

基于 CCA 的 SSVEP 性能研究

笪铨璐, 陈志阳, 黄丽亚

(南京邮电大学 电子科学与工程学院, 江苏 南京 210003)

摘要:文中研究了典型相关分析(CCA)提取视觉稳态诱发电位(SSVEP)响应频率的各项性能指标,分析了数据长度、导联数量、大脑皮层区域对 CCA 准确率的影响,并得出了定量的结论。准确率会随着数据长度的增加而增加,可以从数据长度为 1 000 的 70% 左右增长到数据长度为 1 500 的 80%。准确率会随着信道数目的增加而增加,也会随着信道在大脑中的位置改变而变化,在后枕部分的准确率是最高的。同时,比较了 CCA 与功率谱密度分析法(PSDA)在有、无噪声情况下的性能。文中的研究结果为后续 SSVEP 研究提供了一定的参考。

关键词:典型相关分析;稳态视觉诱发电位;功率谱密度分析;准确率

中图分类号:TP31

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)05-0052-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.05.013

Study on Performance of SSVEP Based on CCA

DA Cheng-lu, CHEN Zhi-yang, HUANG Li-ya

(School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications,
Nanjing 210003, China)

Abstract: It studies the performance of Canonical Correlation Analysis (CCA) which extracts the frequency response of Steady-State Visual Evoked Potential (SSVEP), analyzes the impact on CCA accuracy made by the data length, the number of leads and the cerebral cortex area, and draws quantitative conclusions. Accuracy of CCA increases with longer data. When the data length is 1 000 samples, the accuracy is about 70%. And when the data length reaches 1 500, the accuracy is up to 80%. Accuracy also increases when the number of channels increases. As well, it changes with the different areas of the brain. In the occipital area, the accuracy is the highest. Meanwhile, compare the performance of the CCA and Power Spectral Density Analysis (PSDA) under conditions of noise and without noises. The results provide a reference for subsequent SSVEP researches.

Key words: CCA; SSVEP; PSDA; accuracy

0 引言

脑机接口技术(BCI)是在大脑和外部设备之间建立起一条连接通路,实现由脑电信号直接控制外部设备。通过 BCI,可以获得非植入式脑电图(Electroencephalogram, EEG), EEG 凭借自身安全实用、成本较低的优势独树一帜,成为大家采用的焦点^[1]。其中稳态视觉诱发电位(Steady-State Visual Evoked Potentials, SSVEP)是基于 EEG 的 BCI 的一个典型应用。基于稳态视觉诱发电位的 BCI 系统能提供更高的分类准确率和更快的信息传输率。因此,对此类系统进行研究无疑具有重大价值^[2]。SSVEP 早在 1966 年左右就被 Regan^[3-5] 研究发现,它是当人体受到一个固

定频率的视觉刺激时,大脑视觉皮层产生的一个连续的与刺激频率有关(刺激频率的基频或倍频处)的响应,即大脑视觉皮层对处于视觉中心的闪烁刺激的一种生物反馈。视觉诱发电位必须经过外部的视觉刺激来产生,在刺激之后的 100 ~ 150 ms 范围内出现一个正峰和 200 ms 左右出现一个负向峰^[6]。SSVEP 由于信息传输率比较高,系统和实验设计比较简单,被试者也不需要接受大量的训练这三个优点,深受研究者的青睐,常被大家用来分析和处理脑电信号^[7]。

功率谱密度分析法(Power Spectrum Density Analysis, PSDA)是提取 SSVEP 响应频率的传统方法。在时间窗中计算信号的功率谱密度并探测它的最高峰,

收稿日期:2014-07-01

修回日期:2014-10-03

网络出版时间:2015-04-22

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61003237);江苏省高校自然科学研究项目(10KJB510018)

作者简介:笪铨璐(1992-),女,硕士研究生,研究方向为脑电信号的分析与处理;黄丽亚,教授,硕士研究生导师,研究方向为脑电信号的分析与处理。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150422.1005.011.html>

最高峰值对应的频率被认为是视觉刺激频率。由于 PSDA 只能对一个信道的信号进行分析,包含的信息量比较少,而且它对噪声比较敏感。典型相关分析(Canonical Correlation Analysis, CCA)可以同时分析多个信道的信号,包含更多的信息,同时具有更好的信噪比,能够探测谐波频率^[8]。

文中研究了 CCA 提取 SSVEP 响应频率的各项性能指标,分析了数据长度、导联数量、大脑皮层区域对 CCA 准确率的影响,并得出了定量的结论。同时,比较了 CCA 与 PSDA 在有、无噪声情况下的性能。

1 研究方法

1.1 数据来源

数据采集自加州大学圣迭戈分校的 Swarz 计算神经研究中心(SCCN)^[9-10]。所有被试者(Subject)视力正常,他们分别坐在电脑 CRT 显示器前面,显示器中央有一个 3×3 cm 的闪烁源,闪烁频率随机地从 9 Hz 到 13 Hz 选取,频率间隔为 1 Hz。EEG 采集设备为 ActiveTwo 脑电仪,采样频率为 2 048 Hz,导联(channel)数量为 264 个。每个被试者的数据由 4 个 session 组成,每个 session 包含 5 个 trial,每个 trial 需要被试者注视闪烁方块 30 s。每次 trial 中间有 15 s 的休息时间缓解疲劳,两个连续 session 之间有几分钟的休息时间。采集到的数据以 trial 为单位构成了 264×61 440 的矩阵,其中 264 为导联数目,61 440 为采样点数(2 048 Hz×30 s=61 440)。

1.2 CCA 理论和实现算法

CCA 是多元统计学的组成部分,是研究两组变量间互相关系的统计分析方法^[11]。简单来说,典型相关分析就是寻找两组变量各自的线性组合,然后利用线性组合这两个变量之间的相关关系来反映原来两组变量的关系。

首先,寻找到两组变量的线性组合,被称为典型变量,而它们之间的相关性是最大的;

然后,再寻找第二对典型变量,使它们之间的相关性是第二大的,以次类推,直到相关性被提取完,即典型变量对的数目等于较短的数据集的变量数目。

这样,原本是研究两组变量之间的相关性,现在就转换成研究提取出的这些典型变量之间的相关性,减少了研究变量的个数,大大提升了计算速率,从而被大家广泛使用。

CCA 可同时进行多信道分析,包含更多的信道信息,对视觉诱发电位的特征提取更有效。

当 CCA 应用于提取 SSVEP 响应频率时,两组多变量分别定义为 \mathbf{X} 、 \mathbf{Y} ,其中 \mathbf{X} 是 EEG 的多 channel 信号。

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} \text{channel}_i \\ \text{channel}_j \\ \vdots \\ \text{channel}_m \\ \text{channel}_n \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中,channel 的下标表示不同信道的编号; \mathbf{Y} 是与刺激频率 f 相关的参考信号。

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} \sin(2\pi ft) \\ \cos(2\pi ft) \\ \vdots \\ \sin(2\pi Nft) \\ \cos(2\pi Nft) \end{pmatrix} \quad (2)$$

式中, N 是 f 的谐波个数; \mathbf{X} 中 channel 的数量也为 N 。CCA 为两组多维变量 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 寻找一对向量 \mathbf{W}_x 和 \mathbf{W}_y ,通过 \mathbf{W}_x 和 \mathbf{W}_y 来最大化相关变量 $\mathbf{x} = \mathbf{X}^T \mathbf{W}_x$ 和 $\mathbf{y} = \mathbf{Y}^T \mathbf{W}_y$ 之间的相关性^[12],如式(3)所示^[13]:

$$\max_{\mathbf{W}_x, \mathbf{W}_y} \rho = \frac{E[\mathbf{x}^T \mathbf{y}]}{\sqrt{E[\mathbf{x}^T \mathbf{x}]E[\mathbf{y}^T \mathbf{y}]}} = \frac{E[\mathbf{W}_x^T \mathbf{X} \mathbf{Y}^T \mathbf{W}_y]}{\sqrt{E[\mathbf{W}_x^T \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{W}_x]E[\mathbf{W}_y^T \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T \mathbf{W}_y]}} \quad (3)$$

式(3)得出 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 之间的相关系数 ρ 的最大值,选取不同的 f ,计算 ρ ,则最大 ρ 对应的频率被认为是 SSVEP 响应频率。

文中计算 CCA 准确率的方法如下:将 61 440 个采样点的数据按长度 L ($< 61\,440$) 分成 N 组,对每一组数据进行 CCA 计算, N 次计算的正确率即为 CCA 的准确率,允许频率的误差范围在 0.5 Hz 范围之内。

1.3 PSDA

PSDA 是对信号的功率谱密度进行分析的一种方法。在物理学中,信号通常是波的形式(电磁波、声波等),如果是一些正弦波之类的常见波形,可以通过一些普通的分析法直接提取它的特征,如振幅、周期等。但是,如果要研究的波形是随机的,没有任何明显规律,则不能用数学表达式或图来精准地表示它,只能通过它的各种统计平均量来表示。这个时候就用到了 PSDA。脑电信号从某种意义上是一种随机性很强的非平稳信号。若其 EEG 信号某个导联信号为 X ,则其自相关函数 $r(k)$ 为:

$$r(k) = E[x(n)x^*(n+k)] \quad (4)$$

式中, E 表示数学期望; $*$ 表示副共轭。则 X 的功率谱密度函数为:

$$P(w) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} r(k)e^{-jwk} \quad (5)$$

功率谱中的峰值对应的频率被认为是 SSVEP 响

应频率。PSDA 的准确率计算与 CCA 相同。

2 性能分析

2.1 CCA 对 SSVEP 的特征提取

图1为10 Hz刺激下CCA提取特征频率的性能。其中(a)是频率和相关系数 ρ 的对应图。 X 轴为频率,从8 Hz到14 Hz,步长间隔0.25 Hz, Y 轴为CCA计算的相关系数值,可以看出10 Hz对应的相关系数的值最大,因此该SSVEP响应频率为10 Hz。(b)显示了不同时间点计算得到的响应频率。每个时间点计算结果取自该点和该点之前的4 000个采样点,时间间隔为100个采样点(0.05 s)。可以看出,随着时间的增加,检测的SSVEP响应频率有时会偏离10 Hz,出现误差。

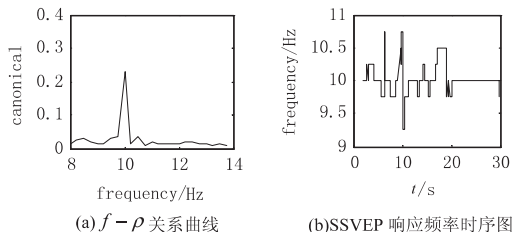


图1 10 Hz刺激下的CCA特征频率提取

2.2 数据长度的影响

图2显示了5个不同受试者(subject)在数据长度从1 000到2 400的准确率变化盒须图。 X 轴代表的是数据长度,1代表数据长度1 000,2代表数据长度1 100, ..., 15代表数据长度2 400, Y 轴代表的是准确率。由于subject3总体的准确率比较低,使得盒图的最小值处于40%以下,而最大值都在80%以上。中间的短横线代表的是中位数,都在70%以上。准确率的中位值随着数据长度的增加而增加,在数据长度为1 000时,准确率最高达到85%以上,最低为25.5%,可以看出不同被试者的实验结果差距明显,这与被试者参与实验的专注度有较大的关系。

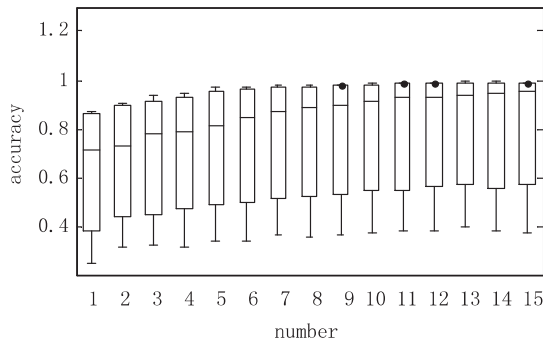


图2 数据长度与准确率的关系盒须图

2.3 导联数量的影响

图3显示导联数量分别为4, 8和12时,准确率变化曲线的对比。

可以看出在相同的数据长度下,导联数量越多,频

率提取的准确率越高。但数据长度超过一定的长度时(如该实验的1 500个采样点),channel=8和channel=12的准确率大致相同。结果表明,信道数目对准确率有着一定的影响,但在数据长度足够时,信道数量的影响可以忽略了。

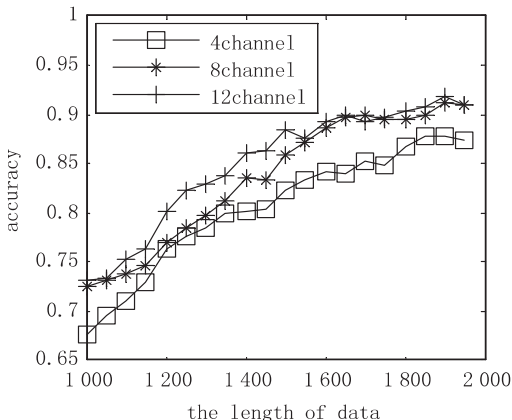


图3 导联数量对准确率的影响

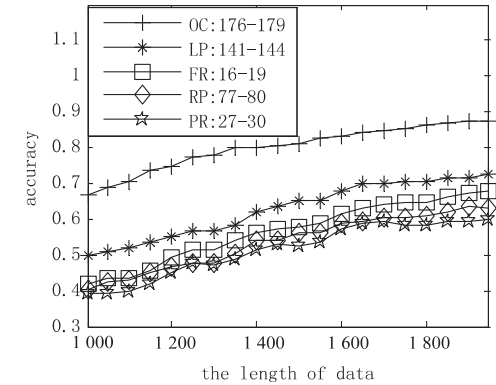
2.4 大脑皮层区域的影响

视觉诱发电位是生物电活动^[14],人脑枕叶皮质因受到视觉刺激而诱发产生的电反应,是代表视网膜接受刺激并且经过视路神经传导至枕叶区皮质,人脑产生的与视觉刺激闪烁模块相同频率的电位变化^[15]。大脑皮层根据位置不同被划分成不同的区域:额叶区(Frontal lobe)、颞叶区(Temporal lobe)、顶叶区(Parietal lobe)和枕叶区(Occipital lobe)。额叶主要与人的运动相关,但对人的书写功能、记忆、计算能力也有着很大的影响;顶叶主要影响人的表达能力和对形体结构的认知,发生病变时,人体会失语或左侧偏瘫;枕叶是视觉的高级中枢所在地,对视觉影响最大,枕叶的损坏会导致视觉功能障碍;颞叶主要影响人的听觉,但颞叶的损坏会引起综合症,如感觉性失语、阅读和书写、记忆障碍。由于颞叶区分布在左右半球,文中将其分成了左颞叶区和右颞叶区,合计为5个区域,分别表示为FR(额叶)、LP(左颞叶)、RP(右颞叶)、PR(顶叶)和OC(枕叶)。

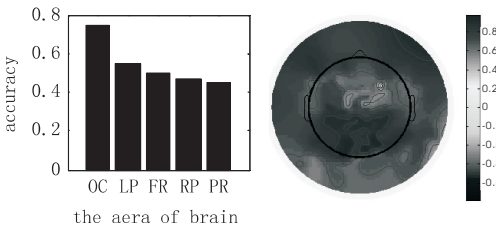
文中探讨了不同区域获取的EEG信号对CCA准确性的影响,如图4(a)所示为脑部不同位置的CCA准确率的分布。从图中看出,枕叶区的准确率高于其他四个部分,也就是说枕叶区对视觉刺激最敏感。图4(b)用柱状图说明了当数据长度为1 200点时,各区域的CCA准确率。枕叶区OC的准确率为75%,明显高于LP的54.9%,RP的46.43%,FR的49.42%和PR的45.18%。后面四个区域的准确率差别不明显。

图4(c)显示了头部对视觉刺激的反应拓扑图。此拓扑图利用彩色表示强弱,构成能定量反应大脑机能变化的分布图像,从而把复杂多变的脑机能变化,变

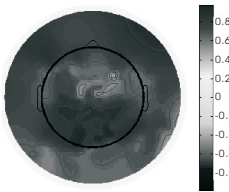
成通俗易懂的图形。从图中可以看出,枕叶位置颜色最深,即 SSVEP 响应最明显的区域集中在枕叶区域。拓扑图更清晰地反映了整个头部不同区域对视觉刺激的敏感情况。



(a) 脑部不同区域的 CCA 准确率



(b) 柱状图



(c) 拓扑图

图 4 不同皮层区域的影响

2.5 CCA 和 PSDA 比较

图 5 所示是在没有噪声影响下,PSDA 和 CCA 在准确率方面的对比图。不同的时间长度对应不同的数据长度,当 $t = 1\text{ s}$ 时,数据长度为 2 048。图中,CCA 的准确率很快就接近 100%,PSDA 的准确率略小于 CCA 的准确率,它也跟着数据长度的增加而增加,当 $t = 3.25\text{ s}$ 时,准确率也接近于 1。在这个时间长度内,CCA 在准确率方面更高一点。但是随着时间长度的增加,这个优势在减小,也就是说,在时间窗口足够长时,PSDA 的准确率慢慢接近 CCA。

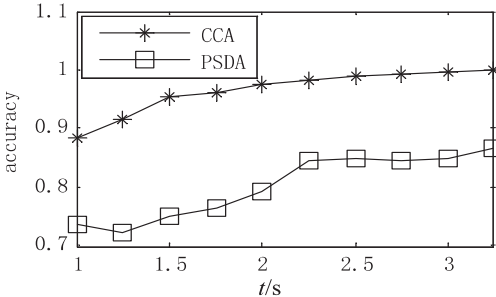


图 5 无噪声情况下 CCA 与 PSDA 的准确率对比

图 6 显示的是 CCA 和 PSDA 准确率在有噪声下的比较,有噪声时 PSDA 的准确率对比 CCA 明显低了很多。图中 CCA 的准确率在时间长度为 2 s 时,还保持在 0.8 左右,而 PSDA 的准确率只有 CCA 的一半左右。CCA 对比 PSDA 几乎不受影响。随着时间长度的增

加,CCA 的准确率会越来越高,虽然 PSDA 的准确率也会增加,但增加的幅度相对于 CCA 更缓慢些。在一些具体研究中,若想保持 SSVEP 的分析准确率在很高的水平,PSDA 需要的数据长度更大,分析难度也会增加。总体来说,CCA 的抗噪能力更强,实用性更强。

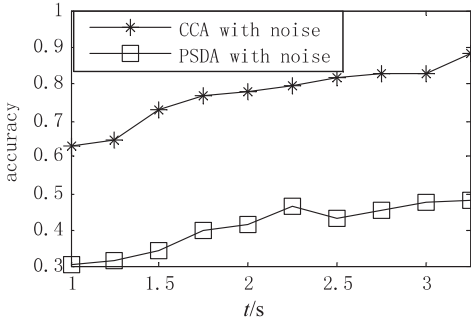


图 6 有噪声情况下 CCA 和 PSDA 的准确率比较

3 结束语

SSVEP 是由持续的视觉刺激而诱发的节律性脑电信号。当前研究 SSVEP 的方法很多,典型相关分析(CCA)是一种应用广泛的响应频率提取方法。文中基于 MATLAB 研究了 CCA 提取 SSVEP 响应频率的各项性能指标,通过多次实验分析,验证了 CCA 的准确率随数据长度、信道数目增加而增加,随脑部区域不同而不同,在后枕部分尤为敏感。同时,通过对比 CCA 和 PSDA 在有噪声情况下的准确率,得出它比 PSDA 的准确率更高,更能抗噪声的结论,为后续 SSVEP 的研究提供了参考价值。

参考文献:

[1] 王 卓. 基于 SSVEP 的脑-机接口及在通信与拼写中的应用研究[D]. 南昌:南昌大学,2013.

[2] 朱丹华. 基于稳态视觉诱发电位相位的脑机接口研究[D]. 杭州:浙江大学,2011.

[3] Perlstein W M, Cole M A, Larson M, et al. Steady state visual evoked potentials reveal frontally-mediated working memory activity in humans[J]. Neuroscience Letters, 2003, 342 (3): 191-195.

[4] Regan D. Some characteristics of average steady-state and transient responses evoked by modulated light[J]. Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 1966, 20 (3): 238-248.

[5] Thakor N V, Tong S. Advances in quantitative electroencephalogram analysis methods[J]. Annu Rev Biomed Eng, 2004, 6: 453-495.

[6] 郑 军. 基于稳态视觉诱发电位的脑-机接口研究[J]. 科学技术与工程, 2011, 11 (33): 8149-8154.

[7] 张 锋, 徐光华, 谢 俊, 等. 稳态视觉诱发电位的研究与展望[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31 (8): 156-163.

(1)对每个节点 (X,S_p) 保留相应等价类信息。

为了避免对数据库进行多次扫描,可为每个节点 (X,S_p) 保留相应等价类信息,通过这个集合快速判断 CFD 是否成立,通过上层的相关节点来生成下层的节点,避免数据库的扫描。

(2)生成节点 (X,S_p) 时提供并保留一个前缀码。

在判定 (X,S_p) 、 (Y,S_p) 前缀期间,需要消耗较多的时间,可以在生成 (X,S_p) 的同时为这个节点生成一个前缀码,并使在同一层的节点中相同前缀对应相同前缀码,而不同的前缀对应不同的前缀码。

(3)提高上层节点的查找效率。

在 CTANE 算法中,查找 LATTICE 格数上层节点是每一步都必须做的,对于每一个 n 层节点,都要查找 n 个 $n-1$ 层节点。如此看来,查找效率显得尤为重要。为此,可以采取如下措施来提高查找效率:

· 建立一个哈希表用来存放已经查找过的节点,表结构必须映射到 $n-1$ 层各节点。

· 需查找某个 $n-1$ 层的节点时先到哈希表中查,若找到,则直接返回此节点。否则,则顺序查找 $n-1$ 层的所有节点,直到找到或者为空再把结果插入哈希表,并返回这个节点或空标记。

(4)由于数据库中大部分信息是以字符串的形式存储的,对大量的字符串信息进行操作会影响到数据挖掘操作的效率,同时也会占用大量的空间。如果在同一值域,可将相同字符串映射成相同的数值,不同字符串则对应不同的数值。如果在不同值域,映射关系则彼此独立。这样可以在数据挖掘的过程中直接对数值进行操作,不仅可以提高效率也可以节省存储空间。

(5)删除多余节点信息。

在前 $n-1$ 层节点中,只用到第一层以及 $n-1$ 层的节点,由于 LATTICE 格树中每个节点 (X,S_p) 都包含大量信息,然而其中的划分信息是没用的,所以可以删除第二层到第 $n-1$ 层所有节点的全部信息,删除第一层和第 $n-1$ 层的划分信息,来降低空间复杂度。

(上接第 55 页)

[8] Bin G, Gao X, Yan Z, et al. An online multi-channel SSVEP based brain-computer interface using a canonical correlation analysis method[J]. Journal of Neural Engineering, 2009, 6: 046002.

[9] Wang Y, Wang Y T, Jung T P. Visual stimulus design for high-rate SSVEP BCI[J]. Electronics Letters, 2010, 46(15): 1057-1058.

[10] Huang L, Huang X, Wang Y T, et al. Empirical mode decomposition improves detection of SSVEP[C]//Proc of 2013 35th annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society. Osaka: IEEE, 2013: 3901 -

5 结束语

文中详细介绍了条件函数依赖和函数依赖挖掘算法的相关概念,主要研究 CFD 挖掘算法 CTANE,并对其中的不足进行优化,在保证挖掘结果正确的前提下,提高了 CFD 挖掘的效率。

参考文献:

[1] 韩京宇,徐立臻,董逸生. 数据质量研究综述[J]. 计算机科学, 2008, 35(2): 1-5.

[2] Bohannon P, Fan W, Geerts F, et al. Conditional functional dependencies for data cleaning[C]//Proc of 23rd international conference on data engineering. Istanbul: IEEE, 2007: 746 - 755.

[3] 耿寅融,刘波. 基于条件函数依赖的数据库一致性检测研究[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(3): 122-125.

[4] 郭志懋,周傲英. 数据质量和数据清洗研究综述[J]. 软件学报, 2002, 13(11): 2076-2082.

[5] Han Jiawei, Kamber M. 数据挖掘概念与技术[M]. 范明, 孟小峰, 译. 北京: 机械工业出版社, 2010.

[6] 胡艳丽,张维明. 条件依赖理论及其应用展望[J]. 计算机科学, 2009, 36(12): 115-118.

[7] 方幼林,杨长青,唐世渭,等. 数据仓库中数据质量控制研究[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39(13): 1-4.

[8] Monge A E. Matching algorithms within a duplicate detection system[J]. IEEE Data Engineering Bulletin, 2000, 23(4): 14-20.

[9] Rahm E, Do H H. Data cleaning: problems and current approaches[J]. IEEE Data Engineering Bulletin, 2000, 23(4): 3-13.

[10] Fan W, Geerts F, Jia X, et al. Conditional functional dependencies for capturing data inconsistencies[J]. TODS, 2008, 33(2): 1-4.

[11] 郭志懋,俞荣华,田增平,等. 一个可扩展的数据清洗系统[J]. 计算机工程, 2003, 29(3): 95-96.

[12] 黄解军,潘和平,万幼川. 数据挖掘技术的应用研究[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39(2): 45-48.

[13] Odom J V, Bach M, Barber C, et al. Visual evoked potentials standard[J]. Doc Ophthalmol, 2004, 108(2): 115-123.

[14] 潘映辐. 临床诱发电位学[M]. 第2版. 北京: 人民卫生出版社, 2000.

[15] Hughes J R. 临床实用脑电图学[M]. 第2版. 北京: 人民卫生出版社, 1997.

基于CCA的SSVEP性能研究

作者：[笪铖璐](#)，[陈志阳](#)，[黄丽亚](#)，[DA Cheng-lu](#)，[CHEN Zhi-yang](#)，[HUANG Li-ya](#)

作者单位：[南京邮电大学 电子科学与工程学院, 江苏 南京, 210003](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2015(5)

引用本文格式：[笪铖璐](#). [陈志阳](#). [黄丽亚](#). [DA Cheng-lu](#). [CHEN Zhi-yang](#). [HUANG Li-ya](#) [基于CCA的SSVEP性能研究](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2015(5)