

Response Letter

评审老师好，

感谢您的评审及修改意见，针对您对论文写作上的意见和出于丰富文章内容的想法，我对论文做了一些修改，主要改动如下：

1. 加入 1.4 小结，完善了本篇论文的研究背景，增加了本文研究内容、研究意义、研究目标及预期效果，并明确了为什么分别对侵入式信号和非侵入式信号（而不是同一种信号）进行信号压缩和解码。
2. 修改第二、三、四章节，在头部加入摘要式研究动机与最终结果。
3. 在第四章中的实验部分加入不同 LSTM 模型的建模（即 LSTMP300Net 的一些变种），并与基于卷积神经网络方法的结果进行比较。
4. 第四章中增加了 LSTM 模型的历史发展描述。
5. 修改了一些书写错误。

关于评审老师的问题：

问题 1. 没有明确提出课题所要解决的问题，以及论文的研究目标、研究内容和研究意义。

回答：

我们在1.4小节中加入了这部分内容的描述。

研究意义：总体来说，脑机接口可以代替受损的神经系统，通过大脑信号采集，信号处理，解码为计算机指令，反馈这四步，为残障人士提供自动化服务。

研究内容：本文主要解决的是侵入式脑机接口的信号压缩，以及非侵入式脑机接口的信号解码中的一种任务——P300 信号检测。

其中信号压缩是为了方便信息传输， 由于侵入式脑机接口信号采样率高， 难以传输和存储， 因此进行压缩； 当压缩后的信号被恢复后， 我们可以进行信号解码， 从而将生物信号转换为意向指令， 发送给外部设备进行自动化服务。1.3节中的P300检测就是信号解码中的一个环节， 对于ConvP300Net, 我们在已有相关工作上进行改进， 着重考虑模型调整， 更好地利用信号在空间维度的相关性以及如何直接在网络中考虑各类样本数差异所带来的数据非均匀问题。对于LSTMP300Net, 我们基于长短时间记忆方法提出了该模型， 并调整网络结构以得到最佳P300 波形检测效果。

研究目标：在侵入式脑机信号的压缩方面，在保证信号重建质量的基础上提高压缩性能，使之超过传统数据/文档压缩方法；在非侵入式脑机信号的P300 波形检测方面，分别采用ConvP300Net 和LSTMP300Net 超过已有基于神经网络的检测方法。

问题 2. 没有说明两项研究工作之间的逻辑关系，以及对 P300 波形采用两种方法建模的必要性。

回答：

我们在1.4小节中加入了这部分内容的描述。

任务间关系：信号压缩是脑机接口四个主要任务中信号处理的一部分。由于侵入式脑机接口信号采样率高，难以传输和存储，因此为了方便信息传输进行压缩；当压缩后的信号被恢复后，我们可以进行信号解码，从而将生物信号转换为意向指令，发送给外部设备进行自动化服务。

之所以分别对侵入式脑机信号和非侵入式脑机信号进行不同任务（压缩和解码），主要是为了增加问题难度。侵入式脑机信号难以有效压缩，且信号采集难度大，需要对生物体做开颅手术进行点击植入，即对平台有要求，有一些工作分别结合自己的BCI平台进行侵入式脑机接口压缩，但非常依赖所采集的信号特性；非侵入式脑机信号噪声大，难以进行信号解码，已有很多工作结合机器学习提出了非侵入式脑机接口神经解码方法，方便我们进行比较。所以我们分别在这两种数据上进行信号压缩与解码，提高研究问题的挑战性。

两种方法建模原因：已有方法基于卷积神经网络方法进行脑电信号建模，但我认为有两个主要可改进点：可以通过改进模型结构，更好地利用信号空间相关性；通过重新设计对数据不均衡问题的处理

方法，可以使模型更好地拟合所用数据，而不需考虑模型集成问题带来的识别增益。

对于循环神经网络，目前很少有方法对非侵入式信号进行处理，但我们注意到循环神经网络，尤其是其中的长短时间记忆方法，可以很好地利用时间维度相关性对时间序列进行建模，同时避免了传统循环神经网络训练难以收敛的问题。因此，本文中设计了LSTMP300Net，采用长短时间记忆方法对EEG 信号建模，使其能够更好地拟合信号在P300 检测任务上的信号特性。