

# 稳健算法及其在红外光谱分析中的应用

陆宇振<sup>1</sup>, 杜昌文<sup>1</sup>, 余常兵<sup>2</sup>, 周健民<sup>1</sup>

(1. 中国科学院 南京土壤研究所, 土壤与农业可持续发展国家重点实验室, 江苏 南京 210008;

2. 中国农业科学院 油料作物研究所, 农业部油料作物生物学与遗传育种重点实验室, 湖北 武汉 430062)

**摘要:**总结了稳健主成分分析、稳健主成分回归、稳健偏最小二乘回归和稳健连续回归等各种稳健算法的新近成果。研究表明, 稳健算法可以检测并规避异常值的影响。稳健算法应用红外光谱分析中可望优化定性、定量预测模型。

**关键词:**稳健算法; 异常值; 红外光谱分析

中图分类号: O657.32

文献标志码: A

文章编号: 1006-3757(2013)02-0071-06

红外光谱分析是一种多组分快速无损检测技术, 近二十年来飞速发展, 已广泛应用于农产品、食品、医药、化工和土壤等领域<sup>[1-2]</sup>。建立高质量的多元校正模型是红外光谱定量分析的目标, 其中最重要的一个方面就是异常值的检测<sup>[3]</sup>。

实际建模数据中, 经常会出现与大多数数据明显偏离的观测值, 称为异常值(Outlier)<sup>[4]</sup>。这种异常值可能是由于测定错误、记录错误、取样缺乏代表性或者实验条件的改变等造成的<sup>[5]</sup>。建模数据集很大时, 异常值比较容易发现, 且经常难以直接观察到。异常值未必就是错误的, 但是其存在则会破坏模型的拟合和预测能力, 在建立校正模型前必须检测甚至剔除这些异常值。

稳健算法是基于异常值检测而发展起来的统计方法, 采用稳健估计取代经典估计, 可以很好的检测并规避异常值的影响。目前, 许多新的高效的稳健算法已在统计学领域广为接受, 而在化学计量学, 尤其是红外光谱分析中的应用还相当有限。鉴于此, 本文简要介绍近些年新发展起来的稳健算法及其在红外光谱分析中的应用。

## 1 稳健算法

### 1.1 稳健主成分分析(robust principal component analysis, RPCA)

经典主成分分析中, 主成分是由样品集协方差

矩阵分解得到。样品集在每一个主成分上的投影观测均有最大方差且依次减小, 主成分之间彼此正交。由于协方差和方差对异常值都比较敏感, 主成分的取向常会受异常点牵引而不能很好地反映正常观测值的变异信息, 最终可能得到错误的结果。而稳健主成分分析则可以获得不受异常值影响的稳健主成分, 通过得分诊断图可以直接判断异常值的个数和类型, 主要可以分为以下 4 种算法。

#### 1.1.1 基于最小协方差行列式(minimum covariance determinant, MCD)估计的主成分分析

以 MCD 或其快速算法 FAST-MCD 估计获得稳健的协方差, 取代经典主成分分析中的协方差, 可以得到稳健主成分<sup>[6-7]</sup>。MCD 估计的影响函数(influence function)是有界的, 崩解值(breakdown value)比较高<sup>[8]</sup>。但这种主成分分析只适合于样品变量数小于样品个数的数据集, 且计算比较慢, 最快只能处理到 100 维的变量。

#### 1.1.2 基于投影寻踪(Projection Pursuit, PP)的主成分分析

投影寻踪的思想是把高维数据连续投影到低维空间, 使得每一个投影方向上的稳健投影指标最大, 且各投影方向彼此正交, 最终获得稳健主成分。经典主成分分析可以看作是投影寻踪主成分分析的特例, 即把方差作为稳健投影指标。Li 等<sup>[9]</sup>首先提出

收稿日期: 2013-04-12; 修订日期: 2013-05-13.

基金项目: 中国科学院知识创新重要方向项目(KZCX2-YW-QN411)资助。

作者简介: 陆宇振(1989-), 男, 硕士研究生, 研究方向为作物红外光声光谱表征。

通信作者: 杜昌文. E-mail: chwdu@issas.ac.cn

了PP主成分分析法,但是他们的算法计算量太大.在Li的基础上Croux和Ruiz-Gazen<sup>[10]</sup>提出了一种快速算法(C-R算法),但是该法在处理高维数据时误差很大.在此基础上,Hubert等<sup>[11]</sup>提出了基于反射的稳健主成分分析(RAPCA),该法计算速度快,而且结果比较可靠.

### 1.1.3 MCD和PP结合的主成分分析

Hubert等<sup>[12]</sup>在RAPCA基础上又引入了新的稳健主成分分析法(ROBPCA).先利用投影寻踪的方法进行数据降维,然后对降维数据采用MCD估计,最终获得比RAPCA更加准确的结果,不过运行时间比后者略慢.在此基础上,Engelen和Hubert<sup>[13-14]</sup>又提出基于RAPCA- $k_{\max}$ 的快速交叉验证方法,并以稳健的PRESS(predicted residual sum of squares)作为主成分选择的标准.

### 1.1.4 基于稳健奇异值分解的主成分分析

奇异值分解(Singular value decomposition, SVD)是计算主成分的主要算法,如计算过程中用稳健估计取代最小二乘估计,则可以得到相应的稳健主成分<sup>[15]</sup>.

## 1.2 稳健主成分回归(robust principal component regression, RPCR)

经典主成分回归包括2步:PCA阶段和MLR阶段.首先自变量矩阵X进行主成分分析获得得分矩阵T,然后因变量Y对T进行多元线性回归(MLR).PCA阶段和MLR阶段对异常值都很敏感<sup>[16]</sup>.坏杠杆值会影响得分矩阵T,进而影响MLR.垂直异常值则直接影响到MLR.对PCR的两个阶段都进行稳健处理即为稳健主成分回归.

Walczak等<sup>[17]</sup>提出以多元切尾法(multivariate trimming, MVT)作为PCA阶段的协方差估计,然后进行稳健LMS(Least median square)回归.这种方法效率太低,只能用来检测异常值,不适合建立校正模型.Pell<sup>[18]</sup>利用Egan等<sup>[19]</sup>提出的RHM(Resampling by half-means)的方法进行主成分分析,然后进行稳健LTS(Least trimmed square)回归.这种方法可以很好的识别异常值,剔除异常值的数据进行经典PLS回归.但这种稳健方法不具有正交等变性(orthogonal equivariance)<sup>[20]</sup>.

Hubert等<sup>[20]</sup>在ROBPCA的基础上提出了稳健主成分回归RPCR.在PCA阶段,对于自变量X维数小于样品数的数据,以MCD作为X协方差的稳健估计进行主成分分析;对于高维数据则采用

ROBPCA的方法进行主成分分析.在回归阶段,如果因变量Y只有1个,则采用LTS进行稳健回归,否则采用MCD进行稳健回归.所有稳健估计均采用硬阈值规则(进行0或者1加权).该方法采用稳健的R-RMSECV作为主成分选择的标准,通过得分诊断图和回归诊断图可以直接检测异常值.在此基础上,Engelen<sup>[21]</sup>进行了速度优化,同时提出了以RCS作为校正模型选择的标准.

## 1.3 稳健偏最小二乘回归(robust partial least square regression, RPLS)

与经典主成分回归不同是,在PCA阶段,经典偏最小二乘回归是通过自变量X和因变量Y同时分解并使两者协方差最大化而获得主成分得分.然而,与经典主成分回归一样,经典偏最小二乘回归在PCA阶段和MLR阶段都对异常值很敏感<sup>[22]</sup>.常见的PLS算法有NIPALS算法和SIMPLS算法.对PLS算法进行稳健化处理即得稳健偏最小二乘回归.主要思路是降低异常值权重、协方差矩阵稳健估计和稳健回归.

Wakeling等<sup>[23]</sup>认为用稳健回归取代NIPALS算法中所有最小二乘回归步骤将可使PLS回归变得十分稳健.但是这种方法计算量太大,选择性取代部分最小二乘回归步骤更为合理.Commins<sup>[24]</sup>和Pell等<sup>[18]</sup>提出了一种迭代重加权偏最小二乘(Iteratively Reweighted Partial Least Squares, IRPLS)的算法(权重取决于回归残差的大小).这种方法计算较快,但是仅适用一维因变量,且对于垂直异常值比较敏感<sup>[25]</sup>.

Hubert<sup>[25]</sup>对SIMPLS算法<sup>[26]</sup>进行稳健化处理提出了2种稳健偏最小二乘回归方法:RSIMCD和RSIMPLS.首先在PCA阶段应用ROBPCA方法获得稳健得分,然后进行稳健回归.RSIMCD采用MCD回归,RSIMPLS则利用ROBPCA中的信息进行重加权MLR回归.这2种回归方法都能抵抗各种异常值,可以构建得分诊断图和回归诊断图直接检测异常值.RSIMPLS和RSIMCD的稳健能力基本一致,不过前者计算速度要比后者快约一倍.Vanden Branden等<sup>[27]</sup>进一步证明了RSIMPLS回归方法的稳健性.RCS值也可以作为稳健主成分选择的标准<sup>[21]</sup>.

Serneels等<sup>[28]</sup>基于SIMPLS算法提出了一种新的偏稳健M估计回归(Partial Robust M-regression, PRM).在PRM中,稳健M估计回归取代最小二乘

回归,自变量和因变量的每个观测值都以稳健方式初始化权重,迭代过程中采用连续权重而不是硬阈值加权,自变量权重来自于得分,因变量权重来自于回归残差,权重函数为 Fair 函数. 这种方法能够抵抗各种异常异常值,计算速度和准确度优于 RSIMPLS 算法,根据样品-权重图或距离图可以进行异常值检测. PRM 可以采用重复双交叉验证 (Repeated double cross validation, rdCV) 的策略进行模型筛选<sup>[29-31]</sup>. 不过这种方法只适合单一因变量.

此外,还有基于 Stahe-Doho 稳健估计的稳健偏最小二乘回归方法<sup>[32-33]</sup>.

#### 1.4 稳健连续回归 (robust continuum regression, RCR)

连续回归是由 Stone 和 Brooks<sup>[34]</sup> 提出的,可以看作是 MLR、PCR 和 PLSR 的一般形式. 在连续回归中,通过调节参数  $\delta$  (区间为  $[0, 1]$ ),可以在从 MLR 到 PLSR 再到 PCR 的模型演变范围内,找到 1 个最佳的回归模型. 当  $\delta$  为 0、0.5 和 1 时,连续回归模型分别对应 MLR、PLSR 和 PCR.

连续回归基于方差和协方差联合最大化的原则,通过连续寻优可以使获得的模型兼有良好的拟合性能和预测能力. 连续幂回归 (continuum power regression, CPR) 是对连续回归的优化升级<sup>[35]</sup>. 然而正是因为连续回归也是采用方差和协方差进行回归估计的,所以同样不能够抵抗异常值<sup>[36]</sup>. Serneels 等<sup>[36]</sup> 利用投影寻踪的算法构建方差和协方差的稳健估计,提出了一种稳健连续回归的算法 (CR-PP). CR-PP 虽然有很好的稳健性,但是投影方向不能太大,有时会产生较大的近似误差,而且对于光谱等高维数据的处理则极其耗时.

#### 1.5 稳健算法的软件实现

目前一些发展成熟的稳健算法已经推出相应的处理软件. 基于 matlab 环境的 LIBRA 工具箱可以用于稳健主成分分析 (ROBPCA) 和稳健简单最小二乘回归分析 (RSIMPLS)<sup>[37]</sup>. TOMCAT 工具箱是 LIBRA 的 GUI 版本,同时加入了偏稳健 M 回归 (PRM)、稳健连续回归 (RCR) 和径向基偏最小二乘回归 (RBF-PLS)<sup>[38]</sup>. FASD 是基于前向搜索技术的 matlab 工具箱,不过主要用于低维数据异常值检测<sup>[39]</sup>. 基于 LIBRA 工具箱的稳健 PARAFAC 可用于多路数据集异常值检测<sup>[40]</sup>. 基于 Matlab 环境的 Biodata 工具箱可以利用稳健主成分分析检测异常值<sup>[41]</sup>. 此外一些基于 R 语言的软件包 (如

chemometrics 和 rrcov 等) 也可以执行各种稳健分析<sup>[42]</sup>.

## 2 稳健算法在红外光谱分析中的应用

目前,稳健算法在红外光谱分析的应用大多是统计学者对稳健算法的验证性应用,在光谱分析工作者中应用还相当有限.

稳健统计学常将观测值分为 4 种,以回归模型为例,即为正常值 (regular points)、好杠杆值 (good leverage points)、坏杠杆值 (bad leverage points) 和垂直异常值 (vertical outliers)<sup>[43]</sup>. 其中,坏杠杆值为自变量 X 中的异常值,垂直异常值为因变量 Y 中的异常值,这 2 种观测值对模型危害很大. 好杠杆值不会对建模产生干扰,一般不作为异常值. 异常值的检测方法一般有 2 种:第一种是对全体数据进行最小二乘拟合,然后根据回归残差检测异常值,剩余数据重新建模;第二种是构建可以拟合多数数据的模型,然后根据回归残差检测异常值. 2 种方法思路相反,前一种为经典算法,后一种为稳健算法.

经典算法是基于经典参数估计 (均值、方差、协方差) 的检测方法,主要通过度量单个光谱样本距离光谱集中心的距离实现,如马氏距离法、Cook 距离法和帽子矩阵法等. 这类方法对异常值的检测实际上是有偏的,当样品集存在异常值时,尤其是多个异常值,一方面不能够有效检测出异常值,另一面还可能将正常值错误判断为异常值. 前者为异常值的 Masking 效应,后者为异常值的 Swamping 效应<sup>[44]</sup>.

稳健算法一般采用得分诊断图或回归诊断图检测各种异常值. 得分诊断图只能检测光谱矩阵的异常值,横轴表示样品的得分距离,纵轴表示样品的正交距离. 对样品集进行稳健分析,得分距离和正交距离均大于基准线的坏杠杆值;得分距离大于基准线而正交距离小于基准线的为好杠杆值;得分距离小于基准线而正交距离大于基准线的为正交异常值,得分距离和正交距离均小于基准线的为正常值. 对回归诊断图,横轴表示标准化距离,纵轴表示标准化残差距离. 其中标准化残差距离可以检测浓度矩阵的异常值,即垂直异常值. 稳健算法在光谱定量分析中则表现为稳健回归. 同样地,采用稳健估计取代经典估计,从而增强定量预测模型的稳健性. 稳健回归不仅能有效地检测出建模数据中的异常值,同时在异常值存在的情况下也能给出可靠预测结果<sup>[45-46]</sup>.

### 3 结 论

稳健算法是处理异常值问题的有力工具,可以检测出异常值,进而规避异常值的不良影响,通过稳健回归可以获得可靠的预测结果. 红外光谱分析建模数据中由于主客观原因,常常混有异常值. 稳健算法的采用可以降低异常值的影响,优化定性、定量分析模型,在红外光谱分析中的应用前景可观.

#### 参考文献:

- [ 1 ] Siesler H W, Ozaki Y, Kawata S, et al. Near-infrared spectroscopy: principles, instruments, applications [M]. Weinheim: WILEY-VCH, 2006:269-327.
- [ 2 ] Chalmers J M, Griffiths P R. Handbook of vibrational spectroscopy [M]. Chichester: John Wiley and Sons Ltd, 2002:1231-1250.
- [ 3 ] Martens H, Naes T. Multivariate calibration [M]. Chichester: John Wiley and Sons Ltd, 2002:64-72.
- [ 4 ] Rousseeuw P J, Hubert M. Robust statistics for outliers detection [J]. WIREs Data Mining and Knowledge Discovery, 2011, 1(1): 73-79.
- [ 5 ] Hubert M, Verboven S. A robust PCR method for high-dimensional regressors [J]. Journal of Chemometrics, 2003, 17(8): 438-452.
- [ 6 ] Rousseeuw P J. Least median of square regression [J]. Journal of the American Statistical Association, 1984, 79(388): 871-880.
- [ 7 ] Rousseeuw P J, Driessen K V. A fast algorithm for the minimum covariance determinant estimator [J]. Technometrics, 1999, 41(3): 212-223.
- [ 8 ] Coakley C W, Hettmansperge T P. A bounded influence, high breakdown, efficient regression estimator [J]. Journal of the American Statistical Association, 1993, 88(423): 872-880.
- [ 9 ] Li G, Chen Z. Projection-pursuit approach to robust dispersion matrices and principle components: primary theory and Monte Carlo [J]. Journal of the American Statistical Association, 1985, 80(391): 759-766.
- [ 10 ] Croux C, Ruiz-Gazen A. A fast algorithm for robust principle components based on projection pursuit [M]. In Proceedings in Computational Statistics. ed. A. Prat (Heidelberg: Physical Verlag), 1996: 211-217.
- [ 11 ] Hubert M, Rousseeuw P J, Verboven S. A fast robust method for principal components with applications to chemometrics [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2002, 60(1): 101-111.
- [ 12 ] Hubert M, Rousseeuw P J, Branden K V. ROBPCA: a new approach to robust principle component analysis [J]. Technometrics, 2005, 47(1): 64-79.
- [ 13 ] Engelen S, Hubert M, Branden K V. A comparison of three procedures for robust PCA in high dimensions [J]. Austrian journal of statistics, 2005, 34(2): 117-126.
- [ 14 ] Hubert M, Engelen S. Fast cross-validation of high-breakdown resampling algorithms for PCA [J]. Computational Statistics and Data Analysis, 2007, 51(10): 5013-5024.
- [ 15 ] Hawkins D W, Liu L, Young G S. Robust singular value decomposition [R]. Technical Report 122, National Institute of Statistical Sciences, Research Triangle Park, NC, 2001.
- [ 16 ] Debruyne M, Engelen S, Hubert M, et al. Robustness and outlier detection in chemometrics [J]. Critical Reviews in Analytical Chemistry, 2006, 36(3): 221-242.
- [ 17 ] Walczak B, Massart D L. Robust principal components regression as a detection tool for outliers [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1995, 27(1): 41-54.
- [ 18 ] Pell P J. Multiple outlier detection for multivariate calibration using robust statistical techniques [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2000, 52(1): 87-104.
- [ 19 ] Egan W J, Morgan S L. Outlier detection in multivariate analytical chemical data [J]. Anal Chem, 1998, 70(11): 2372-2379.
- [ 20 ] Hubert M, Verboven S. A robust PCR method for high-dimensional regressors [J]. Journal of Chemometrics, 2003, 17(8): 1-15.
- [ 21 ] Engelen S, Hubert M. Fast model selection for robust calibration methods [J]. Analytical Chimica Acta, 2005, 544(1): 219-228.
- [ 22 ] Serneels S, Croux C, Van Espen P J. Influence properties of partial least squares regression [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2004, 71(1): 13-20.
- [ 23 ] Wakeling I N, Macfie H J H. A robust PLS procedure [J]. Journal of Chemometrics, 1992, 6(4): 189-198.
- [ 24 ] Cummins D J, Andrews C W. Iteratively reweighted partial least squares: a performance analysis by Monte Carlo simulation [J]. Journal of Chemometrics, 1995, 9(6): 489-507.

- [ 25 ] Hubert M, Branden K V. Robust methods for partial least squares regression[J]. *Journal of Chemometrics*, 2003, 17(10): 537-549.
- [ 26 ] De Jong S. SIMPLS: an alternative approach to partial least squares regression [ J ]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 1993, 18 ( 3 ): 251 - 263.
- [ 27 ] Vanden Branden K, Hubert M. Robustness properties of a robust partial least squares regression method[J]. *Analytical Chimica Acta*, 2004, 515(1): 229-241.
- [ 28 ] Serneels S, Croux C, Filzmoser P, et al. Partial robust  $M -$  regression [ J ]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2005, 79(1): 55-64.
- [ 29 ] Filzmoser P, Liebman B, Varmuza K. Repeated double cross validation[J]. *Journal of Chemometrics*, 2009, 23(4): 160-171.
- [ 30 ] Liebman B, Filzmoser P, Varmuza K. Robust and classical PLS regression compared [ J ]. *Journal of Chemometrics*, 2010, 24(3): 111-120.
- [ 31 ] Liebman B, Friedl A, Varmuza K. Determination of glucose and ethanol in bioethanol production by near infrared spectroscopy and chemometrics [ J ]. *Anal. Chim Acta*, 2009, 642(1): 171-178.
- [ 32 ] Kruger U, Yan Z, Xun W, et al. Robust partial squares regression - part III, outlier analysis and application studies [ J ]. *Journal of Chemometrics*, 2008, 22(5): 323-334.
- [ 33 ] Gonzalez J, Pena D, Romera R. A robust partial least squares regression methods with applications [ J ]. *Journal of Chemometrics*, 2009, 23(2): 78-90.
- [ 34 ] Stone M, Brooks R J. Continuum regression: cross-validated sequentially constructed prediction embracing ordinary least squares, partial least squares and principal components regression [ J ]. *Journal of the Royal Statistical Society*, 1990, 52(2): 237-269.
- [ 35 ] Bjorkstrom A, Sundberg R. A generalized view on continuum regression. *Scandinavia journal of statistics* [ J ]. 1999, 26(1): 17-30.
- [ 36 ] Serneels S, Filzmoser P, Croux C, et al. Robust continuum regression[J]. *Chemometrics and Intelligent Systems*, 2005, 76(2): 197-204.
- [ 37 ] Verboven S, Hubert M. LIBRA: a MATLAB library for robust analysis [ J ]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2005, 75(2): 127-136.
- [ 38 ] Daszykowski M, Serneels S, Kaczmarek K, et al. TOMCAT: A MATLAB toolbox for multivariate calibration techniques [ J ]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2007, 85 ( 2 ): 269 - 277.
- [ 39 ] Riani M, Perrotta D, Torti F. FSDA: A MATLAB toolbox for robust analysis and interactive data exploration [ J ]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2012, 116(7): 17-32.
- [ 40 ] Engelen S, Frosch S, Jorgensen B M. A fullyrobust PARAFAC method for analyzing fluorescence data[J]. *Journal of Chemometrics*, 2009, 23(3): 124 - 131.
- [ 41 ] De Gussem K, De Gelder J, Vandenabeele P, et al. The Biodata toolbox for MATLAB [ J ]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2009, 95(1): 49-52.
- [ 42 ] Filzmoser P, Todorow V. Review of robust multivariate statistical methods in high dimension [ J ]. *Analytical Chimica Acta*. 2011, 705(1): 2-14.
- [ 43 ] Pison G, Van Aelst S. Diagnostic plots for robust multivariate methods[J]. *Journal of computational and Graphical Statistics*, 2004, 13(2): 310-329.
- [ 44 ] Filzmoser P, Serneels S, Maronna R, et al. *Comprehensive chemometrics: chemical and biochemical data analysis*[ M ]. Amsterdam: Elsevier, 2007:681 - 722.
- [ 45 ] Filzmoser P, Todorow V. Robust tools for the imperfect world[J]. *Information Science*, 2012 ( in press ).
- [ 46 ] Olive D J. Robust multivariate analysis; Online course notes [ OL ]. [ 2013 ]. <http://www.math.siu.edu/olive/mrun.pdf>.

# Robust Algorithm and Its Application in Infrared Spectral Analysis

LU Yu-zhen<sup>1</sup>, DU Chang-wen<sup>1</sup>, YU Chang-bing<sup>2</sup>, ZHOU Jian-min<sup>1</sup>

(1. *Nanjing Institute of Soil Science, National Key Lab. of Soil and Sustainable Agriculture Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China;*

2. *Oil Crops Research Institute of the Chinese Academy of Agricultural Sciences, Key Laboratory of Biology and Genetic Improvement of Oil Crops, Ministry of Agriculture, Wuhan 430062, China)*

**Abstract:** The recent achievements of sundry robust algorithms, including robust principal component analysis, robust principal component regression, robust partial least square regression, robust continuum regression, etc. are summarized. Robust algorithms can detect outliers and circumvent their negative impacts. The application of robust algorithms in infrared spectral analysis can be expected to improve the qualitative and quantitative models.

**Key words:** robust algorithm; outlier; infrared spectral analysis

**Classifying number:** O657.32

---

通知

## 关于举办《第十四届国际电分析化学会议》的通知

《第十四届国际电分析化学会议》经中国科学院批准,并受中国化学会委托,由中国科学院长春应用化学研究所电分析化学国家重点实验室举办。会议将于2013年8月17日至20日在长春应化所举办。会议将特邀国际著名电分析化学家参加,会议语言为英语,欢迎参加。如提出报告,请交英文摘要一份(截止日期:2013年5月15日。联系人:张柏林 研究员,吉林省长春市人民大街5625号,邮编:130022。电话/传真:0431-85262430,电子邮件:blzhang@ciac.jl.cn;许元红 博士, yhxu@ciac.jl.cn),随后寄上录用通知(国内来宾注册费900元)。最新详细信息(电子文件格式等)请登录<http://iseac.ciac.jl.cn/>。

第十四届国际电分析化学会议组委会