

## 基于聚类分析的心电节拍分类算法

鄢 羽<sup>1\*</sup>, 孙 成<sup>2</sup>

(1. 重庆医科大学附属第一医院 信息中心, 重庆 400016; 2. 中国科学院 深圳先进技术研究院, 广东 深圳 518055)

(\* 通信作者电子邮箱 xiao25lin@gmail.com)

**摘 要:**为提高计算机辅助心电节拍分类算法的准确率和普适性,提出一种基于聚类分析的心电节拍分类算法,该算法利用心电节拍个体内差异性较小的特性,采用两级聚类分析、抽样代表性心电节拍的方法,结合心电医师的辅助诊断,实现对心电节拍的准确分类。为了验证算法的准确性,采用国际公认的标准数据库——MIT-BIH 心律失常数据库, AAMI/ANSI 标准规定的心电节拍分类方法及准确率的计算方法进行仿真实验,最终总体分类准确率达到 99.07%。与 Kiranyaz 等 (KIRANYAZ S, INCE T, PULKKINEN J, *et al.* Personalized long-term ECG classification: A systematic approach[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(4): 3220–3226.) 的心电节拍分类算法相比,该算法无需进行设定的训练,且 S 类心电节拍分类灵敏度由 40.15% 提高到 89.82%,显著提高了分类算法的普适性。

**关键词:**心电节拍分类;聚类分析;辅助诊断;ANSI/AAMI 标准

**中图分类号:** TP18 **文献标志码:** A

### ECG beat classification algorithm based on cluster analysis

YAN Yu<sup>1\*</sup>, SUN Cheng<sup>2</sup>

(1. Information Center, The First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing 400016, China;

2. Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen Guangdong 518055, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy and universality of computer-assisted classification algorithm, a Electrocardiography (ECG) beat classification algorithm based on cluster analysis was presented in this paper. The algorithm considered that one patients' ECG beats repeated periodically, and used the method of two-stage cluster analysis, and selecting representative ECG beats, combined with the diagnosis of cardiac physicians to achieve accurate ECG beat classification rate. In order to verify the accuracy of the algorithm, using the internationally standard database MIT-BIH arrhythmia database, the ECG beat classification method and the accuracy evaluation method specified by AAMI/ANSI standard were used to perform simulation experiments, the final overall classification accuracy rate is 99.07%. Compared with Kiranyaz' method (KIRANYAZ S, INCE T, PULKKINEN J, *et al.* Personalized long-term ECG classification: A systematic approach[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(4): 3220–3226.), this method does not require specific training step, and the sensitivity of the ECG beats which labeled as S raise to 89.82% from 40.15%, significantly improving classification algorithm's generalization capability.

**Key words:** Electrocardiography (ECG) beat classification; cluster analysis; auxiliary diagnosis; ANSI/AAMI standard

## 0 引言

心电图 (Electrocardiography, ECG) 是现代医学用以诊断心脏疾病的重要工具之一。本文致力于提出一种心电节拍智能分类算法,从而提高心电医师诊断海量心电监护数据的工作效率。

心电节拍分类算法的研究,主要可以分为两类:一类是不需要心电医师干预的自动心电分类算法;另一类是心电医师辅助诊断分类算法。自动心电分类算法的基本思路是对心电信号提取特定的特征,利用 MIT-BIH 心律失常数据库 (MIT-BIH Arrhythmia Database, MIT-BIH AR) 中心电医师注释的分类结果,抽取各种类型的心电节拍作为训练集,训练全局分类器,得到最佳参数。然后用训练好的分类器,对 MIT-BIH AR 心电库中的心电节拍进行分类测试,得到最终的分类结果。

具体的代表性研究有: Osowski 等<sup>[1]</sup> 提出的心电节拍分类算法:截取 QRS 波段,以其多阶累积量作为分类特征,采用混合模糊神经网络为全局分类器,将 MIT-BIH AR 数据库的心电节拍分为正常节拍 N、左束支传导阻滞 L、右束支传导阻滞 R、房性早搏 A、室性早搏 V、交界性早搏 I、室性逸搏 E 等七类,自动全局分类器的准确率达到 96.06%; Yu 等<sup>[2]</sup> 采用小波分析系数作为特征量,采用概率神经网络作为分类器; Hu 等<sup>[3]</sup> 则采用混合模糊神经网络作为最终的全局分类器; Hu 等<sup>[4]</sup> 指出,由于心电节拍形态上的多样性,不同病人的心电节拍形态上差异较大,因此此类全局分类器对训练过的心电数据准确率很高,但是对于未参与训练的心电数据,分类的结果的准确率就会低很多; Dechazal 等<sup>[5]</sup> 将 MIT-BIH AR 数据库按照不同病人的 Record 分为 DS1、DS2 两个数据集,用 DS1 数据集来训练分类器,然后用 DS2 数据集来测试分类器,最终得到的

收稿日期: 2014-01-28; 修回日期: 2014-03-15。 基金项目: 广东省与中国科学院全面战略合作计划项目 (2009B091300160)。

作者简介: 鄢羽 (1988 -), 女, 重庆人, 硕士, 主要研究方向: 数据挖掘、智慧医疗; 孙成 (1988 -), 男, 广东深圳人, 硕士, 主要研究方向: 模式识别、智慧医疗。

自动全局分类器的平均准确率为 84.5%。如果按照文献[5]中所述的检验方法,则文献[1-3]中的方法最终的分类准确率均低于 85%。

心电医师辅助诊断方法主要是在分类过程中引入心电医师的诊断结果,从而利用心电节拍个体内差异性较小的特点,达到较好的分类结果。代表性的研究有 Hu 等<sup>[4]</sup>使用自组织网(Self-Organization Map, SOM)、学习矢量量化(Learning Vector Quantization, LVQ)作为全局分类器,利用心电医师分析并标注每一个独立的病人五分钟的心电节拍作为训练数据,通过引入利用专家混合模型,最终达到的平均准确率为 94%。其他代表性的研究还有 Kiranyaz<sup>[6]</sup>、Lin<sup>[7]</sup>和 Delgado<sup>[8]</sup>,其中分类准确率最高的是 Kiranyaz 等提出的对心电数据库中的每个病人的 Record 进行 K-means(K 均值)聚类,心电医师查看当前 Record 每个聚类种群中聚类中心的心电节拍(ECG Beat),给出其对应的 AAMI 标准的心电节拍(ECG Beat)类型,然后将聚类中心作为模板,对该病人的整个 Record 进行模板匹配,从而得到整个 Record 的分类结果,最终计算得到整个心电数据库所有 Records 的平均分类准确率为 99.04%,但是 S 类心电节拍(ECG Beat)的真阳性率仅为 16.61%。为了提高心电医师的辅助诊断的工作效率和分类算法的普适性,特别是 S 类心电节拍的分类准确率,本文提出一种采用两级聚类分析的方法,通过对每个聚类种群进行规律化抽样,提高了心电医师的辅助诊断的工作效率,最终的实验结果表明,改算法显著提高了心电节拍分类算法的准确率和普适性。

## 1 心电节拍分类算法

### 1.1 心电标准数据库介绍及分类标准

PhysioBank 是国际公认的研究心电自动分析、节拍分类技术的标准心电数据库,包含了 MIT-BIH AR、The Long-Term ST Database、The MIT-BIH ST Change Database、MIT-BIH Long-Term Database 和 MIT-BIH Atrial Fibrillation Database<sup>[9]</sup>等各种心电数据库,其中 MIT-BIH AR 共有 48 组两导联心电 Record,每个 Record 对应一个病人,记录 30 min,采样率为 360 Hz,每个 Record 包含三个文件,分别是头文件(扩展名为 .hea)、数据文件(扩展名为 .dat)、注释文件(扩展名为 .atr)。头文件详细说明了与它关联的数据文件的名字及其属性,存储方式为 ASCII 码字符;数据文件是以自定义的格式按二进制存储的信号原始数据,该文件所用的数据格式在头文件中已经进行了说明;注释文件是记录心电诊断专家对信号分析的结果,主要包括心率(R 波位置)、节律类型和信号质量等。MIT-BIH AR 是研究心电节拍分类算法公认的权威心电数据库<sup>[10]</sup>。图 1 是 MIT-BIH AR 心电数据库 Record 116 的信息读取结果,其中 MLII、VI 分别表示当前 Record 记录的是病人导联 MLII 和导联 VI 的心电数据,心电节拍中的 1 和 5 是读取注释文件获得的对应心电节拍的类型,数字标号 1 表示当前心电节拍是正常心电节拍,数字标号 5 表示当前心电节拍为 PVC(Premature ventricular contraction,室性早搏)。

美国医疗仪器促进协会(Association for the Advancement of Medical Instrumentation, AAMI)制定的 ANSI/AAMI EC57:2012<sup>[11]</sup>中规定心电节拍可以分为五类:N(正常或者束支传导阻滞节拍)、S(室上性异常节拍)、V(心室异常节拍)、F(融合节拍)、Q(未能分类的节拍)以及无法识读的 U 类、辅助无法识读标志的 X 类和 O 类,具体的分类标准可以参考文献[11]。AAMI 还规定了算法准确率的计算方法,即混淆矩阵。AAMI 标准<sup>[11]</sup>规定了准确率(Acc)、灵敏度(Sen)、真阳性率(Ppr)等作为衡量分类器分类性能的参数,各个参数是利用混淆矩阵计算得到,具体的计算方法参考文献[11]。AAMI 标准中指出 Q 类分类的准确率仅供参考,而 U、X、O 类不是真正的心电节拍,因此最终衡量分类算法的准确率是 N、S、V、F 类的心电节拍的 Acc、Sen、Ppr。需要注意,AAMI 规定的心电种类和 MIT-BIH AR 心电数据库注释的心电节拍的类型是两种临床上的分类方法,因此需要把 MIT-BIH AR 数据库注释的心电节拍类型转换为 AAMI 的心电节拍分类类型,具体的转换表格参考文献[5]。

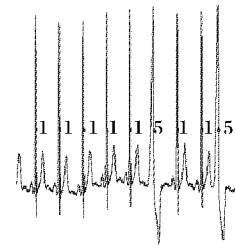


图1 MIT-BIH AR 中 RECORD 116 的读取结果

### 1.2 心电信号的预处理

心电信号的干扰噪声和有用信号的频率范围不一样,我们设计一个实时、快速的整系数带通滤波器,具体方法参考文献[12],该带通滤波器由一个低通滤波器和一个高通滤波器组成。根据临床经验,低通滤波器截止频率 20 Hz,高通滤波器截止频率为 1 Hz,MIT-BIH 数据库的采样率为 360 Hz,最终设计的低通滤波器、高通滤波器对应的传输方程分别为:

$$H_{lp}(Z) = \left( \frac{1 - Z^{-6}}{1 - Z^{-1}} \right)^2 \quad (1)$$

$$H_{hp}(Z) = 3600Z^{-59} - \left( \frac{1 - Z^{-60}}{1 - Z^{-1}} \right)^2 \quad (2)$$

### 1.3 特征提取

进行特征提取之前,先要计算心电节拍的 R 波位置,即图 2 中的 R 点,心电节拍的 R 波检测算法非常成熟,本文采用文献[12]中 R 波的检测方法,检测心电节拍的 R 波。特征提取我们采用文献[1-8]中使用较多、鲁棒性较好、便于计算的 R-R 间期,具体使用的特征如下:

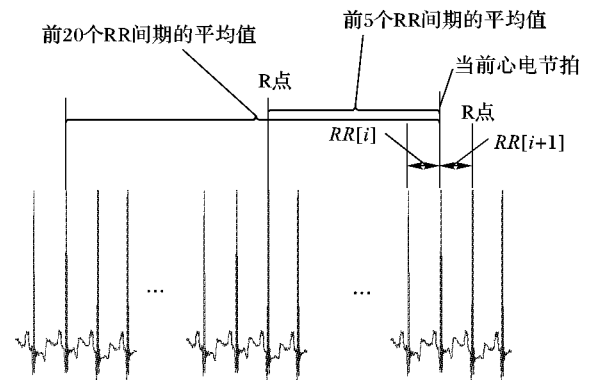


图2 心电节拍的 R-R 间期特征提取

$$RR[i] = R[i+1] - R[i] \quad (3)$$

其中,  $RR[i]$  表示当前的 R-R 间期的时间长度,  $R[i]$  表示第  $i$

个心电节拍的 R 波的时间位置:

$$RR_{diff}[i] = RR[i+1] - RR[i] \quad (4)$$

$$RR_k[i] = \frac{1}{k} \sum_{j=0}^{k-1} |RR[i-j]| \quad (5)$$

式(4)中  $RR_{diff}[i]$  表示前后两个心电节拍的 RR 间期时间长度的变化,式(5)中  $RR_k[i]$  表示当前心电节拍前  $k$  个 RR 间期时间长度的平均值。

计算 R 点前 50 ms、R 点后 100 ms 的时间窗内 ECG 信号的自相关函数的均值和方差,记为  $X_{ECG}$ 。利用文献[12]提到的 átrous 小波变换算法,对心电节拍进行五层小波分解。考虑到心电信号的频谱对应的小波分量频谱信息,选择小波分解后的第三层分量 WT3 和第四层分量 WT4,截取 WT3 和 WT4 R 点前 50 ms(R-50 ms)至 R 点后 100 ms(R+100 ms)时间段内的数据,分别计算其期望、方差和自相关函数的期望、方差,分别记为  $WT_{ECG}$  和  $X_{WT\_ECG}$ 。

#### 1.4 特征处理

对 1.3 节中计算的心电信号的特征量进行主分量分析(Principal Component Analysis, PCA)处理,具体的计算方法如下:

- 1) 计算原始特征矩阵  $X_{m \times n}$  的协方差矩阵  $S$ ;
- 2) 对  $S$  进行特征分解,求解  $S$  的特征值  $E_1, E_2, E_3, \dots, E_n$  和特征向量  $e_1, e_2, e_3, \dots, e_n$ ,对  $S$  的特征值由大到小进行排序,  $E'_1, E'_2, E'_3, \dots, E'_n$ ;
- 3) 选择排序后的前  $k$  个特征值对应的特征向量,组成一个变换矩阵  $E_{n \times k} = [e'_1, e'_2, e'_3, \dots, e'_k]$ ;
- 4) 将原始特征矩阵  $X_{m \times n}$  乘以变换矩阵  $E_{n \times k}$ ,得到新的  $k$  维的特征矩阵  $Y_{m \times n}$ 。

一般在步骤 3) 中  $k$  的取值是通过贡献率来计算的,贡献

率表示所定义的主成分在整个数据分析中承担的主要意义占多大的比重,累计贡献率的大小反映了这种取代的可靠性,累计贡献率越大,可靠性越大;反之,则可靠性越小。假设选取前  $k$  个特征,则其贡献率  $P(k)$  的计算公式如下:

$$P(k) = \frac{E'_1 + E'_2 + E'_3 + \dots + E'_k}{E'_1 + E'_2 + E'_3 + \dots + E'_n} \quad (6)$$

#### 1.5 聚类分析

本文首先采用常见的三种聚类算法:K-means 聚类算法、期望最大化(Expectation-Maximization, EM)聚类、谱聚类对心电节拍进行聚类分析,具体流程如图 3 所示。

本文使用 Matlab 的 PRtools 工具<sup>[13]</sup>中提供的 K-means、EM 聚类、谱聚类,采用 MIT-BIH 的注释心电节拍类型转换成 AAMI 标准的心电节拍类型来模拟心电医师的辅助诊断,对所有 MIT-BIH 心电数据进行一级聚类分析。考虑到聚类算法具有一定的随机性,对初始化状态敏感,我们采用上一次记录的分类结果的中心点,作为起始状态,并重复 10 次计算,取平均值作为最终的分类结果。最终实验结果表明,谱聚类和 EM 聚类的分类结果比 K-means 聚类效果更好,详细的实验结果见第 2 章。

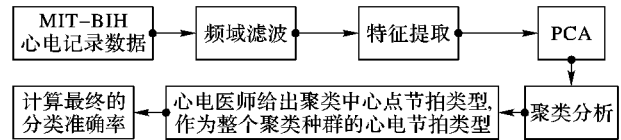


图3 一级聚类分析

为了提高分类效率,同时考虑算法的实际应用过程中,需要提高心电医师的工作效率,我们选择一级聚类分析中,聚类效果最好的两种聚类方法:EM 聚类、谱聚类进行二级集成,具体集成方法如图 4 所示。

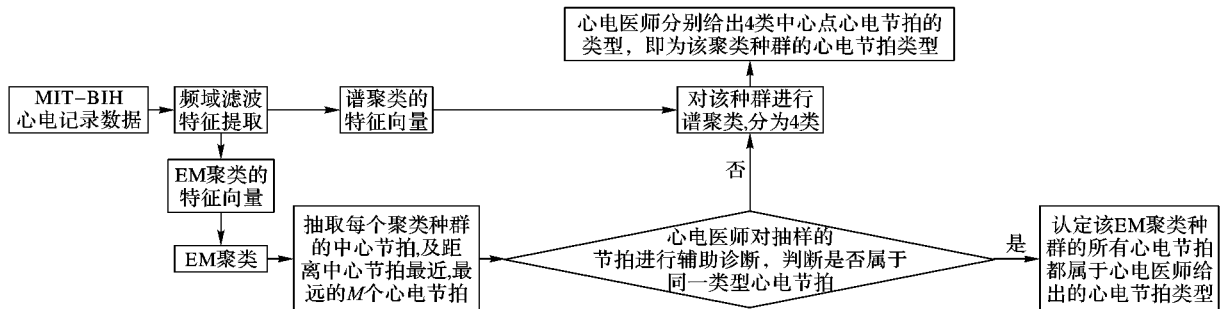


图4 二级聚类分析

其中,抽样每个聚类种群的距离中心心电节拍最近、最远的心电节拍,在 EM 聚类中,根据计算当前聚类种群心电节拍样本的高斯概率分布,按概率大小进行排序,概率最大的样本即为聚类种群的中心节拍,概率的大小衡量距离。在谱聚类中,我们采用 K-means 算法对特征向量空间中的特征向量进行聚类,按欧氏距离定义心电节拍的距离。实际应用中,为了方便心电医师查看,我们将距离最近、最远的心电节拍和聚类中心心电节拍选取特定时间窗口(前后节拍的 R 点),如图 5 所示,展示给心电医师查看。心电医师可以根据经验选择需要查看抽样的心电节拍的个数,即  $M$  值。

## 2 实验结果

在一级聚类分析中,本文设定分类的种群数从 4 到 18 类,分别计算 3 种聚类方式对应的混淆矩阵,最终分类结果表

明,当分类种群数为 12 时的 EM 聚类分类准确率最高( $Acc = 94.02\%$ ),对应的混淆矩阵见表 1。其次是分类数为 10 的谱聚类( $Acc = 93.21\%$ ),对应的混淆矩阵见表 2。

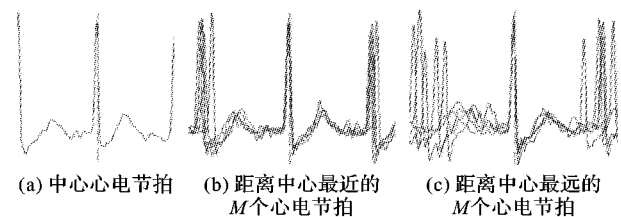


图5 抽样后的代表性心电节拍

根据一级聚类分析的实验结果,我们得出 EM 聚类、谱聚类更符合心电节拍特征的分布规律,其最终分类结果更佳。因此在二级聚类分析中,本文首先选用分类数为 12 的 EM 聚类进行聚类分析,如图 4 所示。我们抽样每个聚类种群中距

离聚类中心最近5个心电节拍和最远的5个心电节拍,利用MIT-BIH AR的注释,模拟心电医师的辅助诊断。对于心电医师判断不属于同一类型的聚类种群,考虑到AAMI标准最终将心电节拍分为四类,因此我们对其进行分类数为4的谱聚类。二级聚类分析最终得到的混淆矩阵如表3所示。

表1 分类数为12时EM聚类分类结果

EM 聚类 分为12类		Algorithm Label			
		N	S	V	F
Reference Label	N	87 754	1 217	939	216
	S	1 236	1 013	497	33
	V	925	503	5 454	126
	F	113	89	126	475

表2 分类数为10时谱聚类分类结果

谱聚类 分为10类		Algorithm Label			
		N	S	V	F
Reference Label	N	87 316	1 627	1 048	135
	S	995	916	816	52
	V	856	729	5 326	97
	F	246	103	135	319

本文根据文献[11]规定的计算方法,计算出二级聚类分

析算法最终得到的N、S、V、F类心电节拍的 $Acc$ 、 $Sen$ 、 $Ppr$ ,并与文献[6]算法、文献[14]算法、文献[15]算法的结果进行比较。文献[14]采用数字形态学特征,结合径向基函数(Radial Basis Function, RBF)支持向量机对心电节拍进行识别分类,虽然他们最终得到的分类准确率高达99.75%,但是他们存在两个问题:1)他们对心电节拍的分类不全面,只挑选了部分类型的心电节拍进行训练、识别测试;2)他们得到最终测试结果的心电记录都是在训练样本中抽选的,不符合实际应用需求。文献[15]存在和文献[14]同样的问题,最终的分类准确率为97.43%。从表4中可以看出,我们算法的准确率,特别是S类心电节拍的识别率比文献[6]算法的有显著提高,其分类的灵敏度高达89.82%,算法的普适性更好。

表3 二级聚类分析分类结果

二级聚类 分析分类		Algorithm Label			
		N	S	V	F
Reference Label	N	89 796	181	108	41
	S	243	2 496	29	11
	V	196	13	6 763	36
	F	41	18	21	723

表4 分类结果对比

算法	N类		S类		V类		F类		$Acc$
	$Sen$	$Ppr$	$Sen$	$Ppr$	$Sen$	$Ppr$	$Sen$	$Ppr$	
文献[6]算法	99.47	99.60	40.15	16.61	96.89	99.46	85.52	71.84	99.04
文献[14]算法	—	—	—	—	—	—	—	—	99.75
文献[15]算法	—	—	—	—	—	—	—	—	97.43
本文算法	99.63	99.47	89.82	92.17	96.50	97.72	90.04	89.15	99.07

### 3 结语

本文通过对通用的聚类分析进行比较,选择符合心电节拍特征量分布的聚类算法,对其进行集成,通过使用抽样代表性心电节拍的方法,选择代表性的心电节拍提供给心电医师诊断,从而提高了心电医师的查看大量心电数据的工作效率,同时充分利用心电节拍个体内差距较小的特点,最终提高了心电节拍辅助分析的准确率和普适性,该算法适宜于远程医疗中长时间心电监护数据的辅助诊断分析。后续改进可以引入病人的先验知识,在辅助诊断系统中集成心电医师给出的病人的先验知识,根据先验知识,选择相对应的代表性特征分量,从而进一步提高分类效果和普适性;通过储存病人的历史代表性心电节拍,进一步提高心电医师的诊断效率。

#### 参考文献:

- [1] OSOWSKI S, LINH T. ECG beat recognition using fuzzy hybrid neural network[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2001, 48(11): 1265-1271.
- [2] YU S, CHEN Y. Electrocardiogram beat classification based on wavelet transformation and probabilistic neural network[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(10): 1142-1150.
- [3] HU Y, TOMPKINS W, URRUSTI J L, et al. Applications of artificial neural networks for ECG signal detection and classification[J]. Journal of Electrocardiology, 1993, 26(S1): 66-73.
- [4] HU Y, PALREDDY S, TOMPKINS J. A patient-adaptable ECG

- beat classifier using a mixture of experts approach[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1997, 44(9): 891-900.
- [5] DECHAZAL P, O'DWYER M, REILLY R B. Automatic classification of heartbeats using ECG morphology and heartbeat interval features[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2004, 51(7): 1196-1206.
- [6] KIRANYAZ S, INCE T, PULKKINEN J, et al. Personalized long-term ECG classification: A systematic approach[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(4): 3220-3226.
- [7] LIN Z, GE Y, TAO G. Algorithm for clustering analysis of ECG data[C]// Proceedings of the 27th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Piscataway: IEEE, 2006: 3857-3860.
- [8] DELGADO E, RODRIGUEZ J, JIMENEZ F. Recognition of cardiac arrhythmias by means of beat clustering on ECG-holter records[C]// Computers in Cardiology 2007. Piscataway: IEEE, 2007: 161-164.
- [9] PhysioBank Archive Index[EB/OL]. [2013-10-20]. <http://physionet.org/physiobank/database/>.
- [10] SONG X, DENG Q. On the format of MIT-BIH arrhythmia database[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2004, 21(4): 230-232. (宋喜国, 邓亲恺. MIT-BIH 心率失常数据库的识读及应用[J]. 中国医学物理学杂志, 2004, 21(4): 230-232.)

(下转第2139页)

表1 参数设置

实验参数	值
仿真时间	1000 s
拓扑大小	1800 m × 1000 m
移动节点数	100
数据分组大小	1500 B
暂停时间	0 ~ 5 s
移动模型	随机移动
节点移动速度	5 ~ 10 m/s

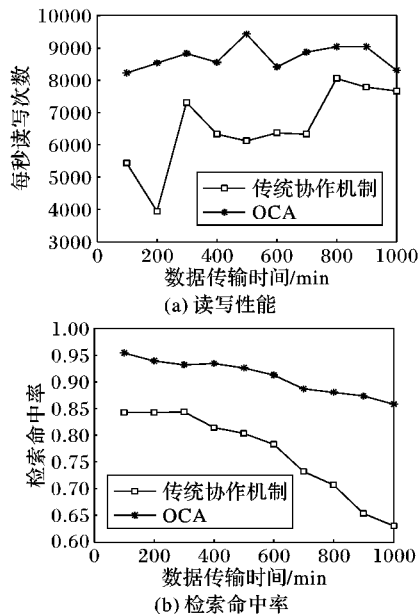


图6 大数据处理性能测试

#### 4 结语

农业物联网中的节点移动性、无线通信环境的复杂性、高误码率和大数据多样性等特点使得为其提供可靠的数据传输和高效的大数据处理性能成为物联网应用的新挑战。本文首先针对农业物联网应用平台,提出了一种基于跨层交互的网络分析模型;其次,分析了节点移动性与协作通信特点,提出基于机会协作的大数据可靠传输机制,然后设计了基于机会协作的适用于农业物联网的大数据处理系统;最后从传输可靠性和系统大数据处理性能两个方面证明本文所提 OCA 系统比传统协作机制和物联网大数据处理机制更有效。

#### 参考文献:

- [1] YAN X, WANG W, LIANG J. Application mode construction of Internet of things for facility agriculture in Beijing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(4): 149
- [2] ZHAO X. Study on key technologies in agriculture Internet of things [J]. Taiwan Agricultural Research, 2011, 113(6): 103 - 107. (赵湘宁. 农业物联网中关键技术研究进展[J]. 台湾农业探索, 2011, 113(6): 103 - 107.)
- [3] CHEN Y. Discussing on relation between agricultural Internet of things and agriculture complex large system intelligent control [J]. Agriculture Network Information, 2012(2): 8 - 12. (陈一飞. 农业复杂大系统的智能控制与农业物联网关系探讨[J]. 农业网络信息, 2012(2): 8 - 12.)
- [4] WIGAN M R, CLARKE R. Big data's big unintended consequences [J]. Computer, 2013, 46(6): 46 - 53.
- [5] MENG X, CI X. Big data management: concepts, techniques and challenges [J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(1): 146 - 169. (孟小峰, 慈祥. 大数据管理: 概念、技术与挑战[J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(1): 146 - 169.)
- [6] CHOO J, PARK H. Customizing computational methods for visual analytics with big data [J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2013, 33(4): 22 - 28.
- [7] HAN X X, LI J Z, YANG D H, et al. Efficient skyline computation on big data [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2013, 25(11): 2521 - 2535.
- [8] JELINEK M, BERGEY P. Innovation as the strategic driver of sustainability: big data knowledge for profit and survival [J]. IEEE Engineering Management Review, 2013, 41(2): 14 - 22.
- [9] SIMMHAN Y, AMAN S, KUMBHARE A, et al. Cloud-based software platform for big data analytics in smart grids [J]. Computing in Science and Engineering, 2013, 15(4): 38 - 47.
- [10] BIEM A, FENG H, RIABOV A V, et al. Real-time analysis and management of big time-series data [J]. IBM Journal of Research and Development, 2013, 57(3/4): 1 - 12.
- [11] KRASKA T, TRUSHKOWSKY B. The new database architectures [J]. IEEE Internet Computing, 2013, 17(3): 72 - 75.
- [12] YUAN K, ZHAO Z, FANG J, et al. Real-time processing for high speed data stream over large scale data [J]. Chinese Journal of Computers, 2012, 35(3): 477 - 490. (元开元, 赵卓峰, 房俊, 等. 针对高速数据流的大规模数据实时处理方法[J]. 计算机学报, 2012, 35(3): 477 - 490.)
- [13] JIA X. Big data real-time information exchange strategy research based on the Internet of things [J]. E-Government, 2011(4): 16 - 20. (贾晓丰. 基于物联网的大数据量实时信息交换策略研究[J]. 电子政务, 2011(4): 16 - 20.)
- [14] TIAN R, SUN L, LIU Y, et al. COBRA: A collaboration based reinforcement mechanism for mass transmission in VANETs [J]. Journal of Computer Research and Development, 2009, 46(12): 2076 - 2084. (田锐, 孙利民, 刘燕, 等. COBRA: 车载网络中基于协作的大数据传输增强机制[J]. 计算机研究与发展, 2009, 46(12): 2076 - 2084.)
- [11] Association for the Advancement of Medical Instrumentation . ANSI/AAMI EC57: 2012, Testing and reporting performance results of cardiac rhythm and ST segment measurement algorithms [S]. Arlington: Association for the Advancement of Medical Instrumentation, 2012: 1 - 22.
- [12] SHENSA M. The discrete wavelet transform: wedding the a trous and Mallat algorithms [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1992, 40(10): 2464 - 2482.
- [13] PRTTools [EB/OL]. [2013-10-20]. <http://prtools.org/>.
- [14] LIU X, YAN C, HU Z. Arrhythmia classification based on mathematical morphology and support vector machine [J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(4): 1173 - 1175. (刘雄飞, 晏晨伟, 胡志坤. 基于数学形态学及支持向量机的早搏失常识别[J]. 计算机应用, 2013, 33(4): 1173 - 1175.)
- [15] TONG J, DONG J. Electrocardiogram classification using combined classifiers [J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(4): 1225 - 1228. (童佳斐, 董军. 分类器组合在心电图分类中的应用[J]. 计算机应用, 2010, 30(4): 1225 - 1228.)

(上接第 2135 页)