

文章编号 1004-924X(2017)增-0081-06

茶叶傅里叶红外光谱的模糊聚类系统设计

武 斌^{1,2}, 陈博文³, 武小红^{3*}, 贾红雯¹

(1. 滁州职业技术学院 信息工程系, 安徽 滁州 239000;

2. 江苏大学 京江学院, 江苏 镇江 212013;

3. 江苏大学 电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013)

摘要:为了实现茶叶品种的分类,利用傅里叶红外光谱技术和模糊聚类建立了茶叶傅里叶红外光谱的模糊聚类系统。该系统采用模糊 C-均值聚类算法(FCM),可能性 C-均值聚类算法(PCM)以及可能性模糊 C-均值聚类算法(PFCM)进行茶叶傅里叶红外光谱的模糊聚类研究。首先,采集不同品种茶叶的傅里叶红外光谱。接着,茶叶红外光谱数据进行多元散射校正(MSC)预处理。然后,用主成分分析(PCA)和线性判别分析(LDA)对数据进行降维。最后,使用聚类算法对茶叶数据进行聚类分析处理。实验结果表明:随着权重值 m 的不断增加,FCM 算法以及 PFCM 算法的准确率明显提升,而 PCM 没有产生明显的改变,聚类准确率始终维持在 75.76%。利用傅里叶红外光谱技术,结合 MSC,PCA,LDA,FCM 或 PFCM 可设计茶叶品种鉴别的模糊聚类系统,该系统检测速度快且准确率高。

关键词:傅里叶红外光谱;模糊聚类;主成分分析;线性判别分析;多元散射校正

中图分类号:TS272.7 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20172513.0081

Design of fuzzy clustering system for FTIR spectroscopy of tea

WU Bin^{1,2}, CHEN Bo-wen³, WU Xiao-hong^{3*}, JIA Hong-wen¹

(1. *Department of Information Engineering, Chuzhou Vocational Technology College, Chuzhou 239000, China;*

2. *Jingjiang College, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China;*

3. *School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)*

* *Corresponding author, E-mail: wxh_www@163.com*

Abstract: In order to classify tea varieties, a fuzzy clustering system was established using Fourier transform infrared spectroscopy (FTIR) technology and its fuzzy clustering algorithms such as fuzzy C-means clustering algorithm (FCM), possibilistic C-means clustering (PCM) and possibilistic fuzzy C-means clustering (PFCM) were investigated in clustering FTIR spectra of tea. Firstly, FTIR spectra of different varieties of tea samples were collected. Secondly, multiplicative scatter correction (MSC) was applied to preprocess the spectra. Thirdly, dimensionality of FTIR spectra was reduced by Principal Component Analysis (PCA) and linear discriminant analysis (LDA). Finally, the spec-

收稿日期:2017-05-28;修订日期:2017-07-11.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 31471413);安徽省高等教育振兴计划人才项目“高校优秀青年人才支持计划”资助项目(皖教秘人[2014]181号)

tral data of tea samples were analyzed by fuzzy clustering algorithms. Experimental results indicate that as the weight value m increases, the clustering accuracies of FCM and PFCM clustering algorithms increases remarkably while that of PCM has no obvious change with its accuracy remaining at 75.76% in the whole process. A fuzzy clustering system can be designed to classify tea varieties by FTIR technology coupled with MSC, PCA, LDA, FCM or PFCM with high detection speed and accuracy.

Key words: Fourier transform infrared spectroscopy; fuzzy clustering; Principal Component Analysis (PCA); linear discriminant analysis; multiplicative scatter correction

1 引言

在我国,茶是深受广大人民群众喜爱的饮品。饮茶已经成为人们的生活习惯,并形成了独具特色的茶文化。随着出口贸易市场的开放和国内流通的增多,快速准确地鉴别茶叶品种变得至关重要。传统的茶叶鉴别需要具备丰富经验的专业人士,是一种依赖于专家的主观判别方法,其效率低下,不适合大规模生产。随着科学技术的不断发展,光谱技术得到快速发展^[1-2],并逐渐应用于食品和农产品检测中^[3-4],其检测速度快,可靠性和效率都比较高。

国内外学者在应用中/近红外光谱技术检测茶叶方面做了一些研究。李晓丽等采用傅里叶红外光谱技术(Fourier Transform Infrared Spectroscopy, FTIR)检测龙井茶中混入的滑石粉,先用 SG 平滑等方法预处理茶叶光谱,再用 SPA 和 BIPLS 优选特征波数,用 PLS 和 LS-SVM 建立预测回归模型,结果表明 LS-SVM 预测滑石粉准确率高且稳定性好^[5]。Zhuang 等用近红外光谱技术和三种方法(PLS, BP-ANN 和 SVM)检测山东绿茶溯源地^[6]。武斌等应用红外光谱技术和一种新的广义噪声聚类(NGNC)准确地鉴别了三种产自四川的茶叶品种^[7]。Shi 等在投影判别分析和基因表达式编程基础上描述了直接的多类分类算法,并用该算法结合近红外光谱技术实现了 6 种茶叶品种的分类^[8]。Zhang 等用近红外光谱技术检测茶叶软饮料中的咪鲜胺,并用偏最小二乘判别分析和最小二乘支持向量机建立判别模型^[9]。

模糊聚类算法是模式分类领域中重要的算法之一,广泛应用于图像的分割、分类和识别等领域。在人工智能领域,基于案例的推理(CBR)系

统是一种自我学习系统来管理隐性案例。Zhao 等提出基于模糊 C 均值聚类(Fuzzy C-means, FCM)的 CBR 案例检索过程匹配方法,研究并说明了 FCM 在匹配大型案例数据库中的牢固性和效率^[10]。Liu 等提出了基于改进 FCM 的碳酸盐岩储层新液体识别方法,聚类算法初始化和全局最优聚类中心均采用混沌量子粒子群优化(CQP-SO)算法。Tudu 等提出了基于 FCM 的电子鼻红茶质量鉴别技术^[11],该方法使用一种自适应的 FCM 方法,将来自不同批次的红茶的电子鼻子分解成具有相似特征的簇,因此不需要访问先前收集的数据。从新的数据点来追加数据信息的特征,可以消除严重的噪声干扰现象。cDNA 的微阵列图像十分复杂,可以同时提供数千个基因表达的有用信息,因此,微阵列图像分割是一项重要任务。Biju 等提出使用模糊局部 C-均值聚类算法实现 DNA 微阵列图像的分割^[12]。本文采用傅里叶红外光谱技术分别结合 FCM,可能 C 均值(Possibilistic C-means, PCM)聚类算法^[13]和可能模糊 C 均值聚类(Possibilistic Fuzzy C-means, PFCM)^[14]鉴别 4 种安徽产茶叶,为利用红外光谱技术结合模糊聚类算法快速鉴别茶叶品种提供参考。

2 算法描述

2.1 可能 C 均值聚类

FCM 聚类算法^[13]是 Krishnapuram 和 Keller 为了解决 FCM 聚类算法无法克服聚类含噪声数据时噪声和野值的影响而提出的新算法。PCM 放弃了 FCM 算法中的可能性约束条件,构造了新的目标函数。与 FCM 聚类算法相比,PCM 在聚类时能处理数据中的噪声,赋予噪声数据非常小的隶属度值,因而噪声的影响基本可以

不用考虑。然而,PCM 聚类算法对初始聚类中心非常敏感,极易产生聚类一致性的现象^[15]。

PCM 聚类算法的具体实验过程如下:

首先确定目标函数:

$$J_{\text{PCM}}(T, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n t_{ij}^m d_{ik}^2 + \sum_{i=1}^c \eta_i \sum_{k=1}^n (1 - t_{ik})^m, \quad (1)$$

其中: $t_{ik} \in [0, 1]$, $0 < \sum_{k=1}^n t_{ik} < n$, 是 k 个样本向量对第 i 个聚类的可能值; $m \in [1, \infty)$, 是模糊加权系数即权重值; v_i 为第 i 个模糊聚类中心; $d_{ik} = \|v_i - x_k\|$ 是数据点到聚类中心的欧式距离值。PCM 的具体步骤如下:

第一步:选择权重值 m 的值,设置聚类分类数 c ,设置最大迭代次数 L_{max} ,并将初始化迭代次数设置为 $L = 1$;

第二步:对可能性划分矩阵进行初始化,确保 $t_{ik} \in [0, 1]$;

第三步:计算参数 η_i , 得到:

$$\eta_i = k \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m (d_{ik})^2}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m}, k > 0, \quad (2)$$

其中 u_{ik} 是对样本空间 X 进行 FCM 划分后最终得到的模糊隶属度;

第四步:通过计算获得隶属度 t_{ik} 和新的聚类中心 v_i , 分别为:

$$t_{ik} = \frac{1}{1 + \left(\frac{d_{ik}^2}{\eta_i}\right)^{\frac{1}{m-1}}}, \quad (3)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n t_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n t_{ik}^m}, 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq n. \quad (4)$$

第五步:若满足 $\max_i \|v_i^{l+1} - v_i^l\| < \epsilon$ 或者 $L > L_{\text{max}}$, 则迭代计算终止;否则,重复第三步。

2.2 可能模糊 C 均值聚类

FCM 算法的每个样本对 c 类的模糊隶属度之和为 1, 导致 FCM 对数据中的噪声敏感, 聚类结果不准确。PCM 算法较为容易发生重合聚类现象, 同时 PCM 对初始聚类中心很敏感, 结果很容易受初始聚类中心的影响。PFCM 在两种算法的基础上进行了修改, 解决了上述问题, 但是 PFCM 依旧需要先运行 FCM 聚类算法来计算参

数 γ_i , 算法的计算效率并没有得到很好的改善。

PFCM 算法的具体实施过程如下:

PFCM 算法的目标函数为:

$$J_{m, \eta}(U, T, V; X) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (au_{ik}^m + bt_{ik}^\eta) \times \|x_k - v_i\|^2 + \sum_{i=1}^c \gamma_i \sum_{k=1}^n (1 - t_{ik})^\eta, \quad (5)$$

其中: $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, \forall k = 1, \dots, n$, 且 $0 \leq u_{ik}; t_{ik} \leq 1, a > 0, b > 0, m > 1, \eta > 1$ 。对于所有的 i, m, k, η 在样本空间 X 中至少有 c 个不同的数据点, 使得数据点到类中心的欧氏距离大于零, 然后通过迭代求解目标函数的最小值。

其中参数 a 是模糊隶属度在目标函数中的重要性, 参数 b 用来表示典型值在目标函数中的重要性。PFCM 算法通过典型值和隶属度值来确定数据点的隶属关系, 在保留隶属度归一化的同时放松了典型值的约束条件。如果 $b=0$ 且 $\gamma_i = 0$, PFCM 算法就变为 FCM 算法; 当 $a=0$ 时则变为 PCM 算法。PFCM 的具体步骤如下:

第一步:设置聚类类别数 $c, 1 < c < n$, 确定权重值 m 和 η 以及初始聚类中心;

第二步:初始化迭代次数, $L=1$, 并设置最大迭代次数 L_{max} ;

第三步:计算 γ_i 。 γ_i 的计算式与 η_i 相同, 见式(2)。

$$u_{ik} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{jk}}{d_{ik}} \right)^{2/(m-1)} \right]^{-1}. \quad (6)$$

第四步:对下列步骤进行重复迭代, 直至目标函数达到最小值或者迭代次数达到最大值;

(1)通过式(6)计算模糊隶属度矩阵 u_{ik} ;

(2)通过式(7)计算典型值 t_{ik} ;

$$t_{ik} = \frac{1}{1 + \left[\frac{b}{\gamma_i} d_{ik}^2 \right]^{1/(\eta-1)}}. \quad (7)$$

(3)通过式(8)更新聚类中心 v_i ;

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (au_{ik}^m + bt_{ik}^\eta) x_k}{\sum_{k=1}^n (au_{ik}^m + bt_{ik}^\eta)}, 1 \leq i \leq c. \quad (8)$$

(4)迭代次数 L 增加 1;

第五步:若满足 $\max_i \|v_i^{l+1} - v_i^l\| < \epsilon$ 或者 $L > L_{\text{max}}$, 则迭代计算终止;否则,重复第三步。

3 实验与结果

3.1 茶叶样品及其光谱获取

本实验采用 FTIR-7600 型傅里叶红外光谱分析仪,其扫描次数为 32,光谱扫描的波数为 4001.569~401.1211 cm^{-1} ,扫描间隔为 1.928 cm^{-1} ,分辨率为 4 cm^{-1} 。

茶叶样品为市场上购买的峨眉山茶叶、优质竹叶青茶叶和劣质竹叶青茶叶,每种茶叶各采集 32 个样本,一共获得 96 个样本数据。三种茶叶经研磨粉碎后使用 40 目筛进行过滤,然后使用红外光谱仪扫描 3 次,取茶叶样本数据的平均值作为最后的红外光谱数据。每个茶叶数据的维数是 1 868。

3.2 茶叶光谱数据的预处理

在茶叶数据处理中,多元散射校正(Multiplicative Scatter Correction, MSC)是现阶段最常使用的一种数据预处理方法,在通过 MSC 处理后获得的茶叶数据能够显著减少噪声的影响,强化有效的光谱数据。然后使用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)对平滑处理过的数据进行主成分提取,通过不同的主成分数来获得压缩后不同维数的数据。最后使用线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)提取茶叶数据的鉴别信息。

3.3 茶叶光谱的模糊聚类

使用 FCM、PCM 以及 PFCM 算法进行分类时,每类茶叶选取 10 个样本作为测试集,剩余 22 个作为训练集,测试样本共 30 个,训练样本共 66 个。首先对茶叶的傅里叶红外光谱数据进行 MSC 预处理,然后使用 PCA 降维到不同维数,再使用 LDA 进行处理。

3.3.1 PCA 压缩后不同数据维数对结果的影响

使用 PCA 分别压缩为 5,10,15,20,25,30 维数据进行分析,聚类准确率和时间分别如表 1 和表 2 所示。

表 1 FCM、PCM 和 PFCM 算法的聚类准确率

Tab. 1 Clustering accuracies of FCM, PCM and PFCM (%)

维数	5	10	15	20	25	30
FCM	33.33	62.15	84.85	100	98.48	75.76
PCM	0	75.85	75.76	90.91	89.39	0
PFCM	57.65	59.15	93.94	100	98.48	33.33

分析表 1 可得,对茶叶数据进行降维后,压缩维数为 20 的茶叶数据的聚类准确率最高;在所有测试的维数中,PCM 和 PFCM 聚类算法的准确率波动较大,而 FCM 聚类算法的准确率相对较为平稳,且 PFCM 算法的准确率略高于 FCM 算法。相比于 PCM 算法,FCM 算法以及 PFCM 算法的准确率均高于 PCM 算法,说明 PFCM 及 FCM 聚类算法的聚类效果要好于 PCM 聚类算法。

表 2 FCM、PCM 和 PFCM 算法的聚类时间

Tab. 2 Clustering time of FCM, PCM and PFCM (s)

维数	5	10	15	20	25	30
FCM	0.081	0.079	0.101	0.450	0.134	0.162
PCM	0.071	0.032	0.112	0.211	0.196	0.257
PFCM	0.244	0.266	0.348	0.355	0.411	0.412

分析表 2 可得,3 种聚类算法在处理高维数据的时间均高于处理低维数据的时间,聚类效率随着聚类数据维度的增加而降低;PFCM 聚类算法由于结合了 FCM 算法以及 PCM 聚类算法,其聚类效率有所下降。

3.3.2 不同权重值 m 对聚类结果的影响

选择 PCA 降维至 15 维,选择权重值 m 分别为 1.5,2.0,2.5,各算法的聚类准确率如表 3 所示。

表 3 FCM、PCM 和 PFCM 算法的聚类准确率

Tab. 3 Clustering accuracies of FCM, PCM and PFCM (%)

权重值	1.5	2.0	2.5
FCM	50.00	84.45	84.84
PCM	75.76	75.76	75.76
PFCM	86.36	93.94	96.97

权重值的取值范围为 1 到无穷,并且不可取值为 1,上述实验从 2.0 开始,逐渐增加权重值。由表 3 可知,随着权重值 m 的逐渐增加,FCM 算法以及 PFCM 聚类算法的准确率明显提升,特别是 PFCM 算法,当权重值超过 2.0 时,聚类效果非常好;然而,PCM 聚类算法没有随着权重值的变化而产生明显的改变,聚类准确率始终维持在 75%左右。

3.3.3 PFCM 聚类结果的分析

在使用 PFCM 聚类算法时,为了获得不同的聚类准确率,分别使用不同数量的数据集作为测试样本和训练样本,包括:每类 10 个训练样本、22 个测试样本;每类 12 个训练样本、20 个测试样本;每类 15 个训练样本、17 个测试样本;每类 18 个训练样本、14 个测试样本。通过之前的实验结果可以确定,当 PCA 降维至 20 维时效果最好,维数降低或增加所得效果均有所降低。当茶叶数据降为 5 维、20 维和 30 维时,PFCM 的聚类准确率分别如表 4、表 5 和表 6 所示。

表 4 PFCM 算法对 5 维数据的聚类结果

Tab. 4 Clustering results of five-dimensional data by PFCM

分类	10 训练	12 训练	15 训练	18 训练
	22 测试	20 测试	17 测试	14 测试
准确率/%	57.58	56.67	52.94	69.05
聚类时间/s	1.197	1.222	1.178	1.415

表 5 PFCM 算法对 20 维数据的聚类结果

Tab. 5 Clustering results of twenty-dimensional data by PFCM

分类	10 训练	12 训练	15 训练	18 训练
	22 测试	20 测试	17 测试	14 测试
准确率/%	100	100	100	100
聚类时间/s	1.142	1.145	1.167	1.180

参考文献:

- [1] 何芳,王榕,于强,等. 加权空谱局部保持投影的高光谱图像特征提取[J]. 光学精密工程,2017,25(1): 263-273.

表 6 PFCM 算法对 30 维数据的聚类结果

Tab. 6 Clustering results of thirty-dimensional data by PFCM

分类	10 训练	12 训练	15 训练	18 训练
	22 测试	20 测试	17 测试	14 测试
准确率/%	33.3	100	100	100
聚类时间/s	1.135	1.108	1.102	1.172

从表 4~表 6 中的聚类结果可知:训练样本数据越多,对测试样本的分类就越准确;但是测试样本越多,算法的运算时间越长,运算效率越低;随着降维维数的增加,算法的运算准确率也有所提升,运算时间明显较少。

4 结 论

本文以 3 种茶叶作为实验对象,使用红外光谱技术和模式识别相结合的方法,通过不同的聚类算法对茶叶进行了分类识别。实验结果表明:在对高维的茶叶数据处理时,需要先使用 PCA 和 LDA 对茶叶数据降维处理,然后使用模糊聚类算法对数据分别进行聚类。在应用 FCM、PCM 和 PFCM 算法聚类时,FCM 的聚类准确率比 PCM 和 PFCM 要低,而 PCM 和 PFCM 算法的准确率大致相同,但 PFCM 的运算时间比 PCM 要多,效率比 PCM 略低。在使用 PFCM 算法聚类茶叶数据时,程序处理低维数据的效率明显低于处理高维数据的效率;茶叶数据降到 20 维时,数据处理效率相比 5 维数据以及 30 维数据的准确率更高;训练样本数据越多,对测试样本的分类就越准确,但是过多的测试会导致运算效率降低;茶叶数据降到 20 维和 30 维时,数据处理效率以及准确率都较高。

- HE F, WANG R, YU Q, *et al.*. Feature extraction of hyperspectral images of weighted spatial and spectral locality preserving projection (WSSLPP) [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(1): 263-273. (in Chinese)

- [2] 李玉,徐艳,赵雪梅,等. 利用高斯混合模型的多光谱图像模糊聚类分割[J]. 光学精密工程,2017,25(2): 509-518.
LI Y, XU Y, ZHAO X M, *et al.*. Multispectral image segmentation by fuzzy clustering algorithm used gaussian mixture model [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017,25(2): 509-518. (in Chinese)
- [3] 刘燕德,靳昱昱,王海阳. 基于拉曼光谱的三组分食用调和油快速定量检测[J]. 光学精密工程,2015,23(9): 2490-2496.
LIU Y D, JIN T T, WANG H Y. Rapid quantitative determination of components in ternary blended edible oil based on Raman spectroscopy [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23 (9): 2490-2496. (in Chinese)
- [4] WU X H, WU B, SUN J, *et al.*. Discrimination of apples using near infrared spectroscopy and sorting discriminant analysis [J]. *International Journal of Food Properties*, 2016, 19(5): 1016-1028.
- [5] 李晓丽,张裕莹,何勇. 基于中红外光谱技术检测茶叶中非法添加滑石粉的研究[J]. 光谱学与光谱分析,2017,37(4): 1081-1085.
LI X L, ZHANG Y Y, HE Y. Study on detection of talcum powder in green tea based on Fourier transform infrared (FTIR) transmission spectroscopy [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2017, 37(4): 1081-1085. (in Chinese)
- [6] ZHUANG X G, WANG L L, CHEN Q, *et al.*. Identification of green tea origins by near-infrared (NIR) spectroscopy and different regression tools [J]. *Science China-Technological Sciences*, 2017, 60(1): 84-90. (in Chinese)
- [7] 武斌,崔艳海,武小红,等. 一种广义噪声聚类的红外光谱茶叶品种鉴别研究 [J]. 光谱学与光谱分析,2016, 36(7): 2094-2097.
WU B CUI Y H, WU X H, *et al.*. Discrimination of tea varieties by using infrared spectroscopy with a novel generalized noise clustering [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2016, 36(7): 2094-2097. (in Chinese)
- [8] SHI W M, LIU Y, KONG W *et al.*. Tea classification by near infrared spectroscopy with projection discriminant analysis and gene expression programming [J]. *Analytical Letters*, 2015, 48(18): 2833-2842.
- [9] ZHANG Y, DONG Y, XIANG BR *et al.*. Feasibility research on rapid detection of prochloraz in green tea soft drink by near-infrared spectroscopy [J]. *Food Analytical methods*,2015,8(2):343-351.
- [10] ZHAO Y M, ZHANG M M. Research on matching method for case retrieval process in CBR based on FCM [J]. *Procedia Engineering*, 2017, 174: 267-274.
- [11] TUDU B, GHOSH S, BAG A K. Incremental FCM technique for black tea quality evaluation using an electronic nose [J]. *Fuzzy Information and Engineering*, 2015, 7(3): 275-289.
- [12] BIJU V G, MYTHILI P. Fuzzy clustering algorithms for cDNA microarray image spots segmentation [J]. *Procedia Computer Science*, 2015, 46: 417-424.
- [13] KRISHNAPURAM R, KELLER J. A possibilistic approach to clustering [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1993, 1(2): 98-110.
- [14] PAL N R, PAL K, BEZDEK J C. A possibilistic fuzzy c-means clustering algorithm [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2005, 13(4): 517-530.
- [15] KRISHNAPURAM R, KELLER J. The possibilistic c-means algorithm: insights and recommendations [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1996, 4(3): 385-393.

作者简介:



武斌(1978—),男,安徽合肥人,硕士,副教授,2004年于安徽农业大学获得学士学位,2009年于大连理工大学获得硕士学位,主要从事软件技术和嵌入式技术、智能信息处理及光谱数据处理等研究。E-mail: wubind2003@163.com

通讯作者:



武小红(1971—),男,安徽合肥人,博士,副教授,硕士生导师,1995年于安徽机电学院获得学士学位,2002年于四川工业学院获得硕士学位,2008年于南京航空航天大学获得博士学位,主要研究方向为模式分类,光谱信息处理技术。E-mail: wxh_www@163.com