

功能磁共振成像的基本尺度熵分析*

刘铁兵¹⁾ 姚文坡¹⁾ 宁新宝^{2)†} 倪黄晶²⁾ 王俊³⁾

1) (南京军区南京总医院, 南京 210002)

2) (南京大学近代声学教育部重点实验室, 南京大学电子科学与工程学院生物医学电子工程研究所, 南京 210093)

3) (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)

(2013年6月19日收到; 2013年7月27日收到修改稿)

人体大脑活动的复杂度随年龄变化而变化, 并且和性别有一定的联系, 通过对功能磁共振成像复杂度的分析有助于发现人脑活动和性别年龄之间关系的规律. 本文提出需要根据年龄段的变化对基本尺度熵的参数做适当的调整, 以便获得良好的信号区分效果. 本文研究了人脑活动和性别年龄之间存在的关系. 结果证明, 同龄男女的基本尺度熵值存在一定的差异, 并且随年龄段的不同发生相应的变化, 另外基本尺度熵中的参数在数据分析中也随年龄变化存在一定规律的变化. 通过对 fMRI 数据的分析表明, 基本尺度熵能够有效地区分不同人群 fMRI 数据特征, 为进一步信号复杂度分析提供方便.

关键词: 功能磁共振成像, 基本尺度熵, 复杂度

PACS: 87.85.-d, 05.45.-a

DOI: 10.7498/aps.62.218704

1 引言

人体大脑活动复杂度在不同年龄、性别的人群中是有区别的, 并且和性别年龄之间存在一定的规律, 对不同人体大脑活动复杂度的准确获得将为人脑活动规律的研究提供有价值的信息. 目前, 医学基本采用 fMRI^[1,2] 来精确检测大脑活动的状况, 本文通过对不同人群 fMRI 中数据复杂度的分析并进一步分析熵值所反映的规律.

目前有许多方法可以对信号复杂度进行测量, 如 Pincus^[3] 提出的近似熵、Richman 等^[4] 提出的样本熵和 Ning 等人提出的模式熵^[5], 还有 Costa 等人^[6] 提出的多尺度熵等. 但是这些方法在分析 fMRI 数据中表现出一定的局限性, 有的分析方法对噪声敏感, 有些则需要其他一些对数据的预处理操作, 影响最终的数据分析效果. Ning 等^[7] 提出的基本尺度熵方法具有简单、快速和较强的抗干扰能力, 能有效分析短时、非平稳、有噪声干扰的数据, 目前已成功应用在生物医学工程方面^[8-10]. 本

文采用基本尺度熵方法分析不同人群 fMRI 信息的复杂度特征, 并在此基础上进行区分比较.

基本尺度熵计算简单、快速, 对数据进行基本尺度熵运算时有三个参数需要调节, 分别是数据序列长度 N 、截取的矢量维数 m 和基本尺度参数 a . 根据经验和实际操作运算的测试, 数据序列长度 N 的选取通常和原始数据序列长度相当, 而矢量维数取 4 较为合适, 因此对 fMRI 的基本尺度熵运算多是通过不断调节基本尺度参数 a 来获取较好的信号区分效果.

通过对来自不同性别、年龄人群的人群的 fMRI 数据复杂度的分析, 我们发现基本尺度熵可以有效地区分不同人群 fMRI 复杂度特征, 为下一步科学理论研究作出良好的铺垫. 在对来自不同人群 fMRI 的基本尺度熵分析基础上, 本文得出一些相应的结论. 首先, 基本尺度熵值在同龄男女之间存在一定的差异, 20 岁后女性 fMRI 的熵值相比于男性要偏大. 再次, 随着年龄的增加, 人体 fMRI 的基本尺度熵值有增大的趋势. 另外, 对于不同阶段的人群, 如青年、中年和老年, 为获得良好的数据区分效果, 基本尺

* 国家自然科学基金(批准号: 61271082, 61201029, 61102094)和江苏省自然科学基金(批准号: BK2011759, BK2011565)资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: xbning@nju.edu.cn

度参数 a 的调节起到重要作用, 具体表现为随年龄段的提高, a 值需要适当提高从而较为清晰地区分人群特征.

2 基本尺度熵原理

对数据进行基本尺度熵计算, 首先要对数据一维到 m 维矢量转换, 然后根据基本尺度参数 a 将 m 维矢量转换为相应的符号序列, 最后由符号序列统计出相关概率并计算基本尺度熵值, 下面详细分析基本尺度熵的运算过程.

首先将长度为 N 的一维数据序列 u 变换为 m 维矢量 X , 转换方式如下式所示:

$$X(i) = [u(i), u(i+L), \dots, u(i+(m-1)L)], \quad (1)$$

式中 m 是矢量维数, L 是延迟因子. 当 $L = 1$ 时, (1) 式转化为 $N - m + 1$ 个 m 维矢量: $X(i) = [u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)]$.

接下来, 我们每一个 m 维矢量转换成 m 维矢量符号序列 S :

$$S_i(X_i) = \{s(i), s(i+1), \dots, s(i+m-1)\}, \quad (2)$$

式中 $s \in A: A = 0, 1, 2, 3$, 符号 A 只是为了方便统计概率, 其取值具体的大小没有实际意义, 由 m 维矢量到矢量符号序列的具体转换过程如下^[11-13]:

$$S_i(X_i) = \begin{cases} 0: & \bar{u} < u_{i+k} \leq \bar{u} + a \times BS, \\ 1: & u_{i+k} > \bar{u} + a \times BS, \\ 2: & \bar{u} - a \times BS < u_{i+k} \leq \bar{u}, \\ 3: & u_{i+k} \leq \bar{u} - a \times BS, \end{cases} \quad (3)$$

式中 \bar{u} 代表第 i 个 m 维矢量的平均值, $a \times BS$ 为划分符号的标准, BS 定义为 m 维矢量中所有相邻点数据间隔 (或大小) 的差值方均根值:

$$BS(i) = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{m-1} [u(i+j) - u(i+j-1)]^2}{m-1}}. \quad (4)$$

基本尺度参数 a 对于数据的基本尺度熵分析起到重要作用, 在实际应用中需要合适地选择. a 取值过大时, 进行符号转发过程中会丢失细节信息, 而取值过小则会使结果易受噪声影响. 在本文对 fMRI 的基本尺度熵分析过程中, 为获得良好的信号分析效果, a 在不同年龄段中的选取需要根据人体特征不同而发生变化.

最后, 我们需要分析统计 m 维矢量符号序列 S_i 的分布概率 $P(S_i)$. 符号 A 在本文中包含四种符号, 其的 m 维矢量符号序列 S_i 共有 4^m 种不同的组合状态 π , 整个 $N - m + 1$ 个 m 维矢量中所占的概率

$$p(\pi) = \frac{\#\{t | (u_t, u_{t+1}, \dots, u_{t+m-1}) \text{ hastype } \pi\}}{N - m + 1}, \quad (5)$$

式中, $1 \leq t \leq N - m + 1$, $\#$ 表示个数. 最终我们得到基本尺度熵定义为

$$H(m) = -\sum p(\pi) \log_2 p(\pi), \quad (6)$$

其中矢量维数 m 可以取 3 至 7 任意整数, 序列长度 N 应大于 4^m . 基本尺度熵描述了时间序列中 m 个取值所包含的波动信息, 即信息的复杂度. 基本尺度熵值越大, 则表明序列维矢量的波动模式越复杂, 序列的复杂性越高; 反之, 熵值越小, 序列的复杂性越低^[14].

3 fMRI 数据分析

本文使用的 54 组 fMRI 收集自 ICBM (International Consortium for Brain Mapping), 数据来源为 1,000 Functional Connectomes Project. 通过对数据信息的一维化处理, 我们共得到 54 组一维数据, 每组数据包含 2875 个数据.

为取得良好的信号分析效果, 在进行基本尺度熵的计算时需要对其其中的一些参数进行设置. 首先数据序列长度的选取, 通过对算法运算复杂度和有效性的考虑, 数据序列长度选为 2000 和 2500; 再次是矢量维数 m 的确定, 在多次分析中确定 m 的取值为 4 可以收到较为理想的信号分析效果; 最后是基本尺度参数 a , 对算法分析起到决定性的影响, 为获得对 a 较为全面的理解, 本文从 0.1 开始, 以 0.1 为步长选取到 2, 从小到大共 20 个取值.

3.1 各个年龄段男女的基本熵值比较

在进行基本尺度熵分析中, 我们首先发现相同年龄段不同性别的 fMRI 的基本尺度熵值存在一定差异, 并且这种差异随年龄的变化而发生相应改变. 在分析中, 选取原始数据中从开始位置的 2500 点, 基本尺度参数 a 为 0.4, 数据结果如表 1 所示.

表 1 不同年龄男女的基本尺度熵分别采用原始数据中三到四个样本取平均, 从图 1 中我们可以看到同龄男女的差异和随年龄变化而变化的趋势.

表1 相同年龄不同性别基本尺度熵值的差异

年龄	19	20	21	22	30	45
女性	3.7598	3.8917	4.0295	4.0865	4.1109	4.1489
男性	3.8598	3.9326	3.9686	4.0127	4.0565	4.0961

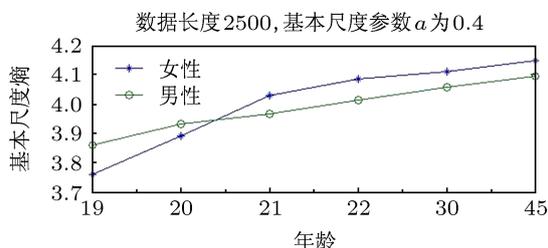


图1 各个年龄男女基本尺度熵值变化趋势

从上图1我们可以看出各个年龄段不同性别的fMRI基本尺度熵的差异,处于青少年时期的男女生身体变化较大,其fMRI复杂度因此也表现出较大的变化趋势,在20岁左右男女生fMRI基本尺度熵值都有一个明显的上升趋势.在20岁之前男性fMRI的熵值大于女性,而在20岁以后的年龄段中女性fMRI的熵值要普遍高于男性.

青少年男女生fMRI基本尺度熵值得变化趋势和相对关系与其生长发育相关.20岁前女生熵值大于男生,这种变化的原因在于女孩的发育要早于男孩,20岁左右两者差异逐渐变小.在20岁之后,即青春期以后,男性的发育特征开始高于女性.另外,青少年身体发育较快,尤其在20岁左右经历青春期,身体发生较大变化,其fMRI的基本尺度熵值因而有个较大的上升趋势.当人体发育成熟后,无论

男女其复杂度出现较为平缓的变化趋势,如图1中25到45岁之间的基本尺度熵值的变化趋势所示.

另外,我们从图1中还可以看到一个趋势,便是随着年龄的增加人体复杂度也在发生一定的变化,表现为人体fMRI的基本尺度熵值逐渐增大,这一趋势在下面对各个年龄段人群fMRI的分析中有更加明显的展现.

3.2 基本尺度熵随年龄变化而变化的规律

人体fMRI基本尺度熵值不仅和性别有关系,而且随着年龄的变化而发生相应的变化,即随年龄的增加而相应变大.通过对青年、中年和老年人等各个年龄段的分析比较可以较为清楚地看出基本尺度熵值的这一变化趋势.

本文选取不同年龄段的人群进行基本尺度熵运算,跨度从20到70岁左右,共6个年龄段(19—25记作“1”段,26—35记作“2”段,依次类推,详见表2),每个年龄段有5到6的样本.基本尺度熵的计算数据序列长度选为2500,基本尺度参数 a 为1.7.

图2是基本尺度熵随年龄段变化而发生变化的趋势图.

表2 随年龄增长基本尺度熵的变化

年龄段	1	2	3	4	5	6
	19—25	26—35	36—36	47—55	56—67	68—79
基本熵	2.8307	2.9771	3.0452	3.0736	3.1258	3.1764

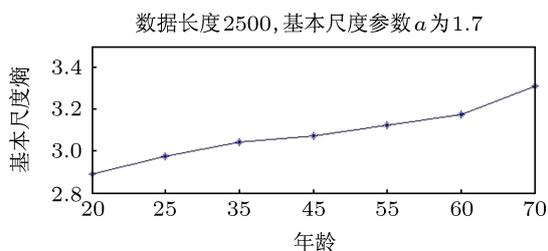


图2 随年龄段增长基本尺度熵的变化趋势

从表2和图2中可以较为明了地看出人体fMRI基本尺度熵随年龄增加而发生的变化.图中基本尺度熵值首先在35岁之前上升较快,从2.8快

速上升至3.1左右;而之后一直到50岁左右增长趋势较为平缓,该年龄段人群的fMRI基本尺度熵值维持在3.1左右;在人体老年后,即55岁之后又有一快速增加的趋势,但是增幅不大,从3.1增至3.2左右.

基本尺度熵值的变化趋势和人体发育过程相符合,从青少年到成年最后为老年阶段人体fMRI复杂度的变化明确反应了不同生长阶段的变化.首先,青少年时期人体发育较快,成长过程身体发生较大的变化,其fMRI复杂度随之发生,在基本尺度

熵值表现为大幅的增长;而发育成熟后的一段时期人体状况较为平稳,从30到50岁前后人体经历一个较为平稳的变化阶段,但是50岁之后人体开始发生较大的衰老阶段,老年之后人体步入较大的身体变化阶段^[15].

3.3 基本尺度参数 a 的选取

在对信号进行基本尺度熵分析时,尤其是区分不同信号时,基本尺度参数 a 将起到决定的作用.为了研究基本尺度参数 a 对数据区分的影响,本文接下来将全部 fMRI 按照 3.2 中的方法分为 6 组,测试 a 在基本尺度熵分析中的作用.

图 3 中的六张图片分别对应不同年龄段人群的基本尺度熵数据,每张图片在相应年龄段选取四个样本.图形的横坐标表示基本尺度参数 a ,纵坐标为基本尺度熵值,每条线代表一个样本,图中在良好区分度的基本尺度参数 a 处用黑线标出.

由图 3 我们可以看出,为获得不同年龄段人群 fMRI 数据良好的区分效果,基本尺度参数 a 需要随年龄的变化做适当的调整.表 3 是各个年龄段获得良好区分度时的基本尺度参数 a .

通过图 4 可以更加清楚地看出,为得到良好的区分效果, a 值随年龄段变化而发生变化的趋势.人体不同生长阶段的差异不同,随年龄的增长基本尺度参数 a 的选取随之变化并且包含一定的规律.

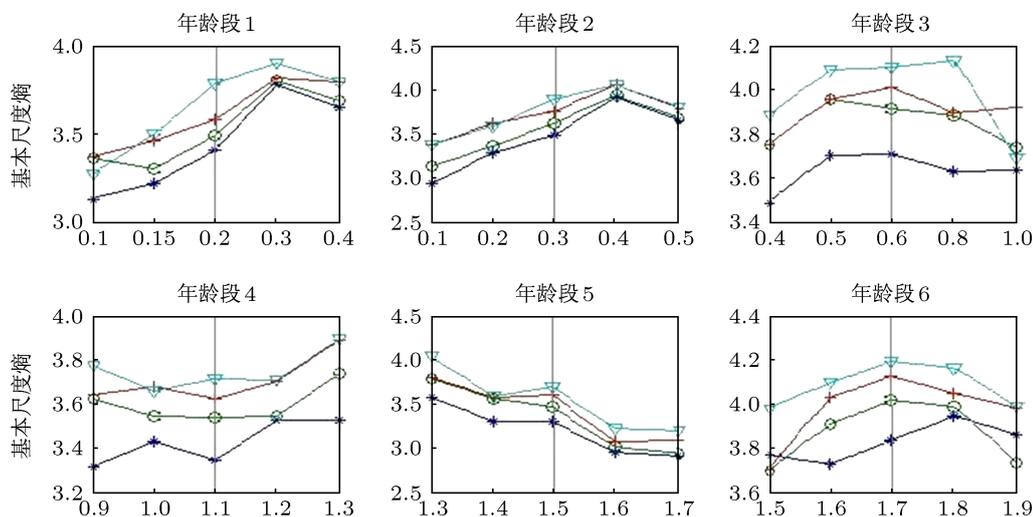


图 3 各个年龄段人体 fMRI 随 a 变化的区分效果

表 3 不同年龄段对基本尺度参数选取的要求

年龄段	1	2	3	4	5	6
	19—25	26—35	36—36	47—55	56—67	68—79
基本尺度参数 a	0.2	0.3	0.6	1.1	1.5	1.7

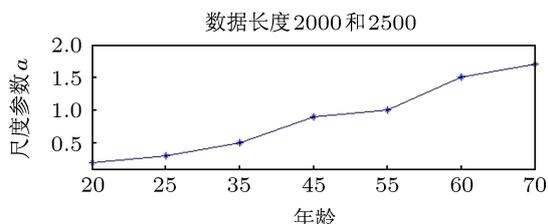


图 4 不同年龄段对基本尺度参数选取的要求

从图 4 的数据可以发现,为获得良好的人群区分度,尺度参数 a 的选取需随年龄段的变化做适当调整.青年阶段人群的区分所需的 a 值较小,在 0.2—0.5 之间,中年阶段人群的区分需将 a 设定在

1.0 左右,而在区分老年阶段的人群时, a 的取值通常要大一些,在 1.5—1.8 之间.

a 值的选取对不同阶段人群 fMRI 的区分起到重要作用,当数据之间差异较小时,较小的 a 值有利于通过细微信息区分不同数据,而当数据之间存在较大差异时, a 值选取偏大的值可有效区分数据,如果选取的值偏小会引起误差.青年阶段的人群差异性较小,在计算基本尺度熵时需要设定较小的 a 值,而随年龄的增加,中年阶段人群的区分 a 值应该适当增大.进入衰老阶段的老年人在精神身体等

方面存在较大的差异,所以在区分时 a 值应选取较大的值,从而避免过多细节信息对信号区分带来的误差.

4 结论

在信号复杂度分析方面,基本尺度熵具有简单快速等特点,可以有效地利用在对 fMRI 数据复杂度的分析中. 本文针对不同性别年龄人群的特征合理设置基本尺度熵的分析参数,包括数据序列长度 N 、截取的矢量维数 m 和基本尺度参数 a ,并分析其基本尺度熵值,得出如下结论:

1. 同龄男女之间 fMRI 的基本尺度熵值存在一定差异,并且这种差异会随年龄的变化而发生变化,

具体表现为:以 20 岁左右为分界点,之前男性基本尺度熵值偏大,而 20 岁之后女性的熵值偏大.

2. 随年龄的变化,人体 fMRI 的基本尺度熵值存在增大的趋势,趋势的变化和人体发育状况相符合. 人体大脑活动随年龄的增长,出现复杂度的变化,通过对 fMRI 进行基本尺度熵分析可促进对人体大脑活动的变化和年龄之间的关系研究.

3. 为获得良好的信号区分度,基本尺度熵的参数需要根据年龄段的变化做适当的调整,即基本尺度参数 a 随年龄段的增大而相应地适当增大. 不同年龄段人群的大脑活动复杂度不同,差异产生的原因和身体状况有关,因此为区分不同年龄段 fMRI 的数据特征需要适当调整基本尺度熵的参数,尤其是基本尺度参数 a ,以便获得良好的信号区分效果.

-
- [1] Worsley K J, Liao C H, Aston J 2002 *NeuroImage* **15** 1
- [2] Zu D L, Guo H, Song X Y, Bao S L 2002 *Chin. Phys.* **11** 1008
- [3] Pincus S M 1991 *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* **88** 2296
- [4] Richman J S, Moorman J R 2000 *Am. J. Physiol. Heart Circ. Physiol.* **278** H2039
- [5] Ning X B, Xu Y L, Wang J 2004 *Physica A* **346** 475
- [6] Costa M, Goldberger A L, Peng C K 2002 *Phys. Rev. Lett.* **89** 068102
- [7] Li J, Ning X B 2006 *Phys. Rev. E* **73** 052902
- [8] Li J, Liu D Z 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 208701 (in Chinese) [李锦, 刘大钊 2012 物理学报 **61** 208701]
- [9] Huang X L, Cui S Z, Ning X B 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 8160 (in Chinese) [黄晓林, 崔胜忠, 宁新宝 2009 物理学报 **58** 8160]
- [10] Yan B G, Zhao T T 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 078701 (in Chinese) [严碧歌, 赵婷婷 2011 物理学报 **60** 078701]
- [11] Si J F, Ning X B, Zhou L L 2007 *J. of Nanjing Univ. (Natural Sciences)* **43** 426 (in Chinese) [司峻峰, 宁新宝, 周玲玲 2007 南京大学学报(自然科学) **43** 426]
- [12] Wang J, Chen J 2010 *Physical A* **389** 2096
- [13] Yang X, Ning X B, He A J 2008 *J. of Nanjing Univ. (Natural Sciences)* **44** 361 (in Chinese) [杨希, 宁新宝, 何爱军 2008 南京大学学报(自然科学) **44** 361]
- [14] Li J, Ning X B 2005 *Chin. Sci. Bull.* **50** 1438 (in Chinese) [李锦, 宁新宝 2005 科学通报 **50** 1438]
- [15] Xian L J 2003 *Biological Rhythms and Time Medicine* (Zhengzhou: Zhengzhou University Press) (in Chinese) [洗励坚 2003 生物节律与时间医学(郑州: 郑州大学出版社)]

The base scale entropy analysis of fMRI*

Liu Tie-Bing¹⁾ Yao Wen-Po¹⁾ Ning Xin-Bao^{2)†} Ni Huang-Jing²⁾ Wang Jun³⁾

1) (Nanjing General Hospital of Nanjing Military Command, Nanjing 210002, China)

2) (Key Laboratory of Modern Acoustics and Department of Electronic Science and Engineering, Institute for Biomedical Electronic Engineering, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

3) (Image Processing and Image Communications Key Lab., Nanjing Univ. of Posts & Telecomm., Nanjing 210003, China)

(Received 19 June 2013; revised manuscript received 27 July 2013)

Abstract

The complexity of human brain activity has shown a certain law associated with the difference of age and sex, which can be identified by fMRI (functional magnetic resonance imaging). In this paper, we apply the base scale entropy to 54 groups' fMRI data of different ages and gender, and then distinguish the different groups through the entropy. Through the base scale entropy with reasonable parameters, fMRI of different people could be distinguished effectively, which provides convenience to further data analysis. Results show that the base scale entropy between men and women of the same age has some differences and the entropy changes correspondingly with the change of age. In order to distinguish different people of different ages, we need to adjust the scale parameter to adapt to the trends in age changes. The fMRI data analysis shows that the base scale entropy could distinguish different populations' fMRI data characteristics for further facilitating the analysis of complex signals.

Keywords: fMRI, base scale entropy, complexity

PACS: 87.85.-d, 05.45.-a

DOI: 10.7498/aps.62.218704

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61271082, 61201029, 61102094), and the Natural Science Foundation of Jiangsu Province, China (Grant Nos. BK2011759, BK2011565).

† Corresponding author. E-mail: xbning@nju.edu.cn