号添加小幅白噪声来均衡



1. 参比电极　2. 辅助电极　3. 工作电极　4. 信号调理电路
5. 数据采集卡　6. LabVIEW 上位机

图 1　伏安型电子舌系统

Figure 1　VE-tongue system

信号，以提高信号在频率范围内的均匀性和时间尺度上的连续性，从而有效解决了 EMD 的模态混叠现象，极大提高了经验模态分解的准确度[22]。对于一给定的非平稳信号 $X(t)$，EEMD 分解过程如下：

(1) 在原始信号中添加满足 $(0,(\alpha\varepsilon)^2)$ 正态分布的白噪声 $n_j(t)$，α 和 ε 分别为添加的噪声幅值和信号的标准差，获得加噪后的信号：

$$X_j(t)=X(t)+n_j(t)\ , \tag{1}$$

式中：

$X_j(t)$ ——第 j 次加噪后的信号；

$X(t)$ ——原始非平稳信号；

$n_j(t)$ ——第 j 次添加的高斯白噪声。

(2) 对第 j 次添加白噪声后的信号 $X_j(t)$ 进行 EMD 分解，得到一组 IMF 分量 $c_{ij}(t)(j=1,2,3,\cdots\cdots,J)$，其中 $c_{ij}(t)$ 为第 j 次分解后获得的第 i 阶 IMF 分量。

(3) 对 $c_{ij}(t)$ 取平均值得到 $c_i(t)$，以消减因多次添加白噪声信号对实际 IMF 的干扰：

$$c_i(t)=\frac{1}{J}\sum_{1}^{J}c_{ij}(t)\ 。 \tag{2}$$

(4) 整个分解过程结束后，将 IMF 信号叠加则可以重构原信号：

$$X(t)=\sum_{i=1}^{n}c_i(t)+r_n(t)\ , \tag{3}$$

式中：

$X(t)$ ——原始非平稳信号；

$c_i(t)$ ——第 i 阶 IMF 分量；

$r_n(t)$ ——多次分解后的残余量，通常为常数或者单调函数，仅含有信号变化趋势信息，信息量较少，因此后续分析中将此分量忽略。

1.3.2　IMF 奇异谱熵　奇异谱分析(Singular spectrum analysis，SSA)通过对原始离散的时间序列信号构建轨迹矩阵，然后通过分解、重构得到代表原始序列的特征信息，目前已应用于多种时间序列的分析[23-24]中。IMF 奇异谱熵[25]则是融合了奇异谱分析以及信息熵的概念，其实现步骤如下：

(1) 将各阶 IMF 分量 $c_i(t)$ 构建成一个新的轨迹矩阵：

$$\boldsymbol{A}_i=\begin{bmatrix} c_i(1) & c_i(2) & \cdots\cdots & c_i(L) \\ c_i(2) & c_i(3) & \cdots\cdots & c_i(L+1) \\ M & M & M & M \\ c_i(M-L+1) & c_i(M-L+2) & \cdots\cdots & c_i(M) \end{bmatrix}, \tag{4}$$

式中：

$\boldsymbol{A}_i$ ——第 i 阶 IMF 分量的轨迹矩阵；

M ——信号的数据点数；

L ——分段长度。

(2) 对轨迹矩阵 $\boldsymbol{A}_i$ 进行奇异值分解

$$\boldsymbol{A}_i=U\boldsymbol{X}\boldsymbol{V}^T\ , \tag{5}$$

式中：

$U\in R^{(M-L+1)\times(M-L+1)}$ ；

$\boldsymbol{V}\in R^{L\times L}$ ——正交矩阵；

$\boldsymbol{V}^T$ —— V 的转置矩阵；

$\boldsymbol{X}\in R^{(M-L+1)\times(L)}$ ——对角矩阵。

对角元素 $X_1,X_2,\cdots\cdots,X_m$ 为矩阵 $\boldsymbol{A}_i$ 的奇异值且 $m=\min(M-L+1,L)$。

(3) 计算奇异谱熵，定义信号的奇异谱熵为：

$$E=-\sum_{a=1}^{n}p_a\log_2 p_a\ , \tag{6}$$

式中：

E ——奇异谱熵；

pa ——第 a 个奇异值在总奇异值中的比例，$p_a=\dfrac{\lambda_a}{\sum_{a=1}^{n}\lambda_a}$。

1.3.3　Hilbert 边际谱　Hilbert 边际谱为每个频率值所对应的能量总和，能够准确地将信号中包含的实际频率成分反映出来并从统计意义上表征各个频率点的累计幅值分布。其求解过程为：

(1) 对 EEMD 分解获得的有效 IMF 分量进行 Hilbert 变换，将实信号转变成解析信号，然后将所有 IMF 分量的解析信号进行叠加，并在重构信号时去掉残余量，这样得到的时频分布即为 Hilbert 谱：

$$H[c_i(t)]=\frac{1}{\pi}P\int_{-\infty}^{\infty}\frac{c_i(\tau)}{t-\tau}\mathrm{d}\tau\ , \tag{7}$$

式中：

P ——柯西主值；

$c_i(t)$ ——第 i 阶 IMF 分量；

$H[c_i(t)]$ ——对第 i 阶 IMF 分量作 Hilbert 变换。

(2) 构造其解析信号：

$$Z_i(t)=c_i(t)+jH[c_i(t)]=a_i(t)e^{j\theta_i(t)}\ , \tag{8}$$

$$a_i(t)=\sqrt{c_i^2(t)+H^2[c_i(t)]}\ , \tag{9}$$

$$\theta_i(t)=\tan^{-1}\left(\frac{H[c_i(t)]}{c_i(t)}\right)\ , \tag{10}$$

式中：

$Z_i(t)$ ——解析信号；

$a_i(t)$ —— $c_i(t)$ 的解析信号幅值，V；

$\theta_i(t)$ ——解析信号相位，rad。

(3) 对 $\theta_i(t)$ 求导则可得到瞬时频率 $\omega(t)$：

$$\omega(t)=\frac{\mathrm{d}\theta_i(t)}{\mathrm{d}t}\ 。 \tag{11}$$

(4) 去除残余分量 $r_n(t)$ 后，可以得到时频分布的 Hilbert 谱：

$$H(\omega,t)=Re\left[\sum_{i=1}^{n}a_i(t)e^{j\int\omega i(t)dt}\right], \quad (12)$$

式中:

$Re[]$——对信号取实部。

(5) $H(\omega,t)$ 在时间上的积分可以得到 Hilbert 边际谱:

$$h(\omega)=\int_{-\infty}^{\infty}H(\omega,t)dt \ 。 \quad (13)$$

1.3.4 LDA 分类识别算法　LDA 是一种有监督的机器学习算法,可以通过已知的样本类别来计算并寻找能够实现最好分类效果的线性判别函数。其基本思想是将高维的数据样本映射到最佳鉴别矢量空间,以达到提取分类信息和压缩特征维数的目的,映射后数据具有类内间距小且类间间距大的特点,从而使得不同类别之间差异更加明显。采用累计贡献率衡量其效果,一般当累计贡献率≥85%时认为该模型能够较好的表示原始数据信息,使不同类别样本能够更好地区分[26]。

2　结果与分析

2.1　电子舌响应信号

图 2 为枸杞溶液响应信号,在大幅脉冲信号作用下,电子舌可以获取到丰富的样本信息。从图 2 中可以看出,8 个工作电极的响应信号存在差异,依次对 8 个工作电极进行数据采集,每次采集共可获取 8 000 个数据点,则 4 种枸杞样本最终可获得 80×8 000 的数据矩阵。

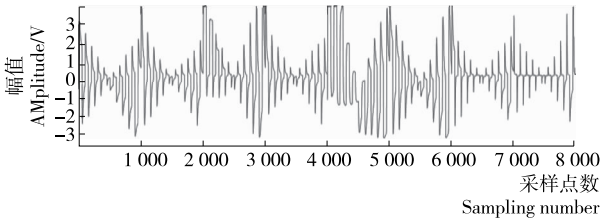


图 2　枸杞溶液信号

Figure 2　Wolfberry solution signal

2.2　基于 HHT 的信号特征提取结果

2.2.1 EEMD 结果　采用 EEMD 对电子舌采集信号进行分解,EEMD 添加白噪声幅值设置 $\alpha=0.2$,执行 EMD 次数 $J=100$,标准差 $\varepsilon=0.25$。经 EEMD 分解后的信号如图 3 所示,信号被自动分解为 10 个 IMF 分量及一个残余分量,其中 IMF 信号强度呈逐渐减弱趋势,为了减少信号中冗余信息,提高不同类别间的可区分度,因此采用奇异谱熵对 IMF 分量进行有效性筛选。

2.2.2 IMF 奇异谱熵　奇异谱熵是一种时域信号熵,熵值越大,则不确定性越高,包含的特征信息越多。对 4 种产地枸杞分别计算其 10 阶 IMF 奇异谱熵,设置分段长度 $L=3\ 000$,熵值分布情况如图 4 所示。从图 4 中可以看出,不同枸杞奇异谱熵整体分布趋势大致相似,但熵值的

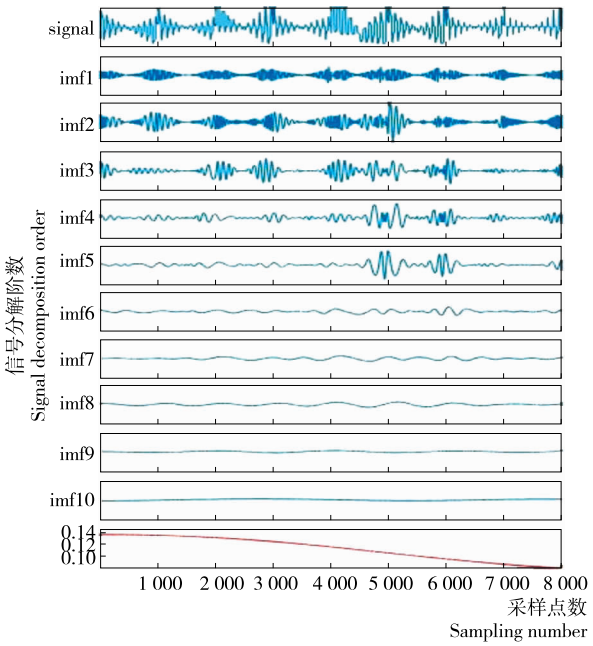


图 3　原始溶液信号 EEMD 分解结果

Figure 3　EEMD decomposition of original solution signal

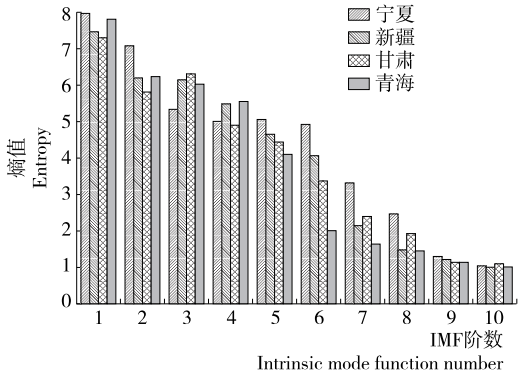


图 4　不同枸杞的 IMF 奇异谱熵分布

Figue 4　IMF singular spectral entropy distribution of different wolfberry

大小存在差异,其值随着 IMF 阶数的增加呈逐渐递减趋势,说明随着分解次数的增多,其所含信息量逐渐减少。由于第 9、10 阶 IMF 分量熵值变化微弱,因此去除此两阶 IMF 分量仅保留 1～8 阶 IMF 分量的奇异谱熵值作为特征向量,则一个信号样本可得到 1×8 的特征向量。

2.2.3 Hilbert 边际谱　对 1～8 阶 IMF 分量叠加后进行 Hilbert 变换可以得到其 Hilbert 谱。Hilbert 谱反映了电子舌信号时频分布特性,对 Hilbert 谱在时间上进行积分,可以获得如图 5 所示的 Hilbert 边际谱。从图 5 中可以看出,4 种枸杞的 Hilbert 边际谱变化趋势大致相同,但幅值差异较大,新疆样本最大值达到 20,而甘肃样本最大值只有7.6,可能是由于电子舌对不同产地枸杞的敏感性

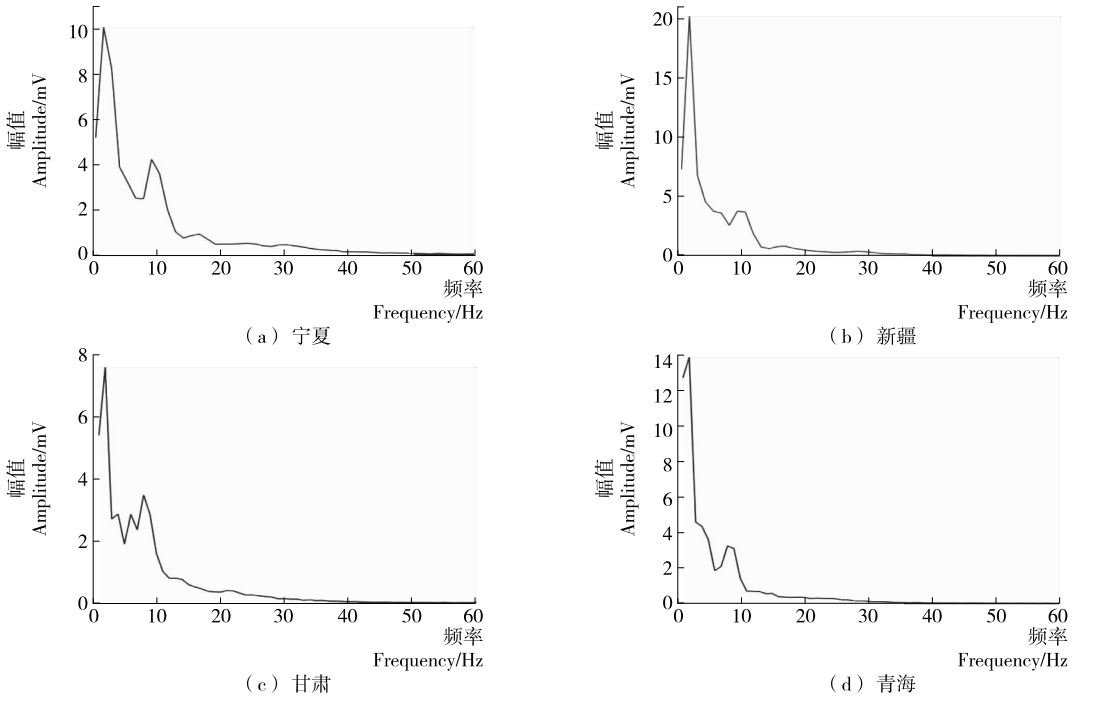


图 5　4 种枸杞信号的 Hilbert 边际谱

Figure 5　Hilbert marginal Spectrum of 4 kinds of wolfberry signals

不同所致，因此产生的频率累计幅值也存在较大差异。4 种枸杞信号在 10 Hz 左右均有较为明显的突起，其中甘肃样本在 0～10 Hz 有较大的起伏，其他 3 种则较为平稳。由于边际谱的能量主要集中在 0～50 Hz 的区间范围内，且到达 25 Hz 左右幅值变化趋于平缓，为了兼顾信息的区分与压缩效果，在 0～25 Hz 范围内以每次 1 Hz 的步长对 Hilbert 边际谱提取特征点，可获得 25 维的特征点。

2.3　LDA 分类识别

将提取得到的奇异谱熵与 Hilbert 边际谱特征点共 33 个特征向量输入 LDA 模型进行分类识别。为了证实基于 HHT 特征提取方法的有效性，分别采用 FPE-LDA、PCA-LDA、DWT-LDA 3 种模式识别方法与该方法进行对比。其中 FPE 方法主要对电子舌响应信号的极值点和拐点进行提取，分别在每个脉冲信号提取 2 个拐点，1 个极大值和 1 个极小值，最终得到 320 个特征点。采用 PCA 方法对电子舌信号进行数据降维，当累计贡献率达到 95%时，将数据作为模型输入，则电子舌信号最终压缩至 10 个数据点。为了找出 DWT 最优的小波基和分解层数，对 4 个小波基(Symlet、Daubecges、Haar、Coiflet)进行了不同阶次和不同分解层数(5～9 层)的测试，将分解后的数据进行重构，并求取与原始信号的相似系数。试验结果表明，Sym6 母小波在分解 8 层相似系数达到最大值，此时压缩效果最好，8 000 个数据点最终压缩至43 个，波形相似系数为 0.975 53。LDA 分类识别结果如图 6 所示。

图 6(a)为基于 FPE-LDA 的分类模型，其累计贡献率(LD1、LD2)为 90.1%。4 种样本整体距离较为接近，且各样本类内离散程度较大，新疆和青海样本基本散落在相同区域，无法很好地区分，因此仅提取信号的极值点及拐点特征，虽然能够较为直观的体现不同类别间的差异，但同时也容易造成部分细节变化趋势的缺失。图 6(b)为基于 PCA-LDA 的分类模型，累计贡献率为 89.4%，其中宁夏和新疆样本区分度较好，甘肃和青海 2 种样本有部分重合，可能是 PCA 算法属于无监督降维算法，在对信号进行投影时仅选取贡献率较大的主成分，会丢失一些重要的分类特征，但整体分类效果较 FPE-LDA 方法略有提高。图 6(c)为基于 DWT-LDA 的分类模型，其累计贡献率仅为 80.2%，略低于 85%，新疆与甘肃样本仍存在部分重叠现象，可能是 DWT 算法对信号进行分解时会丢弃部分高频分量，造成部分有用信息缺失导致。图 6(d)为基于 HHT-LDA 的分类模型，其累计贡献率达到了 91.6%，HHT 算法主要对信号的时频特征进行分析，能够很好地对非线性非平稳信号进行特征提取。从图 6(d)中可以看出，4 种枸杞样本被很好的区分开，且样本类内间距较小。试验结果表明，基于 HHT-LDA 分类模型比 FPE-LDA、PCA-LDA、DWT-LDA 3 种模型分类效果更好，表明在枸杞电子舌信号特征提取过程中，HHT 算法能够提取到更优的鉴别特征。4 种分类模型都能够将宁夏样本很好地区分，说明了宁夏枸杞与其他地区枸杞物质含量有着较

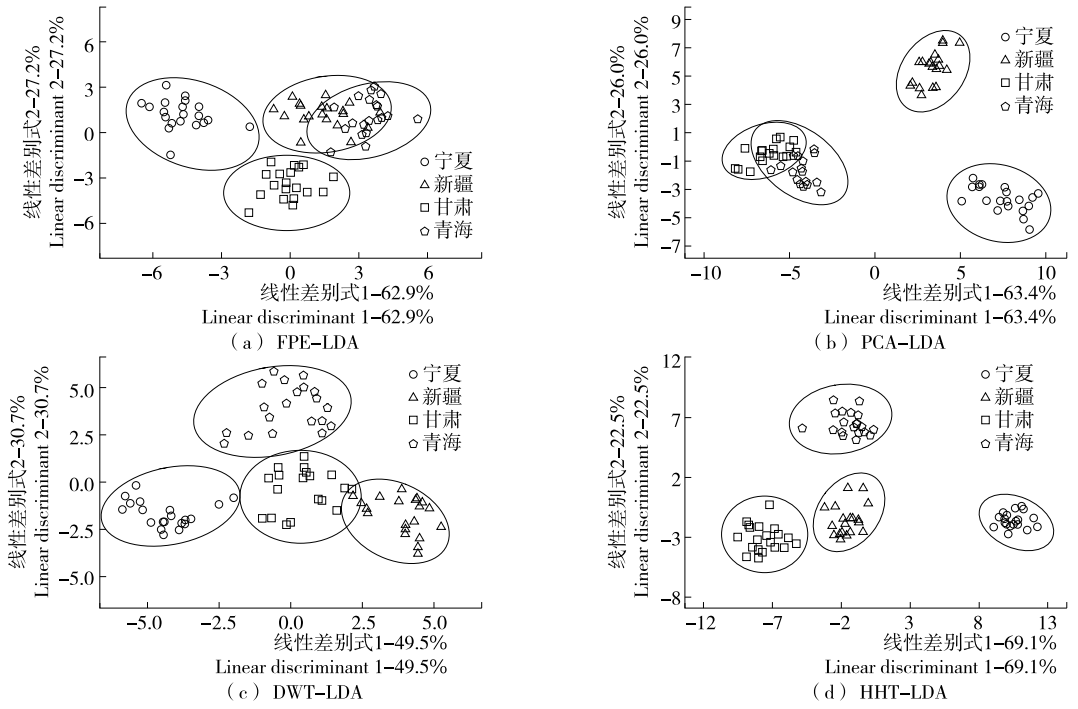


图 6　4 种模式识别模型

Figure 6　4 pattern recognition models

大的差异,该结果验证了伏安电子舌结合 HHT-LDA 模型对不同产地枸杞分类的可行性和有效性,为枸杞产地快速分类提供了新的方法与思路。

2.4　未知产地预测

为验证该模型对未知产地枸杞的分类识别能力,利用以上 4 种模型对未知产地的枸杞进行产地预测。试验中每种枸杞分别制备 20 个样本,从中随机选取 50 个样本(其中 9 个宁夏样本,13 个新疆样本,16 个甘肃样本,12 个青海样本)进行产地预测,其预测结果混淆矩阵如表 1 所示。使用总体精度(Overall accuracy, OA)和 Kappa 系数作为评价指标,经过统计计算可知,基于 FPE-LDA、PCA-LDA、DWT-LDA、HHT-LDA 的分类模型总体分类精度分别为 84%,92%,94%,98%,Kappa 系数分别为0.784,0.891,0.919,0.973。基于 HHT-LDA 模型中只有一个甘肃样本被错分为了新疆样本,总体识别效果较好,试验结果验证了该模型的有效性。

表 1　预测结果混淆矩阵†

Table 1　Confounding matrix of predicted results

参数	FPE-LDA				PCA-LDA				DWT-LDA				HHT-LDA			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
预测为 1 的样本数	9	0	0	0	9	0	0	0	9	0	0	0	9	0	0	0
预测为 2 的样本数	0	9	1	3	0	13	0	0	0	12	2	0	0	13	1	0
预测为 3 的样本数	0	1	15	0	0	0	15	3	0	1	14	0	0	0	15	0
预测为 4 的样本数	0	3	0	9	0	0	1	9	0	0	0	12	0	0	0	12
总体精度	84%				92%				94%				98%			
Kappa 系数	0.784				0.891				0.919				0.973			

†　1、2、3、4 分别为宁夏、新疆、甘肃、青海样本。

3　结论

采用伏安型电子舌对不同产地枸杞进行区分辨识,针对伏安型电子舌响应信号数据量大,冗余信息较多的特点,本试验提出一种基于 HHT-LDA 的伏安电子舌模式识别方法,首先使用 EEMD 对信号进行多尺度分解,通过选取有效 IMF 分量计算奇异谱熵,再对信号求取 HHT 边际谱,组合成 33 维特征向量,最后将其输入 LDA 模型进行分类识别。将本特征提取方法与常用的 FEP、PCA 和 DWT 方法进行对比,试验结果表明,基于 HHT-

LDA 的分类模型可以很好地区分 4 种地区的枸杞样本，表明 HHT 算法的特征提取性能要优于以上 3 种方法。随后建立枸杞产地预测模型，通过对未知产地样本分类，从而验证该模型有效性，基于 FPE-LDA、PCA-LDA、DWT-LDA 和 HHT-LDA 4 种模型的总体分类精度分别为 84%，92%，94%，98%，其中 HHT-LDA 模型仅有一个样本被错分，分类精度较高。试验结果验证了该模型的有效性，为快速鉴别枸杞产地提供了新的方法与思路。本方法仅对 4 种不同产地枸杞进行了试验，在后续工作中将对该方法进行更深的理论研究，并将其应用于其他食品的检测中。

参考文献

[1] 闫秀梅，董静洲，王瑛. 枸杞和宁夏枸杞叶片主要活性成分含量比较研究[J]. 食品科学，2010，31(1)：29-32.

[2] 田晓静，马忠仁，王彩霞. 枸杞子掺伪检测方法的研究进展[J]. 食品安全质量检测学报，2015，6(10)：3 911-3 916.

[3] 林楠，杨宗学，蔺海明，等. 不同产地枸杞质量的比较研究[J]. 甘肃农大学报，2013，48(2)：34-39.

[4] 张波，秦垦，戴国礼，等. 不同产区宁夏枸杞果实的主成分分析与综合评价[J]. 西北农业学报，2014，23(8)：155-159.

[5] 汤丽华，刘敦华. 基于近红外光谱技术的枸杞产地溯源研究[J]. 食品科学，2011，32(22)：175-178.

[6] WU Hao，YUE Tian-li，YUAN Ya-hong. Authenticity tracing of apples according to variety and geographical origin based on electronic nose and electronic tongue[J]. Food Analytical Methods，2018，11(2)：522-532.

[7] SOBRINO-GREGORIO L，BATALLER R，SOTO J，et al. Monitoring honey adulteration with sugar syrups using an automatic pulse voltammetric electronic tongue[J]. Food Control，2018，91：254-260.

[8] WEI Zhen-bo，ZHANG Wei-lin，WANG Yong-wei，et al. Monitoring the fermentation，post-ripeness and storage processes of set yogurt using voltammetric electronic tongue[J]. Journal of Food Engineering，2017，203：41-52.

[9] 韩剑众，黄丽娟，顾振宇，等. 基于电子舌的鱼肉品质及新鲜度评价[J]. 农业工程学报，2008，24(12)：141-144.

[10] 刘晶晶，高红慧，李婧祎，等. 基于方波伏安型电子舌的鸡蛋蛋清检测方法研究[J]. 传感器与微系统，2014，33(11)：56-58.

[11] 任奇锋，王俊. 自动进样与恒温控制型电子舌检测系统[J]. 农业机械学报，2016，47(4)：186-192.

[12] 陈茂晴. 基于电子鼻和电子舌技术的金耳深层发酵过程监测方法研究[D]. 镇江：江苏大学，2016：37-51.

[13] 胡玖. 基于改进 PCA 和 SVM 的 Android 平台人脸识别系统开发[D]. 成都：电子科技大学，2018：4-6.

[14] LU Lin，HU Xian-qiao，TIAN Shi-yi，et al. Visualized attribute analysis approach for characterization and quantification of rice taste flavor using electronic tongue[J]. Anal. Chim. Acta，2016，919(5)：11-19.

[15] 史庆瑞，国婷婷，殷廷家，等. 基于电子舌检测的橙汁贮藏品质研究[J]. 食品与机械，2017，33(11)：137-142.

[16] 马泽亮，殷廷家，国婷婷，等. 采用电子舌法检测橙汁及白酒的品牌及纯度[J]. 食品工业科技，2018，39(8)：190-194.

[17] HUANG N E，SHEN Zheng，LONG S R，et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London：Series A：Mathematical，Physical and Engineering Sciences，1998，454(1 971)：903-995.

[18] 孙会文，伏云发，熊馨，等. 基于 HHT 运动想象脑电模式识别研究[J]. 自动化学报，2015，41(9)：1 686-1 692.

[19] 曾一鑫，白春华，王仲琦. 基于 HHT 研究房屋结构对爆炸地震的振动响应[J]. 振动与冲击，2014，33(15)：71-75.

[20] 李佳睿，岳建海. 基于 HHT 及共振解调方法的动车组走行部轴箱轴承故障诊断算法[J]. 北京交通大学学报，2017，41(4)：85-90.

[21] YIN Ting-jia，GUO Ting-ting，MA Ze-liang，et al. Classification of wolfberry with different geographical origins by using voltammetric electronic tongue[J]. IFAC-Papers On Line，2018，51(17)：654-659.

[22] WU Zhao-hua，HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition：A noise assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis，2009，1(1)：1-41.

[23] 张琳，马宏忠，姜宁，等. 基于奇异谱熵和支持向量机的变压器绕组松动识别及定位[J]. 电力系统保护与控制，2017，45(18)：69-75.

[24] 李辉，焦毛，杨晓萍，等. 基于 EEMD 和 SOM 神经网络的水电机组故障诊断[J]. 水力发电学报，2017，36(7)：83-91.

[25] 宋祎. 基于 CEEMD 和特征融合的高速列车振动信号特征分析[D]. 成都：西南交通大学，2016：27-29.

[26] AMPUERO S，BOSSETJ O. The electronic nose applied to dairy products：A review[J]. Sensors & Actuators B：Chemical，2003，94(1)：1-12.