

大脑听觉系统建模研究进展

王 聪 张巧丽 赵 地 迟学斌

(中国科学院计算机网络信息中心 北京 100190)

摘 要 如今,信息通信技术和生物学的融合发展到了一定阶段,欧盟人脑计划、美国脑计划以及日本脑计划等都在开展相关的脑科学研究,中国也已经开展了中国脑计划。欧盟和美国的两个计划分别投资 10 亿欧元和 45 亿美元,都是采用计算机来模拟绘制详细的人脑模型,对人类大脑进行模拟是重要内容。以国内外关于大脑听觉系统研究的论文为对象,通过对大脑听觉系统进行分析,概括出近年来大脑听觉系统的研究热点和动态,并且分析了今后该方向的研究趋势,为我国在该领域的理论研究提供依据和方法。

关键词 大脑听觉,听觉系统,听觉建模,脑计划,脑模拟

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

Advances in Study of Auditory System Brain Model

WANG Cong ZHANG Qiao-li ZHAO Di CHI Xue-bin

(The Chinese Academy of Sciences Computer Network Information Center, Beijing 100190, China)

Abstract The integration of the information and communication technology and the biology have developed to a certain stage recently. The Brain Plan of the European Union, the American Brain Program and the Japanese Brain Program have been carrying out the research of the relevant brain science, and the Chinese Brain Program is also underway. The EU and the United States invest one billion euros and 4.5 billion US dollars for their brain plans. Both of the two plans are using computer simulation to draw a detailed model of the human brain, and simulating the human brain is important content. In this paper, by referencing the paper of the auditory system at home and abroad, and analyzing the auditory system of the brain, we summarized the research focus and dynamics of the auditory system and predicted the future trend in this direction, which provide the basis and methods in the field of the theoretical basis in China.

Keywords Auditory brain, Auditory system, Auditory model, Human brain project, Brain simulation

1 研究背景

信息通信技术和生物学的融合已经到达了一定阶段,所以研究者们梦寐以求的掌握人类大脑的研究有望变为现实。欧盟人脑计划、美国脑计划以及日本脑计划等都在开展相关的脑科学研究,可见这项工作意义非常重大。

2013 年 1 月,欧盟宣布开展了一个为期十年的项目,即“人类脑计划”欧盟的人脑计划(EU Human Brain Project, EU HBP)。该项目投资 10 亿欧元,目的在于仿真大脑,通过信息技术和生命科学相结合的技术,对海量的生物医学数据进行仿真模拟,最终希望在脑认知、脑疾病治疗和类脑计算 3 个方面取得一定的成绩。欧盟的人脑计划的总目标是建立包括神经科学、医学、计算信息和计算技术在内的一切信息,促进全球关于人脑的合作研究,最终在超级计算机上实现人脑建模和仿真重建。2013 年 4 月,美国启动了脑科学研究计划,称作美国的“尖端创新神经技术脑研究”(Brain Research through Advancing Innovative Neuro-technologies, BRAIN)倡议,共计投资 45 亿美元,主要是研究人类大脑工作机制、绘制脑活动全图,从而探索能否开发出目前无法治愈的大脑疾病的新疗法。日本相继欧美,于 2014 年 10 月也宣布脑科学研

究计划,主要研究精神病和神经性疾病的诊断治疗方法。日本计划的不同之处在于:他们主要利用猕猴这种更接近人类的灵长类动物,而欧美用鼠类研究是拥有不同于人类缺陷的,尤其是在疾病研究方面。相对来说,在灵长类研究方面,日本的这项计划还是很庞大的。

听觉系统的感知活动主要可以分为 3 大类,即音高感知、语音识别和声音识别。通过对 3 类感知活动的介绍可以看到,听觉系统是一个高度集成的、协同作用的整体。可见,听觉系统部分具有重要功能。

2 研究综述概况

2.1 音高感知

音高在语调和复杂声音中存在,是一种感知属性。不同频率的纯音在人脑中感知为不同的音高。不同纯音的音高刻度可以通过感知某一纯音是否为第二个纯音音高的一半或者一倍来定义。主观音高的单位是 $\text{mel}^{[1]}$,比如 1000mel 被定义为 1000Hz 纯音的音高。音高并不与纯音一一对应,比如 1200Hz 和 1000Hz 的混合纯音可以在人脑中产生 200Hz 的低音高感知,虽然输入谱分析里根本没有 200Hz 的能量分布。这说明,即使是简单地将不同纯音混合,也存在着神经信

王 聪(1986—),男,博士,主要研究方向为深度学习;张巧丽 女,研究生,主要研究方向为深度学习;赵 地(1978—),男,副研究员,主要研究方向为深度学习,E-mail:zhaodi@cnic.cn(通信作者);迟学斌 男,研究员,博士生导师,主要研究方向为高性能计算、脑科学。

号处理,这已经不是简单的频率分析了。音高感知还可以帮助人们在多人讲话的环境中聆听特定的说话人,这也叫鸡尾酒效应。随着先进成像技术的发展,大脑对音高的感知和频率选择性已经开始被人们研究^[2]。

2.2 语音识别

语音识别包含了声音通路里信号处理的多个阶段。重要阶段包括提取声音特征、记忆存储、将声音特征对应到有意义的语言信息。在说话时,简单的音素(元音、辅音、摩擦音等)被整合成更大的语言单元,比如音节、词语和句子。研究显示,语音识别的难点在于声音特征的重叠和缺失,音素也可能对应多个解释。这些难点必须联系说话的上下文内容才可以正确理解。人类的这种语音识别能力既是自下而上的(数据驱动的语音特征),也是自上而下的(内容驱动的感知结论),并在先前的学习和经历中逐渐形成^[3]。所以,人类的听觉系统可以在语音信息不完整、不连续,甚至嘈杂的环境中进行正确的感知活动,这是当前最先进的基于深度学习的语音识别所无法比拟的。

2.3 声音识别

声音识别包括声音掩盖、声源定位、音色识别和场景识别等。

声音掩盖指的是人类在感知一种声音刺激时,不能对另外一种声音做出感知。比如在认真听一首歌曲时,会忽略同时发生的别的声音。这种掩盖效应会随着感知声音的强度变强和频率变高而越发明显。

声源定位是确定空间中声源的能力,可以通过三维坐标来刻画:左右、上下、远近。其中左右维度的定位可以通过左右耳接受声音的时间差来实现,上下可以根据声音的频谱变化来实现,远近则可以依据声音强度来实现。对猫头鹰的研究发现,空间位置在猫头鹰的中脑内有特定的神经核团与之对应^[4],人类的声源定位很有可能也有类似的生理结构。此外还有音色识别和场景识别。

2.4 听觉系统解剖和生理回顾

人类的听觉系统对信号的处理可以大致分为外围阶段、中级阶段和中央阶段。

(1) 听觉系统外围部分:外耳、中耳和内耳

内耳是一个卷曲的、内含液体的管道,它被基底膜分成上下两个腔室。在基底膜平面下面的是内毛细胞和外毛细胞。内毛细胞直接将基底膜的机械振动转化为听觉神经束的动作电位。外毛细胞则使得神经束对频率变化更加敏感^[5]。虽然毛细胞按照频率的顺序沿着基底膜排列,但实际是基底膜的物理特征导致了声音在空间上形成频率梯度分布。

图1是耳蜗拉直示意图。

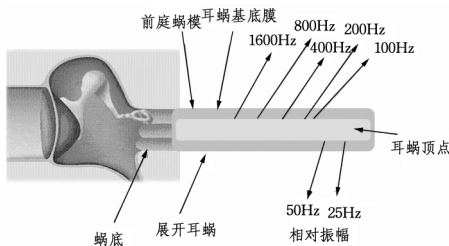


图1 耳蜗拉直示意图

基底膜基部弹性低、质量小,因此对高频声音振动强烈。相反,基底膜顶端则对低频声音产生响应,基底膜的物理特征

导致了声音频率在空间上的分解^[3]。

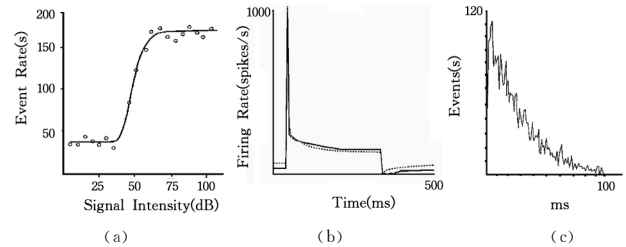
声音振动导致耳蜗的基底膜的某一位置出现行波,这使得与其连接的内毛细胞的硬纤毛出现偏移,从而导致内毛细胞去极化并释放神经递质到与神经束连接的间隙。神经递质进一步激发神经束产生了动作电位。研究已经发现这些动作电位有固定的发放特征,这些电信号会继续传输到脑干以供进一步处理。

(2) 中级听觉系统

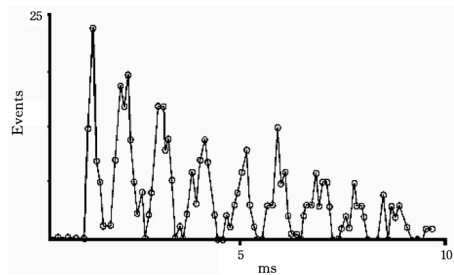
中级听觉系统包括脑干、中脑和丘脑中的许多神经核团,按照顺序依次为耳蜗核(Cochlear Nucleus, CN)、上橄榄复合体(Superior Olivary Complex, SOC)、下丘(Inferior Colliculus, IC)和内侧膝状体(Medial Geniculate Body, MGB)。内侧膝状体处理后的信号最终进入听觉皮层。中级听觉系统的核团不仅仅是耳蜗到大脑皮层的中转站,它们还在双耳的声源定位、处理复杂声音中发挥重要作用。

(3) 神经元放电模式

声音刺激从毛细胞开始转化为电信号,并以动作电位的方式对声音信号进行编码。目前已经发现了若干种神经元放电的模式,如图2所示。这些模式包括放电率-强度关系(Rate-intensity Function)、刺激后响应时间直方图(Post-stimulus Time Histogram, PSTH)、放电时间间隔直方图(Inter-spike-interval Histograms)和响应周期直方图(Period Histogram)等。其中放电率-强度关系类似一个sigmoid函数,当声音刺激的强度逐渐增加时,听觉神经束的神经元的平均放电率也逐渐增加,最终达到饱和状态。刺激后响应时间直方图统计了从刺激产生到神经元产生响应之间的时间间隔,并研究这些时间间隔在时间上的分布规律。放电时间间隔直方图则记录神经元的两个相邻放电之间的时间间隔,并统计这些时间间隔在时间上的分布规律。目前已经发现声音刺激的有无会使得放电时间间隔直方图产生显著的变化,如图2(c)、图2(d)所示。响应周期直方图则是对一个基本周期内的刺激进行放电率的平均。这些基本的神经元放电模式是猜想听觉神经系统内部时空结构的窗口,Meddis等人在20世纪80年代就根据这些电生理结果建立了毛细胞和听觉神经束的数学模型,可以很好地重现这些重要放电模式^[6,7]。



(a) (b) (c)



(d)

图2 听觉系统神经元响应的模式

图2中,(a)为放电率-强度关系示意图,它显示了听觉神

神经束对持续 2s、不同强度的纯音的响应；(b)为听觉神经束的刺激后响应时间直方图，刺激为持续 300ms、强度为 43dB、频率为 1kHz 的纯音刺激；(c)为听觉神经束在没有外界刺激下的放电时间间隔直方图；(d)为听觉神经束在给予持续时间为 2s、强度为 70dB、频率为 1kHz 的纯音刺激后的放电时间间隔直方图。

(4) 中央神经系统及听觉皮层

中央神经系统是高级认知活动、记忆存储和提取的地方。解剖学上，大脑被分为左右半球，每个半球又被分为 4 个脑叶，分别是额叶、顶叶、颞叶和枕叶。其中颞叶是对声音刺激产生感知和认知的区域，颞叶还负责新信息的管理和短时程记忆。颞叶中的一块区域被称为听觉皮层，这里是对传入大脑的声音信号进行初步处理的地方。听觉皮层又划分为两个功能区域，接受内侧膝状体 MGB 信号输入的核心区域叫 AI，带状的扩散区域叫次级听皮层 AII。听皮层的神经元按照频率的大小依次排列分布。同一喜好频率的神经元汇集排列成条带垂直于频率变化轴^[8]。此外，听皮层也有与视皮层类似的功能柱。对双耳声音信号产生兴奋的 EE 细胞和只对其中一只耳朵的声音信号产生兴奋，对另一只耳朵的声音信号产生抑制的 EI 或 IE 细胞分别排列在不同的功能柱里^[9]。以上生理结构的发现说明，即使从耳蜗的基底膜就开始了声音信号的频率分解，但一直到大脑皮层，细胞仍遵循集成的原则处理频率、空间定位等生理功能。图 3 是听觉皮层的冰块模型示意图(听皮层表面形成频率和双耳信号(EE 或 EI 细胞)两个维度，同一频率和双耳信号的神经元集成为功能柱，从而高效处理声音信号)，体现了听觉皮层的功能柱对频率和双耳信号的集成处理。

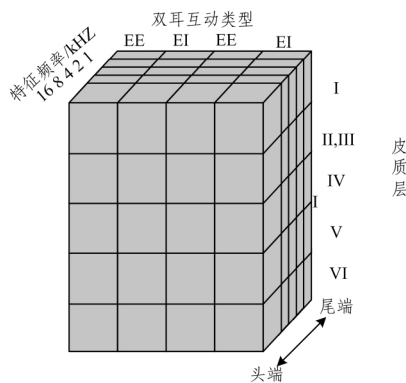


图 3 听觉皮层的冰块模型示意图

2.5 听觉信号处理模型

研究人员通常对初始的听觉信号在听觉外周神经系统内进行模块化建模。按照信号处理的先后顺序，听觉外周神经系统一般被划分为耳蜗模块、毛细胞模块和神经束模块。人们可以按设计需求选择模块内的具体模型，再按顺序搭建出声音信号的听觉外周模型。

(1) 耳蜗模型

众多的耳蜗模型在 20 世纪被提出，它们可以被大致划分为生物物理模型和信息处理模型。生物物理模型，如运用宏观力学和微观力学的耳蜗模型，试图通过简化耳蜗的流体力学和对耳蜗的微观结构进行力学分析，从而解释耳蜗的功能^[10-12]。与之相反，信息处理模型只寻求有效的重现耳蜗对

声音信号的响应，从而为进一步语音分析打下基础。信息处理模型一般采用滤波的方式来处理信号，并用不同的模块来依次体现耳蜗的线性和非线性处理效果。

基底膜是声音信号进入耳蜗的第一站，从 Békésy 发现基底膜的行波开始，人们就已经认识到基底膜对声音频率的分解和选择作用^[13]。Lyon 用串联的一组滤波器实现了基底膜对频率的选择性。由于 Lyon 采用的是线性滤波器，因此该模型被称为被动的耳蜗模型^[14]。后来的研究发现，耳蜗还存在重要的非线性特性。基底膜滤波器组的中心频率、带宽和增益都随声音强度的不同而变化。为了更好地刻画基底膜的非线性，Goldstein 提出了多带通非线性滤波器模型(Multiple Band-pass Nonlinearity Filter, MBPNF)。该模型在线性滤波器外并联了一组压缩非线性滤波器，用以反映基底膜灵敏的、窄带的非线性机制^[15]。随后更多的研究采用了一种名为 Gammatone(GT)的滤波器。因为其冲击响应的包络可以近似为 gamma 函数，并且载波是一个具有滤波器中心频率的正弦或纯音，所以被命名为 gammatone。Meddis 等人尝试使用融合非线性滤波器和 GT 滤波器，于是提出了双共振非线性模型(Dual Resonance-Nonlinear, DRNL)^[16]。每个 DRNL 模型由两个并行的通道组成：线性通道和非线性通道，信号被分别处理后叠加输出。DRNL 模型的输入为镞骨的振动速度，输出为基底膜的振动速度，其中非线性通道中的非线性模块是一级压缩处理。DRNL 模型已经被广泛地使用在听觉外周模型中，作为内毛细胞的前级输入，并且被用作大型系统的一个嵌入式部分^[17]。

(2) 毛细胞转导模型

基底膜上某一位点的机械振动会引发与其相连的内毛细胞的电位响应，诱发钙离子通道的打开，从而导致神经递质释放，最终导致听觉神经束产生动作电位。内毛细胞转导模型在 20 世纪 90 年代取得突破，目前公认的框架由 Meddis 提出，称作蓄水池模型。蓄水池模型对递质的生产、储蓄、释放、重摄取等过程进行了动力学建模。最终的模型为 3 个互相关联的常微分方程，分别代表神经递质贮蓄、扩散和重摄取时的浓度变化^[6,7,16]。Meddis 假设听觉神经束的动作电位发放概率正比于扩散状态的递质浓度。Meddis 和 Sumner 等人又在 2001 年提出了修正的蓄水池模型，将神经递质的随机和粒子特性加入原有模型中，从而令模型更为完善^[18]。内毛细胞的蓄水池模型结合耳蜗基底膜的双共振非线性模型可以重现一系列实验观测的生理结果。比如听觉神经束的放电率-强度关系、相锁频(Phase-locking)、刺激后响应时间直方图、放电时间间隔直方图和响应周期直方图，这几乎涵盖了所有主要的听觉神经元放电模式。然而，由于生理实验只测量了基底膜喜好频率在 800Hz、9kHz 和 18kHz 的 3 个位点，因此 Meddis 的模型只拟合了这 3 个特定位点的听觉神经束响应。Sumner 在 2003 年将滤波器组(Filter Bank)的概念引入 DRNL 模型和蓄水池模型，通过平滑地改变 DRNL 的参数，实现了对基底膜所有喜好频率和位点的仿真^[17]。这在真正意义上使耳蜗、内毛细胞和听觉神经束的数学模型成熟。基于 Meddis 框架的模型与实验数据拟合差异小，计算成本低，很适合为大型的系统如语音识别、中枢听觉系统建模等提供初级输入^[19]。

(3)神经网络模型

外周神经系统将处理后的神经电信号传递给中央听觉系统。组成中央听觉系统的基本单元是神经元,神经元由树突、胞体和轴突组成。在功能上,一个神经元从它的树突处接受别的神经元传输过来的电信号,这些电信号会导致该神经元胞体膜电位的变化,当膜电位超过阈值后,该神经元就会发放动作电位,并将其通过轴突传递给别的神经元。20世纪50年代,Hodgkin和Huxley成功地对乌贼的巨型神经束建立了数学模型,称为Hodgkin-Huxley或H-H模型^[20]。他们也因此获得了诺贝尔生理学奖。由于H-H模型计算成本很高,接下来的几十年里,计算神经学家开发出各种简化的神经元模型。常用的模型有累积与放电神经元(Integrate-and-fire Neuron)、二次项累积与放电神经元(Quadratic I&F Neuron)、指数累积与放电神经元(Exponential I&F Neuron)和Izhikevich神经元等^[21]。这些神经元模型基本都将电压阈值上的动作电位动力学忽略,而只重点考虑电压阈值下的动力学。这是因为,动作电位本身并不承载信息,动作电位发放的时刻才是神经网络实现信息编码和解码的关键。通过改变参数,这些人工神经元几乎可以重现所有在电生理实验中发现的神经元动力学现象。简化后的神经元模型计算复杂度较H-H模型大大降低,从而令群体神经网络的大规模仿真成为可能。

听觉神经信号投射到听觉皮层后,由神经元组成的神经网络是如何实现一系列感知活动的呢?从实验结果,特别是功能性成像来看,理论神经学家推测神经网络是通过群体细胞集中放电来实现信息编码和解码的^[22-23]。目前最具潜力的神经网络传递信息的模型是由Diesmann等人提出的同步放电链模型(Synfire Chain)^[24]。该模型可以实现群体细胞的逐层稳定兴奋传递。陶乐天等人在近期又提出了门控同步放电链模型(Pulse-gated Synfire Chain),该模型利用广泛存在于各个脑区的神经震荡,实现了群体神经元放电的兴奋强度分层传递。他们的模型为神经网络的信息编码与解码、短时程记忆等功能都提供了有力的理论支持^[25-27]。但是由于实验技术的限制,比如功能成像的分辨率、电极测量神经元数量不够等因素,目前仍无法从实验上最终证实真实神经网络实现生理功能的机制。缺乏实验的支持,潜在的神经网络模型也无法令人们信服,即使有些模型确实解释了一些电生理和心理学的实验现象。

虽然对大脑信息加工机制的研究还在攻关阶段,工程界已经将神经网络的概念运用到图像识别、语音处理等领域,开辟了全新的人工智能和深度学习方向,并获得了巨大成功。2016年3月,谷歌(Google)旗下DeepMind公司开发出的阿尔法围棋(AlphaGo)对战世界围棋冠军、职业九段选手李世石,最终将比分锁定为4:1。AlphaGo的主要工作原理就是基于人工神经网络的深度学习算法。微软研究人员首先将深度学习神经网络引入到语音识别声学模型训练中,在大词汇量语音识别系统中获得巨大成功,使得语音识别的错误率相对降低30%。目前神经网络算法已然成为主流技术、科技巨头的主要产品,如谷歌的安卓语音识别系统、微软的Skype Translate和苹果的Siri都已经采用该技术。一个简单的基

于前馈神经网络的经典模型是多层感知器模型(Multilayer Perceptron,MLP)^[28]。该模型可以将输入刺激(现象观察)进行离散的分类(认知活动),从而实现模式识别的功能。图4示出了MLP模型的示意图,它包括感觉层、信号处理层和推断层。模型中的每个节点都代表一个计算单元,即一个人工神经元。它们按一定的权重与上层节点相连接。MLP可以依据回溯算法进行监督学习和训练,通过将输出结果与预期结果相比较,神经网络学会修正内部的连接参数,从而逐渐输出合理的响应(正确的分类)。使用MLP等简单人工神经网络模型来解释大脑的认知和推理功能可圈可点,但其运用的分层模块化处理信息的思想无疑是值得借鉴的。生理实验已经发现大脑神经元的组织结构从小到大依次是核团(Nuclei)、功能柱(Column)、区域(Region)和半球(Hemisphere)。因此大脑很有可能是按照功能柱等结构单元进行并行和模块化计算,从而实现认识和推理功能的。关于大脑活动区域之间的大尺度建模,可以参考文献^[29,30]。

模型包括感觉层、信号处理层和推断层。每个节点为一个神经元。通过基于回溯算法的训练,MLP的连接强度可以被修正,从而达到预期的输出结果,如图4所示。

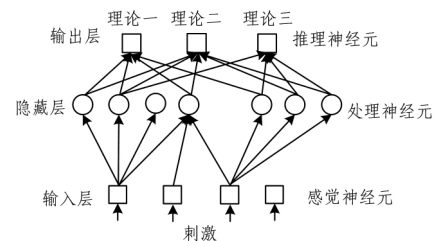


图4 MLP模型示意图

3 研究趋势

3.1 听觉系统大尺度模型

图5是听觉系统结构和功能的模块化设计示意图。Husain等人^[30]最早对听觉系统的初级听皮层、第二、第三听觉皮层和前额皮质进行大尺度神经网络建模(Large-scale Network Modeling)。他们将听皮层功能柱设定为基本单元,并用代表兴奋和抑制活动的两个微分方程来描述该基本单元的动力学。模型中的每一个功能模块由81个基本单元组成,模块与模块之间有兴奋性和抑制性的相互作用。大尺度模型示意图如图6所示,其中图6(a)为模型的模块化关系,模块之间有兴奋性和抑制性连接关系,每一个功能模块由81个基本单元组成;图6(b)为基本单元示意图,它是由代表兴奋性和抑制性活动的两个微分方程来刻画的。Husain的模型对最简单的听觉任务,即识别声音的频率变化(Frequency Modulated Sweeps)进行了研究和重现,他们的结果与核磁共振的实验结果存在一致性。Husain等人虽然开创性地对听觉系统建立了大尺度模型,但离最终对听觉系统建立大规模仿真模型还有较大距离。首先,功能柱由上万的神经元组成,所以仅仅由两个常微分方程来刻画功能柱的平均性质会丢失很多动力学细节,比如电压和放电率的涨落。而研究发现,神经系统内的涨落对实现生理功能起着非常重要的作用。其次,Husain的模型也仅仅是针对最简单的听觉任务,如对识别声

音频率的上升和下降进行研究,更多高级听觉感知活动的机制仍需要更精细的模型来探索。因此,由神经元组成的,同时考虑功能柱、脑区域等结构的大规模仿真模型是未来研究的方向。在2007年,Izhikevich等人用超级计算机对哺乳动物的大脑皮层和丘脑进行了具有前瞻性的大规模仿真^[31]。他们的模型包含百万级的神经元和近五亿的突触。他们按照生理实验的结果调节神经元的参数,一共设计了22种不同放电特性的人工神经元来模拟不同区域的真实神经元活性。模型也尽量按生理解剖结构做了近似的空间设计。他们从大规模仿真中发现了群体神经元集中放电的一些时空特征,比如自发放电和特定的放电节律。但是该模型并没有对听觉信号通路做完整的设计,也没有对听觉感知活动做专门的研究。

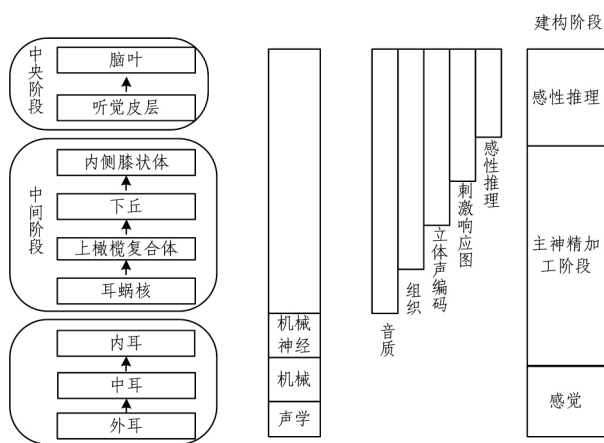


图5 听觉系统结构和功能的模块化设计示意图

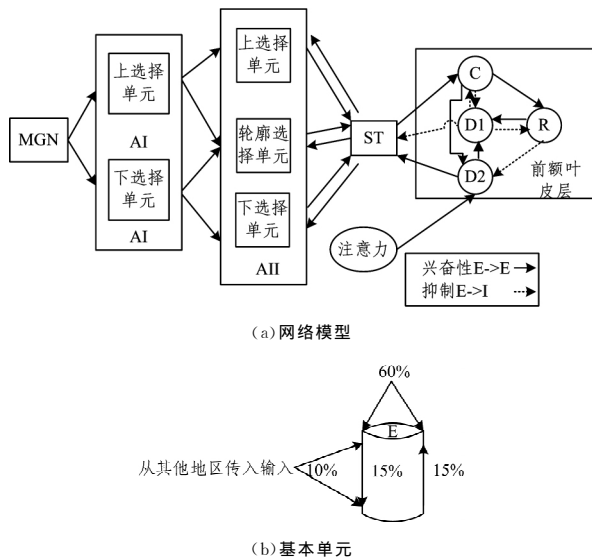


图6 听觉系统大尺度模型示意图

现在,一款专门为大规模神经网络仿真开发的名为NEST的软件系统已经在计算神经领域得到广泛运用^[32,33]。NEST可以显著提高编程效率并让研究人员将主要精力用在神经网络结构设计上。很多利用NEST软件做出的成果集中在同步放电链和视觉皮层建模上^[34-36],在听觉领域上NEST的应用还比较少。所以,时代的发展正在呼吁研究人员对听觉系统研发^[34-36]一个从声音信号输入大脑,直到进行高级听觉感知活动^[34-36]的大型仿真平台。该平台将采用模块化设计原则,将先前较成熟的耳蜗模型、毛细胞模型、神经

束模型、功能柱模型等整合在一起,最终在超级计算机的支持下实现基于神经网络的大规模仿真^[34-36]。

结束语 2016年3月30日,欧盟人脑计划公布了重要的阶段性成果,信息及通信技术平台的最初6个版本公开发布,号召广大神经科学领域的研究者使用他们的软硬件平台,这将有助于促进神经科学、医学和计算机学的合作研究,标志着人类大脑计划接下来将进入实际运营环节。该计算平台包括大脑仿真工具、可视化软件 and 一对可远程访问的超级计算机,由原型硬件、软件工具、数据库和编程界面组成,将以一种与用户合作的方式继续提升和扩展,并且在欧洲科研基础设施的框架内协调整合,以便于实时研究大脑活动,而让我们能够实时研究大脑活动正是欧盟人脑计划开发计算的目标之一。美国国立卫生研究院发布了“脑计划”路线图,将对以下9个大脑研究领域进行相关资助:统计大脑细胞类型、建立大脑结构图、开发大规模神经网络记录技术、开发操作神经回路的工具、了解神经细胞与个体行为之间的联系、整合神经科学实验与理论、模型、统计学等。2014年开始,中国的互联网公司包括百度、讯飞、爱奇艺等也推出各自的人工智能脑计划。

本文阅读了大量的听觉系统相关文章,总结了国内外研究者对听觉系统,以及听觉信号处理模型等相关工作,并且分析了今后的发展趋势。听觉系统的建立与生理解剖学^[34-36]以及心理学等多学科相关的发展密切相关。充分地对人类听觉内在机理^[34-36]进行清楚的认识,才能更好地建立准确的听觉。但是,建立大脑听觉系统也不能完全拘泥于对人耳构造的机械模仿,必须认清大脑听觉系统的本质。目前,人们在一定层次上已经取得了一些成就,相信今后一定会有更好的前景。

参考文献

- [1] Stevens S S, Volkman J, Newman E B. A Scale for the Measurement of the Psychological Magnitude Pitch[J]. Journal of the Acoustical Society of America, 1937, 8(3): 185-190
- [2] Klein D, et al. A Cross-Linguistic PET Study of Tone Perception in Mandarin Chinese and English Speakers[J]. Neuroimage, 2001, 13(4): 646-653
- [3] Munkong R, Juang B H. Auditory perception and cognition[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2014, 25(3): 98-117
- [4] Knudsen E I, Konishi M. Mechanisms of sound localization in the barn owl (Tyto alba)[J]. Journal of Comparative Physiology, 1979, 133(1): 13-21
- [5] Lawrence M. An Introduction to the Physiology of Hearing [J]. Ear & Hearing, 1983, 4(3): 173-174
- [6] Meddis R. Simulation of mechanical to neural transduction in the auditory receptor[J]. Journal of the Acoustical Society of America, 1986, 79(3): 702-711
- [7] Meddis R. Simulation of auditory-neural transduction: further studies[J]. Journal of the Acoustical Society of America, 1988, 83(3): 1056-1063
- [8] Merzenich M M, Knight P L, Roth G L. Representation of cochlea within primary auditory cortex in the cat[J]. Journal of Neurophysiology, 1975, 38(2): 231-249

(下转第15页)

执行速度和作业剩余执行时间,对无响应任务判定执行失败的时间阈值进行自适应调整,从而降低了无响应任务对作业响应时间的影响。在下一步的工作中,将研究怎样同时处理无响应任务和慢任务对作业响应时间的影响。

参 考 文 献

- [1] Dean J, Ghemawat S. MapReduce: simplified data processing on large clusters [J]. *Communications of the ACM*, 2008, 51(1): 107-113
- [2] 陆嘉恒. Hadoop 实战[M]. 机械工业出版社, 2012
- [3] Adaptive Scheduler[EB/OL]. <https://issues.apache.org/jira/browse/MAPREDUCE-1380>, 2013
- [4] Improve speculative execution [EB/OL]. <https://issues.apache.org/jira/browse/MAPREDUCE-2039>, 2013
- [5] Speculative execution for Reads [EB/OL]. <https://issues.apache.org/jira/browse/CASSANSRA-4705>, 2013
- [6] Looking for speculative tasks is very expensive [EB/OL]. <https://issues.apache.org/jira/browse/MAPREDUCE-4499>, 2013
- [7] Dinu F, Ng T S E. Understanding the Effects and Implications of Compute Node Related Failures in Hadoop[R]. HPDC'12. 2012:18-22
- [8] Lee K H, Lee Y J, Choi H, et al. Parallel Data Processing with MapReduce: A Survey[J]. *SIGMOD Record*, 2011, 40(4): 11-20
- [9] Matei Z, Andy K, Anthony D. Improving MapReduce Performance in Heterogeneous Environments[C]//8th Usenix Symposium on Operating Systems Design and Implementation. 2008
- [10] ResourceManagerRest [EB/OL]. <http://hadoop.apache.org/docs/r0.23.6>, 2013
-
- (上接第 5 页)
- [9] Imig T J, Adria'N H O. Binaural columns in the primary field (A1) of cat auditory cortex[J]. *Brain Research*, 1978, 138(2): 241-257
- [10] Xin J, Qi Y. Auditory Modeling, in *Mathematical Modeling and Signal Processing in Speech and Hearing Sciences*[C]//Springer International Publishing: Cham. 2014: 67-113
- [11] Allen J B. A physical model of cochlear transduction[J]. *Journal of the Acoustical Society of America*, 1980, 67(Suppl 1): S46
- [12] Allen J B. Cochlear micromechanics—a physical model of transduction[J]. *Journal of the Acoustical Society of America*, 1980, 68(6): 1660-1670
- [13] Manley G A, Narins P M, Fay R R. Experiments in comparative hearing: Georg von Békésy and beyond[J]. *Hearing Research*, 2012, 293(1/2): 44-50
- [14] Lyon R F. A computational model of filtering, detection, and compression in the cochlea[C]//IEEE International Conference on Acoustics. 1982
- [15] Goldstein J L. Modeling rapid waveform compression on the basilar membrane as multiple-bandpass-nonlinearity filtering [J]. *Hearing Research*, 1990, 49(1-3): 39-60
- [16] Meddis R, O'Mard L P, Lopez-Poveda E A. A computational algorithm for computing nonlinear auditory frequency selectivity [J]. *Journal of the Acoustical Society of America*, 2001, 109(6): 2852-2861
- [17] Sumner C J, et al. A nonlinear filter-bank model of the guinea-pig cochlear nerve: rate responses[J]. *Journal of the Acoustical Society of America*, 2003, 113(6): 3264-3274
- [18] Sumner C J, et al. A revised model of the inner-hair cell and auditory-nerve complex[J]. *Journal of the Acoustical Society of America*, 2002, 111(5): 2178-2188
- [19] 李朝晖, 迟惠生. 听觉外周计算模型研究进展[J]. *声学学报*, 2006, 31(5): 449-465
- [20] Hodgkin A L, Huxley A F. Propagation of electrical signals along giant nerve fibers[J]. *Royal Society of London Proceedings*, 1952, 140(899): 177-183
- [21] Izhikevich E M. *Dynamical Systems in Neuroscience*[R]. River-view Drive Suite Totowa New Jersey, 2010
- [22] Louis T, Sornborger A T. Dimensionally-reduced visual cortical network model predicts network response and connects system- and cellular-level descriptions [J]. *Journal of Computational Neuroscience*, 2009, 28(1): 91-106
- [23] Tao L, Lauderdale J D, Sornborger A T. Mapping Functional Connectivity between Neuronal Ensembles with Larval Zebrafish Transgenic for a Ratiometric Calcium Indicator [J]. *Frontiers in Neural Circuits*, 2011, 5(4): 2
- [24] Diesmann M, Gewaltig M O, Aertsen A. Stable propagation of synchronous spiking in cortical neural networks [J]. *Nature*, 1999, 402(6761): 529-533
- [25] Sornborger A T, Tao L. A Unified Framework for Information Coding: Oscillations, Memory, and Zombie Modes [J]. *Eprint Arxiv*, 2014, arXiv:1410.1116
- [26] Sornborger A T, Tao L. Exact, Dynamically Routable Current Propagation in Pulse-Gated Synfire Chains [J]. *Eprint Arxiv*, 2014, arXiv:1410.1115
- [27] Wang C, et al. A Fokker-Planck approach to graded information propagation in pulse-gated feedforward neuronal networks [J]. *arXiv preprint arXiv:1512.00520*, 2015
- [28] Rumelhart, et al. *Parallel Distributed Processing. Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. I: Foundations* [J]. *Mit Press Cambridge Ma*, 1986, 63(4)
- [29] Horwitz B, Husain F T. *Simulation Frameworks for Large-Scale Brain Systems*, in *Handbook of Brain Connectivity* [M]. *Pringer Berlin Heidelberg; Berlin, Heidelberg*, 2007: 275-302
- [30] Husain F T, et al. Relating neuronal dynamics for auditory object processing to neuroimaging activity: a computational modeling and an fMRI study [J]. *Neuroimage*, 2004, 21(4): 1701-1720
- [31] Izhikevich E M, Edelman G M. Large-scale model of mammalian thalamocortical systems [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2008, 105(9): 3593-3598
- [32] Gewaltig M O, Diesmann M. NEST (NEural Simulation Tool) [J]. *Scholarpedia*, 2007, 2(4)
- [33] Plesser H E, et al. NEST; the Neural Simulation Tool [M]//*Encyclopedia of Computational Neuroscience*. *Springer New York*, 2015: 1849-1852
- [34] Schmidt M, et al. Integrating multi-scale data for a network model of macaque visual cortex [J]. *Bmc Neuroscience*, 2013, 14(1): 1-2
- [35] Ishii S, Diesmann M, Doya K, et al. Multi-scale, multi-modal neural modeling and simulation [J]. *Neural Networks*, 2011, 24(9): 917-917
- [36] Mehring C, et al. Activity dynamics and propagation of synchronous spiking in locally connected random networks [J]. *Biological Cybernetics*, 2003, 88(5): 395-408