

两种熵测度在量化射击运动员短时心率变异性 信号复杂度上的一致性*

庄建军¹⁾ 宁新宝^{1)†} 邹 鸣^{2)‡} 孙 飙²⁾ 杨 希¹⁾

1) 南京大学电子科学与工程系生物医学电子工程研究所, 南京 210093)

2) 南京体育学院运动系, 南京 210014)

3) 南京森林公安高等专科学校侦查系, 南京 210046)

(2007 年 7 月 14 日收到, 2007 年 8 月 24 日收到修改稿)

利用两种基于熵的非线性复杂度测度——近似熵和样本熵, 研究了专业射击运动员两种不同状态下(休息和练习赛)心率变异性信号的复杂度. 计算结果表明, 射击运动员休息时其心率变异性信号的熵值大于射击比赛时信号的熵值, 这意味着运动员一旦进行射击比赛时, 其心率变异性信号复杂度降低了, 心跳变得更为规则了. 为了更好地应用这两种基于熵的方法, 进一步分析了算法中的两个重要影响因素: 矢量匹配容差 r 和序列长度 N 对算法性能的影响. 分析结果表明, 只要参数选择在合适的范围内, 近似熵和样本熵都能够正确地分出两种不同状态的心率变异性信号, 但样本熵测度更适合量化射击运动员短时心率变异性信号, 尤其当心跳时间序列降为几百点时, 这在实际应用中显得尤为重要.

关键词: 近似熵, 样本熵, 复杂度, 射击

PACC: 0545, 0547, 8770

1. 引 言

非线性动力学分析是更好地理解复杂生物、生理系统的一个强有力的工具^[1-4]. 心率变异性(heart rate variability, HRV)是指瞬时心跳或 RR 间隔之间的变化, 自从被人们认识以来就引起了越来越多的关注^[5-10]. 心率变异性的应用范围也从临床逐步扩展到了包括运动领域在内的其他场合^[11, 12]. 近几年来, 体育工作者们尝试利用各种心率变异性测度来指导运动员进行科学训练^[13, 14]. 但大部分的研究主要集中在长期运动锻炼对自主神经调节下的心血管系统带来的变化和 HRV 测度之间的关系^[15-17], 探索过度训练引起的疲劳和 HRV 指标的变化之间的关系^[18, 19]以及训练强度、训练量和 HRV 参数之间的关系^[20-23], 研究对象主要为中长跑等耐力型运动项目.

大多数非线性 HRV 测度的计算需要非常长的数据序列^[24-26], 这往往难以获得或根本无法在实际

中应用. 近似熵(approximate entropy, ApEn)^[27]作为一种量化信号复杂度的统计指标, 已经被广泛地应用在包括心率变异性^[28-33]、内分泌^[34]等生理信号和其他领域时间序列复杂度问题的研究上^[35-37]. 近似熵之所以广受欢迎的主要原因是它能够对实验数据的复杂度提供量化信息, 而实验中采集的数据往往受到了噪声的污染, 且数据长度较短, 但多数情况下却具有固有的确定性和随机性的动力学特征. 尽管近似熵测度被广泛应用在生理信号复杂度的分析上, 但它本身却是一个有偏的统计量. 因为在计算近似熵的过程中采取了把矢量自匹配包含在矢量相似的统计中从而可以避免求零的自然对数这一非法情况的出现. 另外, 近似熵测度存在严重的依赖于数据长度且结果缺乏一致性的缺陷^[38, 39]. 为了克服这些局限性, Richman 和 Moorman 提出了一种类似于近似熵的测度——样本熵(sample entropy, SampEn)^[39]. 算法中除了未包括统计矢量自匹配的这一差异外, 其他步骤类似于近似熵, 但计算时间可以节约一半. 而且样本熵在很大程度上独立于数据记录的长度并

* 国家自然科学基金(批准号: 60501003)资助的课题.

† E-mail: xbning@nju.edu.cn

且结果保持相对的一致性。

不像其他以消耗体力和耐力为特征的体育运动那样,射击是一项技术性非常强的体育项目,它要求射击运动员能够保持长久的注意力,具备超强的心理稳定性和精神持久力,因此射击项目与运动员的自主神经功能间具有更为密切的关系。考虑到近似熵和样本熵作为一种复杂度测度具有区分不同实验数据序列的能力,因此本文研究的目的是使用这两种基于熵的复杂度度量方法来量化和比较射击运动员处于休息和射击比赛两种不同状态时其输出的短时 HRV 信号的复杂度及其差异。

2. 实验方法和手段

2.1. 近似熵和样本熵算法

近似熵算法描述如下:对一个 N 点的时间序列 $\{u(j) : 1 \leq j \leq N\}$,一共可以形成 $N - m + 1$ 个 m 维矢量 $X_m(i)$,其中 $\{i | 1 \leq i \leq N - m + 1\}$ 。两个 m 维矢量间的距离定义为

$$d[X(i), X(j)] = \max\{|u(i+k) - u(j+k)| : 0 \leq k \leq m-1\}, \quad (1)$$

也就是两个矢量对应标量元素间最大差值的绝对值。让 B_i 表示矢量 $X_m(j)$ 在矢量 $X_m(i)$ 容限 r 范围内的相似矢量数,让 A_i 表示矢量 $X_{m+1}(j)$ 在矢量 $X_{m+1}(i)$ 容限 r 范围内的相似矢量数,定义如下变量:

$$C_i^m(r) = B_i / (N - m + 1). \quad (2)$$

计算 $C_i^m(r)$ 时,矢量 $X_m(i)$ 被称为模板矢量,如果在模板矢量 $X_m(i)$ 容限 r 范围内能够找到一个矢量 $X_m(j)$,则称之为矢量的模板匹配,即两矢量在容差 r 条件下相似。 $C_i^m(r)$ 就是矢量 $X_m(j)$ 在 $X_m(i)$ 容限 r 范围内出现的概率。定义如下参数:

$$\Phi^m(r) = (N - m + 1)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln[C_i^m(r)], \quad (3)$$

即为函数 $C_i^m(r)$ 自然对数的平均数。Eckmann 等人^[25]建议用 $\lim_{N \rightarrow \infty} \lim_{m \rightarrow \infty} \lim_{r \rightarrow 0} [\Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r)]$ 来近似过程的熵值,但该定义却不适合计算有限长度且混有噪声的实验数据。Pincus 发现固定参数 m, r, N , 计算 $\Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r)$, 并以此作为一种规则度和复杂度的测度具有内在的应用价值。因此他定义了

如下的相关参数:

$$\text{ApEr}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} [\Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r)], \quad (4)$$

而对长度有限的数据集则可以通过以下统计量来估计上述参数,

$$\text{ApEr}(m, r, N) = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r). \quad (5)$$

将上式进行数学展开后,有

$$\begin{aligned} \text{ApEr}(m, r, N) &= (N - m + 1)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln[C_i^m(r)] \\ &\quad - (N - m)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m} \ln[C_i^{m+1}(r)]. \end{aligned} \quad (6)$$

当 N 足够大时,

$$\begin{aligned} \text{ApEr}(m, r, N) &\approx (N - m)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m} -[\ln(A_i/B_i)], \end{aligned} \quad (7)$$

它是在 $d[X_m(i), X_m(j)] \leq r$ 前提下 $d[X_{m+1}(i), X_{m+1}(j)] \leq r$ 时条件概率自然对数负值的平均数。(6)(7)式的区别在于:共有 $N - m + 1$ 个长度为 m 的模板,却只有 $N - m$ 个长度为 $m + 1$ 的模板。因此,尽管变量 $C_{N-m+1}^m(r)$ 有定义,但变量 $C_{N-m+1}^{m+1}(r)$ 却没有定义,或者说矢量 $u_{m+1}(N - m + 1)$ 根本不存在。在实际的应用中,近似熵被认为是数据序列中 m 个点邻近增加一个点后仍然邻近的条件概率值的负自然对数。

样本熵测度减小了近似熵算法中固有的偏差。Richman 和 Moorman 提出了样本熵统计量消除了由于矢量自匹配带来的偏差^[39]。样本熵和近似熵之间存在两个主要差异:第一,样本熵在统计矢量相似的过程中排除了矢量自匹配的情况,原因在于熵值作为一种系统新信息产生速率的测度,同自身的比较没有任何意义。第二,在估计条件概率的时候,样本熵不是使用类模板的方法。为了使算法更明确,样本熵只需要找到一个长度为 $m + 1$ 的模板匹配即可。

样本熵算法描述如下:定义变量 $B_j^m(r)$ 为矢量 $X_m(j)$ 在矢量 $X_m(i)$ 容限 r 范围内的相似矢量数, j 的变化范围为从 1 到 $N - m$, 而且 $j \neq i$ 排除了矢量自匹配。同样定义变量 $A_j^m(r)$ 为矢量 $X_{m+1}(j)$ 在 $X_{m+1}(i)$ 容限 r 内的相似矢量数, j 的变化范围仍然为 1 到 $N - m$, 而且 $j \neq i$ 。接着根据(8)(9)式分别计算变量 $B^m(r), A^m(r)$,

$$B^m(r) = (N - m)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r), \quad (8)$$

$$A^m(r) = (N - m)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m} A_i^m(r), \quad (9)$$

其中 $B^m(r)$ 为两个序列 m 个点匹配的概率, $A^m(r)$

是两个序列 $m + 1$ 个点匹配的概率. 则样本熵由 (10) 式给出:

$$\text{SampEn} = \lim_{N \rightarrow \infty} \{-\ln [A^m(r)/B^m(r)]\}, \quad (10)$$

当应用到具体的实验数据时, 样本熵则通过 (11) 式进行估计,

$$\text{SampEn} = -\ln [A^m(r)/B^m(r)]. \quad (11)$$

在样本熵的定义中对容限 r 和矢量长度 m 不存在有疑问的地方. 另外又定义了两个变量 A 和 B ,

$$B = \{[(N - m - 1)(N - m)]/2\} B^m(r) \quad (12)$$

$$A = \{[(N - m - 1)(N - m)]/2\} A^m(r) \quad (13)$$

其中 B 是长度为 m 的模板匹配数目, A 是长度为 $m + 1$ 的模板匹配数目. 并且存在下列关系:

$$A/B = [A^m(r)/B^m(r)], \quad (14)$$

因此样本熵又可以表示为

$$\text{SampEn}(m, r, N) = -\ln(A/B). \quad (15)$$

变量 A/B 是两个时间序列在容差 r 允许的范围内 m 点邻近的前提下再增加一个点后仍然保持邻近的条件概率. 不同于近似熵的统计量 $\text{ApEn}(m, r, N)$ 以类模板的方式来计算条件概率, 样本熵的统计量 $\text{SampEn}(m, r, N)$ 是作为一个整体来计算与时间序列有关的条件概率的对数负值.

2.2. 实验对象和数据采集

7 名不同运动水平的男子气手枪项目专业射击运动员参加了我们的实验, 其中 3 名射击运动员来自江苏省射击队, 4 名参加冬训的运动员来自于江苏省内各个市级射击队. 所有运动员均身体健康, 无心、脑和糖尿病等病史. 平均年龄 21.3 ± 6.8 (均值

\pm 标准差) 岁, 年龄范围 17—36 岁, 运动年限 3—18 年. 实验前同每一名实验对象签署了一份与当地运动道德委员会规章制度相符合的书面同意书.

实验设备采用南京大学生物医学电子工程研究所研制的自主神经生物功能反馈仪 ANS-100 以及韩国产 3M 贴片电极采集所有实验对象的单通道 ECG 信号. 自主神经生物功能反馈仪 ANS-100 的采样频率为 1 kHz, A/D 转换器的精度为 12 位. 运动员休息和练习赛两种状态下的信号采集都是在南京方山射击训练基地完成的.

休息状态的信号采集: 要求所有实验对象在午饭后约一小时(约 13:00—14:00) 平躺在一个安静、光线柔和的房间内进行单通道 ECG 信号的测量, 测量时间为 45 min.

比赛状态的信号采集: 所有实验对象在射击馆内按照实际比赛的要求进行练习赛, ECG 信号的采集从开始射击前 10 min 一直持续到比赛结束, 记录时间持续 2 个多小时. ECG 信号的采集采用 V_5 模拟胸导联, 之所以采用该导联的原因一是为了尽量减小运动员射击过程中心电采集的肌电干扰以及尽量减少安装导联对运动员射击技术动作的影响.

所有运动员的 ECG 信号采集完后, 在我们的分析软件中准确地检测出所有心电记录的 R 波波峰, 进而计算出所有的 RR 间期, 这样 ECG 信号就转变为 RR 间隔序列, 即心率变异性信号. 接着对所有的 RR 间隔序列进行滤波处理, 目的是为了去除肌电干扰和早搏等异常的心跳. 图 1 为其中一个实验对象在休息和射击比赛两种状态下采集到的一段 RR 间

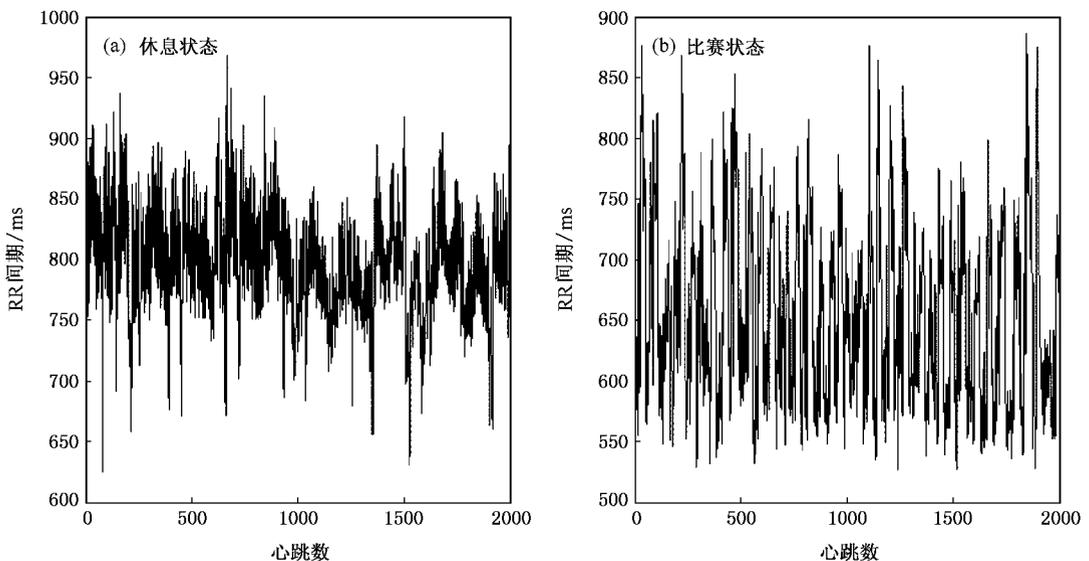
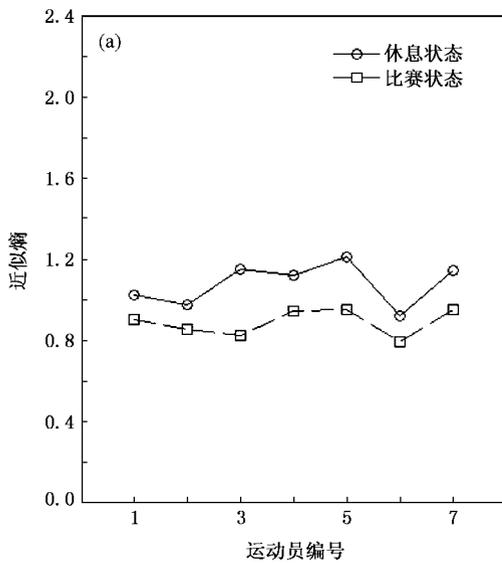


图 1 某实验对象 (a) 休息和 (b) 射击比赛时记录到的一段 RR 间隔序列 (已经过滤波处理)

隔序列.

尽管近似熵和样本熵均很容易实现,但计算前针对不同的时间序列需具备两个参数选取的先验知识,一个是嵌入维 m ,一个是矢量相似的容差 r ,容差 r 实际上就是一个滤波器. Pincus 建议计算近似熵时容限 r 的取值范围应为 $0.1-0.25$ 倍的输入时间序列的标准差(standard deviation, SD),当输入序列的长度在 $100-5000$ 点范围内时,嵌入维 m 取 1 或 $2^{[40]}$,也可以根据有关的算法估算嵌入维 $m^{[41,42]}$. 因此,接下来我们在计算射击运动员短时 HRV 信号的近似熵和样本熵的过程中, m, r, N 依次选取为 $2, 0.2 \times SD, 1000$.



3. 结 果

图 2 给出了射击运动员休息和比赛两种状态下 HRV 信号的近似熵和样本熵计算结果.从图上可以很明显地看出无论近似熵还是样本熵,运动员静止状态 HRV 的熵值均大于比赛时的熵值.为了获得一个让人信服的、一致性的结果,我们通过固定每次计算的 RR 间隔序列长度不变而不断改变序列在整个记录中的起始位置来重新计算序列的近似熵和样本熵值.尽管熵值的计算结果有微小的变化,但休息状态采集的 HRV 信号其熵值仍然明显大于比赛状态下的熵值.

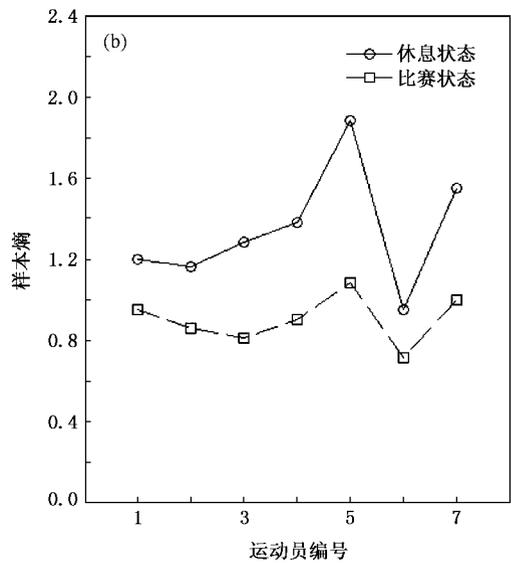


图 2 所有实验对象休息和射击比赛两种状态下采集的 HRV 信号计算出的(a)近似熵和(b)样本熵值(参数 m, r, N 分别固定为 $2, 0.2 \times SD, 1000$)

计算熵值的同时,我们也计算了射击运动员休息状态和射击比赛状态下采集到的 HRV 信号的两个线性参数,它们是平均 RR 间期和 RR 间期的标准差.计算结果发现:射击运动员休息时其平均 RR 间期大于射击比赛时的平均 RR 间期,这意味着射击运动员射击比赛时心跳有不同程度的加快现象.各参数详细的计算结果列在表 1 中.

们对前两个因素单独做了分析,而后一个因素则采用推荐值 $m = 2$.

3.1. 容限 r 对近似熵和样本熵的影响

如图 3 所示,如果计算近似熵时容差 r 根据推荐的标准选择为下限,即标准差的 0.1 倍($0.1 \times SD$),那么我们计算出的静态 HRV 的熵值反而略小于比赛时的熵值.而在 r 取值范围内计算出的样本熵值均是静态时的熵值大于射击比赛时的熵值,表明休息时运动员 HRV 信号的复杂度大于射击比赛时的信号复杂度.当 r 值趋近于标准差时,两种熵测度利用值的大小来区分两类不同状态信号的能力下降了.当 r 值大于 0.1 倍的标准差时,近似熵可以很好地区分两类不同状态的信号,然而当 r 值小于

表 1 实验对象 HRV 参数计算结果(均值 \pm 标准差)

状态	RR 间期均值 /ms	RR 间期标准差 /ms	近似熵 (ApEn)	样本熵 (SampEn)
休息	917 \pm 89 ^{P*}	82 \pm 17	1.10 \pm 0.08 ^{P†}	1.39 \pm 0.21 ^{P†}
比赛	745 \pm 115	96 \pm 30	0.90 \pm 0.06	0.91 \pm 0.13

注: $P^* < 0.05$, t 检验; $P^\dagger < 0.001$, t 检验. 参数 m, r, N 分别为 $2, 0.2 \times SD, 1000$.

因为容差 r 、序列长度 N 以及嵌入维 m 对近似熵和样本熵的性能有着重要的影响,所以接下来我

0.1 倍的标准差时,两种状态信号的近似熵值大小变得很接近而且原有的大小关系也颠倒了,因此此时通过近似熵分析得到的复杂度关系是矛盾的.这就说明近似熵算法对容限 r 的选择更为敏感,因此应用近似熵时 r 值的选取应该大于 0.1 倍的标准差.而 Pincus 推荐的 r 值选择范围是大于等于 0.1 倍数据序列的标准差.不同于近似熵,根据相同数据计算出的样本熵在容差 r 给出的整个取值范围内均

可以正确区分出两种不同状态的 HRV 信号,即使 r 值很小时.这是因为计算近似熵时,所有的矢量自匹配都包括在矢量相似的统计中,因而熵值随着 r 值的增加先增加到一个临界峰值,然后逐步单调下降.而样本熵在计算过程中排除了矢量自匹配的统计,因而熵值随着 r 值的增加而不断下降.因此,我们在具体分析实验中获得的时间序列时应该权衡 r 值的选择和获取最佳的区分能力.

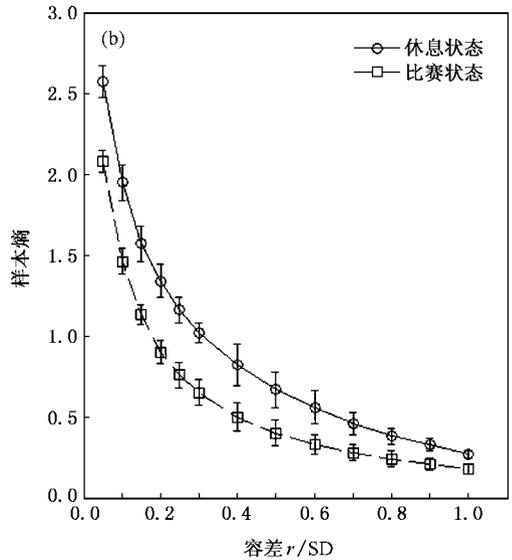
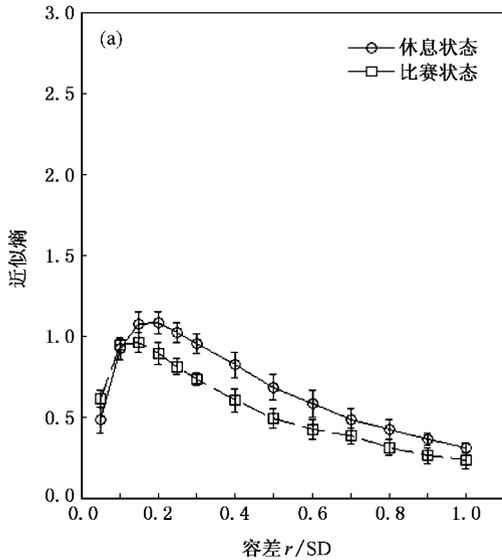


图 3 矢量相似容差 r 的变化对 (a) 近似熵和 (b) 样本熵测度的影响

3.2. 序列长度 N 对近似熵和样本熵的影响

为了观察近似熵和样本熵值如何随着数据序列

长度的变化而变化,我们考察了 $N = 500, 1000, 1500, 2000$, 4 种长度的短时 RR 间隔序列.如图 4 所示,数据长度 N 对近似熵和样本熵总的的影响是熵

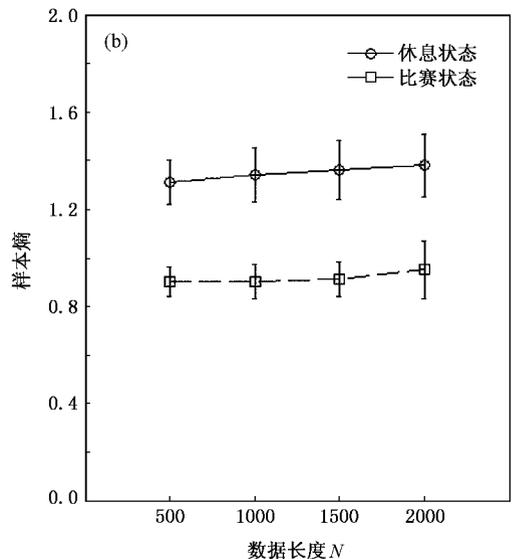
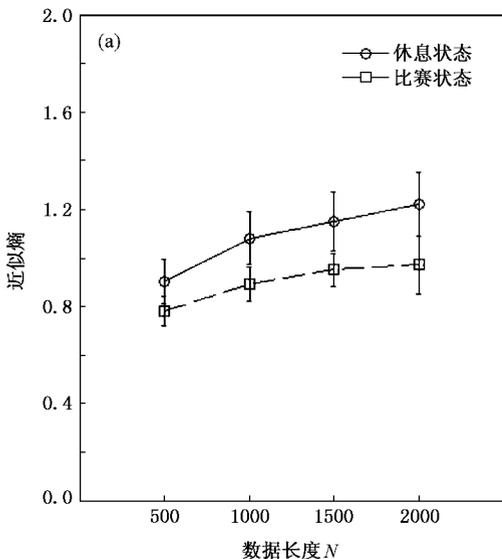


图 4 实验对象 HRV 时间序列长度的变化对 (a) 近似熵和 (b) 样本熵测度的影响

值会随着序列长度的增加而增加,但是样本熵值随序列长度增加的幅度小于近似熵值的增加幅度.而且近似熵区分两种不同状态序列的能力随着序列长度的缩短而下降,但是样本熵的区分能力几乎不随序列长度的变化而变化.尤其当 RR 间隔序列只有几百点的时候,样本熵仍然可以很好的区分出两种不同状态的 HRV 信号,此时近似熵就显得无能为力了.

4. 结论和讨论

两种基于熵的非线性复杂度测度的分析结果表明射击运动员进行射击比赛时,其心率变异性信号比休息时变得规则了许多,这是因为射击比赛时运动员心率变异性信号的近似熵和样本熵值均小于休息时的熵值,而低的熵值总是赋予一个更加规则或复杂度低的时间序列,高的熵值则赋予一个不规则的、不可预测的时间序列.射击运动要求射击运动员比赛过程中能够长时间的保持一定的兴奋性和高度的注意力集中.因此在赛场内外诸多心理应激源的刺激下,运动员的自主神经功能系统和神经内分泌系统能够进行自我调整以适应这种高强度的心理压力.作为人体输出信号之一的 HRV 信号与人的自主神经系统高度相关,它的变化反应了自主神经系统的调节能力和对外界的适应能力,它的改变能够

给需要长时间保持高度注意力集中的射击运动员提供一个良好的生理和心理保障.

近似熵和样本熵都能够量化和区分射击运动员休息和比赛时的 HRV 信号.因为两种算法中容差 r 和数据长度 N 的选取至关重要,所以我们研究了容差 r 和数据长度 N 的变化对两种复杂度测度性能的影响.分析结果表明两种方法都对容差 r 的选取比较敏感,而近似熵更为敏感.尤其当 r 值小于 $0.1 \times SD$ 时,近似熵值的计算结果就会得出矛盾的结论.所以以前研究者给出的 r 值的取值范围并不总能够准确地表达系统状态的复杂度,计算时具体参数的选取还要视所分析时间序列的特点而定.根据我们的分析,当参数选择在合适的范围内,样本熵看起来能够产生一致的结论,而且它受矢量相似容差和数据长度的影响较小.因此在短时间序列的应用场合,样本熵算法显得更为合适.

无论分析休息状态还是射击状态下采集的 HRV 信号,两种熵值的计算结果均存在明显的个体差异,这就给我们提供了这样一种可能性:下一步的研究重点和方向将会放在运动员 HRV 信号的熵值或熵值的变化量与运动员运动表现、运动成绩间的关系,熵值和运动员长期注意力集中导致的精神疲劳之间的关系,以及熵测度能否作为射击运动员运动训练质量评估或运动员心理选材的客观指标.

-
- [1] Goldberger A L , Amaral L A N , Hausdorff J M *et al* 2002 *PNAS* **99** 2466
- [2] Joydeep B 2000 *Acta . Neurobiol . Exp .* **60** 495
- [3] Li J , Ning X B , Wu W *et al* 2005 *Chin . Phys .* **14** 2428
- [4] Ning X B , Bian C H , Wang J *et al* 2006 *Chinese Science Bulletin* **51** 385
- [5] Bian C H , Ning X B 2004 *Chinese Science Bulletin* **49** 530
- [6] Bojorges-Valdez E R , Echeverría J C , Veldés-Cristerna R *et al* 2007 *Physiol . Meas .* **28** 721
- [7] Echeverría J C , Hayes-Gill B R , Crowe J A *et al* 2004 *Physiol . Meas .* **25** 763
- [8] Ivanov P C , Amaral L A N , Goldberger A L *et al* 1999 *Nature* **399** 461
- [9] Kurths J , Voss A , Saperin P *et al* 1995 *Chaos* **5** 88
- [10] Li J , Ning X B , 2006 *Phys . Rev . E* **73** 052902
- [11] Melanson E L 2000 *Med . Sci . Sports . Exerc .* **32** 1894
- [12] Schipke J D , Pelzer M 2001 *Br . J . Sports . Med .* **35** 174
- [13] Foster C , Florhaug J A , Franklin J *et al* 2001 *J . Strength . Cond . Res .* **15** 109
- [14] Lucia A , Hoyos J , Perez M *et al* 2000 *Med . Sci . Sports . Exerc .* **32** 1777
- [15] Bonaduce D , Petretta M , Cavallaro V *et al* 1998 *Med . Sci . Sports . Exerc .* **30** 691
- [16] Hedelin R , Wiklund U , Bjerle P *et al* 2000 *Med . Sci . Sports . Exerc .* **32** 1531
- [17] Middleton N , Vito G D 2005 *Clin . Physiol . Funct . Imaging .* **25** 83
- [18] Hedelin R , Kentta G , Wiklund U *et al* 2000 *Med . Sci . Sports . Exerc .* **32** 1480
- [19] Winsley R J , Battersby G L , Cockle H C 2005 *Int . J . Sports . Med .* **26** 768
- [20] Earnest C P , Jurca R , Church T S *et al* 2004 *Br . J . Sports . Med .* **38** 568
- [21] Mactinis M , Knežević A , Krstačić G *et al* 2003 *Phys . Rev . E* **70** 012903
- [22] Pichot V , Roche F , Gaspoz J M *et al* 2000 *Med . Sci . Sports . Exerc .* **32** 1729
- [23] Winsley R J , Armstrong N , Bywater K *et al* 2003 *Br . J . Sports . Med .* **37** 550

- [24] Bogaert C , Beckers F 2001 *Autonomic Neuroscience : Basic and Clinical* **90** 142
- [25] Eckmann J P , Kamphorst S O 1986 *Phys. Rev. A* **34** 4971
- [26] Wessel N , Ziehmann C , Kurths J *et al* 2000 *Phys. Rev. E* **61** 733
- [27] Pincus S M 1991 *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* **88** 2297
- [28] Costa M , Goldberger A L , Peng C K 2002 *Phys. Rev. Lett.* **89** 068102
- [29] Costa M , Goldberger A L , Peng C K 2005 *Phys. Rev. E* **71** 021906
- [30] Lewis M J , Short A L 2007 *Physiol. Meas.* **28** 731
- [31] Ning X B , Xu Y L , Wang J *et al* 2005 *Physica A* **346** 475
- [32] Palazzolo J A , Estafanous F G , Murray P A 1998 *Am. J. Physiol.* **274** H1099
- [33] Tulppo M P , Makikallio T H , Takala T E *et al* 1996 *Am. J. Physiol. Heart Circ. Physiol.* **271** 244
- [34] Pincus S M 2000 *Novartis. Found Symp.* **227** 82
- [35] Cai J P , Li Z , Song W T 2003 *Acta Phys. Sin.* **52** 1871 (in Chinese) [蔡觉平、李 赞、宋文涛 2003 物理学报 **52** 1871]
- [36] Cao B , Lu X Q , Zeng M *et al* 2006 *Acta Phys. Sin.* **55** 1696 (in Chinese) [曹 彪、吕小青、曾敏等 2006 物理学报 **55** 1696]
- [37] Xiao F H , Yan G R , Han Y H 2004 *Acta Phys. Sin.* **53** 2877 (in Chinese) [肖方红、阎桂荣、韩宇航 2004 物理学报 **53** 2877]
- [38] Lake D E , Richman J S , Griffin M P *et al* 2002 *Am. J. Physiol. Regul. Integr. Comp. Physiol.* **283** R789
- [39] Richman J S , Moorman J R 2000 *Am. J. Physiol. Heart Circ. Physiol.* **278** 2039
- [40] Pincus S M , Goldberger A L 1994 *Am. J. Physiol.* **266** H1643
- [41] Bian C H , Ning X B 2004 *Chin. Phys.* **13** 0633
- [42] Zhang S , Liu H X , Gao D T *et al* 2003 *Chin. Phys.* **12** 0594

Agreement of two entropy-based measures on quantifying the complexity of short-term heart rate variability signals from professional shooters *

Zhuang Jian-Jun¹⁾ Ning Xin-Bao^{1)†} Zou Ming^{2)‡} Sun Biao²⁾ Yang Xi¹⁾

1) (Institute for Biomedical Electronic Engineering , Department of Electronic Science and Engineering , Nanjing University , Nanjing 210093 , China)

2) (Department of Sports , Nanjing Institute of Physical Education , Nanjing 210014 , China)

3) (Department of Investigation , Nanjing Forest Police College , Nanjing 210046 , China)

(Received 14 July 2007 ; revised manuscript received 24 August 2007)

Abstract

Using two entropy-based measures , namely the approximate entropy and sample entropy measures , we studied the complexity of heart rate variability signals obtained from professional shooting athletes in the situations of rest and practice match. The results demonstrate that the values of two measures calculated from the resting signals are both greater than those calculated from the training signals , which means that the signals collected during the match are more regular compared to those acquired in a resting state. For a better application of the two methods , we further investigated the influences of two factors : threshold r and data length N , on the performance of the algorithms. Although both approaches have the ability to discriminate the complexity of heart beat interval series from different states of the shooters , provided that the parameters required by the algorithms are chosen within a proper range , it still seems that sample entropy method is more appropriate in quantifying the short-term heart rate variability signals for shooting athletes , especially when the time series are only several hundred points long.

Keywords : approximate entropy , sample entropy , complexity , shooting

PACC : 0545 , 0547 , 8770

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 60501003).

† E-mail : xbning@nju.edu.cn