

# 2018 年国际大学生类脑计算大赛

## 技术文档

队伍编号 0162

项目名称 基于脉冲神经网络的心率预测

选题范畴 类脑计算

呈现载体 新型算法

所在高校 北京邮电大学、中科院计算所

团队成员 郑家奇、张明睿、张绍磊

指导教师 赵地（中科院计算所）、张成文（北京邮电大学）

## 摘 要

近年来，心脏病仍然是威胁人类生命的主要疾病之一，且其所受关注与日俱增，而心率的规律与否与心脏是否正常有着密不可分的关系，成为当今研究心脏病的焦点之一。

本文力求于通过观察心电图，读取心电数据，通过对心电数据提取特征，最终计算心电图对应心率。为此，本文进行了如下工作：（1）分析了心电数据格式，将心电图进行编码预处理，使得即使对于不同的心电图数据格式输入，都能够将其转换为统一的格式，同时也为了能够提供更好的心电信息；（2）分析了脉冲神经网络原理，模拟人脑神经处理过程，对编码后的心电信息进行处理；（3）分析了模糊 C 均值聚类算法、蒙特卡罗优化算法，并对经过人脑神经处理过得数据进行分类，心率计算。

本文采用 CARLsim 脉冲神经网络模拟器，通过对数据进行处理，结合分类优化算法进行心率计算，成功提取了心电数据信息，并能够显著的减小误差值。实验结果表明，使用本文心率计算方法能够有效提高心率预测准确率。

**关键词：** 心电图 心率 CARLsim 蒙特卡罗优化算法 模糊 C 均值聚类算法

## 目 录

1 选题背景.....	1
1.1 心率估计的背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	1
1.3 本课题主要任务.....	2
2 创新点.....	2
3 核心技术.....	3
3.1 问题描述.....	3
3.2 解决方案.....	4
3.2.1 脉冲编码器.....	4
3.2.1.1 硬件实现.....	5
3.2.1.2 软件实现.....	6
3.2.2 液态机.....	6
3.2.3 心率解码.....	8
3.2.3.1 对神经元脉冲的模糊 C 均值聚类算法.....	8
3.2.3.2 神经元以及聚类中心的选择.....	9
3.2.3.3 离散心率计算.....	11
3.3 结果展示.....	11
4 总结.....	14
4.1 实现过程.....	14
4.2 相关性和实用性.....	14
4.3 新颖性.....	15
4.4 类脑计算的优势.....	15
5 未来展望.....	15
5.1 技术展望.....	15
5.2 应用展望.....	15
6 团队和指导教师介绍.....	16
6.1 团队成员.....	16
6.2 指导教师.....	16
7 附录.....	16
7.1 参考文献.....	16

# 1 选题背景

## 1.1 心率估计的背景及意义

近年来心脏病仍然是威胁人类生命的主要疾病之一，世界上心脏病的死亡率仍占首位。据统计全世界死亡人数中，约有三分之一死于此类疾病，这已成为危害人类健康最常见的疾病，因此心脏系统疾病的防治和诊断是当今医学界面临的首要问题。其中心率估计在有关心脏疾病的预防与检测起到至关重要的作用。

心电信号是人类最早研究并应用于医学临床的生物信号之一，它比其它生物电信号更易于检测，并且具有较直观的规律性，因而心电图分析技术促进了医学的发展。心电图检查是临床上诊断心血管疾病的重要方法。心率是指正常人安静状态下每分钟心跳的次数，也叫安静心率，一般为 60~100 次 / 分，可因年龄、性别或其他生理因素产生个体差异。一般来说，年龄越小，心率越快，老年人心跳比年轻人慢，女性的心率比同龄男性快，这些都是正常的生理现象。安静状态下，成人正常心率为 60~100 次 / 分钟，理想心率应为 55~70 次 / 分钟（运动员的心率较普通成人偏慢，一般为 50 次 / 分钟左右）。

随着传感器技术及计算机处理技术的发展，人们希望能够将现代技术应用于医学上，以便更科学、更客观地揭示心电的实质与特征。另一方面从西医的角度看，近年来人们也试图根据心率的变异性来评价和诊断人体心血管系统的病变，以便能找到一个有效的心血管疾病早期无创诊断的方法。

因此，对心电信号进行无失真的检测、采集和处理以及对心率进行估计是一项重要而很有意义的基础工作，它是对心电信号进一步分析并依此对心脏及动脉血管系统疾病进行预报和诊断的前提。

心电图数据是最直观反应心率的数据，故采用心电图 ECG 数据进行心率估计，可达到较高的准确率。

## 1.2 国内外研究现状

目前国内外市面上进行心率估计的设备或者心率估计的相关论文，主要分为以下两类，非接触式估计与接触式估计：

### （1）基于人脸视频的检测——非接触式

杨昭、杨学志、霍亮、刘雪南、李江山的《抗运动干扰的人脸视频心率估计》[1]中首先利用判别响应图拟合与 K L T 跟踪算法消除人脸的刚性运动干扰；然后使用对运动鲁棒的色度特征进行两步心率估计，并引入空间梯度因子调控空域和频域的权重，抑制非刚性运动的干扰；最终得到人脸不同区域融合的平均心率数值和信号波形图，实现心率的精确估计。

戚刚的《基于人脸视频处理的心率检测方法研究》[2]深入研究了晃动脸部的跟踪方法和干净 B V P 信号的提取模型，提出了分别适用于普通人和新生儿的视频心率检测方法。重点研究视频中的表情干扰，在消除脸部晃动干扰之后，采用脸部多区域分割和加权融合机制，自适应选择表情变化影响较小的图像块计算 B V P 信号，实现表情干扰的抑制。引入小波分解消除脉搏的基线漂移噪声，获得更加干净的 B V P 信号用于心率估

计。

张家成、邱天爽、马济通的《基于改进色度模型的非接触式心率检测与估计》[3]提出一种基于改进色度模型的非接触心率估计算法，通过定义感兴趣（ROI）区域和背景区域的反射光模型，利用两种区域颜色通道信息的比值来消除光照干扰，从而得到消除光照干扰的色度模型，并进行脉搏波的提取与心率估计。

#### （2）基于光学现象的检测——接触式

徐海津的《抗运动伪影下基于PPG的心率估计方法研究与应用》[4]中提到光电容积脉搏波描记法（Photo Plethysmo Graphy, PPG）具有便于佩戴、功耗低的特点，是可穿戴智能手环实时心率估计的首选方法。智能手环上的PPG信号采集需要一个光源和光接收装置，通过照射人体动脉，接收到光强随着脉搏变化的反射光，从而采集到脉搏波信号并计算心率。

李相泽、蒲宝明、杨东升、于旭蕾、王帅的《基于手机内置多传感器的瞬时心率估计》[5]中使用的方法通过手机摄像头采集人体体表光电容积脉搏波信号（photo plethysmo graphy, PPG），通过手机内置的加速度传感器计算人体腹部呼吸信号。将呼吸信号作为载波信号，采用变频复解调方法（variable frequency complex demodulation, VFCDM）解调PPG信号，得到瞬时心率信号。

Mehboob H. Ebrahim, Jeffrey M. Feldman, Izhak Bar-Kana 的《A Robust Sensor Fusion Method for Heart Rate Estimation》[6]中提到好坏传感器之分，该方法的本质是区分好的和坏的传感器测量值并且仅将良好的读数组合以得出最佳的心率估计值。过去的心率估计值用于推导当前心率的预测值，该预测值也与传感器测量值一起融合。传感器测量，读数的预测值和生理可信度之间的共识用于区分好读数和坏读数。评估三个传感器测量值和预测值，为可用数据的当前状态产生16种可能的假设。卡尔曼滤波器使用最可能的假设来推导融合估计。

### 1.3 本课题主要任务

心率估计是现代可穿戴设备的基本特征。在本次提交作品中，我们提出了一种机器智能方法，使用SNN神经网络进行类脑计算。用于使用可穿戴设备收集的心电图（ECG）数据进行心率估计。我们的方法的新颖之处在于：

（1）将ECG信号的时空特性直接编码到脉冲序列中，并利用它在液态机计算模型中激发反复连接的脉冲神经元；

（2）一种新颖的学习算法，通过CARLsim实现SNN网络，进行类脑计算；

（3）基于模糊C-均值聚类的智能设计的无监督读数，该聚类来自使用蒙特卡罗优化选择的神经元子集的脉冲响应。

我们的方法与现有工作的不同之处在于直接从ECG信号中学习，而无需昂贵的数据注释。此外，我们的方法可以通过最先进的基于脉冲的神经形态系统轻松实现，提供高精度，但能耗极低，从而延长可穿戴设备的电池寿命。我们使用CARLsim验证了我们的方法，CARLsim是一种GPU加速脉冲神经网络模拟器，用脉冲时序依赖可塑性（STDP）和稳态缩放模拟Izhikevich脉冲神经元。通过类脑计算，大大提高心律估计的准确率。

## 2 创新点

传统方法一般运用监督学习的策略，其成功主要依赖于大量的人工标记数据。比如

利用 K 近邻分类[7]、径向基函数检测 QRS 波[8],利用支持向量机对 QRS 段进行分类[9],利用 11 层深度卷积神经网络对 QRS 进行分类[10][11]。我们使用一种区别于现有的基于心电图的心率估计研究的方法,该方法(1)使用脉冲神经网络,可以在更加节能的仿神经形态硬件上实现;(2)将 ECG 信号直接编码成脉冲序列,并将其作为脉冲神经网络的激励;(3)设计无监督读取模块,以便从特定受试者 ECG 学习估计心率的方法。该方法整体上更加个性化,无需手动标注训练数据。

受到液态机的计算模型的启发,我们将模拟 ECG 信号直接编码成脉冲信号,将脉冲信号作为输入传递给带有循环连接结构的液体状态机的水库层。

为了一次训练能进行多个读出,我们将计算分为液体状态机和非监督读出两个部分。

液体状态机(Liquid State Machine)的提出主要是通过循环链接表示了对时序问题的记忆能力。通过对输入的高维映射,可以用线性模型进行分类和回归。这意味着该计算模型特别适用于心率估计。液态机的结构主要分为输入层、水库层以及输出层。输入部分,我们将编码好的成脉冲序列(Spike Trains)输入到水库层中。水库层部分,我们根据生物脑中的神经元类型比例,设置 80%的兴奋神经元和 20%的抑制神经元,使用随机的循环链接。最后我们读取每个水库层中神经元的状态作为输出。

脉冲神经网络中的神经元使用可塑性突触以一定概率相互连接,并使用脉冲时序依赖可塑性(STDP)随时间变化进行重量更新。此外,为了使可塑性突触更加稳定,我们引入稳态突触缩放机制,防止训练时失控。

在读出阶段,我们使用 Monte-Carlo 算法在脉冲神经元的一部分获胜子集中选择贡献度。我们利用模糊 C-均值聚类来对这部分神经元聚类并且推断心率。为了验证我们的方法,我们使用 CARLsim 脉冲神经网络模拟器与来自内部临床试验的 ECG 数据并选取一分钟时间的 ECG 数据,对其心率进行预测。

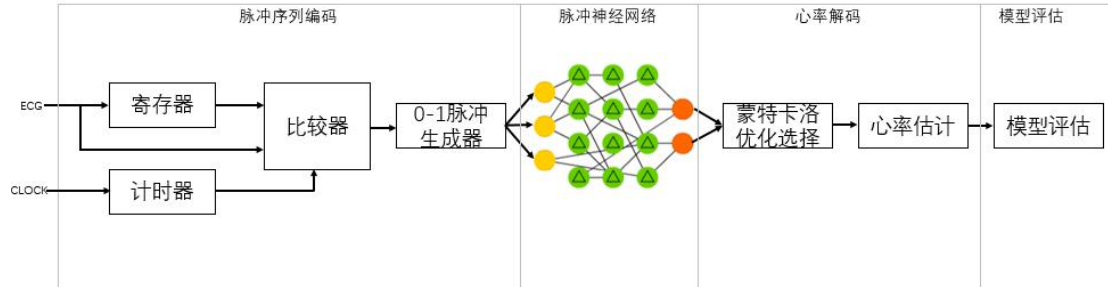


图 1 基于液态机模型的流程图。分为脉冲序列编码,脉冲神经网络,心率编码以及效果评估四个模块对 ECG 数据进行处理。

我们的创新点如下:

- 运用前后数值比较的方法将时间序列数据编码成脉冲序列;
- 使用由液体状态机计算模型启发的新型架构;
- 使用模糊 C-均值进行心率估计的无监督读数;;
- 采用蒙特卡罗算法对聚类准确度进行优化,提高聚类准确度。

### 3 核心技术

#### 3.1 问题描述

该系统力求于实现一个能够进行心率计算的系统,从而解决当今社会心率计算设备

性能不足,准确率不高的问题。为解决上述问题,该系统的设计主要分为三个部分:(1)脉冲编码器;(2)液态机;(3)心率解码器。

第一部分为脉冲编码器,该部分输入为原始心跳脉冲。脉冲编码器是对原始心跳脉冲进行预处理的一个过程,其力求于捕捉到心跳脉冲的上升沿,并最终输出 01 序列脉冲。

第二部分为液态机,其输入是第一部分生成的 01 序列脉冲。其通过使用 CARLsim 脉冲神经网络模拟器,使得其能够模拟人脑脉冲处理过程,从而提取脉冲特征,供第三部分心率解码器所用。

第三部分为心率解码器,其输入是第二部分液态机的输出。心率解码器通过对每一个 100ms 时间间隔的液态机输出进行分类,对其进行心跳与否的判断,最终计算出 1min 内的心跳次数,得到最终的心率预测功能。

## 3.2 解决方案

### 3.2.1 脉冲编码器

脉冲神经网络中的信息可以使用两种技术进行编码——基于速率的编码和时间编码[12]。基于速率的编码将信息编码为编码窗口内的脉冲的数量,而不考虑信号的时间特性。基于速率的编码已成功应用于空间分类任务,如手写数字识别[13]。另一方面,时间编码将信息编码为脉冲间间隔,捕获输入信号的空间—时间结构。

时间编码已成功应用于时间序列处理,如语音处理和基于脑电图的脑机接口。对于使用 ECG 的心率估计,QRS 复合波周围的时间特征需要编码为脉冲间间隔,因此,我们在这项工作中采用时间编码。

编码过程最终应放在硬件中实现,达到高效、快速、节能的优势。现阶段,使用软件对 ECG 信号编码过程进行模拟实现。

### 3.2.1.1 硬件实现

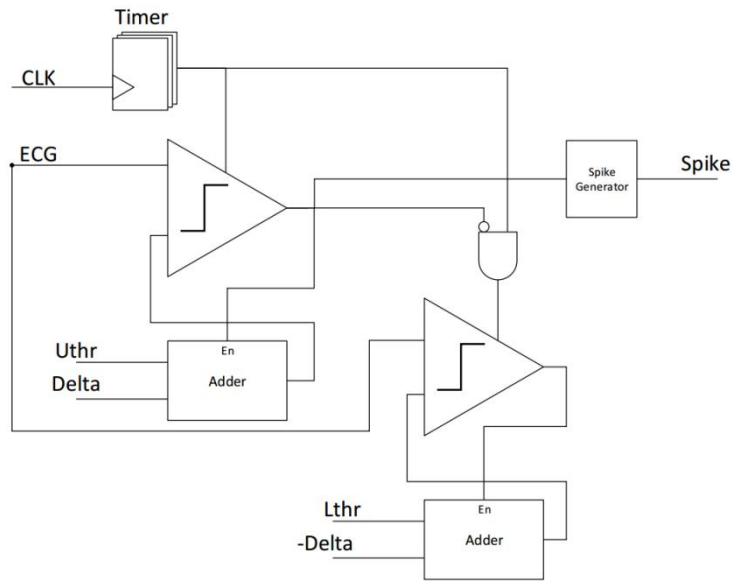


图 2：从 ECG 产生脉冲的电路[14]

脉冲编码器使用阈值调制器，电压比较器，脉冲发生器和定时器的组合将输入 ECG 信号编码为脉冲间间隔。如上图所示。阈值调制器使用全加器实现。使用薄膜晶体管可以有效地实现这种加法器。上图中的定时器可以使用 D 触发器（DFF）实现，使用外部晶体振荡器进行时钟控制。

DFF 实现时钟分频以产生比较器的触发间隔。我们使用 2 ms 触发间隔，即脉冲编码器电路以 500 Hz 运行。通过改变该触发间隔获得的准确度—功耗折衷作为未来的工作。应注意，可以共享比较器电路以降低功耗。下图显示了传感器节点的这种布置的示意图，其最大传播延迟为  $5\ \mu\text{s}$ 。两个模拟开关多路复用传播到比较器的信号。

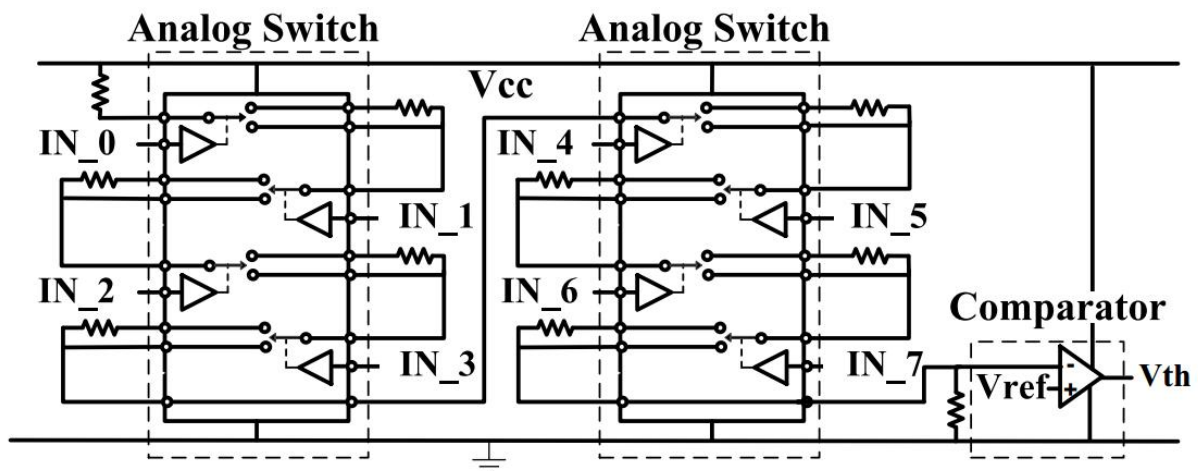


图 3 电压比较器[15]



### 3.2.1.2 软件实现

硬件中针对三种情况描述了脉冲编码器的工作原理：ECG 信号上升，ECG 信号下降，ECG 信号在短时间  $\Delta$  内稳定。编码基于两个阈值——下界  $L_{thr}$  和上界  $U_{thr}$  ( $U_{thr} > L_{thr}$ )。使用定时器控制的固定间隔执行 ECG 信号比较。

但实验发现，通过在软件上实现阈值的方法，当输入的 ECG 数据存在噪音时，微小波动也会产生脉冲信号，编码时效果并不理想。

通过观察心电数据，如果直接将脉冲后一数值与前一数值进行比较可能会有更好的结果，即  $values[i+1] - values[i]$  与  $\Delta$  值进行比较，大于则返回 1，并将当前的时间乘以 4 存入脉冲序列，否则返回 0。流程图如下所示：

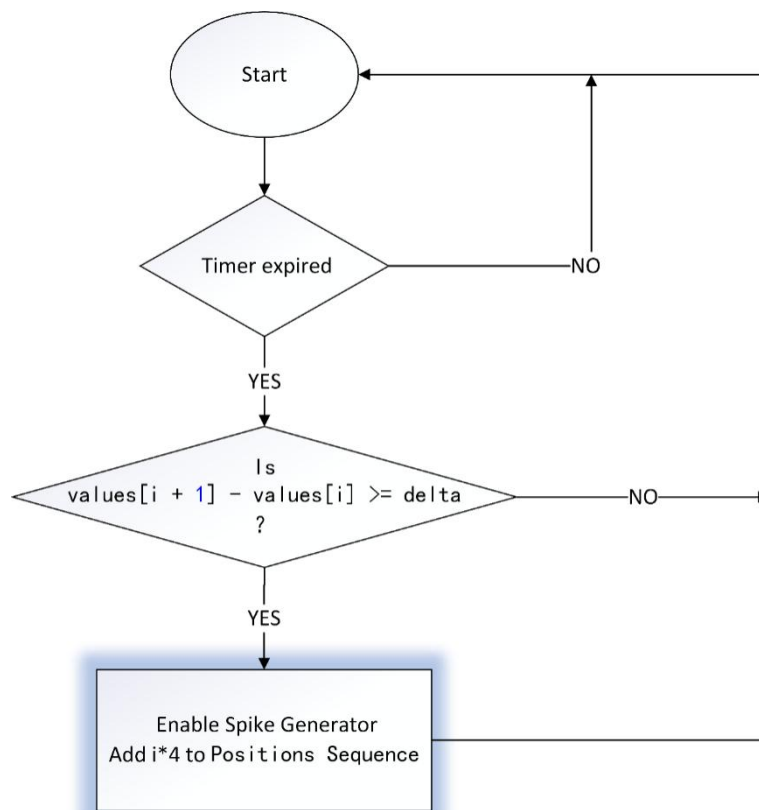


图 4 脉冲编码流程图

### 3.2.2 液态机

我们的脉冲神经网络使用 CARLsim 实现。CARLsim 是一个利用 GPU 实现加速的库，用于模拟具有高度生物细节的脉冲神经网络模型。我们用不同数量的兴奋性和抑制性神经元进行了探索后，选择了由 64 个兴奋性和 16 个抑制性神经元构建的脉冲神经网络，分为神经元和突触两部分实现。

神经元模型部分，我们利用 Izhikevich 神经元模型[16]通过以下二维常微分方程建

立的:

$$\begin{aligned}\frac{dv}{dt} &= 0.04v^2 + 5v + 140 - u + I_{syn} \\ \frac{du}{dt} &= a(bv - u) \\ \text{if } v > 30\text{mV, then } \begin{cases} v = c \\ u = u + d \end{cases} \end{aligned} \quad \text{公式 (1)}$$

其中  $u$  代表膜电位,  $u$  代表恢复变量,  $I_{syn}$  突触电流。

突触部分包括连接和可塑性两部分。连接概率和突触延迟: 我们的液体状态机由三层组成: 输入, 循环和输出。第一层是输入层, 它对输入 ECG 编码, 并产生脉冲。第二层是带有循环结构的水库层, 由  $N = NE + NI$  反复连接的神经元组成, 其中  $NE$  是兴奋性神经元的数目,  $NI$  是抑制性神经元的数量。受到哺乳动物神经皮层的解剖学启发 [17][18], 我们的框架由  $NI = 0.25 \cdot NE$  组成。第二层中的神经元相互连接, 规则如下: 兴奋性神经元可以连接到任何神经元 (包括兴奋性和抑制性神经元), 但抑制性神经元仅与兴奋性神经元相连。神经元之间的连接概率如下: 兴奋性神经元的兴奋性连接概率为 0.01; 兴奋性抑制和抑制兴奋性神经元的连接概率为 0.1。初始突触强度  $W_0$ , 突触权重的变化界限在 0 和  $10 \times W_0$  之间, 并在 1ms 和 2ms 之间随机选择突触连接延迟。

通过修改突触间的连接实现软性胜者全得策略: 为了使得抑制性神经元永远不会连接到接收过连接的兴奋性神经元, 我们修改从抑制神经元到兴奋神经元的连接, 从而产生横向抑制。除此之外, 我们微调了兴奋性和抑制性突触电导, 使得侧向抑制既不太过抑制区分 QRS 波形, 也不过分阻止其他神经元的点火。

在我们的框架中, 在时间间隔  $T_i$  之后禁用突触权重更新。0~ $T_i$  是脉冲神经网络的训练阶段。在此阶段, 使用脉冲时序依赖可塑性 (STDP) 更新突触权重。STDP 基于脉冲时间, 使用脉冲之间的相关性来推导出突触前和突触后神经元之间的潜在因果关系 (或反因果关系)。然后使用该相关性来影响权重变化。使用兴奋性型 STDP (E-STDP) 更新将兴奋性神经元连接到任何其他神经元的突触权重, 同时使用抑制型 STDP (I-STDP) 更新将抑制性神经元连接到兴奋性神经元的突触权重。在这项工作中, STDP (E-STDP / I-STDP) 权重更新使用指数函数实现

$$\Delta W = \begin{cases} A_+ \exp\left(\frac{-\Delta t}{\tau_+}\right), & \text{for } \Delta t > 0 \\ A_- \exp\left(\frac{-\Delta t}{\tau_-}\right), & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{公式 (2)}$$

为了防止训练失控, 使用突触动态调整机制之后的权重变化公式为

$$\frac{dw_{ij}}{dt} = \left[ \alpha \cdot w_{ij} \left( 1 - \frac{R_{avg}}{R_{target}} \right) + \beta \left( \Delta w_{before_{ij}} + \Delta w_{after_{ij}} \right) \right] \cdot K \quad \text{公式 (3)}$$

其中  $\alpha$  是稳态比例因子,  $\beta$  是 STDP 比例因子,  $R_{avg}$  是神经元在很长一段时间内的平均点火率,  $R_{target}$  是神经元的预设点火率 (设计选择),  $K$  是可扩展性因子:

$$K = \frac{R_{avg}}{T(1 + \left| 1 - \frac{R_{avg}}{R_{target}} \right| \cdot \gamma)} \quad \text{公式 (4)}$$

其中  $T$  是平均点火速率的持续时间,  $\gamma$  是常数因子。

附表展示了脉冲神经网络模拟使用的参数。

类别	参数	参数值
----	----	-----

Izhikevich 神经元	$a_E, a_I$ $b_E, b_I$ $c_E, c_I$ $d_E, d_I$	0.02, 0.1 0.2, 0.2 -65, -65 8, 2
初始突出权重	$W_0$	$0.1 \pm 0.05$
兴奋型 STDP	$A_{+E}, A_{+I}$ $\tau_{+E}, \tau_{+I}$	0.1, -0.1 20, 20
抑制型 STDP	$A_{+E}, A_{+I}$ $\tau_{-E}, \tau_{-I}$	-0.1, 0.1 20, 20
兴奋类动态平衡	$\alpha, T, R_{target}$	0.1, 10, 35
抑制类动态平衡	$\alpha, T, R_{target}$	0.1, 2, 3.5

### 3.2.3 心率解码

在该部分中，我们采用模糊 C 均值聚类分类的思想，将脉冲神经网络中各个神经元的输出按照时间分为若干个间隔，并对其每个间隔进行分类（QRS 和非 QRS），其中脉冲神经网络的输出神经元的选择以及聚类中心的选择通过蒙特卡罗优化算法实现。算法运行后将会获得每个时间间隔各属于两个聚类的概率，通过统计各个间隔属于 QRS 聚类的数量从而完成心率统计的计算。

在这里我们定义两种时间间隔：一种是脉冲分类间隔（SI），一种是心率计算间隔（HI）。我们要在脉冲分类间隔中对脉冲进行 QRS 和非 QRS 的分类，在心率计算间隔中完成心率的计算。在实验中，我们设置 SI=100ms，HI=1min，因此对于 1 个 HI，其中包含了 600 个 SI，我们需要对 600 个 SI 进行分类，最终计算出 1 分钟的心跳数。

#### 3.2.3.1 对神经元脉冲的模糊 C 均值聚类算法

与 Kmeans 聚类算法[19]直接确定成员分类不同，模糊 C 均值聚类算法（FCM）[20]得到的是一种概率型分类结果，也就是该算法计算的是每一个成员属于每一个聚类分类的概率，而不是直接确定该成员的分类结果。

为了方便解决方案的描述，我们定义如下变量：

$n$  = 输出神经元数量

$n_s$  = 每个 HI 中的 SI 数

$n_c$  = 聚类中心数

$Y = \{y_i \in R^n\}_{i=0}^{n_s-1}$  = 运行聚类算法的数据

$c = \{c_j \in R^n\}_{j=0}^{n_c-1}$  = 聚类中心

则模糊 C 均值聚类算法则是要优化如下广义最小二乘误差公式，使其最小化，从而

对聚类中心进行选择:

$$J_m(\text{ffi}, c; Y) = \sum_{i=0}^{n_s-1} \sum_{j=0}^{n_c-1} (\delta_{ij})^m (y_i - c_j)^T (y_i - c_j) \quad \text{公式 (5)}$$

其中,  $\delta_{ij}$  为数据成员  $y_i$  属于聚类中心  $c_j$  的概率。

并且模糊 C 均值聚类算法的聚类中心  $c_j$  以及成员数据所属聚类概率  $\delta_{ij}$  的更新如下述公式所示:

$$c_j = \frac{\sum_{i=0}^{n_s-1} (\delta_{ij})^m \cdot y_i}{\sum_{i=0}^{n_s-1} (\delta_{ij})^m} \quad 0 \leq j \leq n_c - 1$$

$$\delta_{ij} = \left( \sum_{k=0}^{n_c-1} \left( \frac{(y_i - c_j)^T \cdot (y_i - c_j)}{(y_i - c_k)^T \cdot (y_i - c_k)} \right)^{\frac{1}{m-1}} \right)^{-1} \quad 0 \leq i \leq n_s - 1, 0 \leq j \leq n_c - 1$$

公式 (6)

在模糊 C 均值聚类算法中, 算法会通过一次次的迭代, 不断更新聚类中心以及成员数据所属聚类概率, 直到迭代次数达到目标次数或者聚类误差小于一设定值为止。

### 3.2.3.2 神经元以及聚类中心的选择

与模糊 C 均值聚类算法根据成员数据及所属聚类概率通过多次迭代更新聚类中心不同, 该项目通过蒙特卡罗优化算法对神经元以及聚类中心进行选择, 并最终根据公式(6)进行成员数据所属聚类中心概率的计算。能够实现同样优化算法的还有著名的粒子群优化算法 (PSO) [21], 但由于考虑到粒子群优化算法存在容易陷入局部最优或者难以收敛的不足, 该项目选择了能够更加全面考虑各种参数选择的蒙特卡罗优化算法。

总的来说, 蒙特卡罗算法就是通过对优化参数随机取点, 并将当前取得的点进行目标函数计算, 若计算结果优于当前最佳结果, 则更新当前最优参数取值和最优函数结果, 接着进行下一轮迭代, 直到迭代次数超过预设迭代次数。具体的程序流程图如下图所示:

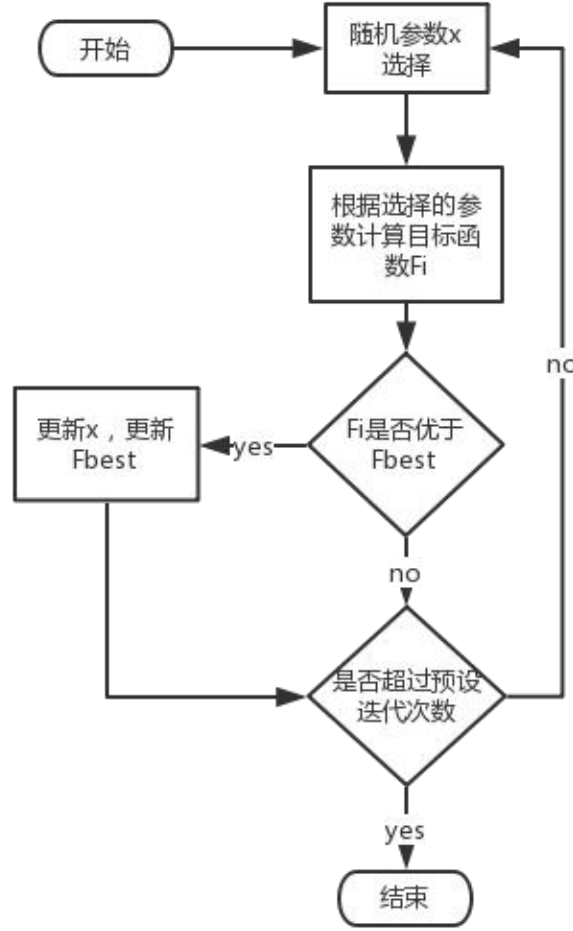


图 5 利用蒙特卡罗算法进行优化的流程图

(1) 对于使用蒙特卡罗优化算法进行神经元的选择。对神经元的选择可以理解为一个神经元对结果的影响力，因此，设神经元的权重  $w = \{w_d\}_{d=0}^{n-1}, w_d \in \{0,1\}$ ，为将神经元二值化，我们使用如下公式对权重进行处理：

$$\hat{w}_d = \text{sigmoid}(w_d - 0.5) \quad \text{公式 (7)}$$

则对神经元的输出处理函数如下：

$$\hat{y}_i = y_i \cdot \text{diag}(\hat{w}) = y_i \cdot \text{diag}(\text{sigmoid}(w - 0.5)) \quad \text{公式 (8)}$$

利用如上输出结果进行模糊 C 均值聚类中数据成员所属聚类的计算。

(2) 对于使用蒙特卡罗优化算法进行聚类中心的选择。在本次实验中，由于我们只对每一个 SI 脉冲分为 QRS 和非 QRS 两类，因此聚类中心数为二，则公式 (5) 可改写为：

$$J_m(\hat{f}, c; \hat{Y}) = \sum_{i=0}^{n_s-1} \left( (1 - \delta_i)^m (\hat{y}_i - c_0)^T (y_i - c_0) + (\delta_i)^m (\hat{y}_i - c_1)^T (y_i - c_1) \right) \quad \text{公式 (9)}$$

此外，我们为选择聚类中心提供了两种解决方案：

i. 使用聚类中心的维度作为蒙特卡罗随机取点的维度，使用函数 (9) 结果最小值作为优化目标，使用公式 (6) 作为每个 SI 属于各个聚类概率的计算。

ii. 使用每个成员数据属于其中一个聚类的概率作为蒙特卡罗随机取点的维度，使用函数 (9) 结果最小值作为优化目标，使用公式 (6) 进行聚类中心的计算。

由于一个 HI 中有 600 个 SI，因此若采用第二种方案，需要取点的维度为  $600n$ ，其中  $n$  为神经元数。而第一种方案中，两个聚类中心的维度都为  $n$ ，再加上权重  $w$  维度也为  $n$ ，因此总共需要取点维度为  $3n$ ，能够很好地降低取点维度。因此，采用第二种方案。

总而言之，心率解码的计算，通过采用模糊 C 均值聚类的思想，采用蒙特卡罗对神经元的输出和聚类中心进行选择，通过函数公式（9）对聚类结果进行评估使其值最小。最后通过公式（6）求出每一个 SI 间隔脉冲  $y_i$  属于 QRS 的概率  $\delta_i$  和属于非 QRS 的概率  $(1-\delta_i)$ ，其中  $\delta_i \in (0,1)$ 。

### 3.2.3.3 离散心率计算

对于离散心率的计算，本次实验中提供了两种解决方案：

i. 通过使用如下公式直接进行心率计算：

$$heart-rate = \sum_{i=0}^{n_s-1} \arg \max((1-\delta_i), \delta_i) \quad \text{公式 (10)}$$

ii. 通过将每一个 HI 中的 600 个 SI 当做独立的实验，并根据每一个 SI 属于 QRS 和非 QRS 的概率，求出全部 600 个 SI 中属于 QRS 的有  $h$  个的概率  $\Pr(X=h)$ ，并计算其期望值  $E(\Pr)$ ，并将其视作本次试验的心率。

对于第二种方案中，由于要计算其期望值，则要遍历  $h$  取 0 到 600 中的任意情况，则需要计算 600 次方计算，时间复杂度过高。而采用第一种方案则能够以快捷的方式计算出一个 HI 中的心率，因此该项目采用第一种方案。

## 3.3 结果展示

该项目通过对一组 10 分钟心率为 72bpm (beats per minute) 的 ECG 数据进行分析，依次得到 10 分钟中每分钟的心率（单位为 bpm）依次为：61,62,63,60,62,60,60,61,59,61。

比较真实心率与预测心率如下图所示，其中左侧柱状图表示预测心率，右侧柱状图表示真实心率，横坐标为分钟数。从图中分析可知，真实心率为 72bpm，而预测出的心率结果主要分布在 61bpm 附近，实验过程仍存在一定误差。

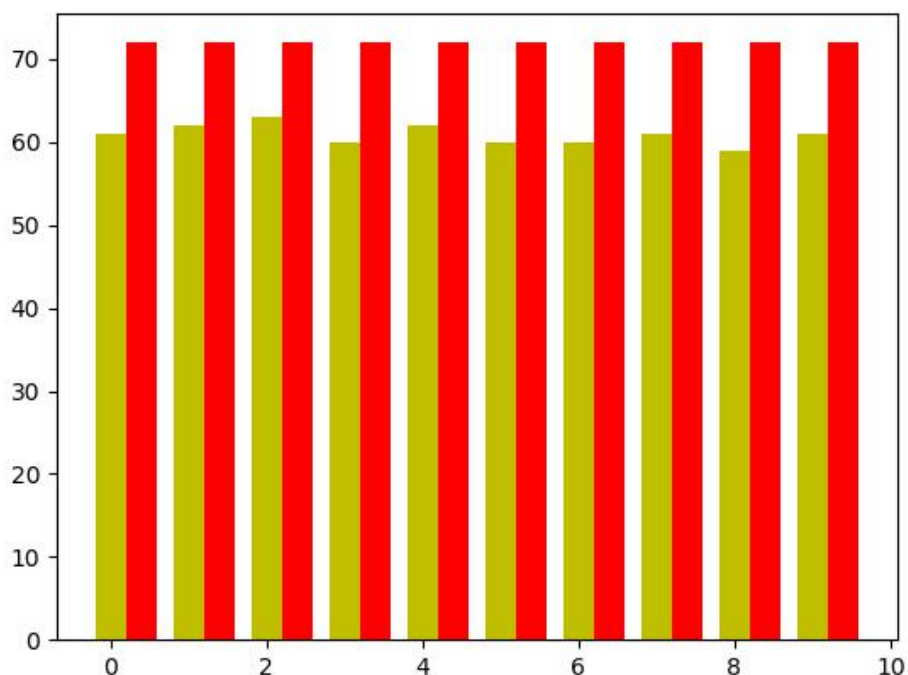


图 6 预测心率（左柱状）与真实心率（右柱状）比较图

此处，采用平均百分误差方法（MAPE，Mean Average Percent Error）对实验结果误差值进行计算，误差计算公式如下所示：

$$\text{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \left( \frac{|a_i - p_i|}{a_i} \right) \times 100 \quad \text{公式 (11)}$$

其中， $|a_i - p_i|$  是采用第一范式，为二值的绝对误差； $a_i$  表示第  $i$  分钟的真实心率； $p_i$  表示第  $i$  分钟的预测心率； $N$  在此处为 10，表示预测的个体数，也就是分钟数。整个公式描述的就是预测结果与真实结果的平均误差百分比。

根据公式（11）计算，本次对于 10 分钟的数据得到平均百分误差为 15.4167%。

为得到上述结果，该项目需进行其它数据处理：（1）脉冲编码器；（2）液态机。

实验结果分析如下：

（1）脉冲编码器。本文以一份 1 分钟的心率为 72bpm 的 250HZ ECG 数据为例，将处理前后的脉冲进行比较，为显示方便，此处列出了 10 秒的脉冲图，结果如下图所示：

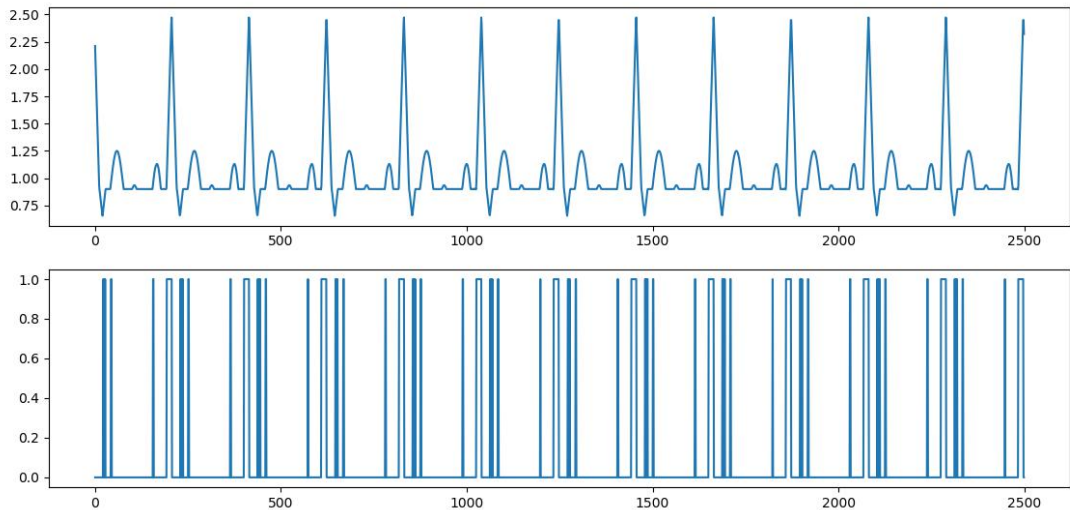


图 7 脉冲编码器编码结果

从上图观察可知，该系统程序能够很好地捕捉到输入 ECG 的上升沿数据。

(2) 液态机。将脉冲编码器中产生的 01 脉冲作为其输入，通过观察兴奋神经元和抑制神经元的输出，得到如下图输出结果：

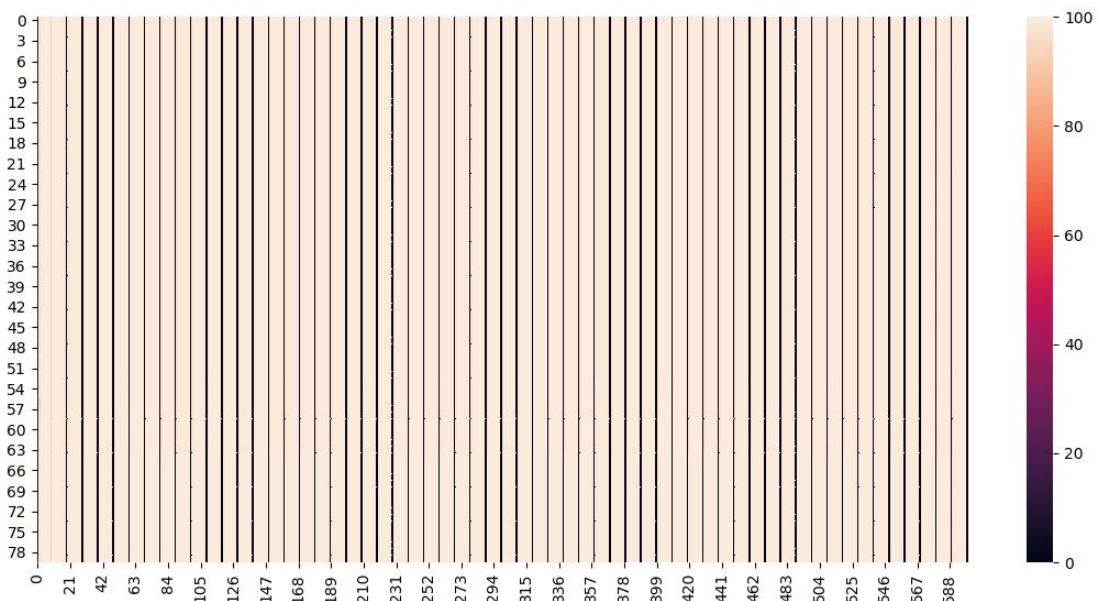


图 8 液态机全部神经元输出结果

其中横坐标为一个心率计算间隔 HI 中的 600 个脉冲判别间隔 SI，纵坐标中前 64 表示兴奋神经元，紧接着的 16 表示抑制神经元，从表中可以很好地观察到 CARLsim 在脉冲数据特征提取中的重要作用。

另外，为了进行更加细致的观察，获取众多神经元中的其中一个，观察其前 10s (100 个 SI) 内的数据变化，得到结果如下图所示：



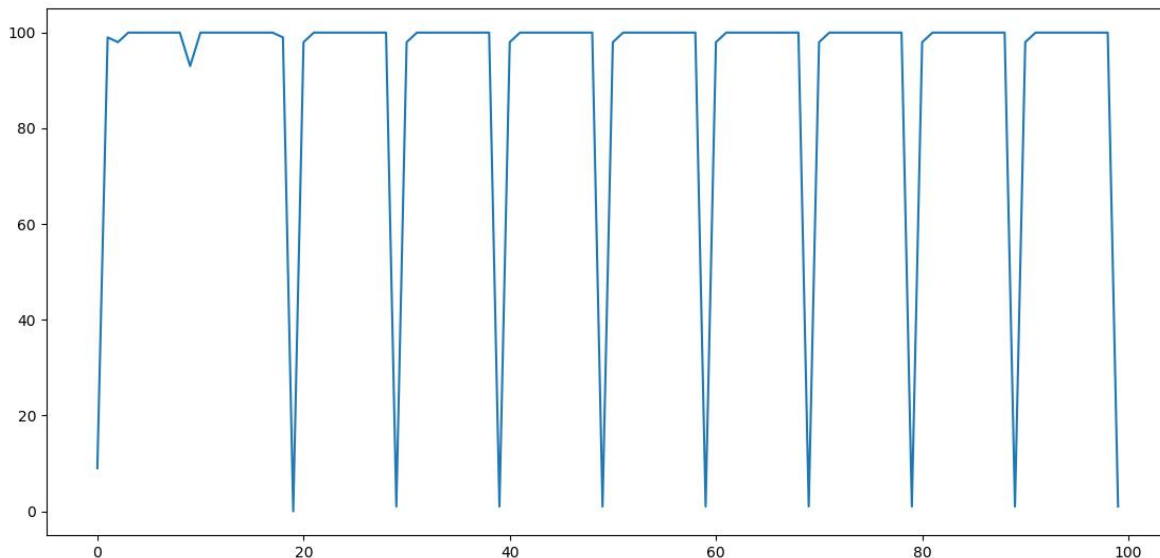


图 9 液态机单神经元输出结果部分分析图

## 4 总结

### 4.1 实现过程

我们提出了一种端到端的方法，用于嵌入式神经形态硬件的可穿戴设备中的心率估计。从将模拟心电图（ECG）信号直接编码为脉冲序列（时间编码）开始，我们的方法使用反复连接的脉冲神经网络来处理这些脉冲序列以推断心率。最后，在 SNN 神经网络的输出处使用概率读出单元，以完全无监督的方式估计心率。之后并采用对神经元脉冲的模糊 C 均值聚类算法。将各个神经元的输出按照时间分为若干个间隔，并对其每个间隔进行分类（QRS 和非 QRS），其中输出神经元的选择以及聚类中心的选择通过蒙特卡罗优化算法实现。算法运行后将会获得每个时间间隔各属于两个聚类的概率，通过统计各个间隔属于 QRS 聚类的数量从而完成心率统计的计算。

### 4.2 相关性和实用性

可穿戴电子设备因其能够监控身体活动，睡眠和其他行为而越来越受欢迎。这些设备的基本要求是使用有限的能量针对不同的心脏状况准确地跟踪心率。最近的研究表明，这些设备中的一些设备精度差，功耗大。

这些装置的另一个限制是这些装置提供有限的灵活性来实现复杂的临床上重要的使用情况，例如检测心律失常。这是由于这些设备的小外形尺寸以及有限的灵活性和能量预算。我们已经证明，端到端解决方案具有较低的能量消耗以及高精度，使用有限数量的神经元和突触。这种方法可以很容易地嵌入到具有严格能量和面积预算的未来可穿戴设备中。所提出的 LSM 计算模型通过允许从集成在脉冲神经网络内的 ECG 的时空特性实现临床上重要的用例（作为读数）来提供灵活性。

最终对心率的预测将完全部署在硬件上实现，现阶段通过软件对 FPGA 上的 ECG 编码与解码、CARLsim 上的 SNN 网络进行模拟实现。

### 4.3 新颖性

现有的基于机器学习的 ECG 处理（QRS 检测或心率估计）主要使用监督学习来实现。这些技术需要良好的训练集才能达到可接受的准确度。除此之外，经典的监督方法不能容易地推广到不同的心脏不规则。由于需要在传感器和设备之间传输数字化位，因此功耗很高。为了解决这些局限性，我们的方法提出了三个新的贡献：

- （1）使用脉冲神经网络，可以在更加节能的仿神经形态硬件上实现；
- （2）将 ECG 信号直接编码成脉冲序列，并将其作为脉冲神经网络的激励；
- （3）设计无监督读取模块，以便从特定受试者 ECG 学习估计心率的方法。该方法整体上更加个性化，无需手动标注训练数据。

### 4.4 类脑计算的优势

人工智能是模拟脑的一项主要应用，现在深度学习这种生物学简化的模型有它的优点，具有很好的数学解释性，可以在现有的计算机架构上实现，但是同样有瓶颈，例如：计算代价高，不利于硬件实现等。尽管近年来深度学习和大数据的出现使得这种模型在一些任务上超越人类，但是对于人脑可以处理的复杂问题却无能为力，同时需要大量的计算资源和数据资源作为支撑。

类脑计算的基础主要是以脉冲神经元模型为基础的神经网络。脉冲神经网络（Spiking Neural Network, SNN），其底层用脉冲函数模仿生物点信号作为神经元之间的信息传递方式。SNN 的优点是具有更多的生物解释性，一方面可以作为计算神经学对生物脑现象模拟的基础工具；另一方面，由于其信息用脉冲传递的特点，SNN 结构更容易在硬件上实现，如 FPGA 等片上系统。

## 5 未来展望

### 5.1 技术展望

最终对心率的预测将完全部署在硬件上实现，现阶段通过软件对 FPGA 上的 ECG 编码与解码、CARLsim 上的 SNN 网络进行模拟实现，并进行算法优化。

下一阶段技术层面改进主要有以下几方面：

- （1）增加数据量及数据种类，除正常人的心率估计，加入患有疾病的患者 ECG 数据或者噪音较大的 ECG 数据，完善第一部分编码的算法，能够识别到异常或者噪音，并且消除干扰。
- （2）将第二部分 CARLsim 上的 SNN 神经网络复杂化并且改进各神经元之间连接方式，以改善心率估计效果，提高准确率。
- （3）将整个系统框架移植到 ARM 环境中，CARLsim 上 SNN 神经网络移植到 FPGA 上实现，通过硬件对心率估计整体计算进行加速。并且达到节能的效果。

### 5.2 应用展望

将来，我们将对心率的预测将完全部署在硬件上之后。我们将把此套硬件心率估计设备投入医疗行业，用于研究心律失常检测。另外，无监督读出通过允许直接从对象学

习而不需要昂贵的数据注释来训练网络，有助于个性化医疗保健。这使得未来的可穿戴设备可以无缝地用于心脏正常或则异常的受试者，用于实时监测受试者的心率变化，并且给出异常提示及预警。成为医疗行业心率监测的高效、准确辅助器材。

## 6 团队和指导教师介绍

### 6.1 团队成员

队长：郑家奇，北京邮电大学 2018 级研究生，学号 2018140526，主要负责心率解码部分的程序编写，负责队伍的进度安排与管理。

队员：张绍磊，北京邮电大学 2016 级本科生，学号 2016211392，主要和张明睿负责脉冲编码器与液态机的编码。

队员：张明睿，北京邮电大学 2016 级本科生，学号 2016211268，主要和张绍磊负责脉冲编码器与液态机的编码。

### 6.2 指导教师

赵地，中科院计算所，教授

张成文，北京邮电大学，副教授

## 7 附录

### 7.1 参考文献

- [1] 杨昭,杨学志,霍亮等.抗运动干扰的人脸视频心率估计.电子与信息学报.2018,40(6):1345-1352.
- [2] 戚刚.基于人脸视频处理的心率检测方法研究.[学位论文].安徽.合肥工业大学:2017.
- [3] 张家成,邱天爽,马济通.基于改进色度模型的非接触式心率检测与估计.中国生物医学工程学报.2017(6):641-646.
- [4] 徐海津.抗运动伪影下基于 PPG 的心率估计方法研究与应用.[学位论文].四川.电子科技大学:2018.
- [5] 李相泽,蒲宝明,杨东升等.基于手机内置多传感器的瞬时心率估计.哈尔滨工程大学学报.2018,39(4):730-735.
- [6] MH Ebrahim, JM Feldman, I Bar-Kana. A Robust Sensor Fusion Method for Heart Rate Estimation. Journal of Clinical Monitoring. 1997,13(6):385-393.
- [7] I. Saini, D. Singh, A. Khosla, QRS detection using k-nearest neighbor algorithm (KNN) and evaluation on standard ECG databases, Journal of Advanced Research 4 (4) (2013) 331 – 344.
- [8] K. Arbateni, A. Bennia, Sigmoidal radial basis function ANN for QRS complex detection, Neurocomputing 145 (2014) 438 – 450.
- [9] R. Magrans, P. Gomis, P. Caminal, Myocardial ischemia event detection based on support vector machine model using qrs and st segment features, in: Computing in Cardiology Conference (CinC), 2016,

IEEE, 2016, pp. 405–408.

[10] U. R. Acharya, H. Fujita, O. S. Lih, Y. Hagiwara, J. H. Tan, M. Adam, Automated detection of arrhythmias using different intervals of tachycardia ECG segments with convolutional neural network, *Information Sciences* 405 (2017) 81 – 90.

[11] U. R. Acharya, H. Fujita, O. S. Lih, M. Adam, J. H. Tan, C. K. Chua, Automated detection of coronary artery disease using different durations of ECG segments with convolutional neural network,

[12] R. Van Rullen, S. J. Thorpe, Rate coding versus temporal order coding: what the retinal ganglion cells tell the visual cortex, *Neural computation* 13 (6) (2001) 1255–1283.

[13] P. U. Diehl, M. Cook, Unsupervised learning of digit recognition using spiketiming-dependent plasticity, *Frontiers in computational neuroscience* 9 (0) (2015) 0–0.

[14] Anup Dasa, \*, Paruthi Pradhapan a, Willemijn Groenendaal a, Prathyusha Adirajua,b, Raj Thilak Rajan a, Francky Catthoorc,a, \*, Siebren Schaafsma a, Jeffrey L. Krichmar d, Nikil Dutt d, Chris Van Hoofc,a, Unsupervised Heart-rate Estimation in Wearables With Liquid States and A Probabilistic Readout, arXiv, *Neural and Evolutionary Computing (cs.NE); Machine Learning (cs.LG)*, 2017

[15] D. Balsamo, A. S. Weddell, A. Das, A. R. Arreola, D. Brunelli, B. M. Al-Hashimi, G. V. Merrett, L. Benini, Hibernus++: a self-calibrating and adaptive system for transiently-powered embedded devices, *IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems* 35 (12) (2016) 1968–1980.

[16] E. M. Izhikevich, Simple model of spiking neurons, *IEEE Transactions on neural networks* 14 (6)(2003) 1569–1572.

[17] M. Abeles, *Corticonics: Neural circuits of the cerebral cortex*, Cambridge University Press, 1991.

[18] D. D. Bock, W.-C. A. Lee, A. M. Kerlin, M. L. Andermann, G. Hood, A. W. Wetzel, S. Yurgenson, E. R. Soucy, H. S. Kim, R. C. Reid, Network anatomy and in vivo physiology of visual cortical neurons, *Nature* 471 (7337) (2011) 177–182.

[19] J. MacQueen, et al., Some methods for classification and analysis of multivariate observations, in: *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*, Vol. 1, Oakland, CA, USA., 1967, pp. 281–297.

[20] J. C. Bezdek, R. Ehrlich, W. Full, Fcm: The fuzzy c-means clustering algorithm, *Computers & Geosciences* 10 (2-3) (1984) 191–203.

[21] R. Eberhart, J. Kennedy, A new optimizer using particle swarm theory, in: *Micro Machine and Human Science, 1995. MHS'95., Proceedings of the Sixth International Symposium on*, IEEE, 1995, pp. 39–43.