

应用非负矩阵分解方法提取注意力相关脑电特征

刘明宇, 王珏, 郑崇勋, 燕楠

(西安交通大学生物医学信息工程教育部重点实验室, 西安 710049)

摘要: 介绍了非负矩阵分解算法 (NMF) 的基本原理, 给出一种利用 NMF 进行脑电能量谱特征提取的方法。设计试验对 10 个被试在三种不同注意任务中的脑电信号进行特征提取, 并采用人工神经网络作为分类器进行分类测试。结果表明, NMF 算法在高维特征空间具有较强的特征选择能力, 其分类正确率明显高于主分量分析 (PCA) 方法和直接法, 三种意识任务的分类正确率分别达到 84.5%、88% 和 86.5%。

关键词: 脑电; 生物反馈治疗; 非负矩阵分解; 人工神经网络

中图分类号: R318.04

0 引言

脑-机接口 (brain computer interface, BCI) 是一种无创的人机接口方式, 它并不依赖于常规大脑信息输出通道 (周围神经和肌肉输出组织), 而是依赖于用户的脑电 (electroencephalogram, EEG) 来控制特定的计算机系统^[1-3]。脑电生物反馈 (EEG biofeedback, 或 neurofeedback) 治疗是 BCI 的一个典型应用^[4-7]。Neurofeedback 应用操作性条件反射的原理, 以神经反馈仪为手段, 通过训练, 选择性地强化或抑制某一频段的脑电波, 从而达到改善和治疗疾病的目的。这种技术多年来被广泛应用于治疗儿童注意力缺陷、失眠、焦虑症、癫痫等心身疾病。图 1 是一个典型的神经反馈训练系统框图, 其主要由 EEG 信号采集、信号处理 (特征提取和分类)、反馈显示三部分组成。其中, 信号特征的有效提取是影响分类正确率的一个重要因素。由于这些疾病均与某个频段的脑电相关, 所以目前脑电生物反馈系统大多直接采取某个波段 (如 δ 波 (1~4 Hz)、 θ 波 (4~8 Hz)、 α 波 (8~13 Hz)、 β 波 (14~30 Hz)) 的能量谱或者功率谱作为信号特征。这种方法原理简单, 便于实现, 但是存在两个缺点: 1) 不同状态下大脑头皮的脑电能量水平

较为接近, 因此单纯以不同波段脑电的能量 (功率) 来分类, 误判率较高; 2) 脑电频谱矩阵维数较高, 需要先对其进行降维从而提高可靠性。常用的降维方法, 如主分量分析法和独立分量分析方法等, 都属于基于整体的表示 (holistic-based representation) 方法, 存在由能量集中而导致的分类困难等缺点。

致力于提出更加有效的注意力相关脑电的特征提取方案, 本文采用非负矩阵分解 (non-negative matrix factorization, NMF) 方法对脑电信号的功率谱进行分解, 得到非负基向量, 进而采用神经网络进行分类, 并将结果同常用的主分量分析方法 (principal component analysis, PCA)、直接 (能量谱) 法以及独立分量分析 (independent component analysis, ICA) 方法进行了比较。

1 非负矩阵分解方法

非负矩阵分解 (NMF)^[8] 问题可描述为: 已知非负矩阵 $V_{n \times m} \{V_{ij} \geq 0, i=0 \cdots n-1, j=0 \cdots m-1\}$, 求解两个非负矩阵 $W_{n \times r} \{W_{ij} \geq 0, i=0 \cdots n-1, j=0 \cdots r-1\}$ 和 $H_{r \times m} \{H_{ij} \geq 0, i=0 \cdots r-1, j=0 \cdots m-1\}$, 使得 $V \approx WH$, 其中 r 满足 $(n+m) r < n \times m$ 。显然 NMF 是用非负性约束来获取数据表示的一种方法, 也即所获取的数

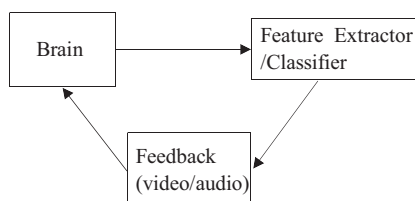


Fig.1 Framework of neurofeedback system

收稿日期: 2005-06-28

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60271025)

通讯作者: 刘明宇, 电话: (029)82663497,

E-mail: gellar@263.net

据只允许是原始数据的加性组合, 而不允许减运算, 这一约束导致了基于“部分 (part-based representation)” 的表示结果。其中, \mathbf{W} 被称为基向量, \mathbf{H} 为权系数矩阵。 \mathbf{V} 可以看作是由 m 个 n 维空间中的观测数据向量所组成的矩阵, 每一个列向量都是一组观测数据。通过 NMF 方法, \mathbf{V} 中每一个列向量均为 \mathbf{W} 中 r 个列向量的线性组合, \mathbf{H} 中的向量则为相应的权值系数。这样, \mathbf{W} 包含的列向量就可认为是对 \mathbf{V} 进行线性估计而优化了的基。其结果是用 r 个基表示 m 个原始数据, 从而达到了降维的效果。

NMF 的求解是一个最优化问题, 可以用迭代方法求解 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} 。NMF 问题的目标函数有很多种, 最常用的两种目标函数为 KL 散度 (Kullback-Leibler divergence) 和欧几里德距离 (Euclidean distance)^[8,9]。式(1)和(2)分别给出了两个矩阵 \mathbf{V} 、 \mathbf{WH} 之间的 KL 散度和欧几里德距离的计算公式。

$$D(\mathbf{V}||\mathbf{WH}) = \sum_{i,j} [V_{ij} \log \frac{V_{ij}}{(\mathbf{WH})_{ij}} - V_{ij} + (\mathbf{WH})_{ij}] \quad (1)$$

其中, $D(\mathbf{A}||\mathbf{B}) \geq 0$, 当且仅当 $\mathbf{A} = \mathbf{B}$ 时才等于 0。

$$\|\mathbf{V} - \mathbf{WH}\|^2 = \sum_{i,j} [V_{ij} - (\mathbf{WH})_{ij}]^2 \quad (2)$$

其中, $\|\mathbf{A} - \mathbf{B}\| \geq 0$, 当且仅当 $\mathbf{A} = \mathbf{B}$ 时才等于 0。本文采用 KL 散度作为目标函数, 则 NMF 问题可以转化为如下最优化问题:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{W}, \mathbf{H}} D_1(\mathbf{V}||\mathbf{WH}) \\ \text{s.t. } \mathbf{W}, \mathbf{H} \geq 0, \sum_i W_{ij} = 1, \dots, j \end{cases} \quad (3)$$

该问题的求解过程描述如下:

1) 初始化 \mathbf{W} 、 \mathbf{H} 矩阵为非负随机矩阵;

2) 按公式(4)对 \mathbf{W} 、 \mathbf{H} 进行迭代运算, 其中 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} 是同步迭代, 也就是说, 完成 \mathbf{W} 中的一行更新之后, 立即更新 \mathbf{H} 中相应的列。

$$\begin{cases} W_{ia} \leftarrow W_{ia} \sum_{\mu} \frac{V_{i\mu}}{(\mathbf{WH})_{i\mu}} H_{a\mu} \\ W_{ia} \leftarrow \frac{W_{ia}}{\sum_j W_{ia}} \\ H_{a\mu} \leftarrow H_{a\mu} \sum_i W_{ia} \frac{V_{i\mu}}{(\mathbf{WH})_{i\mu}} \end{cases} \quad (4)$$

3) 根据公式(2)计算 \mathbf{V} 和 \mathbf{WH} 之间的散度, 如

果大于预订值, 返回 2) 继续运算; 否则停止, 运算结束。

2 注意力相关脑电数据提取

注意的稳定性是指在同一对象或同一活动上注意所能持续的时间, 指的是注意在时间上的特征, 反映人保持长时间注意力集中的能力。根据注意的稳定性特征, 本文设计了三种任务让受试者完成。

1) 静息任务: 受试者处于尽可能放松状态, 睁眼; 2) 注意任务: 受试者坐在屏幕前, 视角与屏幕保持平齐。屏幕上自动播放视频游戏, 要求受试者集中精力, 并假想游戏是由自己控制。同样基于注意的稳定性特征, 我们设计了一组相关游戏。图 2 给出了一个游戏范例, 空间里有三架飞机, 受试者假想自己控制中间一架, 并争取比另外两架飞机先抵达终点; 3) 非注意任务: 受试者坐在屏幕前, 视角与屏幕保持平齐。与任务二中相同的游戏画面呈现在屏幕上, 但保持静止。受试者注视屏幕, 但精神放松, 不去想游戏相关的内容。

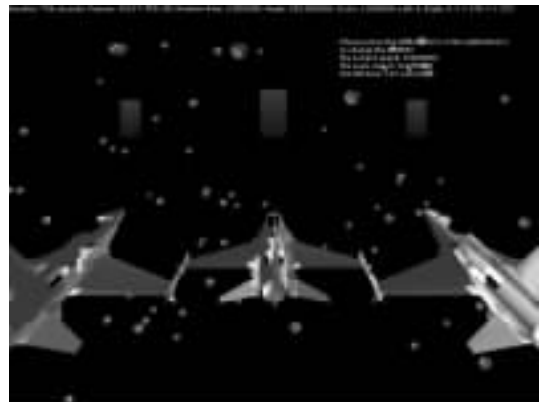


Fig.2 One example of 3D visual game

10 位健康受试者, 男女各 5 名, 年龄在 20~30 之间, 均在头脑清醒的情况下接受测试, 表 1 给出了他们的基本信息。试验对象均处在屏蔽环境中, 环境清爽安静。脑电电极按照国际标准 10-20 系统^[12]安放, 共采用 12 路脑电导联以及四路眼电(EOG)参考电极。EEG 采集选用 NeuroScan 公司的 SCAN4.3 系统, 该仪器在采集过程中已自动将 ECG、EOG 和 50 Hz 工频干扰滤除。采样频率为 256 Hz, 精度为 32 bit, 并采用 0.1~70 Hz 的带通滤波器。每个任务持续 20 s, 重复 10 次, 这样每次试验对于每个任务可以得到 200 组数据。

Table 1 Subjects' information

Subject	Sex	Age
1	M	26
2	M	25
3	F	24
4	F	22
5	M	23
6	M	23
7	M	27
8	M	22
9	F	22
10	F	27

本文采用前向反馈传播神经网络作为分类器。鉴于神经网络有大量文献，本文只给出该网络的主要参数。网络结构采用三层 BP 神经网络；输入层节点 100~200 个，具体数目取决于特征向量维数；输出层节点 3 个，对应三个注意力分级；中间层节点 20 个。关于本文采用算法的更多细节参见文献^[10,11]。每个受试者在不同时间接受 10 次测试，取其中 8 次作为训练，其余两次作为输入。

3 结果分析与讨论

由于采样率为 256 Hz，将每一导都做 FFT 变换之后求解功率谱，并只保留 30 Hz 以下成分（为处理方面取 32 Hz），这样每一秒钟我们得到 $32 \times 12 = 384$ 个数据。将每一秒钟的数据矩阵通过列展开技术（column-stacking）拉成列矢量，我们总共得到 200 组数据，也就是得到了一个 384×200 的非负矩阵。也即 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ ，其中 $m=384$ ， $n=200$ 。经过多次试验，我们选择了 $r=100$ 进行运算，成功地提取出了 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} 。图 3 给出了受试者 1 在注意任务中 EEG 能量谱的 NMF 基矢量（ \mathbf{W} ）图，并同时给出了 PCA^[13]基矢量图作为参考。我们也用 ICA^[14]方法进行了分解，但是没有得到最终收敛性的结果。对比图 3 中的结果可以看出，(A) 为直接能量谱，其能量分布分散、无规律；(B) 中的几个图片可以看作脑电能量谱的不同“部分”，可见 NMF 分解的结果能量分布分散；(C) 中 PCA 的结果表明，其基矢量的能量主要集中在特征向量方向。其余受试者的试验数据分析也可以得出了相似的分解

情况。

在此基础上本文给出了分别采用直接采用功率谱、PCA 分量和 NMF 分量作为特征向量，并采用 BP-ANN 作为分类器得到的分类结果。当分类结果和实际结果相同时，我们定义为“Hit”（命中），否则为“Miss”（失误）。表 2、表 3、表 4 分别给出了静息任务、注意任务和非注意任务的分类结果。从整体效果来看，NMF 的结果优于其余两种方法，平均准确率分别达到了 84.5%、88% 和 86.5%。

Table 2 Classification accuracy rates based on different feature extraction methods (task1)

	The number of Hit/Miss		
	SMR	PCA	NMF
Subject1	31/9	30/10	33/7
Subject2	29/11	29/11	32/8
Subject3	29/11	30/10	35/5
Subject4	28/12	32/8	32/8
Subject5	30/10	33/7	37/3
Subject6	29/11	33/7	36/4
Subject7	26/12	32/8	31/9
Subject8	27/13	30/10	32/8
Subject9	28/12	35/5	34/6
Subject10	29/11	34/6	35/5
Accuracy	71.5%	79.5%	84.5%

Table 3 Classification accuracy rates based on different feature extraction methods (task2)

	The number of Hit/Miss		
	SMR	PCA	NMF
Subject1	30/10	31/9	33/7
Subject2	28/12	29/11	32/8
Subject3	31/9	34/6	35/5
Subject4	29/11	33/7	34/6
Subject5	30/10	35/5	38/2
Subject6	31/9	34/6	35/5
Subject7	29/11	32/8	36/4
Subject8	32/8	34/6	35/5
Subject9	30/10	34/6	37/3
Subject10	33/7	37/3	37/3
Accuracy	78%	83.25%	88%

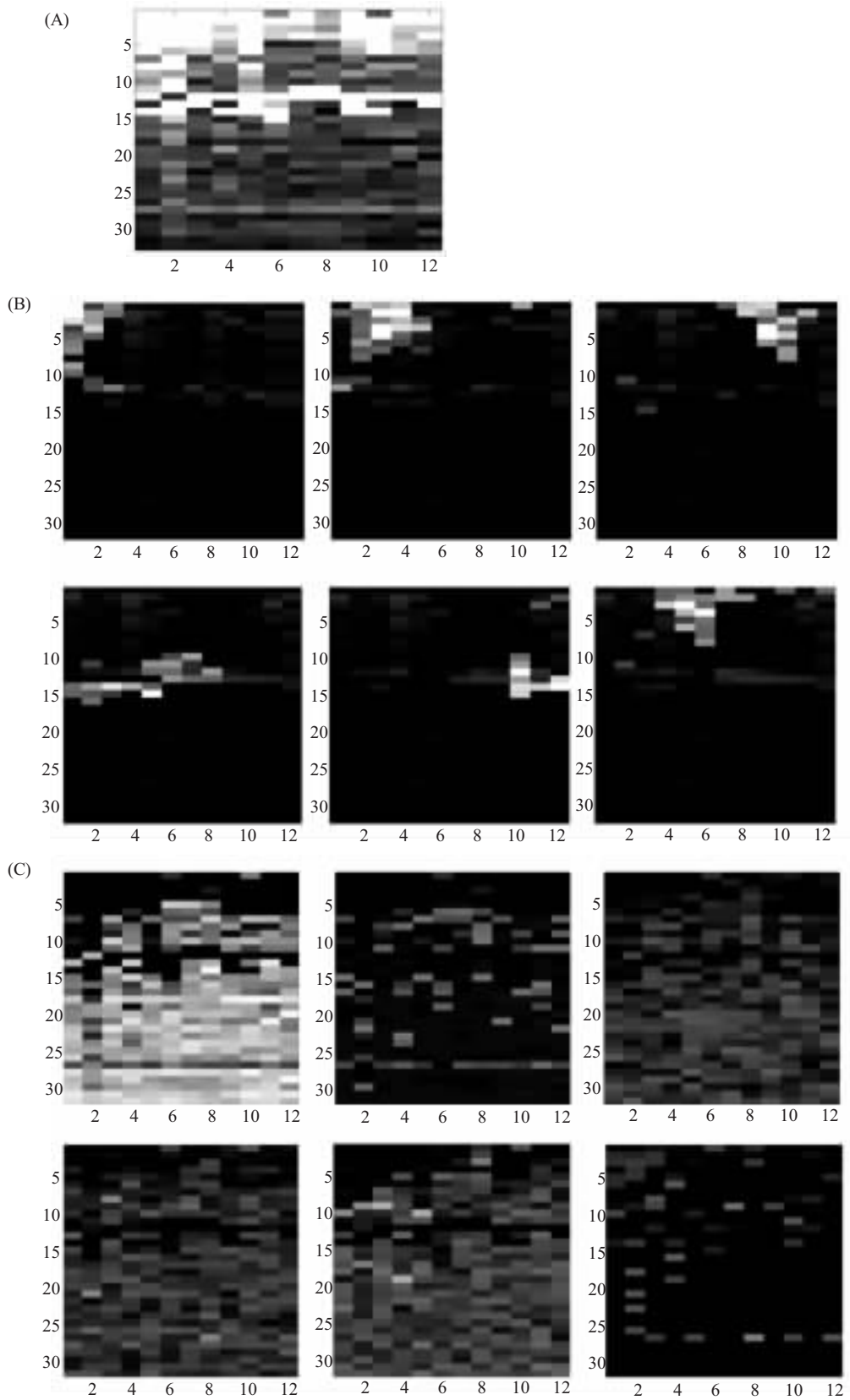


Fig.3 (A) EEG spectrum vectors; (B) NMF basis images; (C) PCA basis images

Table 4 Classification accuracy rates based on different feature extraction methods (task3)

	The number of Hit/Miss		
	SMR	PCA	NMF
Subject1	29/11	31/9	34/6
Subject2	30/10	30/10	32/8
Subject3	30/10	32/8	34/6
Subject4	29/11	32/8	33/7
Subject5	31/11	36/4	37/3
Subject6	28/12	31/9	34/6
Subject7	28/12	32/8	37/3
Subject8	32/8	35/5	34/6
Subject9	29/11	34/6	34/6
Subject10	32/8	36/4	37/3
Accuracy	74.5%	82.25%	86.5%

NMF 方法既实现了能量矢量的降维,也保留了能量分布的骨架特征。PCA 方法体现了很强的降维能力,但是能量大部分集中到了特征向量方向,这就使得不同等级注意力脑电的功率谱很容易发生混淆,从而降低了分类精度。ICA 方法可以有效避免能量混叠,但该方法要求原始数据来自相互统计独立的源。而 EEG 的源定位问题目前并没有理论上的定论加以解释^[15,16],因此在此情况下并不适用。而且 ICA 运算复杂且不容易收敛,本文结果也体现了这一点。

4 结 论

本文给出了采用非负矩阵分解的方法来提取注意力相关脑电特征的方法。非负矩阵分解是一种基于“部分”的表示方法,实际上是通过观测数据解一阶原点统计相关来获得对信源信号的特征提取的。通过我们设计的试验表明,此方法对注意相关脑电特征提取非常有效,分类结果也优于直接能量谱法和主分量分析方法。

参考文献:

- [1] Kennedy PR, Bakay RA, Moore MM, Goldwithe J. Direct control of a computer from the human central nervous system. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000,8:198~202
- [2] Pfurtscheller G, Neuper C. Current trends in Graz brain-computer interface (BCI) research. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000,8:216~219
- [3] Ebrahimi T, Vesin JM. Brain-computer interface in multimedia communication. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003, 20:14~24
- [4] Anon. Controlling pain by watching your brain. *New Scientist*, 2004,182:9
- [5] McFarland DJ, McCane LM. EEG-based communication and control: short-term role of feedback. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 1998,6:7~11
- [6] Shawn Green C, Daphne Bavelier. Action video game modifies visual selective attention. *Nature*, 2003,423:534~537
- [7] 王珏,魏娜,张彤,兰海,姚凯南. 注意力缺陷障碍伴多动症诊断技术的现状与展望. *中国康复医学杂志*, 2004,19(5): 392~394
- [8] Lee DD, Seung H. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization. *Nature*, 1999,401:788~791
- [9] Lee DD, Seung H. Algorithms for non-negative matrix factorization. In *Adv. Neural Info. Proc. NIPS2000*, 2000
- [10] Grossberg S. *Neural networks and neural intelligence*. Cambridge: MIT Press, 1988. 169~178
- [11] Chen HH, Manry MT. Neural network training algorithm utilizing multiple sets of linear equations. *Neurocomputing*, 1999,25:55~72
- [12] Jasper HH. The ten-twenty electrode system of the international federation. *Electroenc Clin Neurophysiol*, 1958,10: 371~375
- [13] Jolliffe IT. *Principal component analysis*. New York: Springer Verlag, 1986
- [14] Hyvarinen A, Oja E. Independent component analysis: algorithm and applications. *Neural Networks*, 2000,13:411~430
- [15] 朱红毅,李军,罗斌. 真实头模型中的多电流偶极子脑磁源定位. *物理学报*, 2002,51(10):2393~2398
- [16] He B. High-resolution source imaging of brain electrical activity. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 1998,17:123~129

USING NON-NEGATIVE MATRIX FACTORIZATION TO EXTRACT ATTENTION-RELATED EEG FEATURES

LIU Ming-yu, WANG Jue, ZHENG Chong-xun, YAN Nan

*(The Key Laboratory of Biomedical Information Engineering of Ministry of Education, Xi'an Jiaotong University,
Xi'an 710049, China)*

Abstract: The fundamental of non-negative matrix factorization algorithm was introduced. It is used to extract EEG power spectrum feature. Artificial neural network is employed as classifier. Three level attention mental tasks are designed to test the method. Ten subjects attended the experiment. The classification accuracies indicate that the NMF technique is a powerful feature extractor in high-dimensional feature space. The average classification accuracy of ten subjects achieves 88%, it is higher obviously than that of principal component analysis and direct method.

Key Words: EEG; Neurofeedback; Non-negative matrix factorization; Artificial neural Network

This work was supported by a grant from The National Natural Sciences Foundation of China (60271025)

Received: Jun 28, 2005

Corresponding author: LIU Ming-yu, Tel: +86(29)82663497, E-mail: gellar@263.net