

多导联 EEG 信号分类识别研究

张海军¹, 王浩川²

ZHANG Hai-jun¹, WANG Hao-chuan²

1. 郑州航空工业管理学院, 郑州 450015

2. 中州大学 信息工程学院, 郑州 450044

1. Zhengzhou Institute of Aeronautical Industry Management, Zhengzhou 450015, China

2. Information Engineering Institute of Zhongzhou University, Zhengzhou 450044, China

E-mail: zhj2003@zzia.edu.cn

ZHANG Hai-jun, WANG Hao-chuan. Research on classification and recognition of multi-channel EEG Signal. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(24): 228-230.

Abstract: Nonstationary Randomness Signal(NRS) is difficult to deal with. In order to improve the performance of the classifying technique of NRS, a novel technique for classifying multi-channel EEG signal is introduced in the thesis. First of all, subjects in the states of eyes open and eyes closed with a single-channel EEG feature are extracted, then the characteristics of single-channel EEG signal with bad classifying results are selected and combined into multi-channel EEG characteristics. Finally, RBF Kernel Support Vector Machine classifier is used to classify the characteristics under different states. The results show that the correct classification rate is greatly improved. **Conclusion:** Multi-channel EEG signal can reflect the activity of overall information of the brain better, and has strong noise suppression capability, thus multi-channel EEG characteristics has effective classification results.

Key words: EEG; multi-channel; Support Vector Machine; ratio of correct recognition

摘要: 脑电信号是一种典型的非平稳随机信号, 对脑电信号的分类识别是非常困难的, 为了提高正确识别率, 提出多导脑电信号的分类识别方法。首先对受试者分别在睁眼和闭眼状态下的单导脑电信号进行特征提取, 然后选取多组识别效果不好的单导联的特征, 组合成为多导脑电信号特征, 最后用 RBF 核函数的支持向量机分类器进行分类识别。结果表明对多导联特征的正识率比单导联正识率有很大提高。结论: 多导脑电信号能够更好地反映大脑活动的整体信息, 噪声抑制能力较强, 因此多导联脑电信号特征的分类识别效果较好。

关键词: 脑电信号; 多导联; 支持向量机; 正识率

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.24.069 **文章编号:** 1002-8331(2008)24-0128-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP181

脑电信号(Electroencephalogram, EEG)是大脑在活动时, 脑皮质细胞群之间形成电位差, 从而在大脑皮质的细胞外产生电流。它记录大脑活动时的电波变化, 是脑神经细胞的电生理活动在大脑皮层或头皮表面的总体反映^[1]。单导联脑电信号确定性较差、随机性强, 非线性研究受到一定的限制, 识别结果较差; 而多导联脑电信号包含着更多的脑活动的信息, 它更能反映脑活动的整体信息^[2], 因此研究多导联脑电信号, 更具有现实的意义。支持向量机是建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上的一种新的机器学习方法^[3]。支持向量机具有理论完备、适应性强、全局优化、训练时间短、泛化性能好等优点, 已经成为目前国际、国内研究的热点。本文把这种分类方法应用于多导脑电信号特征的分类实验中, 为这一新技术在生物神经信号领域的应用提供了一种新思路。

1 多导脑电信号的获取

脑电信号是通过脑电图仪来记录。在头部的特定位置安放

上电极, 每一个电极对应一个导联, 头部电极的数目和位置, 采用国际标准导联系统电极放置法, 如图 1 所示。

本实验原始数据来源于德国洪堡大学神经信息实验中心, 实验中选用的是 32 导联脑电检测系统的脑电图仪, 挑选 5 位身体健康并且没有神经疾病历史的正常人作为受试者。脑电图仪的参数设置如下: 带通滤波 0.5~70 Hz; 50 Hz 陷波器(为消除工频噪声的干扰); 采样频率为 200 Hz。实验中按照国际标准在受试者头皮上安放 32 导电极, 以二进制格式(INT_16 格式)来记录数据, 数据采用时域记录方式, 每位受试者以 20 s 间隔睁眼和闭眼, 总共记录约 2 min, 数据点一共有 316 504, 其电压分辨率是 0.5 μ V。

图 2 所示为受试者 1 的睁闭眼部分脑电截图。

2 SVM 分类器的构建与核函数的选择^[4]

对于非线性问题(当训练样本为非线性时), 可以通过一个

基金项目: 国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.30470459)。

作者简介: 张海军(1971-), 男, 讲师, 主要从事生物神经信号处理、模式识别的研究。

收稿日期: 2008-03-04 修回日期: 2008-06-10

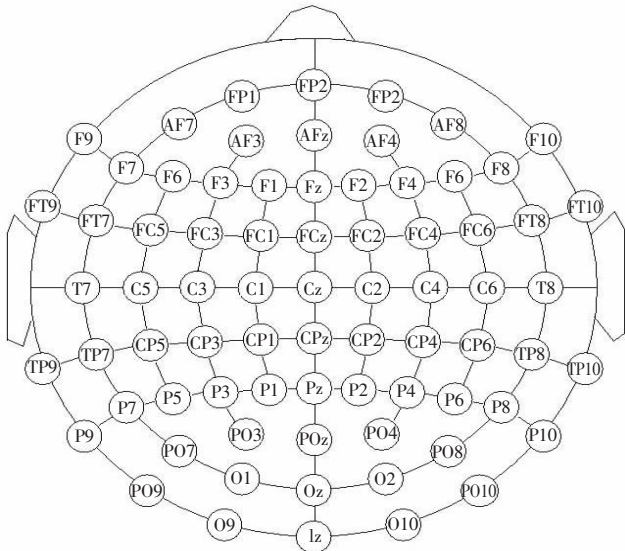
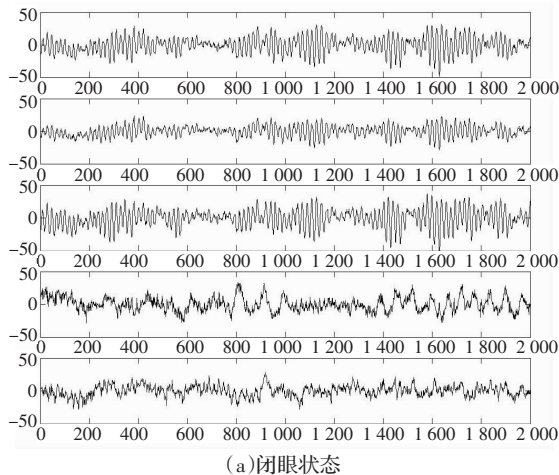
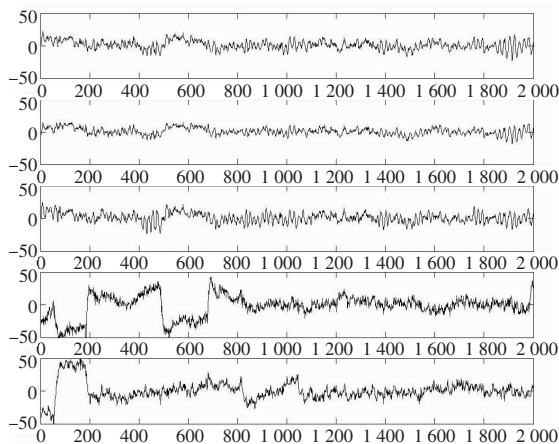


图1 脑部电极安放位置图



(a)闭眼状态



(b)睁眼状态

图2 受试者1分别在睁闭眼两种状态下部分导联实测脑电信号

非线性函数,把训练样本集映射到一个高维的特征空间,构造最优分类面为:

$$w \cdot \varphi(x) + b = 0 \quad (1)$$

所谓最优分类面就是要求分类超平面不但能将两类样本正确分开(训练错误率为0),而且使分类间隔最大,用 Lagrange 变换的方法求解,最终求得最优分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^l a_i^* y_i K(x, x_i) + b \right) \quad (2)$$

x_i 为训练样本特征向量, x 识别样本特征向量, 样本 $i=1, \dots, l$, a_i^* 数为拉格朗日乘子, 其中 $K(x, x_i) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x)$ 称为核函数。

在实际问题中,通常是直接给出核函数,目前研究较多的常用核函数有:

- (1) 线性核函数 $K(x, x_i) = x \cdot x_i$;
- (2) 多项式核函数 $K(x, x_i) = (x \cdot x_i + 1)^q$ 为参数;
- (3) 径向核函数(Radical Basis Function RBF):

$$K(x, x_i) = \exp(-|x - x_i|^2 / \sigma^2);$$
- (4) Sigmoid 核函数 $K(x, x_i) = \tanh(v \cdot x \cdot x_i + c)$ 。

由文献[5]知,使用径向核函数构造的 SVM 分类器,分类效果较好,所以在本文中,选用径向核函数来构造分类器。

3 多导脑电信号特征的 SVM 分类实验

3.1 实验数据

数据处理过程如下:选取 5 名受试者,每名受试者的脑电信号 32 导联,采样频率为 200 Hz,每次睁眼或闭眼的时间为 20 s,每个导联上每次睁眼或闭眼的数据采样点即为 4 000 个,选取 4 000 个点中间部分的 2 000 个点的值,整合为 200 行 10 列的矩阵,在该矩阵的第 11 列加上标签;每组导联各做睁眼和闭眼一次,把睁眼和闭眼的矩阵整合为一个矩阵,共 400 行,即 400 组特征,以文本文件的形式作为特征保存下来,即获得一组含有标签的属性值为 10 的单导联脑电信号原始特征。采用同样的方法,分别对 5 名受试者 32 组导联的脑电信号进行处理,共获取 160 组单导联脑电信号特征。

3.2 单导联脑电信号识别及效果较差导联的选取

把上述做好的特征分别代入构建好的 RBF 核函数的支持向量机分类器中,进行训练和识别。

令 $K(x, x_i) = \exp(-g|x - x_i|^2)$, $g = 1/k$, $k = 10$, 则分类函数为 $f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^l a_i^* y_i \exp(-|x - x_i|^2 / 10) + b \right)$, x_i 为训练样本, x 为待测样本。

每个导联共获得 400 组特征,其中 200 组用于训练,另外 200 组用于识别。对每名受试者的单导联识别结果进行观察分析,找出正识率低低的 5 组导联,如表 1 所示。把每名受试者的正识率较低的 5 组导联的特征,分别去掉标签,再整合成 400 行 50 列的矩阵,最后在第 51 列加上标签(睁眼加 0,闭眼加 1),这样就做成了五导联具有 50 个属性值的特征矩阵,以文本文件的形式保存,用其中的一半特征用于训练,另一半特征用于识别,识别结果如表 2 左半部分。

表1 5位受试者最差5个导联及其正识率

受试者1的最差5个导联及其正识率	受试者2的最差5个导联及其正识率	受试者3的最差5个导联及其正识率	受试者4的最差5个导联及其正识率	受试者5的最差5个导联及其正识率
F3 86%	T8 76%	T7 78.5%	FP2 75%	C3 85%
T7 79%	FC1 72%	T8 67.5%	F7 80.5%	CZ 89%
T8 80.5%	FC5 80.5%	TP9 71.5%	FC2 60%	CP1 88.5%
CP1 65%	TP9 78%	Eog 65%	TP10 71%	Ekgl 81.5%
Ekgl 71.5%	TP10 78.5%	Ekgl 66%	Ekgl 64.5%	Ekgl 73.5%

3.3 多导联特征组合及识别

在上述实验的基础上,每名受试者任选五组导联进行组

合。为了便于比较,在每名受试者的数据中选取相同编号的5组导联,整合成多导特征数据,其中一半特征数据用于训练,另一半特征数据用于识别。识别结果如表2右半部分所示。

表2 多导联的识别结果

受试者	单导识别中最差 五导联组合	正识率	选取相同编号的 五导联组合	正识率
受试者 1	F3, T7, T8, CP1, Ek _g 2	94%	Fp2, P4, F7, Pz, CP1	100%
受试者 2	T8, FC1, FC5, TP9, TP10	96.5%	Fp2, P4, F7, Pz, CP1	99%
受试者 3	T7, T8, TP9, Eog, Ek _g 1	97.5%	Fp2, P4, F7, Pz, CP1	100%
受试者 4	FP2, F7, FC2, TP10, Ek _g 2	97.5%	Fp2, P4, F7, Pz, CP1	98.5%
受试者 5	C3, CZ, CP1, Ek _g 1, Ek _g 2	99%	Fp2, P4, F7, Pz, CP1	100%

4 实验结果分析

(1)比较表1和表2可以看出,在受试者1单导实验中,较差的5个导联的正识率分别为:86%、79%、80.5%、65%、71.5%;把这5个导联组合后,正识率达到94%。其它4名受试者的实验也得到相似的结果,多导联组合后的特征的正识率提高是很明显的。单导联脑电信号确定性较差,随机性强,有效的识别信息不足,识别结果较差。可见,在头皮上记录的多电极多导联脑电信号,本身包含着大脑活动的丰富信息,多导联脑电信号更能反映大脑活动的整体信息,多导联特征的识别结果较好,可信度更高。

(2)从表2右半部分的正识率,可以看出,选取的5组导联为非最差导联,正识率很高,且很稳定。包括心电、眼电和肌电

等非脑神经活动的生理电信号以及工频在内的干扰,对多导的每个导联的影响是同时存在的,多导特征在一定程度上抑制了这些具有共模特性的噪声的影响,因此多导脑电特征的识别结果表现出良好的稳定性。

5 结论

实验表明,多导联脑电信号能够更好地反映大脑活动的整体信息,同时使噪声受到一定程度地抑制,将单导联特征组合为多导联特征再进行识别,正确识别率获得较大提高。本文将支持向量机方法用于脑电信号的处理,获得了良好的识别结果,为这一新技术在生物神经信号领域的应用提供了一种参考。

参考文献:

- [1] Abdulhamit S, Ergun E. Classification of EEG signals using neural network and logistic regression[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2005, 78: 87-99.
- [2] Pardalos P M, Yatsenko V, Sackellares J C, et al. Analysis of EEG data using optimization, statistics, and dynamical system techniques[J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2003, 44: 391-408.
- [3] Vapnik V. An overview of statistical learning theory[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(5): 988-999.
- [4] Vapnik V. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer Verlag, 1995: 5-13.
- [5] 谢松云, 张海军. 基于SVM的脑功能分类与识别方法研究[J]. 中国医学影像技术, 2007, 1(164): 125-128.

(上接 207 页)

4 应用实例

图2中所示为基于HSC-PN元模型的流程定义工具及其实际应用的业务流程图。该可视化工具采用VC++开发,通过拖拽的方法,将业务模型表示为基本建模单元的相互联系,代表着业务流程的内在逻辑关系。基本建模单元包括流程起点、终点、各类活动、连接弧等,可对这些建模单元分别设置符合HSC-PN元模型的静态属性和全局变量。

另外,还需通过校验功能,检验业务模型的正确性。建模完毕后,可将流程模板导出为XML文件,并发布到工作流引擎的流程模板库中。

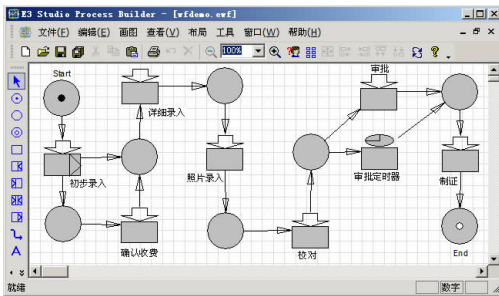


图2 HSC-PN 流程定义工具与应用实例

5 结论

Petri 网致力于采用严密的数学模型描述业务过程,具有

强大的理论支撑。本文介绍的HSC-PN工作流元模型,是对Aalst基于Petri网的WF-Net模型的扩展,主要增加了模型的静态信息、数据流信息和活动块信息。实践应用表明,具有更丰富描述信息的HSC-PN元模型及其定义工具,简化了流程模型的复杂度、增强了元模型的建模能力,从而证明了模型的可行性。

未来的研究工作主要集中在两个方面:一是增加流程模型性能的分析功能,观察流程模型的执行效率,收集的结果数据作为流程模型改进和优化的基础;二是增强模型及定义工具对组织结构、人力资源的建模的支持,使得流程模型信息更丰富、建模能力更强大。

参考文献:

- [1] 袁崇义. Petri 网原理与应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [2] Aalst W M P. The application of Petri nets to workflow management[J]. The Journal of Circuits, Systems and Computers, 1998, 8(1): 21-66.
- [3] Ellis C A, Nutt G J. Modeling and enactment of workflow system[J]. Application and Theory of Petri Nets. Chicago: Springer-Verlag, 1994: 1-16.
- [4] Aalst W M P, Hofstede A H M. Workflow patterns[J]. Distributed and Parallel Databases, 2003, 14(1): 5-51.
- [5] 吴永辉. 用于XML模式和DTD规范化设计的层次模式设计[J]. 软件学报, 2004, 15(7): 1099-1106.