摘要

脑机接口（Brain Machine Interface, BCI）是一个完成大脑神经元和外部机器互联，通信与控制的接口。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。本文主要研究植入式脑电信号处理，压缩，以及xx脑电信号的解码。植入式脑电信号具有高采样率，多通道，高分辨率的性质，因此压缩对于信号存储和传输都是必不可少的环节；另一个脑机接口的核心工作是神经信号的解码，即将神经信号翻译成运动指令，只有正确地解码才能实现BCI执行符合用户意愿。

在压缩方面，过去的神经信号压缩工作主要关注于非植入式脑电信号，如EEG（脑电图），EMG（肌电图）等，这些方法都应用了相关信号的特性。但这些信号同植入式信号有很大差异，它们的有效信息都在低频部分，可以直接通过高频滤波器获得有效信号，而植入式脑机接口获得的信号中高频部分包括神经元锋电位（spike），它能有效地进行神经活动解码，因而不能丢弃。所以，EEG等信号的压缩方法不能直接套用在植入式脑机接口获得的信号中。本文通过植入式电极研究大脑运动皮层信号性质，利用信道内部神经信号特性建立了一个完整的高保真运动皮层信号压缩框架，达到在维持信噪比为36db下压缩比例为18%，并以92%的保真度保存神经元锋电位信号，保证了重建效果。

在解码方面，……本文中，我们将深度学习的方法应用于xx信号，分别在空间和时间维度建立深度神经网络，结合神经信号的时序性提高解码准确性，完善模型。

本文工作实现了植入式脑机接口神经信号的高保真压缩，xx信号的解码研究，主要创新点在于（1）对植入式脑电信号进行光谱分析，针对压缩问题提出了频谱-幅值压缩框架，有效地完成了运动皮层信号压缩，（2）通过神经网络对神经信号进行解码，利用了信号的空间结构与时序关系。

关键词：脑机接口，压缩，卷积神经网络，长短期记忆方法，循环神经网络

目录

摘要

1. 绪论
   1. 研究背景与意义
      1. 脑机接口介绍
      2. 植入式脑机接口信号分析
   2. 研究现状
      1. 脑电信号压缩现状
      2. 脑电信号解码现状
   3. 研究目标与内容
   4. 论文章节安排
2. 实验设计及信号处理
   1. 猴子抓握实验
      1. 实验设计
      2. 信号采集
   2. P300信号实验
      1. 实验设计
      2. 信号采集
3. 运动皮层神经信号压缩
   1. 运动皮层信号特性
   2. 压缩算法设计
   3. 两步编码方法
      1. LAC符号编码法
      2. HAC量化
      3. 混合无损编码方法
   4. 压缩框架总流程
4. 基于卷积神经网络的xx信号解码
   1. 深度学习介绍
   2. 神经网络的训练
      1. Feed-forward
      2. Back-propagation
   3. 卷积神经网络结构
   4. 运用卷积神经网络解码xx信号
5. 基于循环神经网络的信号解码
   1. 时序信号分类方法
   2. 循环神经网络
   3. 长短期记忆网络
   4. 运用循环神经网络解码xx信号
6. 实验结果
7. 总结与展望
8. 神经科学概述
   1. BCI 介绍

由于现代计算机技术和神经科学学科的迅速发展，人们已经可以将大脑中的运动与计算机设备相关联，通过机器捕捉大脑中各个通道的活动（Review见Van Gerven et al., 2009 和Wolpaw et al. 2002）。这种方法与应用统称为脑机接口（brain computer interface，或BCI），以探索大脑活动与特定神经状态的关系。其中特定的神经状态也叫做签名（signatures）。一个BCI需要包括：

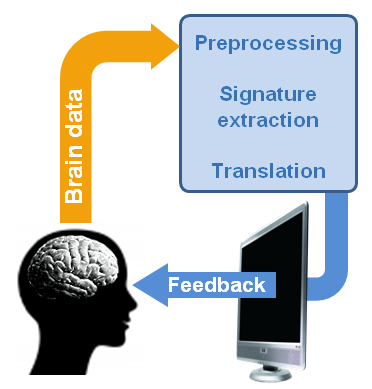
①记录大脑活动

②提取并处理签名

③将签名翻译成计算机指令

④最后返回给用户

整个过程的技术。



* 1. P300

现在有很多测量脑信号的技术，如fMRI （functional magnetic resonance imaging，功能性磁共振成像），NIRS（near-infrared spectroscopy，近红外光谱学），EEG（Electroencephalograph，脑电图），MEG（Magnetoencephalography，脑磁图）等。针对不同的采集信号，其信号预处理方法也各不相同。但是BCI最基本的任务都是正确地识别“签名”并翻译成机器指令以完成用户的意愿。在P300拼写中，可以通过“oddball task”（如图）产生P300信号。这个oddball task是一个关于字符注意的实验，展现一串字符（如SSTSSSSTSS），其中出现频率高的称为标准刺激（如该信号序列中的S），频率低的称为异常刺激（如该信号序列中的T）。当出现一个异常刺激时，300ms后就会在EEG信号中产生一个正向偏移。这里标准刺激和异常刺激的差异可以用来识别所给刺激的类别，然后基于刺激发送信号给计算机指令执行。



Figure 2. 标准刺激（S）中的异常刺激（T）

在P300实验中，字母都展现在一个matrix中，其中同一时刻只有一行或一列亮起，具体哪一行或哪一列随机闪现。如下图所示，当一行一列相继闪烁的交点为指定字母时，测试者可以集中精神在头脑中进行简单计数或者确认，相应就会有P300产生。

1. 神经信号压缩

这一章中，我们介绍神经信号的压缩方法，

1. 信号解码
2. LSTM

事件在时域上的间隔信息很大程度上反映了时序任务的重要信息，如运动控制和节奏检测。隐马尔可夫模型往往忽视这一信息，而循环神经网络（ RNNs ）可以从根本上学习应用这个信息。我们专注于长短期记忆方法Long Short-Term Memory（ LSTM ），因为它已被证明在长时间滞后任务上比其他RNN的方法强 。我们发现LSTM通过内部细胞到多门的“窥孔连接”，在没有任何段式训练样本的情况下可以很好的区分50个和49个时间间隔的spike序列。在没有外部复位和监督学习的情况下，LSTM的变种也能学习生成时间精确的稳定spike流和其他非线性周期模式。这使得LSTM对需要的精确测量或生成有时间间隔的任务，成为了一个很有前途的方法。

1. 介绍

人类可以很快地识别节奏模式序列，即那些有时间间隔的子模式。此外，鼓手等演奏者也能根据运动命令生成有精确时间节奏的节奏序列。这促使人们研究人工系统，去分离或产生通过事件间时间间隔长度传递信息的模式。

目前广泛使用的序列处理方法，如隐马尔可夫模型（HMM） ，一般丢弃这样的信息。他们成功地应用在语音识别，正是因为这种方法不喜欢特定口语单词语速产生的差异。而如节奏检测，音乐处理，和其他本文中所述的任务，都需要精确的时间测量。 虽然HMM可以通过给每个时间间隔单独创建一个内部状态来解决有限个时间间隔的问题，但是这样既麻烦又低效的，并且没有用到HMM的非线性时序伸展不变性。

循环神经网络（ RNNs ）在识别由时间距离定义的模式上更有希望。事实上，尽管隐马尔克夫模型和传统的离散符号语法学习设备被限制在离散状态空间， RNNs在根本上上适用于所有的序列学习任务，因为它们具有图灵能力（ Siegelmann和Sontag，1991）。典型的RNN学习算法（ Pearlmutter ， 1995年）在一个潜在抗噪算法的通用空间中进行梯度下降，这个通用算法采用分布式，用连续值表示的内部状态来将实值的输入序列映射为实值输出序列。

混合HMM的RNN方法（Bengio和Frasconi， 1995）可能能够结合两种方法的优点，但就我们所知，从未被用到我们这里讨论的 准确的事件计时的问题。

之前我们已经介绍了一种新型的RNN——长短期记忆Long Short-Term Memory（ LSTM - Hochreiter和Schmidhuber， 1997），它在涉及很长一段时间延时的任务上比传统RNNs更好。其体系结构允许LSTM容忍输入的事件之间有很长的时间延时（1000步及以上）；而传统RNN用代价更高的更新算法，比如BPTT （Williams and Peng,1990） ， RTRL （Robinson and Fallside ， 1987年，Williams and Zipser, 1992，1992） ，或它们的组合**(Schmidhuber, 1992, Williams and Zipser,1992),** 都无法学习哪怕10步时间延时的序列(Hochreiter, 1991,Bengio et al., 1994,Ho chreiter and Schmidhuber, 1997,Gers et al., 2000,Ho chreiter et al.,2001).

比如，一些我们以前任务需要用LSTM网络对发生于50个离散时间间隔之前的事件予以响应，而不受发生于之前49个时间间隔的事件的影响。就在关键时刻之前，如果有一个有用的“标记”输入通知网络，其下一步的行动将是至关重要的。因此，网络没有必要学习度量50个步骤的时间间隔；它只需要学会保存这50步的相关信息，而后一旦观察到这个标记就用这段信息即可。

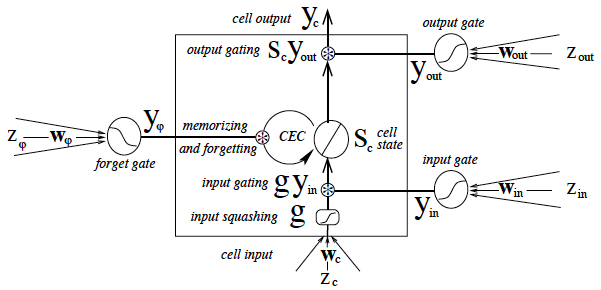
但是如果没有这样的标记呢？如果网络本身需要学习测量并在内部表示这段特定任务的间隔内信息，或生成由特定时间间隔分割的序列模式呢？在这里，我们讨论这个任务的可能性，以及到什么程度是可能的。本文件中的高度非线性的任务不涉及任何时间标志的输入; 相反，他们要求在长时间连续输入流中保持网络的时间精确行和鲁棒性。显然，这样的任务通常不能由基于共同时间窗口的方法解决的，因为它们的泛化能力受时间窗口大小的限制。不幸的是，这意味着我们不能用标准基准进行测试和计时，因为就我们所知，目前没有任何其他网络学会将15个时间滞后推广到45个等。因此，我们不得不以创建一组新的比较任务。

**提纲**：

Section 2 回顾了传统LSTM，参照我们之前发表的文章。Section 3 讲了其连接策略的弱点，介绍了” 窥孔连接”，并描述了LSTM所需的学习算法变化之处。Section 4 在以上阐述的计时任务上比较了窥孔LSTM和传统LSTM，Section 5对我们的方法做了后续讨论。

2. 传统LSTM

我们在LSTM中安置了忘记门（Gers et al., 2000）。LSTM网络中的基本单元是包含一个或多个存储单元（memory cell）和所有cell共享的三个自适应乘法门（图1）的存储块（memory block）。每个存储单元都在其中心有一个自连接线性单元，我们称之为“恒错误旋转木马”（ Constant Error Carousel， CEC ） 。通过无限循环地进行激活和误差信号传递，CEC可以在延长的时间段内提供短期存储。输入，忘记和输出门可以通过训练分别进行学习,即学会将什么信息存入，怎样保存，什么时候读出。将存储单元（cell）组合成块（block）可以使它们共享相同的门（如果任务允许的话） ，从而减少自适应参数的数目。



本文中用

j表示memory block 的下标；

v表示block j中memory cell的下标；

表示第j个block中第v个cell；

表示unit m到unit l之间的权重；其中m是源unit，取决于网络拓扑。

一个源unit激活用表示；

Memory cell c的输出由当前cell的状态和四个输入源确定：

，；

在实际问题中有很多是时序信号，如语音识别, 连续（即字符无分割的）手写识别, 蛋白质分析，股市预测等。虽然这些问题可以交给CNN处理（*文献*），但是并不能完全利用上信号的时序性，而循环神经网络（recurrent neural network）可以利用神经元循环传递实现时序信号的分析。

语音识别：

# LSTM RNN是著名语音识别数据库TIMIT的benchmark (Graves et al, ICASSP 2013)，Nicole等人用LSTM网络进行RNN的retraining，这是无法在HMM中实现的。[1]Classifying Unprompted Speech by Retraining LSTM Nets; google用LSTM RNN来改善大规模语音识别 (Sak et al., Interspeech 2014) 和机器翻译(Sutskever et al., NIPS 2014).

连续（即字符无分割的）手写识别：

*Connectionist Temporal Classification*（CTC）训练的RNN（CTC-LSTM），在2009年跑得结果赢了很多手写识别竞赛的冠军。[8] A. Graves, S. Fernandez, F. Gomez, J. Schmidhuber. Connectionist Temporal Classification: Labelling Unsegmented Sequence Data with Recurrent Neural Networks. ICML 06, Pittsburgh, 2006. [PDF](ftp://ftp.idsia.ch/pub/juergen/icml2006.pdf).

音乐合成:

通过训练，RNN的变种RNN-RBM可以无监督地形成简单的钢琴旋律。[5] Modeling Temporal Dependencies in High-Dimensional Sequences: Application to Polyphonic Music Generation and Transcription.通过用音乐集训练LSTM网络，网络就可以无监督地生成有特定样式的旋律与和弦的音乐样本。而前向网络和传统RNN都无法学习出和弦音。[3] IDSIA-07-02, *A First Look at Music Composition using LSTM Recurrent Neural Networks* [[pdf](http://www.iro.umontreal.ca/~eckdoug/blues/IDSIA-07-02.pdf)].

[4] <http://www.iro.umontreal.ca/~eckdoug/blues/index.html>

蛋白质分析：

在RNN中可以实现无分割的蛋白质分析。[6] Hochreiter, S.; Heusel, M.; Obermayer, K. (2007). "Fast model-based protein homology detection without alignment". *Bioinformatics* **23** (14): 1728–1736.[doi](http://en.wikipedia.org/wiki/Digital_object_identifier):[10.1093/bioinformatics/btm247](http://dx.doi.org/10.1093%2Fbioinformatics%2Fbtm247). [PMID](http://en.wikipedia.org/wiki/PubMed_Identifier) [17488755](http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17488755).[edit](http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Template:Cite_doi/10.1093.2Fbioinformatics.2Fbtm247&action=edit&editintro=Template:Cite_doi/editintro2)

一个循环神经网络是一个结构中带反馈连接的神经网络。它可以学习并处理时序序列问题，而传统的机器学习算法由于没有考虑时间方面相关性可能并不善于解决。之前对于这种时序信号的处理方法是一些基于可学习可适应的方法，如隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM) ,前向网络等，但是在计算能力和物理意义上RNN都比这些方法能力强。

因为在Schmidhuber的学生Hochreiter在他的博士论文（1991）中指出了RNN在长时间延时中的缺点：

1. vanishing or exploding gradients:

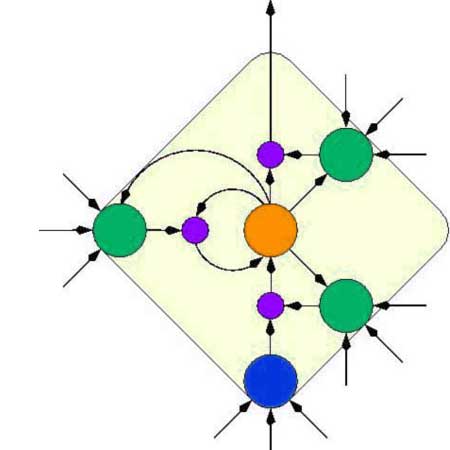
在传统RNN中，反传的误差要不就收缩太快，要不就爆发超出界限。[Sepp Hochreiter. Untersuchungen zu dynamischen neuronalen Netzen. Diploma thesis, TU Munich, 1991. [PDF](http://people.idsia.ch/~juergen/SeppHochreiter1991ThesisAdvisorSchmidhuber.pdf).]事实上误差会随着网络层数而指数型衰减或爆发，因此很难训练。

而长短期记忆Long Short-Term Memory（ LSTM - Hochreiter和Schmidhuber， 1997）的提出克服了这些问题。它在涉及很长一段时间延时的任务上比传统RNNs更好。其体系结构允许LSTM容忍输入的事件之间有很长的时间延时（1000步及以上），

LSTM的结构：

一个典型的LSTM cell如下图所示：

核心有一个线性单元（或者线性神经元，如图橘黄色所示）。在任意给定时间，该单元将其所有输入通过加权连接求和。它的自循环连接权重固定为1（即与左边紫色圆点之间的半圆连接权重固定为1），这样通过确保训练信号或者误差在被传递的时候不会消失（vanish）克服了原先RNN的一个主要问题：vanish。而这个神经元为线性让LSTM实现了可以识别多达1000步之前的模式（而之前的RNN只能解决间隔10步以内的任务）。



在这个核心周围是非线性可适应神经元，用来学习非线性神经动作。图中蓝色神经元用来表示输入，三个绿色神经元分别表示三个门（左边的是忘记门，右下角为输入门，右上角为输出门），这些门通过学习来使核心线性神经元不受无关事件和误差信号的干扰，即门是否打开来决定信号的有效性，紫色圆点用以表示乘积操作。LSTM的学习算法是非常高效的,每个边权的计算复杂度不超过O(1)。

1. 实验