通过一维卷积神经网络进行的实时患者特定的ECG分类

*摘要*——目标：本文提出了一种快速准确的患者特异性心电图（ECG）分类和监测系统。*方法*：一维卷积神经网络（CNN）的自适应实现，被固有地用于将ECG分类的两个主要块融合成单个学习体：特征提取和分类。因此，对于每个患者，通过使用相对小而常见并且是患者特异性的训练数据训练训练一个简单个人CNN，从而，这样的患者特异性特征提取能力可以进一步提高分类性能。由于这也否定了提取手工特征的必要性，一旦为特定患者蓄念了专用CNN,其可以独自被用来分类可能长的ECG数据流，用快速准确的方式，或者，这样的解决方案可以方便地用于轻型可穿戴设备上的实时ECG监控和早期预警系统。*结果*：在MIT-BIH心律失常基准数据库上的结果表明，所提出的解决方案对于检测心室异位搏动和室上性异位搏动比绝大多数最先进的方法达到了更好的分类性能。*结论*：除了达到速度和计算效率之外，一旦用于个体病人的专用CNN训练完毕，可以单独使用CNN来分类她/他的长ECG记录比如Holter寄存器用一种快速准确的方式。*意义*：由于其简单和参数不变的性质，所提出的的系统是非常通用的，因此可用于任何ECG数据集。

*关键字*——卷积神经网络（CNNs），患者特异性ECG分类，实时心脏监测。

1. 引言

除了获取数据的容易程度，为了从生物医学信号中提取可靠的信息，我们仍然面临挑战。

心动周期中的每次心跳展示心脏电活动的时间演变，其由心脏的不同的电去极化-复极化部分组成。对于心脏病专家来说，心率或节律的任何异常或记录的ECG波形上形态模式的变化都很容易被检测到，作为心律失常的特征。但是，由于几个原因，这对于自动计算机系统来说是一项艰巨的任务。生物医学信号的某些污染到生理假象和外部噪声以及生物医学信号（例如，ECG信号的N型和S型心跳）之间的不平衡类别使得系统的性能和准确度在患者与患者之间显着不同。特别是，ECG信号的时变动态和形态特征对于不停的患者以及不同的时间和身体条件显示出显著的变化。即使对于健康受试者的似乎是确定的心电图，在不同情况下，QRS复合波，P波和RR间期的形状将不同于一个搏动到另一个搏动【1】。

已有几种基于信号处理技术的通用和全自动ECG分类方法，如频率分析【2】，小波变化【3】和滤波器组【4】，统计学【5】和启发式方法【6】，隐马尔可夫模型【7】，支持向量机[8]，人工神经网络（ANNs）[9]和混合专家方法[10]。一般而言，由于ECG信号的上述患者间变化，它们在实践中表现不佳，因此例如当分类一个新的患者的ECG信号时，它们通常表现出具有不一致的性能的缺点。这使得它们在临床火实践中被广泛使用时不可靠，并且它们在更大的数据库中的准确性和效率会有很大差异【11】【12】。

另一个严重的问题是在评估和测试基准数据集上的特点方法时缺乏常规实践的应用。为此目的，医疗器械促进协会（AAMI）为自动心律失常检测算法的性能结果提供标准和建议的做法【13】。然而，在文献的许多方法中，实际上只有少数【10】【14】-【18】使用AAMI标准以及来自基准MIT-BIH心律异常数据库的完整数据【22】。其中，只有极少数患者采用针对患者的设计【10】【12】【15】-【18】尤其表现出明显的性能改善，超过了自动和一般ECG分类方法，以便根据每种设计优化分类器主体病人的心电信号。

上述患者特异性ECG分类系统具有两种主要操作的共同方法：对提取的特征进行特征提取和训练分类。他们证明，ECG分类性能强烈依赖于从ECG数据中提取的特征的表征能力。在ECG分类文献中，已经提出了大量的特征，它们的组合和特征选择方法【20】。在以前的工作中，*Hermite*变换系数【15】达到了显著高于其他的性能。由于其时频局部变化特性，小波变换被证明是分析非平稳心电信号的有效工具。在我们之前的工作中，Kiranyaz等人【16】【17】达到了比【15】更优越的性能，我们使用平移不变二进小波变换来提取形态特征，为了避免著名的“维度诅咒”现象，并且为了显著地减少了在这欧威数据空间中的冗余，由于使用主成分分析（PCA）,输入特征向量的位数被进一步减少。然后将较低位形态特征向量与两个临界时间特征组合以形成最终特征向量。然而，使用这种固定的和手工的特征可能并不能以最佳方式表示基础信号的特征，并且显然这违反了“针对患者”方法的原理，因为所有患者将在任何情况下使用相同的一组特征。真正的“针对患者”解决方案确实需要为每个ECG数据设计最佳的可能特征。此外，特别是在转换域中提取几个特征以及PCA等后序处理方案可能会显著增加整个过程的计算复杂度，并且这可能会阻碍它们在轻量级应用（例如移动或可穿戴健康监测设备）或应用于大型ECG记录比如Holter寄存器的分类。

为了解决这些缺陷和缺点，本文提出了一种基于自适应一维卷积神经网络（CNNs）的新型ECG分类方法。CNN是分层神经网络，其卷积层与子采样层交叉，让人想起人类视觉皮层中简单和复杂的细胞【21】，然后是完全连接层，与多层感知器（MLP）相同。它们主要模仿人类视觉系统，可以有效识别视觉景观中的图案和结构（例如物体）。CNN现在通常用于“深度学习”任务，例如在图像中的物体识别，以及达到最高性能的目标【24】-【26】。据我们所知，这是第一个研究，在那之中他们用与1-D信号，特别是，用于心电分类和异常检测。通过对传统CNN提出的适应性改进，所提出的方法可以用任何采样率对每个心跳进行分类；因此，无需任何手动特征提取和后处理。通过适当的训练，CNN的卷积层可以学习提取患者特定的特征，而MLP层执行分类任务以产生最终类向量。利用【10】和【14】-【17】中提出的有限训练的数据，我们将证明简单的CNN就足以实现卓越的分类性能，而不是通常用于深度学习任务的复杂分类性能。结果，简单的1-DCNNs更容易训练，只有几十个反向传播（BP）时期，因此可以以最快的速度执行分类任务（仅需要数百个1-D卷积）。这使其成为轻型设备上的实时心电监护和早期预警系统的完美选择。图1展示了该方法的一个例子。最后，我们的目标是相对于该数据集的变化，实现高水平的鲁棒性，由于所提出的的系统被设计为具有最小的参数集和手动设定，由于用于特征提取和分类的组合学习者（thanks to the combined leaner for feature extraction and classification）。

本文的其余部分安排如下。第二节概述了本研究中使用的心电图数据集，并提供了拟议的针对患者的心跳分类系统的可能原始数据表示的详细描述。第三节介绍了自适应1-D CNNs和BP训练方法。在第四节中，所提出的方法的性能和鲁棒性在MIT-BIH心律失常数据库中使用标准性能指标进行评估，并将结果与先前的最先进的作品进行比较。最后，第五部分总结本文。

1. 心电图数据处理

在这项研究中，来自MIT-BIH心律失常数据库【22】的ECG数据集被用于所建议的患者特异性的性能评估。该基准数据库包含48条记录，每条记录包含从47个人的24小时记录中选择持续30分钟的双通道ECG信号。连续ECG信号以0.1-100Hz进行带通滤波，然后以360Hz进行数字化。该数据库包含时间信息和由独立专家验证的心跳类别信息的注释。在这项研究中，我们遵循了【16】和【17】中相同的数据划分，以符合AAMI ECAR-1987推荐的做法【13】。我们使用了来自MIT-BIH心律失常数据库的44条记录，不包括4条记录，（这四条记录）包含起博心跳。前20条记录（编号在100-124之间），其中包括常规临床记录的代表性样本，用于选择常用训练数据中的代表性搏动。其余的24项记录（编号在200-234范围之内）包含罕见但临床显著的心律失常，比如心室、交界和室上性心律失常【27】。所有44个记录共有83648个心跳用作性能评估的测试模式。AAMI建议将每个ECG拍分为以下5种心跳类型：N（起源于窦性模式的搏动），S（室上性异位搏动），V（心室异位搏动），F（融合搏动）和Q（不可分类的搏动）。对所有记录，我们使用修改的导联2信号，并利用这些标签来定位ECG数据中的心跳。心跳检测过程超出了本文的范围，准确率高达（99%）的心跳检测算法已经在文献【19】【23】中被报道。

每个心跳的原始数据由64或128个采样通过下采样表示，其中后者用于评估更高分辨率的数据表示。如图1所示，为了学习心跳的形态结构，来自心跳的R(中心点)的每侧相同数量心跳样本被馈送到CNN的输入层的神经元中。为了学习每个心跳的时间特性，一个心跳三元组从它的相邻心跳形成，并被馈送到输入层的另一个神经元。因此，中心心跳的时间信息与它在三个心跳编队中的邻居的不同，可以指示与ECG异常诸如APC(S)的存在相关的时间信息。这是每个心跳原始数据的基础展示，并在此之上，每个心跳（幅度和相位）的FFT也将会被视为扩展原始数据的表示。目的是评估通过这种展示在原始数据中获得的性能收益（如果有的话）。

用于培训个体患者分类器的数据由两部分组成：全局（每个患者通用）和本地（针对患者）训练模式。虽然针对患者的数据包含每个患者的心电图记录的前5分钟段，并且被用作执行患者适应的训练数据的一部分，但全局数据集包含训练文件中每个类的相对少量代表性搏动，并帮助分类器学习其他心律失常模式，这些模式不包含在患者特定的数据中。这种做法符合AAMI推荐的过程，允许从每位患者记录开始时至多使用5分钟的时间段进行训练【13】。

1. 自适应1-D CNNs

如前所述，自适应1-D CNN用于数据库中每个病人个体的原始Ecg数据的特征提取和分类。在附录A中，我们介绍了为二维图像分类开发的传统CNN概述。因此，我么将按照传统的为二维CNN的自适应CNNs的设计，并定制气BP训练。最后，我们将重点介绍一维CNNs与二维配方以及BP配方所需的变化和修改。

为了简化CNN类比并且是输入层维数自由地独立于CNN参数，隐藏的CNN层的神经元被扩展，使得它们能够卷积和如下采样，如图2所示。该实现也允许没有MLP层的“仅CNN”的设计能力。为了说明目的，我们假设图中所有的CNN层3\*3内核（**Kx**=**Ky**=3）,然而，如果需要，也**y*lk***可以分配不同的内核大小。因此第l层第k个的最终输出**s*lk***是中间输出的二次采样版本。在正向传播（FP）期间，下一层神经元的输入映射将通过累积与其各自内核卷积的先前层神经元的最终输出累积获得，如下所示：

（1）

其中conv2D（.,.）是边界上没有0填充的二维卷积，**x*lk***是输入，**b*lk***是第l层第k个神经元的偏差，**s*l-1i***是所述的第l-1层第i个神经元的输出，**w*l-1*ik**是是来自第l-1层第i个神经元到第l层第k个的内核（权重）。为了实现BP训练，也有被存储用于每个神经单元三要素：增量误差**Δ*l k***，下采样增量误差**Δ*l sk***，最后，中间输出的衍生f (**x*l k*** )，所有这些都将在下一节说明。

我们度目标是隐藏的CNN层数可以设置为任意数量。这种能力在这个实现中是可能的，因为输出CNN层（恰好在在第一MLP层之前的隐藏CNN层）的子采样因子被自动设置为其输入映射的维度，例如，在图2中，如果层l+1将是输出CNN层，由于在此示例图示输入映射尺寸为8\*8，然后子采样因子将是SSX=SSY=8。除了子采样之外，请注意由于没有零填充的卷积，输入映射的维数将逐渐减小，即，在图2中，层l-1神经元输出的维数为22\*22在层l被降低到20\*20。由此，当前层的输入映射维度按照(K***x–1*,** K***y–1***）减少，其中Kx和Ky分别是内核的宽度和高度。

1. 在CNN内的BP神经元

附录B介绍了MLP层之间以及从第一个MLP层到输出CNN层的BP。一旦第一个BP从下一层l+1执行到当前层l,那么我们可以进一步BP到到输入delta。让零阶未采样映射为：**us*l k*= up*ssx,ssy* (s*l k* )**，然后可以写：

（2）

其中β = (ssx.ssy) −1因为**s*lk***每个像素是通过平均ssx.ssy中间输出**y*l k***像素数量获得的。如果使用最大汇集而不是平均，则（2）应相应调整。

1. CNN层之间的BP间隔：Δsl k ←−−− Δl+1

回忆BP的基本法则：如果l层第K个神经元的输出，对下一层的一个加权神经元i有贡献