

神经系统的简并性与序空间编码分析^{*}

张 宏¹⁾²⁾ 刘淑芳¹⁾ 钱鸣奇¹⁾²⁾ 童勤业^{1)2)3)†}

1) 浙江大学生物医学工程系, 杭州 310027)

2) 浙江大学生物医学工程教育部重点实验室, 杭州 310027)

3) 浙江大学神经信息中心, 杭州 310027)

(2008 年 3 月 3 日收到 2008 年 12 月 15 日收到修改稿)

Edelman 提出了神经网络中存在简并现象, 但并未说明简并在神经网络中的具体形式和作用. 文中从序空间理论出发, 以神经回路为讨论基础, 具体讨论了双耳定向的神经回路中可能出现的简并网络, 以及各种网络被简并的方法. 把简并现象的讨论和编码的讨论结合起来, 对神经网络中的简并现象有了一个具体的认识. 文中虽然是由纯理论推导的结果, 但所得回路包含了被广泛承认的 Jeffress 模型, 因此也间接证明了该理论也有一定的生物学基础.

关键词: 简并, 神经编码, 序空间, 双耳声源定向

PACC: 8730, 8734

1. 引言

Edelman^[1]在《神经达尔文主义》一书中揭示了神经网络中存在简并性现象, 他的理论被认为是 20 世纪 80 年代以来理论神经科学最重要的进展之一. 但是, Edelman 的理论没有说清楚关于神经网络中简并的形式和作用. 这是这一理论难以发展的根本原因, 因此也受到了一些人的质疑^[2-5].

有人曾试图在神经回路上具体地把简并性体现出来. 文献 6 具体讨论了运动神经系统简并性神经回路, 采用脉冲序列分布(pattern)来分析运动神经输出. 这是合理的, 因为输出的 pattern 不同, 会造成运动肌肉收缩的节律不同. 这与神经编码关系不大, 易于讨论. 要真正分析脑和神经系统的简并性, 仅仅分析运动神经是不够的, 更重要的是对输入回路、信息处理回路的简并性讨论. 这方面的研究还未见报道, 因为讨论输入回路的简并和神经网络内部的简并问题就会涉及信息在神经网络中的编码难题.

2. 神经网络存在简并性的必要性分析

Edelman 将源自量子力学的简并性引入了神经

系统. 对于神经网络来说, 简并性是指不同结构的神经回路能产生相同的功能. 由这些回路所组成的系统称为具有兼并性系统, Edelman 又把它称为“选择性系统”. 在神经网络中, 即使在一个脑区中也有大量各种变异的神经回路, 只因它们存在简并性, 才使该区神经网络能够正常工作^[7].

电子线路可采用相同电路作为备份来提高电路的可靠性, 但整个回路功能与单个回路完全一样. 神经网络不可能大量复制相同回路, 要提高系统的可靠性只能靠简并性. 具有简并性的神经回路不仅能提高可靠性, 还能大大增加脑的信息处理适应能力. 神经网络在处理同一信息时采用简并性, 是利用不同回路的共性, 但它们还有不同的个性. 在不同环境中对同样信息可能有不同的处理要求, 对于同一信号的处理目的不同, 也会有不同要求. 神经网络处理能力的扩大可以在不同回路的个性中体现出来, 使神经网络大大提高信息处理的适应能力. 人脑的信息处理能力为什么会远超计算机, 简并性的存在也许是问题的关键.

3. 序空间及其特性

文献 8—10 提出了序空间编码理论, 这可能是

^{*} 国家重点基础研究发展计划(批准号: 5132103ZZT21B), 国家重点基础研究发展计划前期专项基金(批准号: 2002CCA01800)和国家自然科学基金(批准号: 60871085)资助的课题.

[†] 通讯联系人, E-mail: bitong@public.zju.edu.cn

分析神经系统中简并性较好的方法.由于这一理论较新,在此有必要介绍一下序空间.

定义 1 一维序空间 S^1 :假设对任意两元 $x, y \in S^1, x \neq y$, 则它们之间存在一种排序关系,或是 $x > y$ 或是 $x < y$, 当 x, y 在一维数轴上变动时,此序不变,但 x, y 间的距离 $\|x - y\|$ 则会变化.

形象地说,一维序空间如同橡皮筋,当它被拉伸时,橡皮筋上各点位置都会变化,但是有一特性不变,即各点之间的先后次序保持不变.

定义 2 N 维序空间 S^n :对任意两元 $X, Y \in S^n, X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n), Y = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_n), X \neq Y$. 则每对分量 (x_i, y_i) 之间的排序关系不随它们在空间的变动而改变,但 X, Y 的距离 $\|X - Y\|$ 则会变化.

序空间中的主要特性可由以下两定理描述:

定理 1 序空间中所有上升(下降)的单调函数可视作为是等同的.

证明:假定有三个独立自变量有如下关系(见图 1):

$$x_1 < x_2 < x_3, \quad (1)$$

经函数 $f_i(\)$ 作用,得

$$y'_1 < y'_2 < y'_3. \quad (2)$$

式(1)和(2)对应的值保持相同排序, $f_2(\), f_3(\)$ 也具有同样的性质.在序空间中无需关心三者的绝对数值,只需注意三者之间的大小次序.所以,可认为 $f_1(\), f_2(\), f_3(\)$ 三函数是等效的, $f_1(\), f_2(\), f_3(\)$ 可被理解为同一函数在不同拉伸下的变形.

定理 2 设有三个单调递增(递减)函数 $a(t), b(t), c(t)$, 存在如下关系:

$$a(t) + b(t) = c(t), \quad (3)$$

则 $c(t)$ 与 $a(t)$ 或 $b(t)$ 函数等效.

证明:当 $a(t), b(t)$ 都是单调递增(递减)函数时,则 $c(t)$ 也是单调递增(递减)的.根据定理 1, 可以认为 $c(t)$ 等价于 $a(t)$ 或 $b(t)$.

4. 神经回路中简并性分析

关于神经系统的简并性分析,可以从两个方面来讨论:1)对于某一功能有哪些回路可以实现?也就是怎样的一些回路具有相同功能?2)这些回路输出信号如何被综合、简并?下面我们分别来讨论这两个问题.

第一个问题直接影响到我们对简并的认识.神

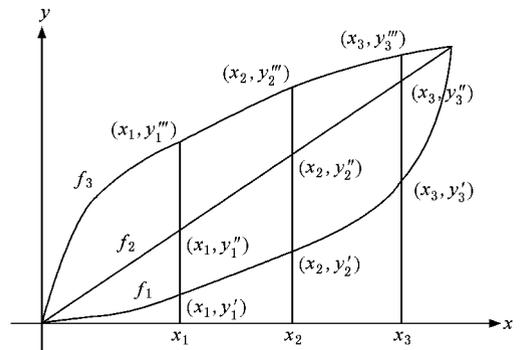


图 1 具有单调上升特性的函数曲线

经系统中怎样一类神经回路具有相同功能?在整个神经系统中除感受器以外,神经元的兴奋方式就是动作电位,最基本的生理特征是神经脉冲和脉冲序列.按简并的定义,要使不同的神经回路具有同样的功能,就意味着不同神经回路在同样的输入条件下,要有同样的神经脉冲序列输出.而且,随着输入的变化,不同神经回路输出的变化规律相同.

在生物系统中,同样的神经回路,在同样的刺激下其输出已很难保持相同,更不用说不同的神经回路在同样条件下保证有相同的输出.

因此,另一种可能解释就是虽然脉冲序列不同,但可以提取相同的特征量.用相同的特征量来保证相同功能.如何提取特征量,就成为涉及到神经编码的根本问题.

序空间编码理论^[8]可以较好地考虑这一问题.首先,从文献[8]中可知神经脉冲是可排序的.因此,不同的神经回路输入、输出的关系,可被理解为具有各种各样量的大小的函数关系.输入、输出的变化规律要保证完全相同,意味着输入、输出之间的函数关系(或映射关系)相同,这是很难实现的.从序空间看,按照定理 1,输入、输出之间只要保持单调性变化规律相同,就可被认为是同一的.要使单调性变化达到一致的网络有很多.因此,我们认为,序空间编码理论可较好地分析神经回路中的简并性.

5. 神经网络中可能存在的简并性分析

对于上述第一个问题,由于实现不同的功能要求其简并方式不同,与之对应的网络结构也不同.本文只针对两耳定向问题进行简并性讨论.

两耳对声源定向的基本原理是:根据两耳接收到同一声源所发出的声音的时间差(ITD)来定

向^[11].定向的 ITD 简并性网络如图 2 所示.

图 2 中假定所有的感受细胞接受同样的声音信号,所对应的输出的神经脉冲序列是相同的(其实 n_i 和 n'_i 所有的神经元的参数不完全一样,所以输出也各不相同,这里为了便于讨论先假定二者一致),

只是在相位上 n'_i 与 n_i 输出存在差异,这些差异来自于两耳与声源的距离不同.可根据由此产生的相位差来判断方向. P, Q, H 分别表示网络各层次的神经细胞. D 是简并层, d_i 的输出都是许多不同的 h_i 简并的结果.

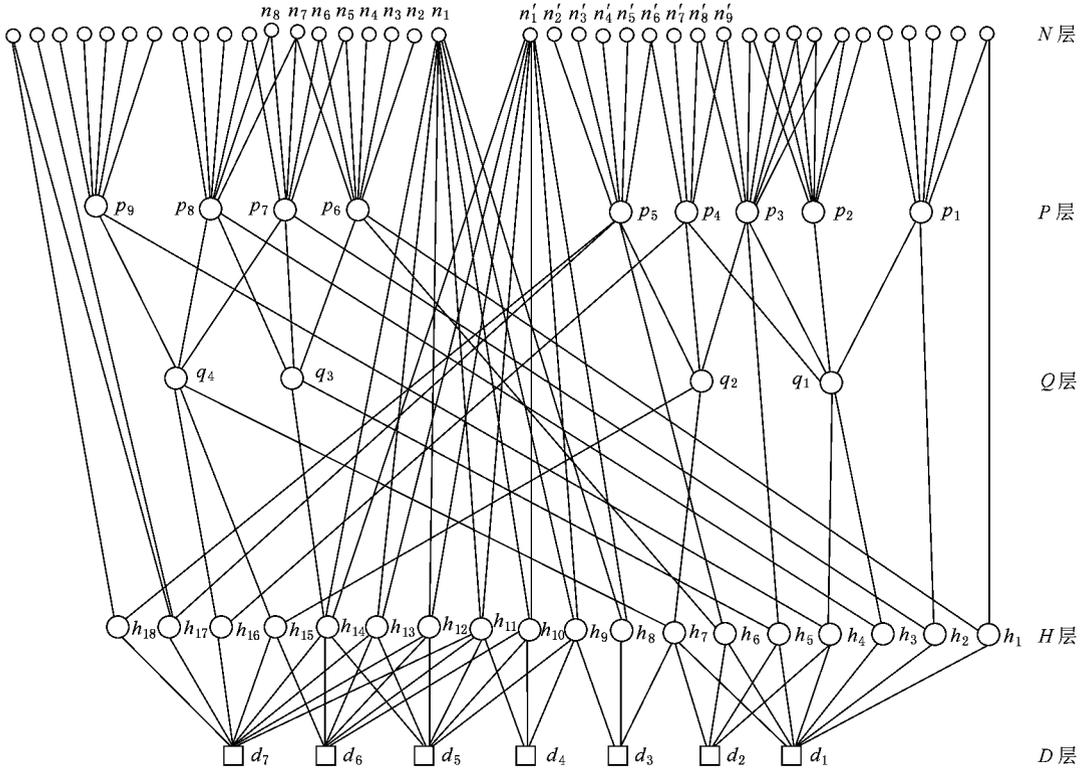


图 2 双耳声音定向的简并性神经回路示意图 n_i 和 n'_i 分别代表左耳和右耳的听神经感受细胞,它们的输入是模拟信号,输出是脉冲序列

6. 计算机验证

对于图 2 的回路进行分解,以每一个 h_i 神经元为核心,与之对应的所有上游传入神经元组成一个回路,称为 h_i 回路.如 h_3 的回路,它的上游传入神经元包括 q_1, p_1, p_2, p_3, p_4 和 p_8 ,以及与 p_1, p_2, p_3, p_4 和 p_8 相连的 N 层中的神经元.

对于回路 h_9 ,包括 n_1 和 n'_1 共三个神经元, h_9 输出已在文献 [10] 中讨论过.这是简并系统中的最小回路.这里的最小回路还有很多,如 h_{10}, h_{11}, h_{12} 回路等.对于其他 h_i 回路,每一个 h_i 神经元的输入都有来自左右两耳的两路输出信号.由于回路结构不同,所以两路脉冲序列绝然不同.不论回路结构如何不同,左右耳接收到声音信号的 ITD 与左右耳对

应神经回路的输出脉冲序列的 ITD 是一致的.现在问题归结为 h_i 神经元在两串不同的脉冲序列输入条件下,两序列虽然不同,但保持信号不变,只改变两者的相位差, h_i 神经元的输出能否按相位差大小排序.下面分两种情形讨论:

情形 I 当来自左右两侧输入神经回路对称的情况下,以 h_9 为例, n_1, n'_1 和 h_9 构成了一个测量相位差的系统(称为 h_9 回路),其功能为使 h_9 的输出随来自 n_1 和 n'_1 输出信号的相位差的变化而变化.文献 [10] 对此回路已进行过讨论,其输入信号是频率逐渐增加的脉冲序列,本文以频率逐渐减小的脉冲序列为例再做一次实验.神经元 h_9 所用 H-H 模型及参数与文献 [10] 相同.

输入信号是两串等幅脉冲序列,脉冲宽度是 1 ms,幅值为 $20 \mu A \cdot cm^{-2}$,两脉冲序列完全相同.不失一般性,假定其频率变化规律为

$$f(t_i) = \frac{1}{1 + (2 + 0.3t_i/T)}, \quad (4)$$

其中第 i 个脉冲所在时刻为 t_i , 第 i 脉冲与第 $i + 1$ 脉冲之间为第 i 周期 ζ_i ,

$$f(t_i) = 1/\zeta_i. \quad (5)$$

将一串脉冲序列保持不变,另一串脉冲序列延迟一个时间,然后计算输出脉冲序列.再按广义圆映射的符号动力学方法,把脉冲序列变换为符号序列^[8-10],结果见表 1.

表 1 h_9 神经元输出脉冲的符号序列与延迟时间的关系

延迟时间/ms	输出符号序列
0	33334333333333333333333333333333
0.1	33343333333333333333333333333333
0.2	33433333333333333333333333333333
0.3	34333333333333333333333333333333
0.4	34343333333333333333333333333333
0.5	34343343333333333333333333333333
0.6	34434333433333333333333333333333
0.7	43444334333433333333333333333333

注:例如 h_9 等细胞接受来自左右两侧相同的脉冲序列信号,两侧信号间存在一定的延迟时间.输出符号序列的变换方法和大小的判别规则参见文献^[10]

根据人两耳的距离和声音在空气中的传播速度,估计两耳需要辨别的最大时间差约为 0.5 ms,所以表 1 算到 0.7 ms 已足够了.由表 1 可知,随着输入信号时间差(延迟时间)的增加,神经元 h_1 所对应的输出脉冲符号序列的序也增加.

情形 II 当 h_i 的双侧输入神经回路不对称时,除 h_9, h_{10}, h_{11} 等以外,其他很多 h_i 的神经元的情况都是不对称输入.以 h_5 为例,虽然接收来自左右两耳的信号,但由于两侧的神经回路不同,信号不可能相同.假定 h_7 输入的两神经脉冲序列是来自 q_3 神经元的输出 $\{a_i\}$ 和来自 p_3 神经元的输出 $\{b_i\}$,

$$\{a_i\} = a_1, a_2, a_3, \dots, a_i, \quad (6)$$

$$\{b_i\} = b_1, b_2, b_3, \dots, b_i. \quad (7)$$

脉冲序列 $\{a_i\}$ 可以按(5)式计算出对应的一串离散频率序列

$$f(t_1), f(t_2), f(t_3), \dots, f(t_i).$$

假定频率按如下规律变化:

$$f(t_i) = \frac{1}{1 + (2 + 0.3t_i/T)}, \quad (8)$$

对于脉冲序列 $\{b_i\}$ 则按下式变化

$$f^2(t_i) = \frac{1}{1 + (2 + 0.4t_i/T)}. \quad (9)$$

用 H-H 方程^[10]对神经元进行仿真,结果列于表 2.表中数据显示,输入信号延迟(相位差)与输出信号的符号序列具有与表 1 相同的规律.

表 2 两侧输入结构不对称的情况下,神经元输出的符号序列与延迟时间的关系

延迟时间/ms	输出符号序列
0	33433433433443444544444333
0.1	33433433433444454444433333
0.2	34334343344444544444343333
0.3	343434344444544444343333
0.4	344343444444544444333333
0.5	344434444445444443333333
0.6	434444444454444434333333
0.7	434444444544444433333333

注:两侧输入信号频率变化规律分别为(8)和(9)式

再次改变 h_7 的两输入信号 $\{a_i\}$ 和 $\{b_i\}$,使 $\{a_i\}$ 的频率仍以近似直线下降, $\{b_i\}$ 的频率变化有较大的弧度,频率变化的规律分别由下式表示:

$$f^1(t) = \frac{1}{1 + (2 + 0.3t_i/T)}, \quad (10)$$

$$f^2(t) = \frac{1}{1 + (2 + 0.3 \times |\sin(t_i \pi / 2T)|)}. \quad (11)$$

采用同样的处理方法,仿真结果由表 3 所示.由表 3 可见延迟与符号序列也存在同样的规律.

表 3 两侧输入结构不对称的情况下,神经元输出的符号序列

延迟时间/ms	输出符号序列
0	3343343343344445444443333333
0.1	33434334444454444333333333
0.2	34334344444544443433333333
0.3	34343444445444443333333333
0.4	3443434444544444343333334
0.5	344444445444443433333343
0.6	434444454444443343333344
0.7	434444454444443333333444
0.75	444444544444434333334444

注:两输入脉冲序列不同,频率分别按(10)和(11)式逐渐下降

对上述计算结果的讨论:

1) H 层中各细胞随着两路输入脉冲序列的时间差(相位差)的增加,输出脉冲的符号序列的序也增加.

2) 表 3 中时间差 0.6 ms 和 0.7 ms 对应的两序列是一样的.这主要是非线性的表现,其总体上仍然符合递增规律(0.75 ms 对应的序列还是增加的).只因增量太少,加之计算精度的限制,使两序列相同,因为这些序列(轨道)是永远递增而不稳定的解,计算过程中计算误差不断在被积累和放大,当积累的

误差超过参数(或初值)的变化,就会出现上述情况.若将计算精度降低,这种现象会更频繁;另外,若把两序列的时间差减少到几十微秒,也会出现上述情况.目前关于非线性动力学分析的文献中,绝大部分都是作定性分析,所以不涉及计算精度问题;本文尝试趋于“定量”分析,要仔细区分很接近的两条混沌轨道,计算精度问题就非常突出,必须考虑其影响.否则,神经系统的灵敏度就无法在计算机上讨论.关于精度问题的比较我们将另文讨论.

3) 本文计算的输入信号都是频率逐渐下降的.对于计算频率逐渐上升的情况,文献[10]中已有讨论,此处不再重复.总之,频率变化上升、下降均满足计算规律,所讨论的条件都是脉冲频率随时间单调增加或减少,这也符合蝙蝠声波定位的情况,它们的发射声音频率随时间也单调变化^[12].

4) 若继续增大时间差至 1.5 ms 左右,输出的符号序列确实会下降.这一情况可用等周期脉冲序列来解释.当脉冲序列时间差增(减)达一个周期时,实际相位差为零.这就是说符号序列大小经一个周期后还是回到最初的大小.对于不等周期的脉冲序列,这种周期性被破坏,但是其影响在一定程度上还是存在的.这种情况都发生在 0.5 ms 以外,已超过生理上的可能出现范围.

对于简并的第二个问题,Edelman 提出了用达尔文选择理论.如果采用选择理论,则必须有一个选择标准,这也就是文献[13]中讨论的价值这一节,可惜这一节非常含糊.

我们认为神经系统中不能用选择原理.因为选择确定以后系统也就固定了,在这种条件下其他回路就会因没有用而退化掉,这就不可能增加神经系统的冗余性.根据我们的分析, d_i 的简并原理就是按定理 2,只要把所有输入信号加起来就可以了.

假定 d_1 神经元输出为 $Y(t)$,输入为来自 h_i 的输出信号 $h_1, h_2, h_3, h_4, h_5, h_6$ 和 h_7 ,则 d_1 的简并法则可根据(3)式写为

$$Y(t) = h_1 + h_2 + h_3 + h_4 + h_5 + h_6 + h_7. \quad (12)$$

这是序空间的加法.根据定理 2, $Y(t)$ 与(12)式右边的任意 h_i 是等价的,且 $Y(t)$ 随时间差增加而变化的灵敏度一定高于 h_i 中的最高灵敏度.这也可克服表 3 中的非线性部分,因为 $h_1—h_7$ 中所有神经元的灵敏度最低点(如表 3 中位于 0.6 ms)处于同一位置的可能性极小,这就保证了 $Y(t)$ 有更均匀和更灵敏

的特性.

对于 d_i 回路结构和信号加法的实现问题,我们认为,可能只需一个神经元.由于篇幅限制,将另文讨论.

7. 简并性神经回路功能及特性分析

图 2 的简并回路是根据文献[10]的回路原理(最小回路,此处如 h_9 回路)扩展出来的.按上述规律还可以构造出无穷多个简并回路.从图 2 结构分析可看出如下特点:

1) 不同回路具有同样检测相位的功能,在神经系统内具体地体现了简并现象.

2) 同一神经元可属于几个不同回路.例如 n_2 可以是 h_1 回路的一部分,同时又是 h_6, h_5, h_{14} 这三个回路的一部分,符合 Edelman 的分析.

3) 网络中任意去掉一部分回路,只要保证两耳都有一部分信号通路,也有一部分汇聚到 H 层,则检测相位的功能仍然存在;同样,这样的结构可以有更多,大大提高了系统的可靠性.同时也更接近 Edelman 对神经网络的描述^[1,7].

4) 图 2 的结构我们称为层状宝塔结构(或称金字塔结构).这种结构可以分为多层.每一层细胞都有各种可能的连接.如第一层 n_i 细胞可以直接连到 H 层中任意细胞,也可连到 P 层、 Q 层任意一个细胞.对于 P 层细胞,它可以接受任意多个 n_i 层神经元的信号,其输出可以连到 Q 层或 H 层细胞, H 层细胞处于两侧听神经回路交汇处,这种细胞是肯定会存在的.图 2 H 层中每一个细胞的输入都有两个,分别来自两耳信号,其实其输入可以多于两个. D 层细胞可以简并任意多个来自 H 层细胞的输出.据此分析,可以认为已经包含了所有可能的层间结构.所以,只要这种层状宝塔结构符合听觉系统生理结构,那么图 2 中总有一部分能反映生物实际.

8. Jeffress 模型

两耳时间差(ITD)的 Jeffress 模型(J模型)从发表到现在已经 60 年了^[14],虽然也有人提出种种疑问,但是 J 模型一直被研究听觉定向的专家认定为最基本和权威性的(textbook view)模型^[15],且有生物学的依据,在内侧上橄榄核 MSO 中可找到此结构^[14-16].

J 模型如图 3 所示, $n_1—n_7$ 是一致性检测神经

元 L 和 R 分别是来自两耳神经元的输入神经脉冲,当声音来自正前方,两边 L 与 R 脉冲将在 n_4 处会合.当声音来自左耳,所以脉冲将在 n_5, n_6 或 n_7 处相会.反之亦然.神经系统就依靠这几个神经元作一致性检测来实现定向.

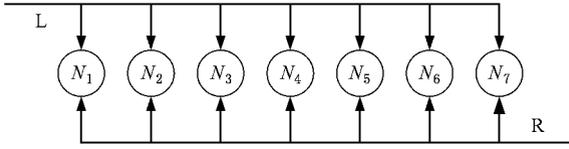


图3 双耳时间差定向的 Jeffress 模型

从结构上分析, J 模型(见图3)是图2模型的一部分,图2中的 $h_9, h_{10}, \dots, h_{14}$ 就是图3中的 n_1, n_2, \dots, n_7 .既然 J 模型有生物学基础,则图2模型也应该有生物学基础.

有意思的是,同一结构的生物神经回路(定向的神经回路),却有两种不同的解释,一是 J 模型的解释,二是本文的简并模型的解释.两者均为假设模型,但是按 J 模型检测方向的灵敏度很低. Konishi^[11] 根据实验证明,猫头鹰两耳可以分辨 $5 \mu\text{s}$ 的时间差,而一个神经脉冲宽度是 1ms ^[17], $5 \mu\text{s}$ 是千分之五的神经脉冲宽度.按 J 模型来检测脉冲到达时间差 $5 \mu\text{s}$ 时间差是不可能检测出来的. Konishi 认为这是个谜.而按本文简并性解释,其灵敏度大大接近 $5 \mu\text{s}$.(其实按此原理进一步仔细分析,其分辨率完全可以小于 $5 \mu\text{s}$ 时间差,完全可以回答 Konishi 的谜).在这两种解释模型中至少简并模型在灵敏度上更接近生物实验.

另外,神经系统如果按 J 模型工作,为提高冗余度,必须有很多 J 模型系统.这在神经系统中很难实现,而且这一模型中任一神经元损坏,都会影响检测性能.而图2的简并模型任意去掉一部分细胞,只要保证来自两耳的神经回路都有一部分神经元存在,就不会影响检测性能,可靠性远比 J 模型强,因此本文所提出的模型应该更接近生物实际.

9. 简并系统与统计方法

生物学家总是不断地进行实验,然后采用统计方法去找出其中的规律.有关神经的研究中已经离不开统计方法^[18].统计方法一般多用于聚类分析和模式识别中,统计往往会把细微变化的东西当作噪

声忽略掉.严格地说,统计方法只能用于线性稳定系统,统计一般不能用于非线性系统的定量分析.如果我们用统计方法来分析图2的简并系统,则无法分析简并的原理.按上面讨论的结果,回路结构可以任意增、减,则统计结果也会有很大变化.另外,整个神经网络中每一个神经元的参数也会随环境变化任意改变.由于参数变化使每一神经元的输出脉冲序列产生不确定性变化,这种不确定性又会影响下一神经元的变化.一般讲这种变化也是不满足统计规律的.而从序空间出发,只要所有这些参数变化不影响系统各环节的单调性变化,其结果是相同的.它们检测相位的功能还是没有变,这就是序空间不变性.

Edelman 基本上否定了精确的神经编码的存在性^[1],这也代表很多神经科学家的观点.可是神经系统具有极高的灵敏度,两耳可以分辨出 $5 \mu\text{s}$ 的相位差.只有追求“精细”“定量”的编码才有可能发现、分析网络的细微变化,解释上述生理现象.

按简并性原理,图2结构可对两耳定向定量分析,且可达到“精细”的程度.虽然 H 和 D 层各神经元输出的脉冲序列各不相同,但它们每一个细胞都能精细地区分 ITD.它们都严格遵循神经元的广义圆映射规律,都能灵敏反映相位的变化.然而,如果把这些细胞输出采用统计方法把它归并起来,就会失去这一规律,很难达到精细程度.这说明简并性回路中不能采用统计分析.

10. 结 论

经过本文分析,我们可以得出以下几点结论:

1) 类似图2这样功能的回路结构在神经系统中还有很多,这说明神经系统要完成这一任务的回路可以有很多选择.应该承认脑在结构上是不确定的,每个生物体的神经回路都是各不相同的.简并性是解决神经系统不确定性的最好的可能也是唯一的方法.神经系统要提高冗余度也只有依靠简并性.

2) 没有简并性观点就无法理解简并回路的信息处理过程,单靠实验和统计分析无法分析简并性回路.本文采用序空间理论分析了神经系统的简并性.在分析中我们体会到,要了解神经回路信息处理功能,要真正了解神经信息编码,对神经系统中简并性的了解不可或缺.

3) 本文仅仅初步涉及简并性,只用了一个例子来说明简并性的存在,简并性在神经系统是到处

存在的. 不仅对于 ITD 回路, 而且对于如 Doppler 测量回路等都存在兼并性, 不同功能有不同的简并回路. 不仅在听觉系统, 在所有的感觉系统中, 在神经系统的任何部分, 都存在简并回路, 在学习、记忆、联想中都有简并现象的存在.

对简并性问题分析不能靠实验和统计方法来解

决, 因为它和编码问题紧密相连. 只能先从理论上不断猜测各种可能的神经编码和相应的可能存在的简并性回路, 然后用实验和观测来逐步验证这些简并性假设. 如果我们能把脑内神经回路的所有功能都能很好地用简并性解释了, 脑内神经回路中的信息处理过程和神经编码问题应该也就很清楚了.

- [1] Edelman G M 1987 *Neural Darwinism* (New York :Basic Books)
- [2] Crick F 1989 *Trends Neurosci.* **12** 240
- [3] Calvin W H 1987 *Nature* **300** 33
- [4] Barlow H B 1994 *Nature* **331** 571
- [5] Anderson P W 1994 *Nature* **372** 288
- [6] Chiel H J , Beer R D , Gallagher J C 1999 *J. Comp. Neurosci.* **7** 99
- [7] Edelman G M 2000 *A Universe of Consciousness* (New York : Basic Books)
- [8] Tong Q Y , Qian M Q , Li X , Guo H J , Han X P , Li G , Shen G Y 2006 *Sci. Chin. Ser. E* **36** 449 (in Chinese)[童勤业、钱鸣奇、李 绪、郭宏基、韩晓鹏、李 光、沈公羽 2006 中国科学 E 辑 **36** 449]
- [9] Zhang H , Fang L P , Tong Q Y 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 7339 (in Chinese)[张 宏、方路平、童勤业 2007 物理学报 **56** 7339]
- [10] Zhang H , Mo J , Tong Q Y 2007 *Acta Biophys. Sin.* **23** 455 (in Chinese)[张 宏、莫 珏、童勤业 2007 生物物理学报 **23** 455]
- [11] Konishi M 1993 *Sci. Amer.* **268** 66
- [12] Holderied M W , Jones G , Helversen O V 2006 *J. Exp. Biol.* **209** 1816
- [13] Mejias J F , Torres J J 2008 *J. Comput. Neurosci.* **24** 222
- [14] Joris P X , Smith P H , Yin T C T 1998 *Neuron* **21** 1235
- [15] Campbell R A A , King A J 2004 *Curr. Biol.* **14** 886
- [16] Viète S , Peña J L , Konishi M 1997 *J. Neurosci.* **17** 1815
- [17] Nicholls J G , Martin A R , Wallace B G , Fuchs P A 2001 *From Neuron to Brain* (4th ed.)(Sunderland :Sinauer Associates , Inc.)
- [18] Kass R E , Ventura V , Brown E N 2005 *J. Neurophysiol.* **94** 8

Analyses of degeneracy in neural system and neural code^{*}

Zhang Hong^{1,2)} Liu Shu-Fang¹⁾ Qian Ming-Qi^{1,2)} Tong Qin-Ye^{1,2,3)†}

1) (Department of Biomedical Engineering , Zhejiang University , Hangzhou 310027 , China)

2) (Key Laboratory of Biomedical Engineering of Ministry of Education , Zhejiang University , Hangzhou 310027 , China)

3) (Center of Neural Information Research , Zhejiang University , Hangzhou 310027 , China)

(Received 3 March 2008 ; revised manuscript received 15 December 2008)

Abstract

Edelman has proposed that there are degeneracy phenomena in neural system. However , he did not discuss the modality and function about degeneracy in neuron network . In this paper , the phenomenon of degeneracy in neuron circuit of binaural localization is studied on the basis of the ordered space , and some methods of degeneracy for the neural networks are discussed . By combing the phenomenon of degeneracy with neuron coding , we can better understand the degeneracy phenomenon . Although the results we obtained are rationalistic , the Jeffress model , which is widely accepted , is covered by this circuit . Therefore , the theory proposed in the paper also has its biological basis .

Keywords : degeneracy , neuron coding , ordered space , binaural localization

PACC : 8730 , 8734

^{*} Project supported by the National Basic Research Program of China(Grant No. 5132103ZZT21B) , the Speical Foundation for the National Basic Research Program of China(Grant No. 2002CCA01800) , and the National Natural Science Foundation of China(Grant No. 60871085) .

[†] Corresponding author. E-mail : bitong@public.zju.edu.cn