**使用心电信号形态学和心跳间隔特征自动分类心跳**

*摘要*—提供了一种用于心跳分类的心电图自动处理的方法。该方法将手动检测到的心跳分配给由ANSI/AAMI EC57:1998标准推荐的五个心跳类别之一，即，正常搏动，心室异位搏动（VEB）, 室上性异位搏动（SVEB），正常和VEB的融合，或未知的节拍类型。数据从MIT-BIH心律失常数据库中的44个非起搏器记录获得。数据被分为两个数据集，每个数据集包含了来自22个记录大约5000次搏动。第一个数据集被用于从候选的配置中选择一个分类器，比较了12个处理来自两个心电图导联的特征集的配置。特征集基于心电图形态，心跳间隔和RR间隔。所有的配置采用一个统计学分类器模型利用监督学习。第二个数据集被用于提供一个所选配置的独立的性能评估。对于SVEB类，这一评定导致了75.9%的敏感度，38.5%的阳性预测率，4.7%假阳性预测率。对于VEB类，敏感度为77.7%，阳性预测率为81.9%，假阳性预测率为1.2%。这些结果对于自动心跳分类系统以前报道的结果是一个提升。

*索引词*——心电图（ECG）,心跳分类器，线性判别分析，统计分类模型

1. 引言

心脏心律失常是由在速率，规律性，起源位置或心脏电脉冲的传导的任何骚乱引起的【1】。一般来说，心律失常可被分为两组。第一组包括有生命威胁的并且需要除颤器立刻治疗的心室心房过动和心动过速。这些心律失常的发现得到了很好的研究并且有着高灵敏度和和特异性的成功的探测器已经被设计出来。【2】-【5】。

这项研究探讨了第二组，其中包括不会立刻威胁到生命但是可能需要治疗以防止进一步的问题。心电图（ECG）是一种低成本、无创、有效的心律失常检测手段并且已经成为了标准诊断工具。有些心律失常不常常出现可能需要使用Holter ECG监听器记录长达一周的心电图活动才能成功捕获。许多心律失常变现为具有异常时机或心电图形态的心跳序列。心电图信号的节奏可以通过了解信号中持续心跳的分类来决定【6】。心跳分类是非常耗时的，故任何协助这一过程的心电图自动化处理都是有帮助的并且是本研究的焦点。

心跳自动分类早已被其他研究者用大量代表心电图的特征和一些分类方法报道（比如【7】-【12】）。特征包括心电图形态、心跳间隔特征【8】-【11】、基于频率的特征、高阶累积特征、心电图形态的Karhunen–Loeve展开【11】，以及埃尔米特多项式【12】。使用的分类方法包括线性判别法【7】、反向传播神经网络【8】-【10】，学习向量量化自组织映射【11】和自组织网络【12】。

尽管医疗器械促进协会推荐了报告心律算法表现结果的标准，只有在【11】和【12】著作中的利用了这些标准。这使得评估不同算法的相对的优点变得非常困难。这项研究采用了AAMI标准，我们的结果业余这些【11】和【12】结果进行了比较。

在【11】中，*Hu*等人根据具体患者定制了一个心跳分类器以（称为局部分类器），然后将其与一个从大型ECG信号数据库设计的全局分类器组合。然后使用混合专家的方式将两个分类器组合。局部分类器需要一位心脏病专家注释一位特定患者的ECG片段以执行MOE方法。全局分类器的准确率达到了62.2%，MOE分类器对区分VEB与非VEB的准确率达到了94.0%。

Lagerholm等人描述了一种将ECG心跳从一个记录从一个记录聚集到25个集群的方法，并确定平均来说，任何一个集群中98.5%的心跳来自同一个心跳类别。如果专家可以正确识别集群中占主导地位的节拍，这转换为有着98.5%准确率的分类器表现。

2. 目标

本研究的首要目标是检验心跳分类器的问题，其次，根据AAMI推荐的做法设计和测试一个使用全面ECG数据库的自动分类系统。以前方法的方法改进包括：

**·**试验心电图形态学的八个表现形式

**·**使用【13】中推荐的五种心跳类别

**·**比较从单个和多个ECG导联获得的12个分类器配置处理特征

**·**对训练样本进行加权，防止大类别主导训练过程

在第三节中对心电数据库进行了讨论。第四节讨论了这一分类问题采用的方法。该解还详细介绍了执行的测试和实验。第五节介绍了不同分类器配置的分类表现结果。第六节讨论了重要结果，并与以前发表的工作做了一个比较。第七节得出了一些结论。

3. ECG数据

来自MIT-BIH心律异常数据库的数据被用于本研究，其中包括许多常见的并且威胁生命的心律异常记录以及正常窦性心律的例子。该数据库包含48个记录，每个记录包含两个30分钟的ECG导联信号（记为导联A和B）。在45个记录中，lead A is modified-lead II and for the other three is lead V5. Lead B is lead V1 for 40 recordings and is either lead II, V2, V4, or V5 for the other recordings.其中23个记录意在作为常规临床记录的代表性样本来提供服务，25个记录包括复杂的室性心律失常、交界性心律失常和室上性心律失常。

数据以0.1-100Hz进行带通滤波，并以360Hz采样。有来自15种不同心跳类型的超过109000个被标记的心室跳动（表1列出了心跳类型）。如表2所示，心跳类型的样本数量有很大不同。最大的类型是“正常搏动”（NOR）,有75000个例子，最小的类是“室上性搏动”（SP）,仅有两个例子。

与AAMI建议的做法一致，四个包含起博心跳的记录从分析中移除。其余的记录被分为两个数据集，每个数据集包含来自22个记录的ECG数据， 记录有着一样的比例相似的心跳类型。两个数据集都包含大约5万个心跳，并具有常规和复杂心律失常记录的混合。表2按心跳类型展示了每个数据集的细分。第一个数据集（DS1）备用来评估不同候选分类器的性能。第二个数据集（DS2）用于心跳分类系统的最终性能评估，如图1所示。

AAMI推荐的做法被用于将MIT-BIH心跳类型合并成五个心跳类别，这些类别被用于所有的后续处理。每类包括包括表1中展示的一个或更多类型的心跳。类N包含源自窦房结的心跳（正常和束支传导阻滞类型），类S包含室上性异位搏动（SVEBs）,类V包含心室异位搏动（VEB）, class F contains beats that result from fusing normal and VEBs，类Q包含囊括过快心跳的未知心跳。

4. 自动化心跳分类器的方法

图2描绘了与基于本研究结果的心跳分类器相宜的自动系统的各个阶段它由三个阶段组成：预处理阶段，处理阶段和分类阶段。数字化的ECG被应用于预处理阶段的输入端。预处理阶段利用一个滤波单元去除ECG信号中的artifact signals，这些信号包括基线漂移、电源线干扰和高频噪声。处理阶段包括心跳检测模块和特征提取模块。心跳检测模块尝试定位所有心跳。特征提取模块涉及从每一个由分类阶段处理的心跳形成一个测量矢量（特征矢量）。特征提取模块是需要的，因为，尽管分类阶段或许可以直接处理ECG样本，首先从ECG中检测少量（相对于ECG样本数量）识别特征，通常能达到更好的分类性能。分类阶段包含一个或多个分类器单元，其响应于输入的特征向量来选择需要的类别。分类器单元通常包含系统开发期间设定的参数以优化分类器性能。然后一个组合器将分类器单元的决策联合以形成系统的最终决定。下面将更详细地讨论形成这些阶段的模块。

1. ECG滤波

所有的心电型号都用两个中值滤波器滤波以消除基线漂移。每个信号都用一个200ms宽度的中值滤波器处理以移除QRS波群和P波。然后用600ms中值滤波器处理所得的信号以移除T波。第二次滤波操作的产生的信号包含ECG信号的基线，然后从原始信号中减去以产生基线校正的ECG信号。用12-tap low-pass filter从基线校正ECG信号。滤波器是一个有限脉冲响应滤波器，在通带和阻带中有相同的波纹。滤波器的3-dB点是35Hz。滤波的ECG信号被用于所有后续处理。

1. 心跳检测

这一研究没有调查从心电图检测心跳的问题，相反，我们利用来了MIT-BIH心律失常数据库提供的心跳基准点时间。所提供的基准点出现在QRS波群的主要局部极值（即，R波最大时间或S波最小时间）的瞬间。这些基准点首先被自动获得，然后逐个节拍地手动校正。

1. 心跳分割

Laguna等人的心跳分割程序被用来提供心跳分割点的估计值，即，QRS起点和偏移点T波偏移时间，一个指示P波存在不存在的布尔值，以及如果存在，每个心跳基准点的P波起始时间和偏移时间。该程序分别应用于心电导联以形成两个心跳分割点的估计值集合。该程序已经在心电图多通道数据库和MIT-BIH QT数据库的通用标准中得到验证，并且系统准确性在确定心跳分割点方面与专业人员的变化相当。

1. 特征提取

每一个心跳都计算有关基准点间隔有关的特征。针对每个心跳的两个ECG信号分别计算有关心跳间隔和ECG形态学的特征（参见图2的“处理”极端）。表3列出了本研究使用的特征。

表3

有关本研究的特征组群。特征从两个心电导联中哪儿分别分离出来，导联B特征的组标签就展示在方括号中。

1）RR-间隔特征：心跳基准点间隔（此后称为RR间隔）被定义为连续的心跳基准点间隔。

从RR序列中提取了四个特征（见表3：RR间隔）。预RR间隔给定心跳和先前心跳之间的RR间隔。后RR间隔是一个给定的心跳和下一个心跳之间的RR间隔。平均RR间隔是记录的RR间隔的平均值，并对于记录中的所有心跳具有相同的值。最后，通过心跳周围的10个RR间隔的RR间隔进行平均来确定局部平均RR间隔。

2）心跳间隔特征：在心跳分割后计算每心电图导联的三个与心跳间隔相关特征。QRS间期是QRS起始与QRS偏移之间的时间间隔。T波持续时间定义为QRS偏移和T波偏移之间的时间间隔。T波持续时间定义为QRS偏移和T波偏移之间的时间间隔。第三个特征是一个布尔变量，指示是否存在P波。

3）本研究所用的表征心电信号形态的特征分为8组。所有组都包含ECG信号的幅度值。组与组之间的主要区别是the method used for sampling the signals.四组采用心律分割信息确定采样率，四组采用固定间隔采样率。

a)分割的心电图形态学特征：四组采用由QRS起始点和偏移量以及T波便宜点确定的采样率和采样窗口，每个窗口包含19个特征。图3（a）描绘了抽样过程。利用两个取样窗口。第一个窗口的边界由QRS起始和偏移决定。通过对在该窗口中的ECG波幅进行均匀采样导出特征。第二个窗口被QRS偏移和T波偏移限制。ECG波幅的九个特征是通过在该窗口中均匀采样而形成的。由于ECG信号已经被采样，线性插值法被用来估计心电图波幅的中间值。

将上述取样方法应用于A组以形成形态学1A组（见表3：形态学1A）,并应用于B组形成形态学1B组（见表3：形态学1B）。

形态学1A和1B组以相同的方式分别计算形态学2A组（参见表3：形态学2A）和形态学2B组（参见表3：形态学2B），除非整个ECG信号被缩放，所有样本值的标准差在采样窗口应用之前保持一致。该缩放操作导致一个独立于原始ECG信号幅度的信号。

b)固定间隔心电图形态特征：固定采样率，采样窗口由心跳基准点(FP)定位四组。图3(b)描绘了采样过程。基于FP形成两个采样窗口。第一个采样窗口大约覆盖了QRS波群，包含FP-50ms和FP+100ms之间的心电图部分。60Hz的采样率被应用于心电图振幅，从而产生十个特征。第二个窗口大约包含了T波，并开始于FP+150ms结束语FP+500ms。在这个窗口中以20Hz采样ECG信号幅度，导致了8个特征。较低的采样率被用于T波采样窗口，因为该波的频率内容低于QRS波群的频率内容。这减少了由分类器处理的特征值数量。

将上述取样方法应用于A组，形成形态学3A组（见表3：形态学3A）,并应用月B组形成形态学3B组（见表3：形态学3B）。

如上所述缩放ECG信号之后，分别以形态学3A和形态学3B组相同的方式计算形态学4A组（参见表3：形态学4A）和形态学4B(参见表3：形态学4B)。

4）特征集：将以上特征组合成8个特征集，总结在表4中。特征集1（FS1）包含26个特征，包括RR特征和来自需要缺点心跳分割点的导联A的特征。这些特征包含了未缩放的分段ECG形态组（形态学1A）和心跳间隔A组。特征集2包含了和FS1一样的特征，除了替代形态学1A组的按比例缩放的分段ECG形态组（形态学2A）。因此，该特征集不需要确定心跳分割点。特征组4包含与FS3相同的特征，除了替代形态学3A组的固定缩放间隔ECG形态组（形态学4A）。

特征集5-8(FS5到FS8)与FS1到FS4相似除了从导联B算得的被包含在内的特征。

8个特征集用于检验导联放置对分类器性能的影响，替代ECG形态学表现和inclusion of心跳分割信息。

1. 分类器模型

基于线性判别式（LDs）的分类器模型始终被应用于本研究。使用从训练数据计算的“插入式”最大似然估计来确定模型参数。

对于线性判别式，如下定义未加权似然函数【18】

（1）

类的数量是c,k类中的训练样例的数量是**N*k***, 是具有均值**μ*k***和评价于训练样本**X*kn***共同协方差**∑**的高斯分布。训练过程确定**μ*k***和**∑**的参数，使得**L**的值最大化。

可用的训练样本的相对比例影响LD分类器的性能。如果少数训练样本在训练数据例子中占主导地位，那么分类器的训练过程就受到这些类别的严重影响【18】。避免这一问题的一个解决方案是在训练过程中包含大类的训练实例的子样本，但这样是训练数据的浪费。在本研究实施的一个更好的解决方案是包括所有训练实例但是减少大类的训练实例对训练过程的相对贡献。将每个训练实例对似然函数的贡献按类别相关因子**w*k***加权来实现这一目的。

加权似然函数是

（2）

训练实例对**L**的贡献和**w*k***直接相关。

当平均向量被定义是，最大化

（3）

协方差矩阵定义为

（4）

在这项研究中，**w*k***的值被如下确定。所有类被加权以尽可能达到每个类对训练过程贡献400个实例的当量。选择这个阈值是因为感觉到具有较少实例的类没有被充分代表从而它们的对似然函数的贡献需会被减少。如果如果一个类的实例数量（**N*k***）大于400，**w*k***那么久设置为400/ **N*k***。对于少于400个实例的类，不进行加权（比如**w*k***=1）。五个心跳类的**w*k***值是：N:400/45868；S:400/942;V:400/3787;F:400/415;Q:1。

1. 分类和组合分类

在确定了训练数据的**μ*k***’s和**∑**之后，一个特征向量**x**被划分通过假设先验概率**π*k***和从第k个类计算估计的后验概率用（5）

此时**y*k***=。

N,S,V和F类的先验概率被设为10/41，由于未知节拍的数量只是所有心跳的一部分，所以Q类别的先验概率相对于其他类别降低了，设为1/41。

通过选择具有最高从（5）中估计的后验概率的类别，获得一个特征集系统的最终分类。

为了同时获得基于多个特征集的处理信息的分类，将每个特征集获得的后验概率与分离的分类器输出结合起来。假设来自分类器M的输出被结合起来，最终后验概率输出‾**P(k|x)**是用如下不加权的Bayesian product integration scheme【19。】方法从各个分类器输出**Pm(k|x)** 中计算出来的。

（6）

如前所述，通过选择具有最高后验概率估计的类别来获得最终分类，通过使用来自所有可用信号的信息，可以更有效地使用可用的ECG诊断信息。

1. 候选分类器配置

评估了12个分类器配置。配置1-8别是处理FS1-FS8的单导联配置。这些配置使用了一个LD分类器。配置9-7是分别处理FS1和FS5；FS2和FS6；FS3和FS7；FS4和FS8的多导联配置。这四个配置实现了两个LD分类器（每个处理一个特征集合）并使用（6）的集成方案进行组合。

1. 分类绩效措施

分类器配置的性能是使用多种度量计算的。表5显示了如何使用完整的分类矩阵来计算性能指标。根据AAMI的建议，计算了两个性能指标集。这些性能指标重点在算法区分VEBs和非VEBs的能力。值得注意的是，4（a）中所示的AAMI推荐的计算结果并没有像VEBs一样奖励或惩罚一个分类器为了分类心室融合（F）或未知节拍(Q)。类似地，在表V(b)中，计算并不像SVEB一样奖励或惩罚未知节拍分类的分类器。

表V(a)和(b)中列出的性能指标并不能测量分类器的同时将心跳分成多个类别的能力，即多路分类性能。尽管这些措施在临床上非常有用的，但是不便于比较不同分类器配置的性能。为了对不同的分类器配置的性能进行排序，针对每个分类器【参见表V(c)】计算、比较多路分类准确度和类别灵敏度。

数据集的所有综合性能指标都是通过给每个心跳平等的权重（在【13】中所谓的“总计”统计）相加得到的。

1. 聚类性能测量

本研究所描述的方法与【12】的心跳聚类方法进行了比较。心跳聚类系统不分不分类心跳，而试图将来自同一心跳类别的所有心跳分组到独特的cluster。对于这些系统，如果心跳被分配到主导节拍类型是不同类别的cluster，则将心跳定义为misclustered。为了确定我们方法的聚类性能，对每个心跳进行处理，分类器的五个可能输出被认作是聚类标签而不是心跳类别。一旦确定了记录中所有心跳的聚类标签，使用专家注释来确定每个聚类的主要心跳类别。（感觉是与人工注释匹配）。为了将我们的方法与【12】比较，定义了一个与**RSOM**类似的错误特征**RLD**。

**RLD**首先通过确定正确聚集的VEBs数量和正确聚集的非VEBs（CCnon-VEB）数量。如果一个节拍属于VEB类别被分配到主要心跳是VEB类的群集，则VEB被正确聚类。如果属于N，F，S或Q心跳类型的心跳被分配到主要节拍是N，S，F或Q心跳类型的群集，则非VEB被正确地聚类。**RLD**用

（）

1. 评估分类器性能

分类器的性能估计使用两种方法在这项研究。在第一周种方法中，交叉验证方案【20】，【21】被应用于DS1。可用数据按照两种方式划分为folds。在第一部分中（DD1），数据被分配到22 folds每个fold包含来自一个记录的数据。在第二部分中(DD2)，所有心跳被认作独立的，随机分配给22 folds。交叉验证方法被用来评估不同的候选分类器的性能，并为第二次性能评估确定最好的分类器。

性能估计的第二种方法是使用DS1对系统进行训练，然后通过处理DS2对系统进行测试。图1显示了在本研究中数据是如何分成不同的性能评估组的。

5. 结果

表6中展示了本研究所考虑的候选分类器配置的多路分类性能指标。所有的性能指标通过合计来自22个测试集folds的测试集特征决定的。表6（a）展示了配置1将交叉验证应用于DD2的结果。表6（b）和6（c）中的结果由交叉验证应用于DD1得到。表6（b）列出了单导联配置处理FS1-FS8的结果。表6（c）列出了四种多导联配置的结果。这部分研究的目的是选择一个分类器配置，同时分离所有类别的性能最好。由于这个原因，表6只显示了多通道分类性能指标。

在考虑表6的结果之后，选择配置9作为表现最好的分类器。它使用DS1进行再训练并在DS2上进行了测试。图2出示了实现配置9的系统示意图。根据AAMI建议，对于每个记录的分类性能和总体性能指标被计算为DS2（测试集），并且出示在表7（a）中。为了比价，表7（b）给出了一个公开系统的分类性能。表7（c）显示了聚类性能，而表8显示了逐拍性能的总表。

6. 讨论

配置1的分类性能值使用两种数据划分方案DD1和DD2确定的。结果显示由DD2[表6（a）]导致的分类器性能指标显著高于由DD1[表6（b）]导致的相同指标。使用DD2估计的多路精度是86.1%，比用DD1估计的同样结果高了7.1%。相同的趋势可以在本表中的特异性和敏感度结果中看出。

这些结果表明，在心跳基础上划分的数据会导致偏向乐观的分类结果。这种方案是有偏见的，因为个体间心跳会高度依赖因而依赖性心跳可能出现在训练集合测试集中。这种数据划分方案以前一直受到其他研究者（比如【7】【9】【10】）青睐，应该被避免。因为测试数据中不包含任何来自训练数据代表个体的心跳，DD1方案优于DD2方案。对于本研究的其余部分，采用DD1方案。

1. 候选配置的性能

在精度方面，表现最好的单引线分类器是配置7，准确度为83.0%。敏感度和特异性检查结果表明，尽管其具有高特异性（88.1%）,单所得的敏感度非常低（SVEB 30.4%，VEB .9.9%，F 32.1%，Q 0.0%），所以该配置的临床用途有限。更有利的是具有更均衡的特异性和灵敏度性能数据的系统。在此基础上，单导联配置中分类器配置1获得最佳性能（准确性79.0%，特异性80.6%，敏感度：SVEB 59.9%，VEB 65.3%，融合（F）74.5%，未知（Q）25.0%）。

多导联配置总是比单导联配置处理相同特征集时有更高的准确性能。对于所评估的四种多导联配置，由于特异性和VEB灵敏度的提高，而与单导联配置相比没有改变或轻微减少在其他特异性，发生精确度增加。因此结合来自多个ECG导联的信息是一个很好的性能增强策略。

配置11在准确性方面是整体表现最好的分类器。达到了91.2%的高特异性而适度的特征敏感度对类们：SVEB（54.7%）,VEB（40.0%）,融合（F-26.0%），未知（Q-0.0%）。作为结果，这不被认为是性能最好的配置分类器。相反，选择配置9因为它有更平衡的敏感度和特异性性能数据（特异性86.7%；敏感性：SVEB5.3%，VEB67.3%，F71.6%，Q12.5%）同时保持84.5%的高整体准确度。该分类器处理的特征集利用了未缩放的ECG形态并包括心跳分割点。因此，包含ECG心跳的绝对波幅和外加的心跳分割信息到特征提取过程是值得的步骤。这个后来的观察与Millet等人的发现相矛盾。

1. 最终测试

表3（a）展示了DS2配置9的根据AAMI标准推荐的性能评估。这个评估是没有偏差的，因为在分类器的开发过程中没有使用DS2。

对于SVEB类，总体敏感度为75.9%，阳性预测率为38.5%，假阳性率（FPR）为4.7%.。因此，我们的系统监测SVEB的性能不如系统监测VEB的性能。VEB类总灵敏度为77.7%，阳性预测率为81.9%，FPR为1.2%。因此我们系统检测SVEB的性能不如系统检测VEBs的性能。一个可能的原因是有942个SVEBs在训练数据中，显著少于可获取的3787个VEBs。

逐拍性能总结表（表8）提供了如何分组被错误分类的见解。这些结果表明，基于配置9的系统正在做出两个主要的错误。首先，1904年正常心跳被错误归类为SVEB（N）心跳，其次，3509 N心跳被错误归类为融合（F）心跳。未来的工作需要看看更清楚地区分正常心跳和这两个异常心跳类别的识别特征。

从融合节拍中区分出正常节拍是一个固有难题，因为融合节拍是心室搏动和正常搏动的结合。

1. 与其他自动心跳处理系统的比较

本研究的VEB分类结果与Hu等人的报道结果进行了比较，因为本研究着眼于在MIT-BIH心律失常数据库中区分VEB和非VEB心跳。Hu使用了20个记录的测试集，该测试集排除了所有没有室性早搏（PVC）的记录。这两项研究共有对两项研究都很常见的11个测试记录（见表、脚注“a”），并直接比较这些记录的总体表现结果。配置9在这些记录中的整体表现为：准确度96.4%，敏感度77.5%，阳性预测率90.6%，FPR1.1%。

使用【11，表6】，重新计算了11个记录的总体灵敏度，阳性预测率和FPR率，结果见表7（b）。我们的系统比全自动配置（GE分类器）方法（准确率75.3%，敏感度69.6%，阳性预测率34.6%，FPR16.8%）明显更好，与半自动MOE方法的结果具有可比性,达到（准确率93.6%，敏感度78.9%，阳性预测率76.0%，FPR3.2%）。显著差异在于我们的系统不需要专家对部分被测试记录进行注释以训练MOE方法的本地分类器。

Lagerholm等人【12】也使用了与Hu相同的20个记录来确定聚类VEB和非VEB的性能。使用与我们研究共同的11个记录，比较了我们的系统和Lagerholm的聚类性能【见表7（c）】。我们的系统达到了97.5%的聚类准确度，低于Lagerholm达到的99.2%（**RSOM**）。应该指出的是，我们的系统使用了5个集群，而Lagetholm的系统使用了25个集群，因此我们 系统正在尝试一个更受限，因此而更困难的集群问题。我们系统对Lagerholm的系统的重要优势在于，在对一个集群进行分类之前不需要专家对集群的主导心跳进行注释。

1. 自动心跳检测

为了使此处介绍的心跳分类方法完全自动化，需要自动心跳检测模块。自动心跳检测导致心跳检测中的一些错误（错过的心跳，错误检测的心跳，心跳基准点识别错误），由于两个原因，这将导致所提供的心跳分类器方法性能下降。首先，由于错过的心跳和错误检测的心跳不能被正确分类。其次，由于心跳检测和基准点识别错误，会在RR间隔特征中引入误差。有多种方案在检测心跳时声称误差率小于0.5%【12】，【23】，【24】。这个错误率远低于我们心跳检测方法的错误率（比如，VEB错误率=100-VEB Acc=3.6%），预计使用这样的方案自动化心跳心跳检测过程不会明显降低我们系统的心跳分类性能。

7. 结论

使用MIT-BIH心律失常数据库，我们已经讨论了将心跳分类成五组——正常心跳，VEBs,SVEBs,funsion of normal and VEBs,未知心跳类型——的心电图处理方法的发展。在本研究中，手动确定心跳基准点。对12个分类器配置的分类性能进行比较，并选择最佳配置进行独立性能评估。由所选择的配置处理派生自两个ECG导联的特征集，每个ECG导联利用从RR间隔特征、未缩放ECG形态、心跳分割信息派生的特征。该配置实现了两个线性判别分类器（每个处理一个特征集合），其将分类器输出分类器输出整合形成最终决策。对这种配置的独立性能评估得到SVEB类的灵敏度75.9%，阳性预测率38.5%，FPR4.7%。VEB敏感度77.7%，阳性预测率81.9%，FPR 1.2%。这些结果是以前报告的自动心跳分类系统的结果的一个提高。

**致谢**

作者要感谢新南威尔士大学的B. Celler教授引导他们接触MIT-BIH心律失常数据库。