

# 基于近似熵与 CSP 的异步 BCI 空闲状态检测方法<sup>①</sup>

罗 登, 方慧娟, 徐 鑫

(华侨大学 信息科学与工程学院, 厦门, 361021)

**摘 要:** 针对异步脑机接口(BCI)中空闲状态难以检测的问题, 提出将近似熵与公共空间模式(CSP)综合的方法来处理. 在采用二级分类策略的前提下, 通过近似熵与 CSP 方法分别从时间复杂度和空间模式上提取不同类型的脑电特征, 利用这些特征训练出不同的分类器, 然后使用多分类器投票的方法将它们综合以提高判断空闲状态的正确率. 将本文的方法运用到 BCI 竞赛数据中, 得到最终具体想象任务的命中率(TPR)普遍比通过阈值法得到的结果要高. 数据处理的结果说明了本文方法对空闲状态检测的有效性.

**关键词:** 异步脑机接口; 空闲状态; 近似熵; 共同空间模式; 多分类器投票法

## Test Method of Idle State in Asynchronous BCI Based on Approximate Entropy and CSP

LUO Deng, FANG Hui-Juan, XU Xin

(School of Information Science & Engineering, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** To cope with the issue of the idle state detection which is difficult in motor imagery based brain-computer interface, the paper proposes a method that approximate entropy and common spatial pattern(CSP) are combined. On the condition of two-class classification, different kinds of features are extracted through approximate entropy in time complexity and CSP in spatial pattern. Then these features are used to make different classifiers which are combined by vote-based classification method to improve the accuracy of judging idle state. By way of this method, the final experimental results of BCI competition shows the true positive rate(TPR) of intentional motor imagery is higher than the threshold method. The result of data processing indicates the effectiveness of the proposed method.

**Keywords:** asynchronous brain-computer interface; idea state; approximate entropy; common spatial pattern; vote-based classification method

脑机接口(Brain-Computer Interface, BCI)是一种新的人机交互方式, 能直接通过人脑来控制外界设备, 而不用借助语言或肢体动作<sup>[1]</sup>. 根据脑电信号的种类以及工作方式的不同, 脑机接口有多种研究方向, 其中运动想象异步BCI作为一种更具有实用价值的类型, 得到了越来越多的关注.

运动想象是一种比较理想的脑机接口类型, 它的实现方式不需要外界刺激, 只依赖于受试者的想象. 运动想象 BCI 分为同步和异步两类. 同步 BCI 主要是为研究运动想象本身的特征而设计的, 在受试者开始想象时, 它给出提示信号, 提示受试者在这个时间点开始的一段时间窗内进行想象, 想象的内容主要有想

象左、右动和脚动等, 即具体想象任务. 而异步脑机接口要求不给提示信号, 让使用者可以在任何时刻通过控制大脑的活动发出指令, 控制外部设备<sup>[2]</sup>. 为了实现异步 BCI 中的脑电信号分析, 就必须判断受试者是否在进行运动想象, 这就需要检测空闲状态.

空闲状态是指使用者无控制意图时(No control, NC)的状态, 非空闲状态是指使用者有控制意图(Intentional control, IC)的状态. 空闲状态的检测一直是运动想象异步脑机接口的难点, 主要在于空闲状态的特征相对来说不太明显. 目前, 针对运动想象脑机接口的空闲状态检测主要有两种策略: 阈值法<sup>[3]</sup>和分类器法<sup>[4,5]</sup>. 阈值法通过对分类器的输出值设定上下

① 收稿时间:2013-10-19;收到修改稿时间:2013-11-18

阈值, 划定一个值域, 当分类器计算出的值在这个范围内则判断为空闲状态. 分类器法一般采用两级分类的方式, 第一级分类器判断是否空闲, 如果是非空闲, 则通过第二级分类器继续分类, 判断出具体想象任务的类别.

这两种策略中, 阈值法将空闲状态视为不确定的状态来处理, 并且只对非空闲状态提取特征, 对分类器的性能要求较高, 而分类器法在第一级分类中专门针对 NC 与 IC 两种状态的分类设计分类器, 在选择特征提取方法上更加灵活. 在脑电信号的特征提取方法中, 公共空间模式(Common Spatial Patterns, CSP)是常用的方法<sup>[6]</sup>, 近似熵也可以对人的思维任务进行有效地分类<sup>[7]</sup>. 本文采用二级分类的策略, 并提出近似熵与 CSP 综合的特征提取方法来检测空闲状态, 作为二级分类的第一级分类器. 通过该方法处理 BCI 竞赛数据, 不仅得到了相对较高的空闲状态判断正确率, 而且第二级中具体想象任务的命中率(Ture Positive Rate, TPR)比阈值法要高. 这表明二级分类的策略更加有效, 并且基于近似熵与 CSP 综合的方法能在一定程度上反映出 NC 与 IC 两种状态不同的脑电特征.

## 1 数据描述

本文采用的数据是 2008 年第四届国际脑机接口竞赛中关于异步脑机接口实验的 Data sets 1 训练集数据<sup>[8]</sup>. 这些数据分为两部分, 有 4 组采自健康的受试者, 另外 3 组是竞赛举办方为了尝试模拟脑电信号的特征而制作的数据. 在脑电数据采集实验中, 受试者按照一定的实验流程进行两种运动想象, 这两种运动是想象左、右手运动以及想象脚运动中的两种. 本文选择标号为 a、b、f 和 g 的 4 组真实脑电数据进行分析.

原始脑电数据均采用 Ag/AgCl 电极帽记录, 共有 59 导, 位置分布在大脑皮层的各个区域, 采样率为 1000Hz, 并经过 0.05~200Hz 的带通滤波. 原始数据一般需要通过特征提取之后才能更好地对其分类.

## 2 特征提取方法

### 2.1 近似熵

近似熵是在上世纪九十年代由 Pincus 提出的<sup>[9]</sup>, 是一种量化时间序列复杂度的方法. 它通过衡量时间序列中产生新模式的概率大小来反映序列复杂度, 当

产生新模式的概率越大时, 序列就越复杂, 得到的近似熵也越大. 近似熵的计算对数据量需求不大, 具有较好的抗干扰能力, 适合于脑电分析.

根据运动想象中的事件相关去同步和事件相关同步现象(ERS/ERD)<sup>[10]</sup>, 人在运动想象时会影响大脑运动区的神经元的放电活动, 其中, 有部分区域活动会加剧, 也有部分区域活动会减缓, 这由运动想象的不同任务来决定. 从频域上看, 不同区域在不同频段上的幅度会发生变化, 而从近似熵的角度来看, 对于不同的想象任务, 所记录的脑电信号会产生不同的模式, 这就意味着复杂度的变化, 故可以通过计算近似熵来达到分类的目的.

近似熵的计算方法如下: 设某一通道的脑电数据为共有  $N$  个点, 将该通道数据按顺序组成  $m$  维向量  $X(i)=[x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)]$ , 其中  $i=1, 2, \dots, N-m+1$ . 令  $j=1, 2, \dots, N-m+1$ , 且  $j \neq i$ , 用  $d_{\max}$  表示  $X(i)$  与  $X(j)$  中对应元素差值最大的一个, 这样对于每个  $i$  就有  $N-m$  个  $d_{\max}$ , 然后给定阈值  $r$ , 对每个  $i$  统计  $d_{\max} < r$  的个数  $num\{d_{\max} < r\}$ , 由此得到:

$$C_i^m(r) = \frac{1}{N-m+1} num\{d_{\max} < r\} \quad (1)$$

其中  $i=1, 2, \dots, N-m+1$ . 然后将  $C_i^m(r)$  取对数, 求其对所有  $i$  值的平均值, 记为  $\Phi^m(r)$ :

$$\Phi^m(i) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_i^m(r) \quad (2)$$

把向量维数加 1, 即  $m+1$  维向量, 重复上述过程求得  $\Phi^{m+1}(r)$ , 根据 Pincus 的结论, 当  $m=2$ ,  $r=0.1 \sim 0.25SD_x$  ( $SD_x$  为序列的标准差)时, 近似熵可按如下公式计算:

$$ApEn(m, r) = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r) \quad (3)$$

本文选择标号为 C3、C4、Cz 和 CPz 的 4 个电极通道的数据用来提取近似熵的相关特征. 这 4 个电极所在位置正是大脑皮层运动区, 其中 C3、C4 和 Cz 位置分别与右、左手和脚的运动有关<sup>[11]</sup>, 而 CPz 也处于与运动相关的区域, 可以作为提取特征的通道. 如图 1 所示为一次想象脚运动的实验中这 4 个通道脑电数据的近似熵变化图, 每次计算采用 1000 个时间点(1s), 每隔 30ms 计算一次, 参数为  $m=2, r=1.8$ . 图中以虚线为分界, 左边为开始想象前, 右边为开始想象后. 从图 2 可以看出, 各通道的近似熵值在想象前后均有变

化, 其中 Cz 的特征更为突出, 在开始想象后 1.5s 处达到峰值, 由此看出想象前后的两种状态在近似熵上的区别.

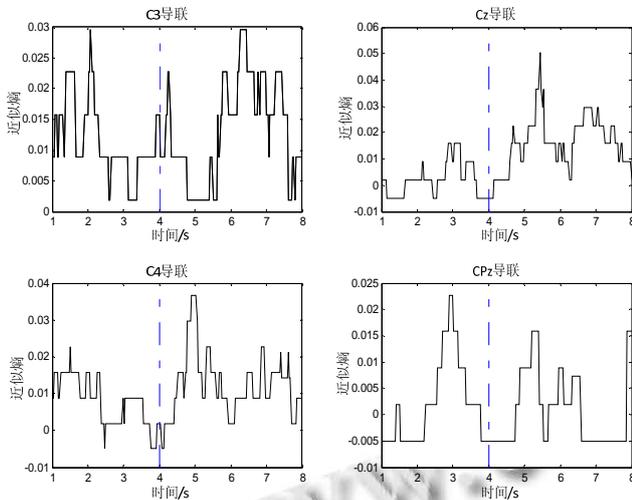


图 1 近似熵随时间变化图

### 2.2 公共空间模式

公共空间模式(CSP)在脑电信号分析中经常用到. 1999年, Muller-Gerking 等人将 CSP 用到运动相关的脑电信号分类中<sup>[12]</sup>, 从那以后, 这种方法便被不断的引用或者改进, 成为运动想象脑机接口中特征提取的最常用方法之一. CSP 算法的核心是利用主成分分析法构造一个空间滤波器  $W$ <sup>[13]</sup>, 这个滤波器实际上是一个空域上的投影矩阵, 当两种类别的脑电数据通过这个空间滤波器之后, 可以使其中一类数据中各分量的方差最大化, 而另一类数据中各分量的方差最小化, 然后根据这些方差值得到特征向量, 用于训练分类器或者作为分类器的输入.

设  $X$  为  $N \times T$  的矩阵, 表示脑电数据样本, 其中  $N$  为通道数,  $T$  为数据的长度, 经过空间滤波后得到  $Z = WX$ , 将  $Z$  中各元素平方后得到  $Z_0$ , 然后通过下式得到特征提取后的向量:

$$f = \ln\left(\sum_{i=1}^p Z_{0i}\right) \quad (4)$$

其中  $p$  为  $Z_0$  的列数,  $Z_{0i}$  为  $Z_0$  中第  $i$  个列向量.

### 2.3 特征提取综合方法

近似熵主要从时域上提取脑电特征, 而 CSP 方法主要从空域上分析脑电, 理论上讲两个特征如果能结合的话可以改善不同类别脑电信号的可分性. 从原理

上来看, 两种方法模型不同, 难以直接结合, 而多分类器投票法可以解决这个问题. 在实践中, 把多个模型或多各分类器结合在一起得到的结果往往比单独使用一个模型或一个分类器得到的结果更好. 本文通过不同的特征提取方法, 得到了多个分类器, 然后采取多分类器投票的策略综合各分类器的结果. 各个分类器分别代表了各种特征提取方式的给出的结果, 在单个分类器不能保证正确率时, 通过投票方式综合是一种提高正确率的方法.

考虑到算法的复杂度, 本文中的多分类器模型只选择三个. 通过近似熵的计算可以得到一个分类器模型, 另外两个模型通过不同的带宽滤波计算不同的空间滤波器得到.

## 3 数据处理与结果分析

### 3.1 实验样本选取

采集脑电数据的实验流程如图 2 所示. 在实验开始后, 受试者面对着电脑屏幕, 等待 2s 后屏幕出现准备的提示, 准备时间为 2s. 然后屏幕上会随机出现向左、向右或者向下的箭头, 根据箭头提示, 受试者做相应的运动想象, 持续时间为 4s. 然后屏幕空白, 再进入等待阶段并依次循环. 每组实验的两类想象运动各 100 次, 总共 200 个循环.

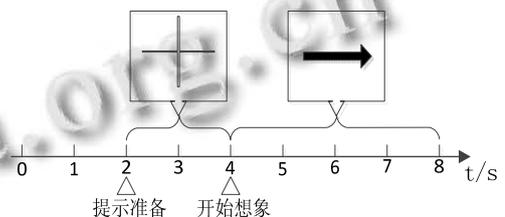


图 2 实验流程图

以图 2 中开始想象的时间点为基准, 从基准两边各 4s 的脑电数据中分别提取空闲状态样本和运动想象样本. 运动想象的样本截取自开始想象后的 1.25s~2.75s 内, 以该区间的数据作为两种运动想象分类的样本, 能够得到相对来说较高的正确率, 故可以认为该区间内的数据是特征比较明显的运动想象样本. 对于空闲状态, 本文截取开始想象前 1.5s 的数据作为样本, 受试者在这个时间段内正等待着屏幕的提示, 在此期间没有进行运动想象, 可以将这个时间段记录的数据作为非运动想象的样本. 这样, 总共截取到的

样本数据共有 400 段, 其中运动想象数据与空闲状态数据各 200 段, 本文分别从 200 段数据中取前 150 段作训练样本, 剩下 50 段作为测试样本.

### 3.2 数据处理

在异步脑机接口中, 一般判断 NC 与 IC 状态为第一级分类, 对 IC 状态继续分类为第二级分类. 本文通过近似熵与 CSP 相结合的特征提取方法作为第一级分类, 为了说明效果, 还通过 CSP 方法得出了第二级分类的最终结果. 所有数据先通过巴特沃斯滤波器, 然后经过特征提取, 最后使用 SVM 分类器分类.

数据处理的算法流程如图 3 所示, 其中空间滤波器与分类器模型通过训练样本得到. 近似熵方法中用到的相关参数可参考文献[7], 空间滤波器①与②是采用 CSP 方法来构造的, 它们的带通滤波范围不同, 其中①的范围是 8~24Hz(g 组为 8~23Hz), ②的范围是 9~24Hz.

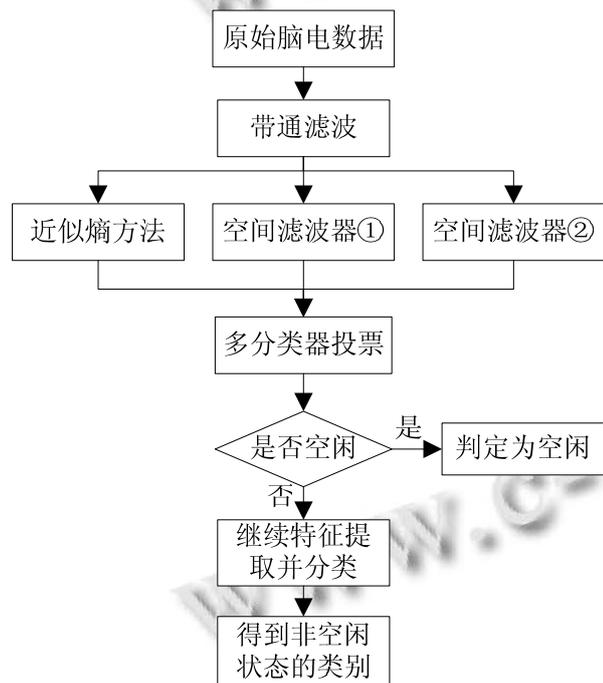


图 3 算法流程图

为了减少算法的运行时间, 计算近似熵时对样本进行了降采样处理, 样本的时间间隔由 1ms 变为 5ms. 而考虑到 4 个通道的信号易受噪声干扰, 提取的特征会有所减弱, 本文对 C3、C4、Cz 和 CPz 这四导的脑电信号分别求取绝对偏差的平均值作为特征, 与近似熵特征一起共有 8 维特征分量. 在构造空间滤波器时,

全部 59 导的脑电数据都被使用, 以便在所记录的脑电范围内挖掘出有效的特征.

### 3.3 结果分析

在第一级分类中, 通过不同特征提取方法得到的 NC 与 IC 状态的分类正确率如表 1 所示. 其中 a、b、f 和 g 为竞赛中 4 组脑电数据标号. 从表 1 可以看出, 虽然正确率值不是很高, 但两种方法能在一定程度上区分空闲和非空闲两种状态.

表 1 第一级分类器中各方法的正确率

特征提取方法	a	b	f	g
近似熵	72%	64%	71%	68%
空间滤波器①	72%	70%	70%	70%
空间滤波器②	72%	75%	72%	71%
特征提取综合	74%	71%	76%	72%

表 1 最后一行是对三个分类器通过投票综合后得到的正确率. 其中 a、f 和 g 组数据在经过综合后正确率均得到了提高, 说明通过多种不同的特征提取方式设计的各个分类器结构不相同, 采用多分类器投票可以有效的提高 NC 状态与 IC 状态的分类正确率. 而表中 b 组的结果(71%)比空间滤波器②的测试正确率(75%)要低, 这是由于 b 组中近似熵方法得到的结果相对较低, 导致综合结果未能提高.

第二级分类结果如表 2 所示, 作为对比, 阈值法对具体想象任务的分类结果也列在表 2 中. 阈值法是判断空闲状态的一种较为常用的方法<sup>[3,14,15]</sup>, 它利用 ROC 曲线得到最佳阈值, 然后对测试数据分类. 表 2 中类别 1 与类别 2 表示各组实验中的两类具体想象任务, 它们的分类结果用命中率(Ture Positive Rate, TPR)来表示, 即该类样本判断正确的个数与该类样本总数的比值.

表 2 第二级分类的命中率与阈值法对比

样本	a		b	
	二级分类	阈值法	二级分类	阈值法
类别 1	85.19%	59.26%	57.69%	61.54%
类别 2	82.61%	65.22%	83.33%	33.33%
样本	f		g	
	二级分类	阈值法	二级分类	阈值法
类别 1	39.13%	34.78%	81.48%	74.07%
类别 2	81.48%	55.56%	60.87%	47.83%

表 2 中最高命中率为 85.19%，大于文献[15]中的给出的最高结果，该文献作者参与了脑机接口竞赛并取得不错的成绩。从表 2 中可以看到，本文方法的结果普遍比阈值法要高，主要在于多种特征提取综合方法充分利用了空闲状态样本，尽可能地挖掘其特性，而阈值法只是设定阈值，对分类器的要求较高，它需要将两类运动想象尽可能分开，这样才可以设置阈值来划定属于 NC 状态的范围。由于空闲状态本身的不确定性，要从中找到 NC 状态的范围还是比较困难，而且划定这个范围后必然会减少 IC 状态的空间，从而影响到对具体思维任务的判断。由此可见，充分利用 NC 状态样本来设计分类器，是处理这类问题的比较合适的方法。

#### 4 结 语

本文利用近似熵和 CSP 方法来判断空闲状态，相对于单独使用某一种特征提取方法或者阈值法，这样做可以更充分地挖掘出脑电数据的特征。根据多分类器投票的原理，特征提取方法越多，分类器越多，正确率就越高，但这些特征提取方法必须保证能使各个分类器构造不一样，并且每个分类器要尽可能有效。从数据分析的结果来看，本文选择的近似熵与 CSP 方法，可以得到相对有效的分类器，组合之后能够提高空闲状态分类正确率，进而提高整个异步 BCI 对运动想象脑电数据的分析处理能力。

#### 参考文献

- 1 Tangermann M, Müller KR, Aertsen A, Birbaumer N, Braun C, Brunner C, Leeb R, Mehring C, Miller KJ, Müller-Putz GR, Nolte G, Pfurtscheller G, Preissl H, Schalk G, Schlögl A, Vidaurre C, Waldert S, Blankertz B. Review of the BCI competition IV. *Frontiers in Neuroscience*, 2012, 6(55): 1–31.
- 2 杨红宇,徐鹏,陈彦.异步脑机接口技术现状及发展趋势. *中国生物医学工程学报*,2011,30(5):774–780.
- 3 刘美春,谢胜利.异步脑-机接口的空闲状态检测新方法. *计算机应用研究*,2010,27(1):151–153.
- 4 Chae YW, Jo SH, Jeong JS. Brain-actuated humanoid robot navigation control using asynchronous brain-computer interface. *Engineering (NER)*, 2011 5th International IEEE/EMBS Conference on IEEE. 2011.519–524.
- 5 苏少军,方慧娟.一种运动想象异步 BCI 的空闲状态检测方法. *华侨大学学报(自然科学版)*,2013,34(4):390–394.
- 6 尧德中,刘铁军,雷旭,杨平,徐鹏,张杨松.基于脑电的脑-机接口:关键技术和应用前景. *电子科技大学学报*, 2009,38(5):550–554.
- 7 何为,陈香,杨基海.基于近似熵的思维脑电信号分类研究. *生物医学工程研究*,2004,4(23):211–214.
- 8 Blankertz B, Dornhege G, Krauledat M, Müller KR, Curio G. The non-invasive berlin brain-computer interface: Fast acquisition of effective performance in untrained subjects. *NeuroImage*, 2007, 37(2): 539–550.
- 9 Pincus SM. Approximate entropy as a measure of system complexity. *Proc. of the National Academy of Sciences*, 1991, 88(6): 2297–2301.
- 10 Pfurtscheller G, Lopes da Silva FH. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: Basic principles. *Clinical Neurophysiology*, 1999,110: 1842–1857.
- 11 万柏坤,周仲兴,刘亚伟,程龙,明东,蔡宏志,朱誉环.基于 ICA 与 PSD 的 ERD/ERS 信号检测. *天津大学学报*, 2008,41(11):1383–1390.
- 12 Muller-Gerking J, Pfurtscheller G, Flyvbjerg H. Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task. *Clin Neurophysiol*, 1999,110: 787–798.
- 13 刘冲,赵海滨,李春胜,王宏.基于 CSP 与 SVM 算法的运动想象脑电信号分类. *东北大学学报(自然科学版)*,2010, 31(8):1098–1101.
- 14 Townsend G, Graimann B, Pfurtscheller G. Continuous EEG classification during motor imagery—simulation of an asynchronous BCI. *IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2004, 2(12): 258–265.
- 15 Satti A, Coyle D, Prasad G. Continuous EEG classification for a self-paced BCI. *Neural Engineering(NER)*. 2009 4th International IEEE/EMBS Conference on IEEE. 2009. 315–318.