

文章编号: 1672-2892(2012)01-0118-06

## 基于数据挖掘的快速记录存储器数据处理技术

苏志刚, 韩佩佩, 吴仁彪

(中国民航大学 智能信号与图像处理天津市重点实验室, 天津 300300)

**摘 要:** 针对目前国内缺少专门分析快速记录存储器(QAR)数据的有效手段的情况, 研究了一种新的基于数据挖掘的 QAR 数据的分析方法。首先结合聚类和概率分析对 k-means 算法进行改进, 解决了聚类数目难以确定的难题, 形成了良好的聚类效果; 然后, 在此基础上结合加权最小距离分类器及概率分析的方法, 对待分类的 QAR 数据的类别属性进行判断以确定异常数据; 最后给出了仿真实验, 验证了该方法的可行性和有效性。

**关键词:** 飞行数据; 聚类; 分类

**中图分类号:** TN911.72

**文献标识码:** A

## QAR data processing based on data mining

SU Zhi-gang, HAN Pei-pei, WU Ren-biao

(Tianjin Key Laboratory for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

**Abstract:** According to the lack of efficient analysis tool for Quick Access Recorder(QAR) data, an improved data mining method is proposed in this paper. First, a modified algorithm of k-means based on probability theory is given. Then the cluster number of QAR data set is determined, so that better cluster results can be obtained. In order to identify the atypical data and the class of typical data, a weighted minimum distance classification as well as probability analysis is used. At last, experiments of cluster and classification are given to indicate the feasibility and effectiveness of the new method.

**Key words:** flight data; cluster; classification

QAR 记录了飞机的操纵、姿态、发动机运行状况、自动驾驶情况及警告系统等重要信息。这些信息可以为航空公司视情维修提供依据, 指导飞行员培训, 提高飞行质量, 改进飞机设计, 排除故障, 消除飞行隐患等<sup>[1]</sup>。每个航段记录的航班数据存在数百个种类, 每种数据平均 1 秒钟记录 1 次, 1 个航班可能持续数小时, 每天都会数百次起落, 这样每天记录下来的 QAR 数据可达数千兆比特。这就对海量数据的有效分析提出了挑战<sup>[2]</sup>。

国外有关 QAR 数据的分析工具主要有 NASA 开发的 APMS 软件和英国民航局研究中心应用的 Insight|FDM 系统, 国内大都采用 Excel 作为 QAR 分析工具<sup>[1]</sup>, 但 Excel 存储调用不灵活, 容量有限, 且工作效率低。在实际应用中, 仅在发生故障或排故时才调用 QAR 数据, 由于缺乏有效的 QAR 数据监控手段, 不能利用 QAR 数据及时地发现故障征兆。

目前针对 QAR 数据已经有基于专家系统理论方面的研究, 但是专家系统需要建立知识库, 其识别的准确性对先验知识有较大的依赖性, 对大规模数据进行处理时速度慢, 效率低。相对于专家系统的方法, 数据挖掘<sup>[3]</sup>可以高效地从大规模数据中提取知识, 对先验知识有较弱的依赖性。鉴于此, 本文提出了一种将聚类和概率相结合的新的聚类算法, 解决了由于聚类数目难以确定而导致聚类结果不理想的问题。首先利用该方法分析 QAR 数据形成不同类别的正常数据簇, 并提取各个簇的中心。然后对于需要判定类别的 QAR 数据, 先根据加权最小距离分类器得到初始类别属性, 再结合三倍标准差法则判断数据样本是否正常, 如果正常则将此数据归入其初始类别属性对应的簇中, 如果异常则记录其时间等信息, 从而实现了快速准确地定位故障数据, 为及时准确分析故障原因提供了有力支持<sup>[2,4-5]</sup>。

收稿日期: 2011-10-22; 修回日期: 2011-12-09

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60872110)

## 1 数据挖掘分析飞行数据的原理

每天都有成百上千架次飞机起落,飞行数据分析专家对每个航班都进行分析几乎是不可能的事。如果能够使相似数据的航班形成几个较小规模的分组,每个分组都有自身特征,那么飞行数据分析专家就可以将精力集中于分析每个分组的特征上(比如说某个分组代表不稳定进近),而不用逐个调查每个航班数据。聚类就是一种划分数据集的有效方法。聚类可以将每个航班划分到与其特征相似的类中。如果某个航班与所有类都不相似,则该数据可以单独划分为 1 个类。如果某个类中只有 1 个航班数据,则该数据即为异常数据。判定 1 个航班为异常可能有如图 1 所示 2 种情况,一种是该航班位于各个簇之间,但又与各个类不相似;另一种在所有簇的外部。

聚类对 1 个数据对象集合进行分析时对于要划分的类是未知的。而分类是有指导的学习。分类通过训练样本建立能够描述预定的数据类或概念集的模型。模型的学习在每个已知类别的训练样本的指导下进行。聚类前无从得知数据类别数目及其划分规则,而且聚类中每个数据对象的类标号未知,它是一种无指导的学习或者称作无监督的学习,这就是聚类和分类的区别,所以聚类可以作为分类的预处理。

本文方法先利用聚类算法对 QAR 数据进行分析,得到能够反映 QAR 数据自身特点的若干个正常数据簇,然后利用分类方法判断新添 QAR 数据的类别属性,若新添数据不能归入正常数据簇,则认为该数据样本异常。

## 2 传统 k-means 算法

结合 QAR 数据规模大、高维度、类型多样和各聚类算法的特点,最终本文选取 k-means 算法对 QAR 数据进行分析<sup>[6-7]</sup>。因为: 1) k-means 算法复杂度低,计算量小,且具有良好的可伸缩性,能够有效处理大规模数据; 2) k-means 算法的相异度计算满足 QAR 数据类型多样的特点<sup>[6]</sup>; 3) k-means 算法具有处理噪声的能力; 4) 聚类结果具有可解释性<sup>[6-7]</sup>。

传统 k-means 聚类算法中,首先随机选取  $k$  个初始聚类中心,将剩余数据对象分配给距其距离最小的中心,重新计算每个类的聚类中心,一直重复以上过程直至平方误差准则函数收敛<sup>[6]</sup>。平方误差函数定义为:

$$\varepsilon = \sum_{i=1}^k \sum_{y_i \in C_i} |y_i - \bar{y}_i|^2$$
 式中  $\varepsilon$  表示数据集平方误差和,  $y_i$  代表每个数据对象,  $\bar{y}_i$  是某个簇的中心,  $C_i$  表示不同的簇。k-means 算法对初始聚类中心依赖性大,随机选取的初始聚类中心可能使聚类结果严重偏离数据集自身固有情况<sup>[6]</sup>。目前解决这一问题已经有很多比较成熟的方法<sup>[8-9]</sup>。同时聚类数目  $k$  值对聚类结果产生较大影响。

目前确定  $k$  值的主要方法是在不同  $k$  值下多次进行聚类实验,对于每次聚类结果,利用聚类有效性指标进行评价,最佳  $k$  值对应的聚类效果最好,即最佳  $k$  值是聚类有效性指标的极值点。这种方法的关键就是找到合适的聚类有效性指标。现有的聚类有效性指标主要有 3 类:第 1 类是基于数据集模糊划分的,模糊划分的模糊性越小,聚类结果越可靠,该方法计算简单,运算量小,但缺少与数据集几何结构的直接联系;第 2 类是基于数据集几何结构的方法,该方法考虑到一个好的聚类的各个簇内部数据紧凑,不同簇之间又尽可能分离,这种方法与数据集密切相关,但表述复杂,运算量大;第 3 类是基于数据集统计信息,最佳结果对应的数据结构提供的统计信息最好,它与数据集分布密切相关,但当数据分布与统计假设不匹配时所得效果不好<sup>[10]</sup>。

## 3 本文方法

本文提出一种 k-means 聚类与概率分析相结合的新算法,不仅考虑到数据集的几何结构,并针对数据集本身的概率密度函数统计数据信息,不必假设统计模型,因此不会出现数据分布与统计模型不匹配的情况,而且不涉及大量  $k$  值下的聚类,运算简单。

本文方法中,首先给 k-means 算法设定一个较小的初始聚类数目(例如  $k=4$ ),于是得到 4 个初始聚类结果簇。分别计算这 4 个簇中所有数据到对应簇中心点的距离,形成 4 个距离样本。利用非线性最小二乘拟合曲线方法<sup>[11]</sup>拟合这 4 个距离样本的概率密度分布函数。拟合曲线时采用高斯分布模型。通过概率密度分布函数可以计算出对应的均值和方差。高斯分布有一个用来判断异常值的非常实用的法则——三倍标准差法则<sup>[12]</sup>,其含义描述如下:

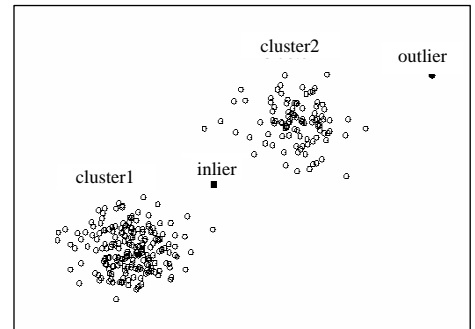


Fig.1 Example of clusters and singletons

图 1 聚类结果示意图

尽管正态变量  $x$  的取值范围是  $(-\infty, \infty)$ ，但因为  $P\{\mu - 3\sigma < x < \mu + 3\sigma\} = 99.74\%$ ，根据小概率事件原则，值落在  $(\mu - 3\delta, \mu + 3\delta)$  之外的事件几乎不可能发生，所以  $x$  的值落在  $(\mu - 3\delta, \mu + 3\delta)$  内几乎是肯定的事。

通过计算初始聚类簇中数据到中心点距离发现，如果真实距离样本数据都位于  $(\mu - 3\delta, \mu + 3\delta)$  之内，表明该簇没有异常数据，簇内数据比较紧凑。如果某个簇的真实距离数据有很多落在  $(\mu - 3\delta, \mu + 3\delta)$  之外，则说明该簇内数据不够紧致，存在很多数据离中心点比较远，所以应该将其进一步细分。细分的方法是将距离值落在  $(\mu - 3\delta, \mu + 3\delta)$  之内的数据划分为一个簇，其他的数据划分为另一个簇。细分时采用的距离边界值一般选择  $\mu - 3\delta$  和  $\mu + 3\delta$  其中之一，究竟选择前者还是后者，则由落在  $(\mu - 3\delta, \mu + 3\delta)$  之外数据量来决定，选择数据量多的一侧对应的三倍标准差作为边界值。

对于细分之后形成的 2 个簇，仍然按照以上过程来判断是否需要进一步细分，直到最终得到的各个簇对应的真实距离样本数据都落在其概率密度分布函数的高斯拟合曲线的三倍标准差之内。

本文方法不仅可以得到符合 QAR 数据集几何结构的效果良好的聚类结果，而且还可以随着 QAR 数据的不断扩充和更新，自主地增加聚类个数，形成符合新增数据的簇。

实验数据采用自相关矩阵确定的发动机数据，通过聚类学习可以将某些航班的发动机数据形成不同的类，待分类的航班数据就可以根据此聚类结果进行分类。最小距离分类器根据训练集按照算术平均生成 1 个代表该类的中心向量  $U_i (i=1, 2, \dots, k)$ ， $k$  是类的个数，对于每一个待分类数据样本  $z$ ，计算其与  $U_i$  之间的距离  $d_i$ ，最后判定  $z$  属于与之距离最近的类  $U_i$ 。本文通过计算待分类样本到聚类结果各个簇的中心的欧式距离实现新航班样本数据的分类<sup>[13]</sup>。

在新发动机数据归类时，并非仅仅利用加权最小距离分类器，而是在利用分类器得到初步分类结果之后，再利用三倍标准差法则来判断该样本是否为异常点。当在三倍标准差范围内时视为正常点，其类别属性不变；当不在三倍标准差范围内时判定为异常点，此时重新设定该样本点的类别属性为异常属性，不再为经过分类器计算得到的属性值。于是可以确定新发动机数据最终类别属性结果。这样改进的原因是分类器根据距离远近判断类别属性，对于任何数据计算其与已知簇的距离总会得到 1 个最小值，这样就无法达到异常点分析的目的。

#### 4 实验结果

面对海量 QAR 数据，在聚类分析前应该予以筛选，从而减轻聚类负担。一种有效的方法是划分飞行阶段。分析多个航班在某一个飞行阶段的数据，而不是整个航段飞行的数据。因为某些航班可能在某一飞行阶段是异常的，而在其他阶段是正常的。处于一个飞行阶段或子飞行阶段的 QAR 数据具有某种程度的一致性，这使得数据分析更有意义，飞行模式的划分情况如图 2 所示<sup>[4]</sup>。选择实验数据时可以选择多个航班在某一个飞行阶段的数据进行分析。

本文选取 5 个航班爬升阶段共  $3444 \times 30$  维发动机数据样本进行实验。首先利用文献[14]的方法可以剔除 405 个孤立点，对剩余 3039 个样本进行聚类，设初始聚类个数为 4。利用文献[8-9]中提到的基于密度聚类方法可以求得最优初始聚类中心分别是 1855, 3013, 592 和 1。然后利用 k-means 算法进行聚类，可以得到初始聚类结果的 4 个簇的中心点分布情况，如图 3 所示。图 3 利用平行坐标可视化方法绘制出 4 个 30 维簇中心的分布图。

利用距离计算相异度是 k-means 方法的理论依据，也是聚类分析中常用的计算相异度的方法。发动机形成的某个簇内各个点到对应簇的中心的距离，可用来表示其相异的程度。

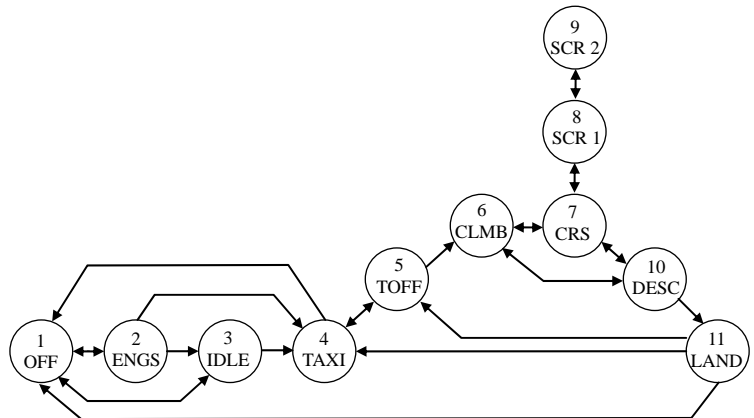


Fig.2 Flight mode diagram  
图 2 飞行模式关系示意图

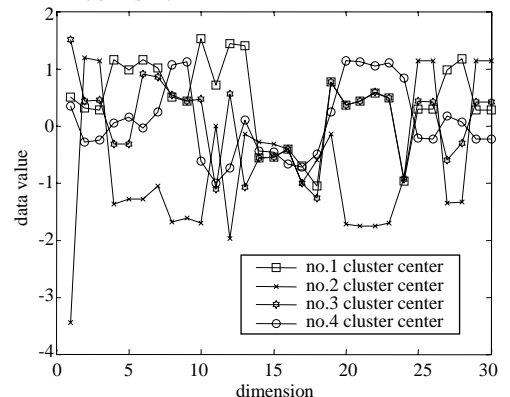


Fig.3 Cluster centers distribution with 4 clusters  
图 3 初始聚类数目  $k = 4$  时簇中心的分布图

计算初始聚类数目  $k=4$  时聚类结果中的各个簇到该簇中心的距离的标准差和簇中心长度, 将三倍标准差作为门限, 计算处于三倍标准差门限范围之外数据点占该簇所有点的百分比, 统计结果如表 1 所示, 最后 1 行表示某个簇的门限外数据占该簇数据总数的百分比。

利用三倍标准差法则分析初始聚类的结果, 判断是否有需要进一步划分的簇, 如果有则将该簇中落在三倍标准差之外即  $(-\infty, \mu - 3\sigma)$  和  $(\mu + 3\sigma, \infty)$  的数据自成 1 簇, 如果没有需要细分的簇, 则认为初始聚类结果良好, 可以用于分类。

观察表 1 中各个簇的门限外数据占该簇数据总数的百分比, 第 1 个簇、第 3 个簇和第 4 个簇数值为 0 或很小, 而第 2 个簇的数值较大, 几乎一半数据都在门限之外。利用三倍标准差法则, 应该对第 2 个簇进一步细分。将初始聚类的第 2 个簇重新划分, 得到的 2 个簇分别为聚类数目  $k=5$  的聚类结果的第 2 个簇和第 5 个簇。图 4 为进一步细分后形成的聚类数目  $k=5$  的聚类结果簇中心分布图。

同样利用距离作为相异度的度量, 计算重新划分后的聚类数据  $k=5$  时聚类结果中的各个簇到该簇中心的距离的标准差、簇中心长度、三倍标准差门限和门限外数据点占该簇包含数据总数的百分比, 如表 2 所示。由表 2 可知, 重新划分后的各个簇的门限外数据占该簇数据总数的百分比都比较小, 簇内数据比较紧凑。对比表 1 和表 2 可知, 重新划分得到的 2 个簇比较合理。由此可以看出,  $k$ -means 聚类和概率密度函数相结合的方法可以有效聚类发动机数据, 形成良好的聚类效果。

现有来自 3 个航班爬升阶段的共 1 730 个待确定类别属性的新发动机数据样本, 其中每个样本都有 30 维。为确定这些数据的类别属性和异常点, 本文方法首先利用最小距离分类器得到初步分类结果, 再结合三倍标准差法则判断是否为异常点。作为对照实验, 采用聚类算法对新数据进行聚类, 这时初始聚类中心采用原始数据重新划分后的聚类结果中各个簇的中心。利用聚类方法得到的实验结果如表 3 所示。

对比表 3 和表 2 可知, 增加新数据后聚类中心有较为明显的偏离, 尤其是第 5 个簇的中心偏离程度非常大。而且表 3 中第 2 个簇和第 5 个簇的门限外数据占对应簇数据总数的百分比值偏大, 表明这 2 个簇内的数据不够紧凑。表 3 中出现簇中心较大偏离和簇内数据分散的原因是聚类结果中包含离中心点偏离比较大的数据, 这样在聚类计算迭代过程中会造成聚类中心发生偏离, 从而使聚类结果不合理。由此可见, 仅仅利用聚类方法直接判别类别属性得到的聚类结果不合理, 而且不能够发现异常点。

利用本文方法得到新发动机数据的类别属性判别结果中有 1 355 个正常数据样本, 并且发现了 375 个异常数据样本。本文方法得到 5 个正常簇和 1 个异常点集。表 4 为利用本文方法进行新发动机数据类别属性判别的结果, 表中增加 1 列表示异常点集的各项属性。

表 1 原发动机数据聚类数据 4 个簇的结果

Table 1 Results of old engine data with 4 clusters

cluster number $k$	1	2	3	4
length of cluster center	3.17	5.65	2.61	3.86
standard deviation $\sigma$	1.97	0.64	1.99	1.09
3 times of standard deviation $3\sigma$	5.92	1.93	5.96	3.27
number of cluster members	1 064	430	569	976
percentage of outsiders	0%	0.439%	0%	0.003%

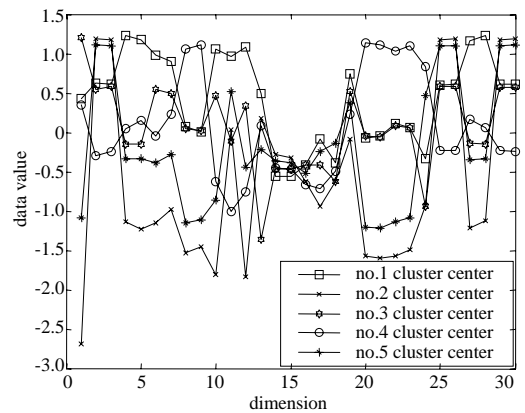


Fig.4 Cluster centers distribution with 5 clusters  
图 4 重新划分后  $k=5$  的各个簇中心分布图

表 2 原发动机数据聚类数据 5 个簇的结果

Table 2 Results of old engine data with 5 clusters

cluster number $k$	1	2	3	4	5
length of cluster center	2.64	0.86	2.74	3.86	3.01
standard deviation $\sigma$	0.89	0.33	1.14	1.09	0.45
3 times of standard deviation $3\sigma$	2.66	1.00	3.43	3.27	1.35
number of cluster members	1 064	190	569	976	240
percentage of outsiders	0.016%	0	0	0.003%	0.050%

表 3 聚类方法的新发动机数据 5 个簇结果

Table 3 Results of new engine data with 5 clusters using cluster method

cluster number $k$	1	2	3	4	5
length of cluster center	3.13	2.40	3.20	4.03	7.44
standard deviation $\sigma$	0.96	0.34	0.91	1.11	0.95
3 times of standard deviation $3\sigma$	2.88	1.01	2.74	3.33	2.85
number of cluster members	1 592	321	1 094	1 426	336
percentage of outsiders	0.018%	0.383%	0.007%	0.028%	53%

表 4 门限方法的新发动机数据 5 个簇结果

Table 4 Results of new engine data with 5 clusters using new method

cluster number $k$	1	2	3	4	5	atypical data
length of cluster center	2.88	0.86	3.27	4.32	3.00	6.52
standard deviation $\sigma$	0.94	0.33	1.20	1.15	0.36	0.45
3 times of standard deviation $3\sigma$	2.82	1.00	3.60	3.44	1.08	1.34
number of cluster members	1 293	190	950	1 654	307	375
percentage of outsiders	0.009%	0	0	0	0.052%	0.640%

表4中不仅给出了正常数据的结果,而且能够给出异常点的判断结果。从表4中门限外数据占该簇数据总数的百分比数值可知,本文方法形成的聚类结果簇内数据较为紧致,聚类效果良好,而且异常点数据对应的门限外百分比数值很大,说明这些异常点数据分布较为分散,异常点判断结果比较合理。另外,对比表2和表4的簇中心属性项可知,利用本文门限方法得到的结果与原来数据聚类的中心有所偏离,但偏离程度不大,出现偏离是由于各个正常簇中增加了一些新的发动机数据,正常簇的形状虽然有所变化,但是本文方法能够判别出异常点,不会将与正常数据簇中心偏离较大的数据样本归入正常数据簇中,所以不会出现如表3中聚类中心偏离较大的情况。

利用本文方法不仅获得良好的正常数据簇,而且确定出异常数据,算法简单,运算量小。另外,随着航班数据不断增加,可能会出现更多的正常簇,本文方法完全可以适应这种变化,并基于数据几何结构产生良好的聚类效果,保证分类的准确性。

## 5 结论

本文针对聚类数目的选取问题,提出了一种有效的k-means改进算法,并将其用于检测飞机发动机数据的异常。通过聚类得到多个正常簇,再利用分类器和三倍标准差法则来发现待分类数据是否为异常数据,达到定位故障点的目的。实验结果表明,利用本文提出的方法可以根据发动机数据集的几何结构形成良好的聚类效果,分类实验结果不仅验证了聚类算法的有效性,还给出异常数据的位置。

### 参考文献:

- [1] 周百政. QAR 数据处理系统的设计与实现[D]. 天津:中国民航大学航空工程学院, 2009. (ZHOU Baizheng. Design and Implementation of QAR data Processing System[D]. Tianjin:Aeronautical Engineering school of Civil Aviation University of China, 2009.)
- [2] Amidan B G,Ferryman T A. A typical event and typical pattern detection within complex systems[C]// Proceedings of 2005 IEEE Aerospace Conference. Big Sky,MT:[s.n.], 2005:3620–3631.
- [3] 于勇. 数据挖掘研究及其应用[J]. 信息与电子工程, 2003,1(1):30. (YU Yong. Data Mining Research and Application[J]. Information and Electronic Engineering, 2003,1(1):30–36.)
- [4] Statler I C,Ferryman T A,Amidan B G,et al. Identification of atypical flight patterns:US, 6,937,924[P]. 2005-08-30.
- [5] Toth D,Aach T. Improved minimum distance classification with Gaussian outlier detection for industrial inspection[C]// Proc. the Eleventh International conference on Image Analysis and Processing. Palermo:[s.n.], 2001:584–588.
- [6] Han Jiawei,Kamber Micheline. Data Mining: Concepts and Techniques[M]. 2nd ed. San Francisco:Elsevier, 2006:400–589.
- [7] Tan Pangning,Steinbach M,Kumar V. Introduction to data mining[M]. DuPage:Addison Wesley, 2005.
- [8] 傅德胜,周辰. 基于密度的改进 k 均值算法及实现[J]. 计算机应用, 2011,31(2):432–434. (FU Desheng,ZHOU Chen. Improved K-means algorithm and its implementation based on density[J]. Journal of Computer Applications, 2011,31(2): 432–434.)
- [9] Ester,Martin,Hans Peter Kriegel,et al. A Density Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise[C]// Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining(KDD-96). Portland, Oregon:[s.n.], 1996.
- [10] 范九伦. 模糊聚类新算法与聚类有效性问题研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 1998. (FAN Jiulun. Studies on New Fuzzy Clustering Algorithms and Clustering Validity Problems[D]. Xi'an:Xidian University, 1998.)
- [11] Coleman T F,Li Y. An Interior Trust Region Approach for Nonlinear Minimization Subject to Bounds[J]. SIAM Journal on Optimization, 1996,6:418–445.
- [12] 盛骤,谢式千,潘承毅. 概率论与数理统计[M]. 北京:高等教育出版社, 2001:37–69. (SHENG Zhou,XIE Shiqian,PAN Chengyi. Probability and Mathematical Statistics [M]. Beijing:Higher Education Press, 2001:37–69.)
- [13] 余晓航,李磊民,黄玉清. 基于粗糙集和决策树法的认知无线电知识挖掘[J]. 信息与电子工程, 2010,5(8):607–611. (YU Xiaohang,LI Leimin,HUANG Yuqing. Knowledge discovery for cognitive radio based on rough set and decision tree method[J]. Information and Electronic Engineering, 2010,5(8):607–611.)
- [14] 陆声链,林士敏. 基于距离的孤立点检测研究[J]. 计算机工程与应用, 2004(33):73–75. (LU Shenglian,LIN Shimin. Research of Distance-based Outliers Detection[J]. Computer Engineering and Applications, 2004(33):73–75.)

作者简介:



苏志刚(1972-), 男, 哈尔滨市人, 博士, 教授, 主要研究方向为阵列信号处理及在雷达、通信、导航中的应用.email: ssrsu@vip.sina.com.

韩佩佩(1986-), 男, 山西省忻州市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为数据挖掘、民航应用.

吴仁彪(1966-), 男, 武汉市人, 博士, 教授, 主要研究方向为自适应信号处理、高分辨率雷达成像与自动目标识别、民航无线电干扰检测与自适应抑制、民航遥感信息处理与应用.



# 第8届“Annual IEEE International Conference on Nano/Micro Engineered and Molecular Systems”通知



The 8th Annual IEEE International Conference on  
**IEEE NANO Nano/Micro Engineered and Molecular Systems**  
 Nanotechnology Council<sup>2</sup>  
**NEMS 2013**  
 April 7-10, 2013, Suzhou, China

**Abstract Deadline: October 15, 2012**    <http://www.ieee-nems.org/2013>

<p><b>General Chair</b> Haixia Zhang    Peking University</p> <p><b>General Co-Chairs</b> Chang-Jin Kim    University of California, Los Angeles Lining Sun    Soochow University</p> <p><b>Technical Program Chair</b> Yuelin Wang    Shanghai Institute of Microsystem and Information Technology, CAS</p> <p><b>Organization Chair</b> Zheng Cui    Suzhou Institute of Nanotech and Nanobionics, CAS</p>	<p><b>Conference Scope</b></p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Nanophotonics</li> <li>2. Nanomaterials</li> <li>3. Nanomedicine</li> <li>4. Nanobiology, Nano-bio-informatics</li> <li>5. Molecular Sensors, Actuators, and Systems</li> <li>6. Carbon Nanotube and Graphene based Devices and Systems</li> <li>7. Microfluidics and Nanofluidics</li> <li>8. Micro and Nano Heat Transfer</li> <li>9. Micro and Nano Fabrication</li> <li>10. Nanoscale Robotics, Assembly, and Automation</li> <li>11. Micro and Nano Sensors and Actuators</li> <li>12. Integration of M/NEMS</li> </ol>
--	---

Logos: IEEE, CINS, Tsinghua University, Peking University, Fudan University, SJTU, SIMIT, SIP chinano