**本科毕业设计(外文翻译)**

**BCI竞赛2003—数据集Ia：组合伽马带功率与慢皮层电位提高单一试验脑电信号的分类**

**BCI Competition 2003—Data Set Ia: Combining Gamma-Band Power With Slow Cortical Potentials to Improve Single-Trial Classification of Electroencephalographic Signals**

姓 名：

学 号：

学 院：

专 业 班 级：

指 导 教 师：

完 成 日 期：

兰 州 交 通 大 学

Lanzhou Jiaotong University

摘 要

在一种类型的脑机接口（BCI）中，用户通过脑电图（EEG）检测自我调节脑活动。为了推断用户意图，EEG信号由通常仅使用这些信号中可用的几种类型的信息之一的算法分类。一个这样的BCI使用慢皮层电位（SCP）测量单次试验的分类。我们补充了这些措施，与高频（伽马波段）活动的估计有关，这与注意性和目的性的表达有关。使用简单的线性分类器，我们使用来自相同记录时期的两种类型的信息与单独使用SCP相比，获得了显着更高的分类精度。

**关键词：多窗口，频谱分析**

1 引言

训练有素的受试者控制自己的脑电图（EEG）节律的振幅的能力在四十年前首次报道。从那时起，广泛推测脑电信号可以形成脑机接口的基础，以便为严重瘫痪患者的通讯或假肢控制提供替代渠道。在基于EEG的BCI中，从被检者的头皮记录的电信号被实时地分析以确定受试者脑部的状态。该分析的结果通常通过视觉显示反馈给受试者，使得他/她可以学习哪种形式的指导产生可辨别的脑电信号。

已经开发了许多系统，允许受过训练的受试者通过BCI有效地进行通信（尽管慢性系统在健康受试者中达到每分钟约20位的信息传输速率）。

在这些中的几个中，受试者学习调制在运动皮质上方的头皮上的mu（8-12Hz）或高β（18-26Hz）节律的幅度。其他系统使用P300事件相关电位或慢皮层电位（SCP）作为BCI控制信号。这些BCI每个使用信号中存在的单一类型的信息来评估受试者的大脑的状态：如mu-和/或β-节律幅度的频率域信息，时域波形（例如P300）或直流电位SCP的形式。虽然已经建议在单个BCI中使用多类型分类器（频域作为主要信号载体，加上用于错误检测的波形），但是以前的BCI没有使用信号的多种信息类型来分类精神状态。在这里，我们描述了将SCP与频率信息组合在一个分类器中的情况，显着提高了其性能。大多数基于频率的BCI都集中在mu和/或β节奏上。人脑中较高频率（γ波段，可变定义为24 Hz）的振荡已经与综合功能和意识广泛相关。减轻mu节奏振幅的运动动作同时与γ幅度的增加相关。这些发现表明局部伽玛同步可能与各种可控精神状态有关，表明其在BCI中的可行性。为了刺激信号处理的改进BCI的组成部分，“BCI竞赛2003”最近举行，其中有几个数据集可供公众查阅，供全球研究团体分析。使用上述原理和下面描述的算法，我们的系统在健康人类受试者中提交了与SCP有关的数据集的15个组中，正确分类率最高。

2 方法

2.1数据采集和测试

所有数据均来自德国图维根大学的单一健康科目，如所述。六个EEG电极全部参考顶点电极（国际10-20系统）如下：通道1和2，左右乳突;通道3-6，前（ch。3，5）或（ch.4,6）到位置（ch.3,4）或（ch.5,6）。这六个EEG电压以256Hz进行采样。

试验包括三个阶段：1秒的休息阶段，1.5秒的表现阶段和3.5秒的反馈阶段。在1.5s提示阶段开始时，视觉目标指标出现在顶部（“cueN”试验，指示受试者争取皮质消极性，下面定义）或底部（“cueP”试验，皮质阳性）的屏幕。目标在随后的3.5秒反馈阶段保持可见，在此期间出现光标，其垂直位置表示由受试者产生的当前皮质负性水平。皮质消极度被定义为相对于提示呈现阶段，过去0.5秒的两个乳突电极（通道1和2）上的电压的运行平均值。因为这些电极参考，正值对应于皮质消极性。在现象学上，皮质消极性是一种与警戒性，预期性和准备性有关的广泛行为状态的SCP的一种形式（参见[18]）。试验分为培训组（268个试验）和试验组（293个试验），两个试验组仅包含每次试验的反馈阶段的脑电数据。用于训练集的提示标签（“cueN”或“cueP”类）用于调整分类算法的参数，随后在测试集上评估其性能。  
2.2 分析方法

2.2.1 方法

我们使用MATLAB（版本13）进行分析。为了识别可以区分每个试验的两个提示类别的数据的特征，我们将训练集分为cueN试验和cueP试验。对于每个脑电图通道，我们绘制了每个类的试验中的时域和频域平均值。从这些图中，确定了一组候选特征来分离这两个类。然后，使用第四部分描述的分类算法，对特征集进行筛选以获得两类之间的统计学显着性，以及能够最准确地预测提示标签的特征。该筛选确定了最终在我们的分类算法中使用的数据集的四个特征，两个在时域中，两个在频域中。

2.2.2 SCP分析

通道1和2的SCP的时域特征如图1所示。 3.5s反馈阶段的平均痕迹显示出初始瞬态，这可能是由于反馈刺激的发生。在这之后短暂的，在整个试验的其余部分之间，提示级别（对于两个通道）有20-30 mV的差异。在其他四个通道的时域中，等级差异最小。单试示意图说明了SCP测量的漂移和“噪声”;整个数据集之间的样本间变异可见图1。我们从每个试验中提取了两个特征（每个通道1和2中的一个），用于分类算法中，在反馈阶段开始之后将SCP电压平均为0.5至3.5秒。

2.2.3 频域分析

用于估计信号频谱功率的最常用的技术之一是Welch方法，其包括通过滑动窗口快速傅立叶变换产生的功率谱进行平均（FFT）在试用期间。我们实施Welch方法使用宽度为1s的汉明窗。为了评估光谱估计方法对结果的影响，我们还使用Thomson多窗口法估算了功率谱，使用六个长圆球形锥。多方法的支持者认为，他们能够以比其他非参数方法更原则的方式来对待平均。这种方法的使用已被地球物理学家广泛采用，并已在神经科学中得到有效的应用。图2中绘制了通道4和6中训练集数据的平均多重估计频谱（其他四个通道的频域中的提示级差异最小）。24 Hz以下的光谱功率（包括BCI中通常使用的mu波段）在两个提示类别之间没有显着差异，但在24-37 Hz频段，然而，cueN试验（两个通道）的平均功率均大于用于cueP试验。对于每个0.125Hz宽的子带，我们采集了功率的对数，然后在所有试验（独立于提示类别）上重新定标，以获得平均值0和标准偏差1.以24- 37 Hz提供了两个分类尺寸，分别是通道4和6。  
2.2.4 分类

每个试验由四个值（两个SCP手段和两个伽马波段功率）表示，定义四维（4-D）特征空间，其中每个试验由一个点表示。四个维度中的两个（通道1的SCP平均值和通道4的归一化伽马波段功率）如图3所示。从这些图可以看出，跨类差异和试验间的差异。我们使用线性判别分类器将4-D特征空间中的试验分为两个提示类，其中正常密度分布适合于每个提示类，具有从训练集估计的类别和合并协方差。然后根据哪个分布预测了试验阶段的类别在特征空间的相应点处具有更高的密度。如图1的流程图所示。图4通过生成五个不同的分类器来评估SCP特征，频域特征和频谱估计方法的相对贡献，每个分类器在不同的数据子集上训练。训练集上的算法的性能是使用一对一的克服方法进行估计的。在真实标签宣布后，测试仪在比赛结束时表现被评估。  
2.3 结果

使用各种数据子集的分类算法的性能列于表1中。仅使用SCP信息，在70.9％的训练集试验中获得了正确的标签，在测试集上获得了82.6％的正确标签。这种改进可能是由于受试者训练的影响，因为测试数据在记录会话中比训练数据稍后采用（从图3可以看出，测试集中类的重叠减少了，与训练集）。仅使用Welch或多方法计算的伽马波段功率的预测速度远远优于机会（p <0.001，符号测试）。多频谱估计优于两种数据中的韦尔奇周期图估计但这种趋势没有达到统计学意义（T检验，训练集n = 268，试验组n = 293）。使用伽马波段功率与SCP测量结合产生最好的结果，明显优于单独使用SCP（T检验，对于Welch和多窗口训练集，p < 0.001，对于多窗口训练集，p <0.02，对于（边缘重要）Welch测试集，p <0.10。另外观察，如图3所描绘，时SCP与伽马平频谱的相关性，测试集(r=0.48,p<0.0001)比训练集(r=0.25,p<0.0001)更显著。

**3 结果**

使用各种数据子集的分类算法的性能列于表1中。仅使用SCP信息，在70.9％的训练集试验中获得了正确的标签，在测试集上获得了82.6％的正确标签。这种改进可能是由于受试者训练的影响，因为测试数据在记录会话中比训练数据稍后采用（从图3可以看出，测试集中类的重叠减少了，与训练集）。仅使用Welch或多方法计算的伽马波段功率的预测速度远远优于机会（p <0.001，符号测试）。多频谱估计优于两种数据中的韦尔奇周期图估计但这种趋势没有达到统计学意义（T检验，训练集n = 268，试验组n = 293）。使用伽马波段功率与SCP测量结合产生最好的结果，明显优于单独使用SCP（T检验，对于Welch和多窗口训练集，p < 0.001，对于多窗口训练集，p <0.02，对于（边缘重要）Welch测试集，p <0.10。另外观察，如图3所描绘，时SCP与伽马平频谱的相关性，测试集(r=0.48,p<0.0001)比训练集(r=0.25,p<0.0001)更显著。

4 讨论

我们已经展示了在一个主题中使用多种类型的信息进行单次EEG分类的价值。这一发现应激励进一步探索多模态分类方法。

由于伽玛带的功能与高水准的精神状态相关，似乎有希望作为潜在的控制BCI信号。我们最初假设，尽管我们在现有的BCI中缺乏代表性，但我们参加了2003年的BCI比赛，这可能是有用的。因为大多数基于频率的BCI都是基于mu和beta频带，所以我们惊讶的是，这个数据集中分类的大多数有用的频率信息实际上都是在伽马范围内，基本上没有低于24 Hz。将伽马波段活动和多模态信息并入BCI的反馈信号可以在现代计算机上实时完成，并且可以为用户提供更广泛的“精神手柄”集合，以便掌握它们正在学习控制接口。

目前使用的判别分析受其线性限制。更精细的分类器，例如支持向量机，而计算成本更高，可能会进一步提高性能。

BCI研究的长期目标是开发能够使用户通过自我调节独立脑信号来控制多个同时自由度的系统。使用多个频域特征[22]和神经网络[23]在二维方面取得了进展。然而，每引入一个额外的接口尺寸往往会降低对每个接口的控制精度。除了在本报告中提出的各个控制维度内的分类准确性之外，多模式方法的探索还有助于为未来的BCI识别独立可控的信道。