Online Adaptation of a c-VEP Brain-Computer Interface(BCI) Based on Error-Related Potentials and Unsupervised Learning

Abstracts

脑机接口的目标是通过大脑活动来控制计算机。近来，基于代码调制的视觉诱发电位(code- modulated visual evoked potentials)(c-VEP)的脑机接口已经显示出建立高性能通信的巨大潜力。在本文中，我们提出了一种c-VEP BCI，它使用分类器的在线自适应能力来减少校准时间并提高性能。我们比较两种不同的系统在线自适应方法：无监督方法和使用错误相关电位检测的方法。这两种方法都在一项在线研究中进行了测试，在这项研究中，基于错误相关电位的自适应平均准确度达到了96％。这个精确度对应于144比特/分钟的平均信息传输速率，这是迄今为止报告的非侵入式BCI的最高比特率。在自由拼写模式下，受试者每分钟能够平均写21.3个无错字母，这表明BCI系统在正常使用情况下的可行性。此外，我们表明，仅仅基于错误相关电位的检测的BCI系统的校准是可能的，不需要知道真实的类别标签。

Introduction

存在不同种类的BCI，基于感觉运动节律(SMR)的调制，P300或稳态视觉诱发电位(SSVEP)的检测。在本文中，我们提出了一个使用代码调制视觉诱发电位(c-VEPs)来检测用户意图的BCI。在本文中，我们评估使用在线适应进一步改善的c-VEP BCI系统。在传统的BCI中，收集固定数量的训练数据并用于训练分类器，该分类器在整个过程中保持不变。通过对分类器进行在线自适应，在BCI使用期间变得可用的新数据可以用于分类器的连续训练，从而减少所需的训练数据量，同时还通过使分类器对于数据变化更稳健来提高性能。 在线适应的问题是没有真正的类标签。 因此，分类器可以以完全无监督的方式进行调整，或者可以并入额外的信息，例如与错误相关电位（ErrP），以改善适应性。

错误相关电位是用户识别错误后不久可以检测到的事件相关电位。在以前的工作中已经表明，可以对错误相关电位进行足够精确的分类。也已经表明，错误相关电位可以用在BCI纠正拼写错误，从而可以提高P300 BCI在健康和严重残疾人的表现。在离线研究中显示错误相关电位可以用于分类器的自适应。

在本文中，我们在一个在线研究中发现c-VEP BCI的自适应性能增加，并且可以在线使用错误相关电位来改善适应性分类。我们还展示了c-VEP BCI建立高性能通信的可能性。此外，表明仅基于错误相关电位的BCI系统的校准是可能的。

Methods

c-VEP BCI系统的配置

c-VEP BCI系统包括脑电放大器，个人电脑（PC）和CRT显示器。刺激演示和在线分类是从个人电脑进行的。通过使用并行端口，刺激的呈现与脑电图放大器同步。BCI2000被用作记录数据的一般框架。视觉刺激呈现在17英寸的CRT显示器上，刷新频率为60Hz，分辨率为640×480像素。受试坐在显示器前方约80厘米处。为确保所呈现的刺激与CRT监视器的刷新速率同步，使用DirectX（Microsoft Inc.）对刺激模块进行编程。

刺激既可以是黑色的也可以是白色的，可以用二进制序列中的0或1表示。因此，30 Hz的闪烁可以通过以下顺序表示：使用60 Hz刷新率时的“01010101 ...”。

c-VEP BCI由32个目标组成，其目标排列如图1所示。32个目标排列成一个4×8矩阵，28个互补的非目标刺激围绕目标。为了调制目标，使用63位二进制m序列，因为m序列的自相关性低。对于每个目标，相同的序列用于调制，但是该序列针对每个目标被循环移位不同的位数。调制序列循环移位的一个例子可以在图1中看到，目标T0没有移位，T1移位了2位，T2移位了4位，依此类推，导致两个连续目标之间有0.033s的时间间隔。在两个刺激序列之间，存在大约0.85s的中断，足以使用户将其注意力转移到不同的目标（即查看不同的目标）。

在我们的系统中，32个目标被用来从字母表中选择26个字母A到Z中的一个，以及下划线和数字1到5。在自由拼写条件下，数字5被替换为字符Ö，用作退格符。图2显示了呈现给受试者的矩阵截图。如果选择了目标，则写入相应的字符，并通过以黄色突出显示所选择的目标150ms并且同时使矩阵的其余部分变暗来向用户指示相应的字符，如果用户在看屏幕的其他部分，他也意识到他所做的选择。用户写入的文本显示在屏幕的顶部。

Calibration and Classification

c-VEP BCI的校准分3步完成。 首先，需要收集培训数据。 其次，基于训练数据的CCA生成空间滤波器。 第三步，通过生成模板来训练分类器。

如前所述，在校准c-VEP BCI系统之前，需要收集训练数据。因此，用户必须注意给定目标Tr k次，即用户必须查看矩阵（与Tr相关联）上的指定字母以进行k次试验。 Tr可以随意选择r属于[0,1,..31]。 结果是k次试验，每次实验包括n\*m维的脑电数据，其中n是通道数量，m是试验期间的样本数量。

为了生成空间滤波器，首先需要找到C-VEP最突出的信道Cb。 因此，进行留一交叉验证：对于每个试验，通过对余下的试验进行平均（和移位，如稍后将解释的）来生成模板，并且选择与试验的试验具有最高相关性的模板。 为了估计一个信道的准确度，计算正确选择的模板的百分比。 这是为所有通道完成的，并且具有最高估计精度的信道被选择为Cb。

典型相关分析（CCA）[12]用于生成空间滤波器。 CCA的目标是找到线性变换Wx和Ws，使X和S之间的相关性最大化：

第二页公式：

为了获得最佳空间滤波器Wx，X是原始EEG数据，S是平均c-VEP的期望波形。为了生成X，所有k个试验都连接到一个新的矩阵X，其维数为n\*(k\*m)。为了生成S，使用来自信道Cb的EEG数据，并且通过计算所有k个试验的平均，获得信道Cb的平均c-VEP波形R，其中R具有1 | m的尺寸。 作为下一步，R被复制k次，导致尺寸为1 |（k：m）的S。 具有X和S，可以应用CCA，然后可以将得到的Wx用作空间滤波器，并且与原始EEG数据相乘，以获得空间滤波的EEG数据。

为了训练分类器，我们使用了一类支持向量机（OCSVM），我们已经证明它比经典的相关方法更优越。 OCSVM用空间过滤训练数据进行训练。 OCSVM的结果是一个具有最小半径的超球体，它包含给定百分比的数据。 超球体的中心可以用作模板Mr，表示参与目标Tr的诱发反应。 从另一个角度来看，OCSVM的使用可以被看作是一个更稳健的方法来平均拒绝异常值。 由于所有的目标是用相同的代码调制的，但是不同的转换，所有其他目标的模板可以通过移动模板Mr：

Mx (t)~Mr (t{ts :(x{r))

x~0,1,2 . . . ,31

对于未知标记的新试验的分类，计算空间滤波EEG数据与所有模板之间的欧氏距离，找到与EEG数据距离最小的模板，选择相应的目标。 为了实现OCSVM，我们使用了带线性内核的LibSVM，v = 0.5。

通过监督适应校准分类器。训练BCI系统的经典方法是收集训练数据而不给用户反馈，并在收集完所有训练数据后训练分类器。 我们采用类似于[15]的自适应校准方法，其中在校准期间从一开始就给出反馈。 系统以随机生成的模板作为分类器开始，分类器以监督的方式适应于校准BCI系统。 由于在校准期间每个试验都知道正确的目标类别，所以在校准期间不需要使用目标Tr，但是可以使用不同的目标。 当参加Tx时获得的数据可以被循环移位以适应Tr的移位，被添加到训练数据并且因此被用于通过CCA计算空间滤波器并且训练OCSVM。

无监督分类器适应。虽然真正的目标是校准c-VEP BCI系统（目标是给定的，用户已知的）期间的监督适应是已知的，但是在使用系统校准之后（当用户可以 自由决定要写什么）。 在校准完成后为了进一步改善分类，BCI以无监督的方式进行调整。 对于新的试验Dx，试验被分类，产生估计的标签Lx。 假定Lx是正确的类别标签，通过将（Dx，Lx）添加到训练数据并重新训练分类器来修改分类器。 重新训练分类器包括估计最佳信道，通过CCA生成空间滤波器，训练OCSVM并为所有目标生成模板。 图3显示了一个可视化c-VEP BCI系统的无监督适应图。分类器的适配是在一个平行于BCI2000的信号处理和分类模块的环路中完成的。 两个模块之间的通信是通过共享内存完成的。 如果在自适应过程中新的EEG数据到达，则将其存储在缓冲器中，并在自适应循环的下一次迭代中用于自适应。

基于ErrP的分类器适应。 除了无监督的适应，ErrPs可以用来检测错误分类。 如果没有检测到ErrP，则如前所述，该数据用于无监督的适应。 如果检测到ErrP，则由于真实的类别标签是未知的，并且估计的类别标签被怀疑是错误的，所以该数据不用于分类器的自适应。

基于ErrP的校准。 如果只有2个目标可用（例如，目标J和W），则ErrP也可以用于校准，从而可以省略有监督的校准。 在基于ErrP的校准开始时，分类器从随机生成的模板开始。 每个新的试验Dx都被分类，产生相应的标签Lx。 结果显示给用户，显示结果后的时间段用于检测ErrP。 如果没有检测到ErrP，则将Dx用于具有对应标签Lx的分类器的适配。 如果检测到ErrP，则使用Dx与Lx的相反标签（W如果Lx是J，反之亦然）进行匹配。 为了比较精确性和监督适应，离线模拟监督校准。

由于基于调制码的循环移位的c-VEP系统的设计，具有2个目标的校准是足够的，并且该数据可以用于为所有32个目标生成模板。

检测错误相关的电位。 对于ErrPs的分类，我们基本上使用了与[8]中已经描述的相同的程序，其中P300 BCI中的ErrPs被检测到：信号被重新参照共同平均值，线性趋势被去除，它被带通滤波 1 Hz和16 Hz，然后重新采样到32 Hz。 在本研究中对于ErrP的分类，我们使用了在选择目标之后300ms和990ms之间的时间间隔。 这个时间间隔似乎是最好的，在本文研究之前，用c-VEP BCI进行的没有代表性的单一实验。 频道Fz，Cz，Cpz，Pz和POz的时域采样被用于分类。 使用具有默认参数（C〜1，c〜0：0091）的RBF内核，利用LibSVM进行分类。

在线实验设计

为了在无监督和基于ErrP的适应性测试系统，招募了10名健康受试者。 所有受试者都有正常或矫正视力。 表1中列出了年龄，性别和BCI以前的BCI经历的总结。该研究得到了Tubinbingen大学医学院地方伦理委员会的批准。 书面同意从所有受试者处获得。 每个受试者参加两个会议。 对于4个科目，第一个和第二个科目在不同的日子进行，因为他们也参加了另外两个不同日子的脑电图研究。对于其他受试者，两节课都是在同一天进行的，休息时间约为10分钟。在准备EEG设置期间，AJ在前几天报告说她的隐形眼镜有问题。 经过几次不成功的尝试进行适当的校准会议，AJ受试被排除在研究之外。 由于过度眨眼，她不可能在校准过程中遵循所有提示，导致出现错误的目标。

用g.tec g.USBamp以600Hz的采样率记录脑电图数据，用32通道的Brainproducts Acticap系统记录。 将两个眼电图（EOG）电极放置在左眼旁边和眼睛上方的中央。 图4描绘了30个EEG电极的位置。接地电极位于FCz，参考电极位于Oz。 使用8阶Chebyshev滤波器在0.5Hz和60Hz之间用放大器对数据进行带通滤波，并且应用额外的50Hz陷波滤波器。

在第一次会议开始时，进行了有监督的校准。 如前所述，通过监督式自适应校正BCI，并在校准期间给出反馈。 校准由64个试验组成，每个32个字母拼写两次。 校准后，无监督适应进行了9次运行测试，每次64次（共576次）。 无人监督的改编是在复制拼写模式下进行的，在这种模式下，用户已经被告知他所需要拼写的字母是那些。在第二次会议开始时，进行BCI的监督校准，类似于会话1。校准后，以复制拼写模式进行9次，每次64次（总计576次试验），以测试基于ErrP的适配。

与此不同的是，在第二次会议结束时，一些受试者参加了另外的实验，其中以自由拼写模式测试了基于ErrP的校准或者受试者使用了c-VEP BCI（细节将是稍后描述）。

性能评估

为了比较不同会议的结果和不同的适应方法，使用分类器的准确度以及相应的信息传输率（ITR）。 M是类的数量，p是精度，ITR可以用下式计算：

ITR~ log2 (M)zp log2 (p)z(1{p} log2 M{1 ð

尽管ITR是BCI性能的常用测量方法，但它可以对不同的BCI系统进行较好的比较，这是评估BCI性能的一个相当理论的方法，它没有考虑到BCI应用的实际设计，因此倾向于 误导真正的BCI表现[8,17]。 为了评估BCI作为拼写应用程序的真实性能，我们使用了自由拼写条件下每分钟正确字母的平均数，同时考虑到所有错误都由用户纠正。

离线数据分析

为了比较无监督和基于ErrP的适应的结果，比较会话1和会话2的结果将是欺骗性的，因为影响数据的不同附加因素以及BCI性能。 相反，我们使用会话2中的数据来模拟不同种类适应的在线实验。 完全相同的数据用于校准和测试，但在测试运行期间采用了不同的适应方法。 我们测试没有适应，无监督适应和监督适应。 对于监督适应，我们使用目标的真实标签，在自由拼写模式下按照预期使用BCI时，标签是不可用的。

基于在线ErrP的校准

要测试是否可以使用没有已知类别标签的校准，应使用ErrP检测进行校准。 按时间顺序排列的最后4个研究对象（AA，AD，AG，AI）也参加了一个额外的在线实验来测试基于ErrP的校准。尽管刺激呈现与之前描述的32个目标相同，但在校准期间只应使用2个目标（字母J和字母W）。与之前描述的校准相比，对象可以自由地选择在这次固定字母J或字母W之间。他们只被告知不要在每次审判中改变目标，也不要在5次审判中停留在同一个目标上。 由于这些指令很难在校准过程中对c-VEP分类准确度进行评估，因此基于ErrP的校准也是以字母J开始并在每次试验中切换目标的指令进行的。 本文只显示用后一条指令记录的数据结果。 校准期间的分类只能导致两个目标的标签对应字母J和W.

在线自由拼写

为了评估c-VEP BCI在正常使用条件下的表现，一些受试者在第二节结束时进行了自由拼写。在这一点上，每个参与者都有大约1小时的c-VEP BCI系统经验。 目标32被替换为字母Ö，作为退格选项，并允许用户删除前一个字母。 受试者可以写任何他们感觉到的东西，他们只被指示通过选择退格符号来纠正每个错误。

Results

在线实验使用无监督和基于ErrP的适应

在线实验的结果可以在表2中看到。在无监督适应的会话1期间，受试者实现了92.53％的平均准确度，这对应于135.62比特/分钟的平均ITR。 在基于ErrP的适应的会话2期间，实现了96.18％的平均准确度，其对应于143.95比特/分钟的平均ITR。 应该注意的是，主题AG和主题AD在其中一个会话（576个试验）中达到了100％的准确性。

离线数据分析

为了比较无监督和基于ErrP的适应性的效果，我们进行了离线分析，其中在线实验是用相同的数据进行模拟的，但是不同的适应方法。 结果如表3所示。如果没有自适应，仅使用第一次校准运行来训练分类器，则平均精确度达到95％，这对应于平均比特率140.46比特/分钟。 无监督自适应平均准确率为96.05％，相当于平均比特率为143.56 bit / min，而基于ErrP自适应在线结果的平均准确率为96.18％或143.95 bit / min。 具有监督自适应的模拟结果的平均准确率为97.00％，相当于146.47比特/分钟的比特率。

虽然基于无监督和基于ErrP自适应的结果显著优于没有自适应的结果（p <0:05，配对t检验），但无监督和基于ErrP的自适应之间没有显着差异（p> 0：5，配对t检验）。

为了评估不适应的不同预处理和分类方法的好处，我们还对第2节的数据进行了额外的离线分析。当使用Bin方法时，平均准确率达到了88.48％。 使用OCSVM [5]而不是相关性方法产生了91.99％的平均准确度。 当通过选择最佳个体频道将OCSVM与应用CCA的不同方法结合时，达到了95.00％的准确度，这是我们在线使用的方法，也在方法部分中进行了描述。

代码调制VEP的详细信息

为了看到c-VEP在哪个信道上最强并且可以被最好地分类，通过仅使用一个信道来估计分类精度。 通过使用经典相关方法进行分类，不使用CCA，而是通过一次性交叉验证分别估计每个主题的准确性。 结果表明，电极P4和PO3的准确度最高，平均准确度分别为73.2％和72.6％。图5显示了每个通道的平均精确度。图5中还显示了个体最佳通道上的平均c-VEP波形。为了估计c-VEP的延迟，计算平均c-VEP与调制序列的互相关。这是c-VEP延迟36ms的最高值，r = 0.41。

基于ErrP的校准

通常，校准是在监督下进行的，因此不会出现精确度和比特率。 但是与监督校准相比，用户可以在基于ErrP的校准过程中传输信息，因此分类精度和相应的信息传输速率是令人感兴趣的。在基于ErrP的校准过程中，平均有85.94％的目标被正确分类，这相当于平均比特率为18.28比特/分钟（考虑到只能选择2个目标）。对于受试者AD，没有发现ErrPs，因此她的平均准确率达到43.75％，低于机会水平（50％）。表4中显示了基于ErrP的校准过程中c-VEP分类结果的概述。

在图6中显示了64次校准试验过程中的c-VEP分类准确度。为了更好地查看数据被平滑。可以看出，在3次校准（AA02，AG001，AG002）期间，达到接近完美的准确度，在第10次试验之后没有出现任何错误。 除受试者AD外，25次试验达到足够的准确度，时间不到1分钟。 图6中的粗黑线描述了除受试者AD之外的平均精确度。可以看出，这种平均精度接近通过监督自适应模拟校准（图6中的灰线所示）获得的平均精度，表明基于ErrP的校准可以达到与监督校准类似的精度。

基于ErrP的校准也在被测试者被指示自由选择字母的情况下进行测试，但是由于该指令的性质，我们不能用该指令显示校准的精确度。 还应该提到的是，受试者认为两个方法的准确性没有差别。

在基于ErrP的校准过程中获得的分类器未用32个目标进行测试，但是由于c-VEP BCI具有循环码的设计，对两个目标的校准足以使用具有32个目标的c-VEP BCI系统。在这项研究之前，我们测试了一个分类器的基础上有一个有32个目标的系统上的2个目标的监督校准。一个受试者参加了这个非代表性的测试，并且在64个试验中达到了100％的准确度，这表明在2个目标上的校准足以使用具有32个目标的系统。

错误相关电位的详细信息

基于ErrP的适应性检测ErrPs的准确率见表5，平均准确率为96.67％，平均灵敏度为69.31％。 敏感性是指正确识别的ErrP的百分比，而特异性是指正确分类的没有ErrP的试验的百分比。在表6中可以看出在基于ErrP的校准过程中检测ErrPs的准确性，平均准确度为86.2％，灵敏度为45.83％。应该注意的是，对于受试AD，没有ErrP被分类，尽管43.75％的试验是错误的。 在用于训练分类器的数据中的ErrP试验次数与ErrP检测的灵敏度之间存在负相关（spearman p=-0.7681，p<0.05）。

应该指出的是，通过主题交叉验证，根据剩余主题的数据对一个主题的ErrP进行分类，平均准确率为93.67％，灵敏度为57.57％，特异度为95.11％。对于没有一个受试者的表现由受试交叉验证增加。

图7显示了电极Fz，Cz，Cpz，Pz的平均误差 - 正确图，以及ErrP在两个时间点的地形分布。 可以看出，ErrP具有两个主要部分：在310ms附近的小的负峰值和在420ms的正峰值。 两个峰在电极Fz和Cz之间最为突出。

自由拼写结果

参加自由拼写的6名受试者的结果可以在表7中看到。共603次试验用来拼写427个无错字母。 88个字符是错误的，因此删除字符被选择了88次。 从来没有错误地选择删除字符，并且以100％的准确度来选择删除字符。 考虑到所有的错误都被删除了，考虑到写一封信所需的时间，每分钟可以写出平均21.35个正确的字母。 由于这些结果是在自由拼写条件下获得的，其中每个错误都是由用户纠正的，所以最好以应用为中心的方式来查看性能，例如每分钟没有错误的字母。 但为了使结果与之前的结果相媲美，值得一提的是，自由拼写的平均准确率为85.4％，相当于115.65 bit / min的ITR。

受试者接收c-VEP BCI

受试者对c-VEP BCI的接受是肯定的。 虽然他们中的一些人在使用之前第一次看到闪烁的刺激物时表达了担忧，但是在会议结束时被问及时，他们中没有一个人表示c-VEP BCI会令人讨厌。 在使用BCI时，没有任何受试者报告疲劳或感觉不舒服。 这三位曾经使用过P300拼写器的人员发现c-VEP BCI系统更令人满意，并表示比起P300拼写器更喜欢使用它。

对于自由拼写的情况，受试者表示犯了大多数错误，因为他们没有及时发现字符，但是他们认为如果他们有更多的时间练习，可以提高自由拼写的准确性，从而更好地了解字母的位置。

Discussion

在第1次会议期间，无监督自适应的平均ITR为136比特/分钟，第2会话的平均ITR为基于ErrP的自适应调整，这个在线研究显示了c-VEP BCI实现高性能通信的潜力。 以前的出版物介绍了一个c-VEP BCI，其平均ITR为108 bit / min [4]，SSVEP系统显示一个主题达到了124 bit / min的峰值比特率[19]，据我们所知，所提议的系统代表迄今为止报告的最快的非侵入性BCI。 同样值得注意的是，2名受试者达到了100％的准确度，尤其是考虑到试用时间短和目标数量多时。

在正常使用情况下，对自由拼写系统进行评估时，受试者每分钟能够写出21.3个无错字母，这对应于116位/分钟的平均ITR。 必须注意的是，自由拼写中的比特率低于复制拼写报告的结果，这可能归因于主体没有及时在矩阵上找到正确的字母。 虽然练习系统会限制这种效果，从而提高自由拼写的性能，但是也可以增加两次试验之间的时间，以便让主题有更多的时间来找到这封信。 尽管如此，BCI自由拼写的结果在文献中却很少，而且这里给出的结果表明所提出的系统可以用于自由拼写。 尽管性能下降，由于转换为自由拼写，所提出的系统仍然胜过所有其他非侵入式BCI系统。

关于BCI系统的适应性，系统的准确度可以从没有适应的平均95％到基于ErrP的适应的平均准确度96.18％显着增加，表明BCI的在线适应提高了性能。尽管基于ErrPs的自适应算法比无监督自适应算法有了96.05％的提高，但是必须指出的是，无监督自适应的精度对于4个被试更好。由于结果之间的差异在统计学上并不显着，因此目前还不清楚在所提出的系统中BCI利用ErrP是否有利。但是我们必须指出，通过BCI的高度综合表现，几乎没有改进的空间，当将结果与无监督适应和基于ErrP的适应相比较时，看起来BCI表现较低的受试者更倾向于从基于ErrP的适应，而具有较高BCI表现的受试者往往更多地受益于无监督适应。由于受试者人数较少，无法得出关于这个问题的明确结论，因此可能需要进一步研究基于ErrP的适应和更多的低绩效受试者以进一步研究基于ErrP的适应的益处。

也应该提到AJ，因为她没有看到由于隐形眼镜引起的过度眨眼所引起的所有线索，所以谁不能进行适当的校准。虽然这表明了现行制度的某些限制，但我们认为这些问题可以通过增加审判时间和时间来缓解。另外，在一次试验中可以提供多个序列，这些多个序列的平均值可以用于分类。这种方法已经成功地用于P300 Speller [20]，同样可以用于c-VEP BCI。

错误相关的电位

在查看ErrPs时，我们发现与使用P300 Speller时引发的ErrPs类似的地形分布。但是在平均ErrP波形中只有两个不同的峰值可见，形状不同，并且在大约270 ms处缺少第一个峰值。另外，本文提出的峰值延迟比[8]中提出的延迟少约40 ms。这种差异可能是由于使用并行端口更精确的刺激同步[21]。

然而，ErrP可以被检测到具有96.7％的足够的平均准确度和69.3％的灵敏度，这足以利用ErrP检测来进行分类器的自适应，但是也可以通过类似于我们提出了P300拼写器[8]。由于某些科目达到了高精度，所以很少有包含ErrPs的训练数据。由于包含ErrP的试验数量与分类器的灵敏度呈负相关，我们认为可以通过更多的训练数据（即更多的误差）来提高灵敏度。负相关也可以部分解释为什么基于ErrP的适应对于BCI表现不佳的受试者有更多的益处。正如我们用主题交叉验证所显示的那样，添加来自其他受试者的ErrP数据以增加训练数据量以提高敏感性的方法是不够的。但是如果没有ErrP数据可用于主题，则仍然可以使用这种方法。

基于ErrP的校准

基于ErrP的校准结果表明，所提出的c-VEP BCI系统可以仅基于ErrP的检测而被校准，而不知道真实的分类标签。仅针对受试者AD，基于ErrP的校准不起作用，因为ErrP不能被分类。其原因可能是第一阶段错误试验次数较少。对于ErrP检测工作的受试者，与模拟监督校准只有很小的偏差。虽然有趣的是，系统的校准可以单独基于ErrP的检测完成，但仍然需要找到可以使用基于ErrP的校准的应用。当c-VEP BCI需要被限制到2个目标时，可能会出现一个可能的好处，当修改刺激呈现在没有眼动控制的情况下工作时可能是必要的。对于2个目标，基于ErrP的校准等于基于ErrP的自适应，因此不需要在校准模式和使用模式之间切换。假设刺激呈现可以被修改以在没有眼动控制的情况下工作，则BCI可以被瘫痪的用户完全操作而无需外部人员启动校准模式或使用模式。此外，基于ErrP的校准也允许在校准过程中传输信息，这在监督校准时是不可能的。然而，由于一开始的准确度较低，在前几次试验中这种益处可能会减少。

与眼动追踪器相比较

由于实现了高ITR，所以与基于眼睛跟踪的拼写应用的比较也是有趣的。 在[22]中测试了不同系统，新手用户报告的平均写入速度从每分钟23.5个字符到每分钟54.5个字符。 虽然高级用户每分钟达到79个字母，但结果表明，基于BCI的拼写应用程序（每分钟21.3个错误字母）的性能可以在眼动仪拼写应用程序附近。 使用单词完成算法的系统可以达到更高的打字速度，但这些方法同样会提高BCI拼写应用程序的性能。

未来的工作

虽然我们已经展示了所提出的系统来实现高性能通信，并且之前已经示出，具有颅内电极的c-VEP系统可以由ALS患者使用，但是c-VEP BCI概念的一个主要问题是假定的依赖眼睛凝视控制系统。虽然有32个目标的c-VEP BCI可以在没有目光注视的情况下进行控制，这是非常可疑的，但是在减少目标数量时可能会有积极的结果。已经显示SSVEP BCI可以在没有眼睛注视的情况下被控制。由于c-VEP BCI与SSVEP BCI的相似性，我们认为这对于c-VEP BCI也是可能的，使得c-VEP BCI可用于没有凝视控制的瘫痪患者。但这需要在一项新的研究中仔细评估。

关于所提议的BCI系统的在线适应，类似的方法也需要与其他BCI范例和性能较差的受试者一起测试以研究训练数据中的ErrP量与ErrP检测的灵敏度之间的关系。

结论

在本文中，我们提出了一种使用在线适应来改善性能的c-VEP BCI。虽然基于ErrP的自适应与无监督自适应相比没有什么好处，但是适应工作还是基于ErrPs而未被正确使用。具有144比特/分钟的平均准确度，所提出的具有基于ErrP的适应的c-VEP BCI是迄今为止最快的非侵入性BCI。当系统在自由拼写模式下进行测试时，受试者平均每分钟得到21.3个无错字母，这验证了在正常使用情况下所呈现的系统的可行性，并且显示BCI拼写应用程序的性能可以接近眼动仪的拼写应用程序的性能。我们还表明，c-VEP BCI系统的校准是可能的，没有标记的数据，仅基于ErrP的检测。尽管目前存在不确定性，如果c-VEP BCI可以在没有凝视控制的情况下使用，我们认为所提出的系统是实现更快BCI系统的宝贵步骤，并且在线适应是向更强健的BCI应用迈出的一步。