

基于自适应模板法的脑电信号转移熵分析

王莹 侯凤贞 戴加飞 刘新峰 李锦 王俊

Transfer entropy analysis of electroencephalogram based on adaptive template method

Wang Ying Hou Feng-Zhen Dai Jia-Fei Liu Xin-Feng Li Jin Wang Jun

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 64, 088701 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.088701

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.088701>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I8>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

改进的相对转移熵的癫痫脑电分析

[Analysis on relative transfer of entropy based on improved epileptic EEG](#)

物理学报.2014, 63(21): 218701 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.218701>

基于 Kendall 改进的同步算法癫痫脑网络分析

[An improved synchronous algorithm based on Kendall for analyzing epileptic brain network](#)

物理学报.2014, 63(20): 208705 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.208705>

颠倒睡眠状态调制心率变异性信号的功率谱和基本尺度熵分析

[Analysis on power spectrum and base-scale entropy for heart rate variability signals modulated by reversed sleep state](#)

物理学报.2014, 63(19): 198703 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.198703>

基于改进功率谱熵的抑郁症脑电信号活跃性研究

[Activity analysis of depression electroencephalogram based on modified power spectral entropy](#)

物理学报.2014, 63(17): 178701 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.178701>

非均匀电磁介质中的等效源重构

[Equivalent source reconstruction in inhomogeneous electromagnetic media](#)

物理学报.2014, 63(7): 078702 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.078702>

基于自适应模板法的脑电信号转移熵分析*

王莹¹⁾ 侯凤贞^{2)†} 戴加飞³⁾ 刘新峰³⁾ 李锦⁴⁾ 王俊^{1)‡}

1)(南京邮电大学, 图像处理与图像通信江苏省重点实验室, 南京 210003)

2)(中国药科大学理学院, 南京 210009)

3)(南京军区南京总医院神经内科, 南京 210002)

4)(陕西师范大学物理学与信息技术学院, 西安 710062)

(2014年7月16日收到; 2014年10月14日收到修改稿)

脑电信号是一种产生机理相当复杂且非常微弱的随机信号, 综合反映了大脑组织的脑电活动及大脑的功能状态. 由于脑电信号的微弱性, 传统的基本模板方法在脑电信号分析上得到了良好的应用. 为进一步提升分析脑电信号的性能, 提出了一种新的基于自适应模板的转移熵方法并分析了青少年脑电与成年人脑电信号. 结果表明: 对于青少年脑电还是成年人脑电, 与基本模板法相比, 基于自适应模板法的转移熵可以更显著地表示脑电信号的耦合作用, 并且具有更好的区分度, 这将能更好地捕捉到信号中的动态信息、系统动力学复杂性的改变. 同时, 该方法将更有利于医学临床诊断的辅助检测, 对脑电信号是否处于病理状态的诊断提供了新的更好的判断依据.

关键词: 基本模板, 自适应模板, 转移熵

PACS: 87.85.-d, 05.45.-a

DOI: 10.7498/aps.64.088701

1 引言

携带有丰富的大脑活动信息的脑电 (electroencephalogram) 信号是大脑研究、生理研究和临床脑疾病诊断的重要手段. 而脑电信号是非常微弱的且是非线性的, 因此基于脑电信号的非线性动力学^[1]分析及其特征参数的提取比较困难. 在此基础上, 探索这些参数与脑功能障碍或疾病的关系等脑电信号处理方法就显得尤为重要.

时间序列的符号动力学分析, 是将时间序列在幅度域上“粗粒化”^[2-4], 将幅度域上的“模拟”量映射到有限个符号组成的符号集, 然后对转换后的符号时间序列进行动力学分析. 尽管符号化过程会丢失一些细节信息, 但却能显著提高运算速度, 同时, 当符号化^[5]方法选择恰当时, 不仅能保留原始

时间序列的动力学特性^[5-8], 还将大幅降低噪声的影响. 自适应模板法从属于符号化方法且继承了其优点.

本文旨在应用自适应模板法于人类脑电信号, 以区分青少年脑电与成人脑电信号, 同时研究其统计特性. 事实上, 自适应模板法是在原有的基本模板法^[9,10]基础上对时间序列符号化提出改进. 实验证明, 改进后的自适应模板法能获得更好的动力学特性, 在分析时间序列上可获得更好的效果.

2 基本原理

2.1 模板及模板匹配

依据固有的几个模式, 将整体数据序列映射变换成由这些模式组成的新序列的方法称为模板法.

* 国家自然科学基金 (批准号: 61271082, 61201029, 61102094, 61401518)、江苏省自然科学基金 (批准号: BK20141432)、南京军区南京总医院基金 (批准号: 2014019) 和中央高等学校基本科研业务费专项资金 (批准号: FY2014LX0039) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: houfz@126.com

‡ 通信作者. E-mail: wangj@njupt.edu.cn

模板匹配是根据已知模式到另一序列中寻找相应模式的处理方法. 通常模式是指存在于时间、空间中可观察的事物, 是有时间或空间分布的信息, 模式不是事物本身, 而是从事物中获得的信息.

k -means 算法是一个聚类算法, 把 n 个对象根据其属性分为 k 个分割, $k < n$. 该算法与处理混合正态分布的最大期望算法很相似, 因为两者都试图找到数据中自然聚类的中心. k -means 算法假设对象属性来自于空间向量, 并且目标是使各个群组内部的均方误差总和最小. 劳埃德算法 (Lloyd algorithm) 是最常见的 k -means 算法形式^[9,10], 是 k -means 的迭代式改进探索法. 劳埃德算法首先把输入点分成 k 个初始化分组, 可以是随机的或者使用一些启发式数据. 然后计算每组的中心点, 根据中心点的位置把对象分到离它最近的中心, 重新确定分组. 继续重复不断地计算中心并重新分组, 直到收敛, 即对象不再改变分组 (中心点位置不再改变).

2.2 基本模板法

基本模板法是对整体数据求其模板, 其求解过程如下: 存在时间序列 x , 长度为 N , 即 $\{x(i) : 1 \leq i \leq N\}$, 将所有数据分为大于零与小于零两部分,

$$\begin{cases} x_1(i) : 1 \leq i \leq N_1, & \text{if } (x(i) \geq 0), \\ x_2(i) : 1 \leq i \leq N_2, & \text{if } (x(i) < 0), \end{cases}$$

利用标量量化函数^[9,10]对大于零和小于零的两部分分别求模板 [partition codebook] = $Lloyds(X, m)$, 其中, X 和 m 分别代表训练集 (即大于零或小于零的时间序列) 和模板个数; partition 为指标量化参数; codebook 为所需要获取的模板 (参考常见的符号化方法, 本文取模板个数 $m = 4$). 再将时间序列中每一个符号与这些模板相比, 最靠近哪个模板就将这个符号规定为属于这个模板 (不妨设 codebook $\in \{a_1, a_2, a_3, a_4\}$, 则 $x(i) = a_j \min(|x(i) - a_j|)$, $j = 1, 2, 3, 4$). 当每个符号都分配到对应的模板中后, 再将这些模板定位为 0, 1, 2, 3 (即令 $a_1 = 0, a_2 = 1, a_3 = 2, a_4 = 3$) 并按顺序将原始序列转换为模板对应的新值 (0, 1, 2, 3), 最终得到长度为 N 且每个值均为 0, 1, 2, 3 中某一个值的符号化序列.

2.3 自适应模板法

自适应模板法是对整体数据分区间后, 分别求每个小区间上的模板, 其求解过程简单叙述如下: 存在一时间序列 x , 长度为 N , 即 $\{x(i) : 1 \leq i \leq N\}$, 先将这个时间序列分成 n 个小区间, 则每个区间的长度为 $m = N/n$. 类似于基本模板法, 我们将每个小区间的数据分为大于零与小于零两部分, 对每个小区间里的两个时间序列求模板, 并将每个小区间里的每个数据映射到对应的小区间模板中. 最终可以得到数据长度为 N 且由 0, 1, 2, 3 组成的符号化序列.

2.4 转移熵

转移熵是一个量化两个系统相关程度或混沌程度的参数, 它可用于处理有限长度的生理信号数据.

转移熵定义由 Schreiber 于 2000 年提出^[6,11]:

$$T_{J \rightarrow I} = \sum p(i_{n+1}, i_n^{(k)}, j_n^{(l)}) \times \log \frac{p(i_{n+1} | i_n^{(k)}, j_n^{(l)})}{p(i_{n+1} | i_n^{(k)})}, \quad (1)$$

其中, i_n, j_n 分别代表 I 序列、 J 序列在 n 时刻的状态; $i_n^{(k)}$ 指长度为 k 的字符串 i_{n-k+1}, \dots, i_n , 同理, $j_n^{(l)}$ 指长度为 l 的字符串 j_{n-l+1}, \dots, j_n . 通常为了计算方便, 一般取 k, l 均为 1.

3 基于自适应模板法的脑电符号转移熵分析

3.1 实验数据

本文使用由南京军区总医院从临床诊断中采集到的资料, 并取该数据库中青少年组和成年组的脑电信号来比较自适应模板法与基本模板法的优势. 对于青少年组和成人组, 每组均有四个对象, 每个对象的脑电数据均包括 16 个导联, 记录长度均大于 1 min, 采样周期为 512 Hz, 且均已经过健康筛查, 其中成人组平均年龄为 38 岁且均为男性, 青少年组平均年龄为 17 岁且有三位男性一位女性. 我们研究了其中 Fp1 和 Fp2 两列导联数据的转移熵 (实验证明, Fp1, Fp2 导联的符号转移熵具有较好的区分度, 不妨取 Fp1, Fp2 导联作为研究对象).

在下文中,我们记青少年组为“adolescent”,成人组为“adult”.

3.2 实验方法

首先读取各组原始脑电信号中有效的原始数据,利用前面所述的基本模板法和自适应模板方法进行符号化处理,再分别计算符号化后序列的转移熵.对比分析不同符号化方法所得到的转移熵值,并运用SPSS统计分析软件对每类计算结果进行显著性检验,进一步分析改进后的自适应模板法的优势.最后分析了算法的健壮性.

3.3 实验结果与分析

3.3.1 导联信号的选取

对不同导联组数据,从样本“adolescent”与“adult”中对每个个体的脑电信号序列分别取数据长度 $L = 512 \times 3$,小区间的数据长度 $l = 16$ 的脑电信号原始序列.针对每一个体,以 $t = 5, 405, 805, \dots, 3205, 3605$ 的10个不同时间点为起点(从5开始是因为本文的有效数据点即从第5个数据点开始,所以参与分析的点必须 ≥ 5),对每个时间序列进行基于自适应模板法的符号化处理,计算10组序列长度为 L 的转移熵值,并把每一个体中的10

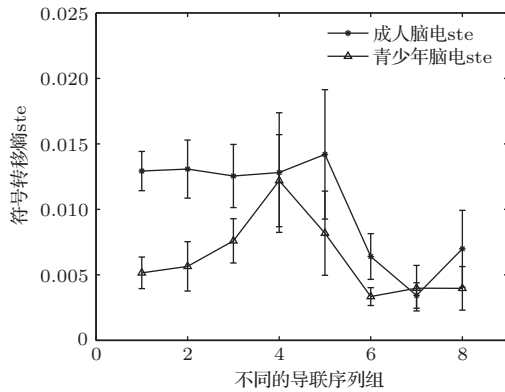


图1 $L = 512 \times 3, l = 16$ 时,采用自适应算法得到的成人组与青少年组在不同导联组下脑电信号的符号转移熵结果比较(横坐标的含义是:1为Fp1, Fp2; 2为F3, F4; 3为C3, C4; 4为P3, P4; 5为O1, O2; 6为F7, F8; 7为T3, T4; 8为T5, T6; ste为符号转移熵)

Fig. 1. Based on the adaptive template method, the symbolic transfer entropy comparison between adolescent group and adult group under different lead signals when $L = 512 \times 3, l = 16$ (the meaning of horizontal axis: 1: Fp1, Fp2; 2: F3, F4; 3: C3, C4; 4: P3, P4; 5: O1, O2; 6: F7, F8; 7: T3, T4; 8: T5, T6; ste: the symbolic transfer entropy).

组转移熵值取平均作为这个个体最终的转移熵值.最后分别对青少年部分的转移熵和成年人部分的转移熵进行平均,得到转移熵值(均值和标准差).结果如图1所示.

由图1可知,在8组导联信号中,第一导联Fp1与第二导联Fp2信号区分度较好,所以取Fp1与Fp2导联组数据做分析对象.

3.3.2 自适应模板法中转移熵与总数据长度 L 的关系

从样本“adolescent”与“adult”中对每个个体的脑电信号序列分别取数据长度 $L = 512, 512 \times 2, 512 \times 3, 512 \times 4, 512 \times 5$,小区间的数据长度 $l = 16$ 的脑电信号原始序列.与上一实验相同,对于特定的 L ,针对每一个体,取不同的时间起点,对每个时间序列进行基于自适应模板法的符号化处理,计算每个个体在数据长度 L 时最终的转移熵值.最后分别对青少年部分的转移熵和成年人部分的转移熵进行平均,得到在数据长度 L 下的转移熵值(均值和标准差).变换不同的数据长度 L ,得到转移熵与数据长度 L 的关系,如图2所示.

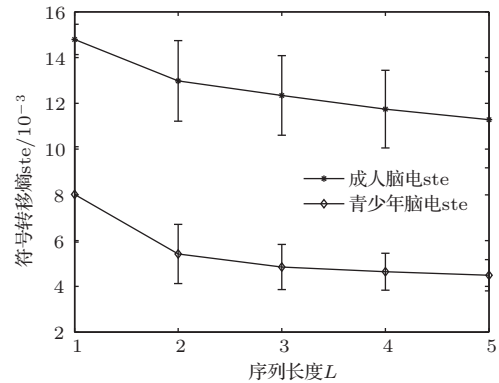


图2 符号转移熵与总数据长度 L 的关系(横坐标的含义是:1为 $L = 512, 2$ 为 $L = 512 \times 2, \dots, 5$ 为 $L = 512 \times 5$,即对512点到 512×5 点长度的序列求符号转移熵)

Fig. 2. Relationship between ste and L . The meaning of horizontal axis: 1 represents $L = 512, 2$ represents $L = 512 \times 2, \dots, 5$ represents $L = 512 \times 5$, namely L is in a range from 512 to 512×5 .

由图2可以看出,在小区间长度固定为16的条件下,对于同一数据长度 L ,成年人的脑电信号转移熵值明显高于青少年的脑电信号转移熵值.且随着数据长度 L 的增加,两类脑电转移熵都有减小的趋势,当 $L = 512 \times 3$ 时,成人脑电转移熵与青少年脑电转移熵下降趋势平缓.为兼顾算法效率与实验精度并鉴于本次实验是为了观察基本模板法与自适应模板的区别,我们取数据长度 $L = 512 \times 3$.

3.3.3 自适应模板法中转移熵与分割所得小区间的数据长度 l 的关系

从样本“adolescent”与“adult”中对每个个体的脑电信号序列分别取数据长度 $L = 512 \times 3$ 的脑电信号原始序列, 将每个序列分别分割为 $l = 8, 16, 32, 64$ 的小区间, 并对每个时间序列进行基于自适应模板法的符号化处理. 对于特定的 l , 与上一实验相同, 针对每一个体, 取不同的时间起点, 计算不同起点的小区间数据长度为 l 的转移熵值, 并把10组转移熵值的均值作为这个个体最终的转移熵. 最后分别对青少年的转移熵和成年人的转移熵进行平均, 得到小区间长度 l 下的转移熵值(均值和标准差). 变换不同的小区间长度 l , 得到转移熵与小区间长度 l 的关系, 如图3所示.

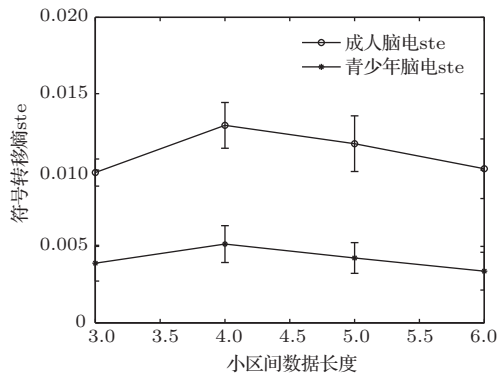


图3 符号转移熵与小区间长度 l 的关系(横坐标的含义是: 3为 $l = 8$, 4为 $l = 16$, ..., 6为 $l = 64$, 即以8点到64点的序列长度作为分割的小区间长度)

Fig. 3. Relationship between ste and l . The meaning of horizontal axis: 3 represents $l = 8$, 4 represents $l = 16$, ..., 6 represents $l = 64$. The length of split small area is from 8 to 64.

由图3可以看出, 在固定的总时间序列长度下, 转移熵会随着分割得到的小区间的序列长度 l 而变化, 且在 $l = 16$ 时达到最大值. 而转移熵越大证明预测效果越好, 故我们取小区间序列长度 $l = 16$.

3.3.4 $L = 512 \times 3, l = 16$ 时两种不同模板法中青少年与成年人的转移熵差异

从样本“adolescent”与“adult”中对每个个体的脑电信号序列分别取数据长度 $L = 512 \times 3$ 、小区间的数据长度 $l = 16$ 的脑电信号原始序列, 并对每个时间序列分别进行基于基本模板法与自适应模板法的符号化处理. 与上一实验相同, 针对每一个体, 取不同的时间起点, 计算不同起点的序列长度 $L = 512 \times 3$ 的转移熵值, 并把10组转移熵值的均

值作为这个个体最终的转移熵. 最后分别对四位成年人脑电信号转移熵、四位青少年脑电信号转移熵求均值和标准差, 结果如图4所示.

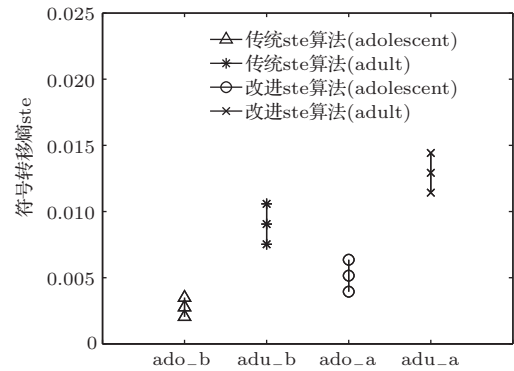


图4 分别采用基本模板法和自适应模板法得到的成人脑电与青少年脑电的符号转移熵(ado_b是指采用基本模板法获得青少年转移熵, adu_b是指采用基本模板法获得成人转移熵, ado_a是指采用自适应模板法获得青少年转移熵, adu_a是指采用自适应模板法获得成人转移熵)

Fig. 4. Symbolic transfer entropy of adolescent group and adult group obtained by the basic template method and the adaptive template method. $L = 512 \times 3, l = 16$, ado_b represents that the ste of adolescent group is obtained by the basic template method, adu_b represents that the ste of adult group is obtained by the basic template method, ado_a represents that the ste of adolescent group is obtained by the adaptive template method, adu_a represents that the ste of adult group is obtained by the adaptive template method.

由图4可得出以下结论:

1) 基于自适应模板法的转移熵中, 成人脑电的转移熵显著高于青少年脑电的转移熵, 说明成人的脑力活动更显著, 大脑的功能状态更加复杂, 这一点与实际相符, 因为本次实验所采用的青少年脑电信号, 其平均年龄在17岁左右, 此时青少年大脑尚未完全开发, 大脑尚处于进一步发育期, 而本次实验采用的成人脑电信号, 其平均年龄在38岁左右, 正处于大脑最活跃期, 因此成人脑电转移熵应显著高于青少年脑电转移熵;

2) 与传统的基于基本模板法的转移熵处理结果相比, 无论是青少年脑电的转移熵还是成人脑电的转移熵, 改进后的基于自适应模板法的转移熵值均大于同等情况下传统算法的计算结果, 由此可见使用改进算法得到的耦合作用更明显, 处理效果更显著;

3) 与传统的基于基本模板法的转移熵处理结果相比, 无论是青少年脑电的转移熵还是成人脑电

的转移熵,改进后的基于自适应模板法的转移熵值在一定区间内波动范围更显著,这将有利于捕捉到更好的动态信息,在分析非平稳时间序列上具有更好的效果.

3.3.5 统计分析 with 假设检验

为进一步验证本文提出的自适应模板法的准确性及有效性,使用SPSS统计分析软件对两类转移熵算法计算结果分别进行了假设检验并加以分析区分.测试结果表明,基于基本模板法的转移熵中,对实验中的两组青少年脑电与成人脑电信号转移熵的差异显著性进行假设检验知 $T = 3.724, P = 0.01 < 0.05$,达到了1%的极显著水平,而基于自适应模板法的转移熵中, $T = 4.039, P = 0.007 < 0.05$,也达到了1%的极显著水平且区分度更高.可见改进后的自适应模板法提高了青少年脑电信号与成人脑电信号的区分度,这将更有利于获得动力学特性,在分析时间序列上可获得更好的效果.

3.3.6 自适应模板法的健壮性

为了验证算法的健壮性,从样本“adolescent”与“adult”中分别取数据长度 $L = 512 \times i (i = 1, 2, 3, 4, 5)$,小区间的数据长度 $l = 16$ 的脑电信号原始序列并进行三种方式的计算.其一采用自适应模板法的符号化处理,其二在原始序列上叠加正弦信号后进行自适应模板法的符号化处理,其三在原始序列上叠加高斯白噪声信号后进行自适应模板法的符号化处理.结果如图5所示.

从图5可以看出,加上正弦信号后的脑电信号转移熵略低于原始信号的转移熵,而加上高斯白噪声后则相对于原始信号的转移熵仅略有提高,且三者趋势完全一致.由此可见本文所提出的算法健壮性较高,算法可靠有效.

为进一步验证算法的优越性,我们研究了基于基本模板法健壮性与基于自适应模板法健壮性的区别.由于自适应是针对非平稳信号问题提出的解决方法,因此以在原始序列上叠加正弦信号为原始数据研究两种算法的健壮性.从样本“adolescent”与“adult”中分别取数据长度 $L = 512 \times 3$,小区间的数据长度 $l = 16$ 的脑电信号原始序列进行计算,结果如图6所示.

由图6可以看出,增加了正弦信号后,仍满足改进算法得到的耦合作用更明显,且其转移熵值在

一定区间内波动范围更显著的特点.为进一步验证算法的有效性,直观区分两类算法的健壮性,使用SPSS统计分析软件对计算结果进行了假设T检验.实验结果表明,基于基本模板法的转移熵中, $T = 3.516, P = 0.013 < 0.05$,而基于自适应模板法的转移熵中, $T = 3.572, P = 0.012 < 0.05$,均达到了1%的极显著水平,且后者区分度更高.可见改进后的自适应模板法提高了青少年脑电信号与成人脑电信号的区分度,说明自适应模板法对于非平稳信号更有效,健壮性更佳.

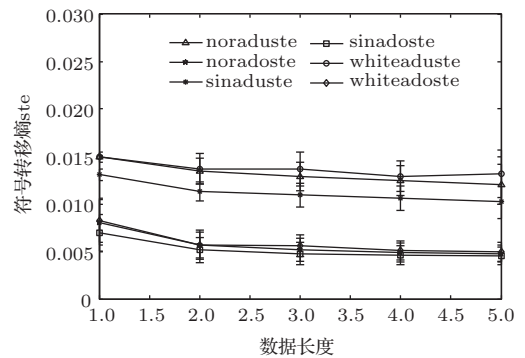


图5 自适应模板法健壮性分析(noraduste表示原始成人脑电转移熵, noradoste表示原始青少年脑电转移熵, sinaduste表示增加了正弦噪声的成人脑电转移熵, sinadoste表示增加了正弦噪声的青少年脑电转移熵, whiteaduste表示增加了白噪声的成年脑电转移熵, whiteadost表示增加了白噪声的青少年脑电转移熵)

Fig. 5. Robustness analysis based on the adaptive template method. The noraduste represents normal adult ste, noradoste represents normal adolenscent ste, sinaduste represents adult ste with added sin nosie, sinadoste represents adolenscent ste with added sin nosie, whiteaduste represents adult ste with added whitenoise nosie, whiteadoste represents adolenscent ste with added whitenoise nosie.

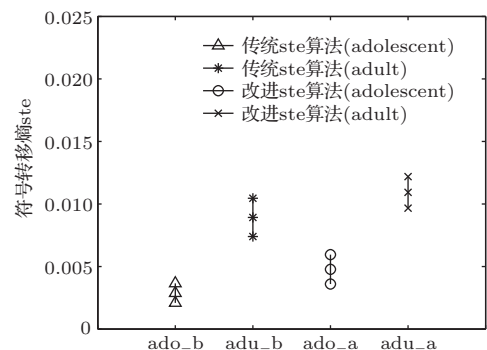


图6 基本模板法健壮性与自适应模板法健壮性的比较
Fig. 6. Comparison between the robustness of the basic template method and the adaptive template method.

4 结 论

在传统的基于基本模板法的转移熵研究基础上,为进一步获得更好的动力学特征,本文提出了一种新的基于自适应模板法的转移熵计算方法.本质上来说,基本模板法其实是静态划分的符号动力学方法,这一方法在符号化过程中不可避免地会丢失一些细节信息.然而在相同情况下,在区分青少年脑电信号转移熵与成人脑电信号转移熵时,改进的自适应模板法所得转移熵值均高于基本模板法所得转移熵值,这将能更好地捕捉到信号中的动态信息、获取更多的细节信息及系统动力学复杂性的改变,在医学临床检测等应用中将会有更好的效果.

参考文献

- [1] Ning X B, Bian C H, Wang J, Chen Y 2006 *Chin. Sci. Bull.* **51** 385 (in Chinese) [宁新宝, 卞春华, 王俊, 陈颖 2006 科学通报 **51** 385]
- [2] Costa M, Goldberger A L, Peng C K 2005 *Phys. Rev. Lett.* **95** 198102
- [3] Yao W P, Liu T B, Dai J F, Wang J 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 078704 (in Chinese) [姚文坡, 刘铁兵, 戴加飞, 王俊 2014 物理学报 **63** 078704]
- [4] Wang J, Ma Q L 2008 *Chin. Phys. B* **17** 4424
- [5] Daw C S, Finney C E A, Kennel M B 2000 *Phys. Rev. E* **62** 1912
- [6] Staniek M, Lehnertz K 2008 *Phys. Rev. Lett.* **100** 158101
- [7] Kurths J, Voss A, Saparin P, Witt A, Kleiner H J, Westel N 1995 *Chaos* **5** 8894
- [8] Jones N S 2008 *Phys. Rev. Lett.* **100** 208702
- [9] Lloyd S P 1982 *IEEE Trans. Inform. Theory* **28** 129
- [10] Max J 1960 *IRE Trans. Inform. Theory* **6** 7
- [11] Schreiber T 2000 *Phys. Rev. Lett.* **85** 461

Transfer entropy analysis of electroencephalogram based on adaptive template method*

Wang Ying¹⁾ Hou Feng-Zhen^{2)†} Dai Jia-Fei³⁾ Liu Xin-Feng³⁾ Li Jin⁴⁾ Wang Jun^{1)‡}

1) (Key Laboratory of Image Processing and Image Communications of Jiangsu Province, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

2) (School of Science, China Pharmaceutical University, Nanjing 210009, China)

3) (Neurology Department, Nanjing General Hospital of Nanjing Military Command, Nanjing 210002, China)

4) (College of Physics and Information Technology, Shaanxi Normal University, Xi'an 710062, China)

(Received 16 July 2014; revised manuscript received 14 October 2014)

Abstract

Electroencephalogram (EEG) is a very weak random signal with complex mechanism, which comprehensively reflects the activities and the functional states of brain tissue. Due to the weak characteristic of EEG, the traditional basic template method is a good tool for EEG analysis. In order to further enhance the performance of this method, we propose a new transfer entropy method based on adaptive template. The method improves the symbolization of time series based on the original basic template method. Numerical experiments show that the improved adaptive template method can obtain better dynamic characteristics, and also has better ability to distinguish the results in the analysis of time series. We use the transfer-entropy-based adaptive template method to analyze adolescent and adult EEG. We also study the relationship of the transfer-entropy-based adaptive template method to the total data length L and the data length l of the divided cells. Numerical results show that the transfer entropy value of adult EEG based on adaptive template is significantly higher than that of teenager EEG. This indicates that adult has a more significantly mental activity and the functional status of the brain is more complex. We then apply this method to human EEG signals and investigate their statistical properties. The results show that compared with the result of the basic method, the transfer-entropy-based adaptive template method can significantly show the EEG coupling for adolescents and adults EEG, which has a better discrimination and can better capture dynamic information and the change of the system dynamic complexity. At the same time, it will be more conducive to clinical diagnosis and provides a new and better method to judge whether brain is in a pathological state.

Keywords: basic template, adaptive template, transfer entropy

PACS: 87.85.-d, 05.45.-a

DOI: 10.7498/aps.64.088701

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61271082, 61201029, 61102094, 61401518), the Natural Science Foundation of Jiangsu Province, China (Grant No. BK20141432), the Foundation of Nanjing General Hospital of Nanjing Military Command, China (Grant No. 2014019), and the Fundamental Research Funds for the Central Universities, China (Grant No. FY2014LX0039).

† Corresponding author. E-mail: houfz@126.com

‡ Corresponding author. E-mail: wangj@njupt.edu.cn