

基于可控卷积曲面的三维神经元建模

朱晓强, 陈琦

(上海大学 通信与信息工程学院, 上海 200444)

摘要: 在神经科学领域, 大脑复杂神经行为的分析需要构造表面光滑且高质量的神经元模型。针对三维神经元形态数据的复杂性, 现有三维神经元模型的研究在构造模型的过程中, 骨架之间的折痕较大且表面光滑度较低。为解决支撑半径过大导致的卷积过渡混合问题, 采用基于采样点密度和半径的算法进行数据预处理并结合骨架的抽象性和卷积曲面的光滑性, 提出一种利用局部可变支撑半径控制的卷积曲面混合方法。采用基于VDB的稀疏体素自适应调整空间分辨率提高生成效率, 用于解决提取不同半径神经元等值面的速度问题。为验证生成模型数据的有效性, 利用MeshLab工具验证网格的水密性并基于Isotropic Remeshing算法重构网格, 利用Loop算法细分神经元网格, 使其表面更加光滑且包含更多细节信息。为构造在脑神经组织中进行光传播模拟实验的神经元模型, 利用TetGen软件生成高质量的神经元四面体模型。实验结果表明, 与现有神经元建模方法相比, 该方法不仅能有效提高生成速率, 而且能生成高阶光滑的网格模型。

关键词: 神经元可视化; 骨架; 隐式曲面; 卷积曲面; 曲面混合; 网格优化

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



中文引用格式: 朱晓强, 陈琦. 基于可控卷积曲面的三维神经元建模[J]. 计算机工程, 2023, 49(3): 231-237.

英文引用格式: ZHU X Q, CHEN Q. 3D neuron modeling based on controllable convolution surface[J]. Computer Engineering, 2023, 49(3): 231-237.

3D Neuron Modeling Based on Controllable Convolution Surface

ZHU Xiaoqiang, CHEN Qi

(School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200444, China)

[Abstract] In neuroscience, the analysis of complex neural behavior of the brain requires the construction of a smooth and high-quality neuron model. Given the complexity of three-dimensional neuron morphology data, the existing research on the three-dimensional neuron model has the challenges of large creases between skeletons and low surface smoothness when constructing the model. To solve the challenge that the support radius is too large and the convolution transition is mixed, a new method of convolution surface blending using local variable support radius control is proposed. It involves using the algorithm based on the density and radius of sampling points to preprocess the data and combine the abstraction of the skeleton and the smoothness of the convolution surface. The sparse voxels based on VDB usage adaptively adjust the spatial resolution to improve the generation efficiency, thus solving the speed problem of extracting the isosurface of neurons with different radii. The MeshLab tool verifies the water tightness of the mesh and reconstructs the mesh based on the isotropic remeshing algorithm to validate the generated model data. The Loop algorithm subdivides the neuron mesh, making its surface smoother and containing more details. TetGen software generates a high-quality neuron tetrahedron model to construct a neuron model that can execute light propagation simulation experiments in brain nerve tissue. The experimental results show that, compared with the existing neural modeling methods, the proposed method can effectively improve the generation rate and generate high-order smooth mesh models.

[Key words] neuron visualization; skeleton; implicit surface; convolution surface; surface blending; grid optimization

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0064207

0 概述

自现代神经科学诞生以来, 深入认识神经元形态是神经科学领域重要的研究方向之一。大脑的复杂结

构使得密集神经网络特征和行为过程的分析变得极为困难。三维可视化已被证明是评估复杂神经网络的有效工具。

GLASER等^[1]提出Neurolucida软件应用, 使用

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(61402277)。

作者简介: 朱晓强(1984—), 男, 副教授、博士, 主研方向为计算机图形学; 陈琦, 硕士研究生。

收稿日期: 2022-03-17 修回日期: 2022-05-06 E-mail: xqzhu@shu.edu.cn

锥形圆柱体表示神经元节段,在分支点处通过球体将神经元节段相连接,生成的网格模型在段之间是不连续的,不满足水密性的特点。NeuGen^[2]、GENESIS^[3]等软件应用可以生成神经元模型表面,但均使用球体表示胞体,生成的体细胞网格质量较差。AGUIAR等^[4]开发Py3DN工具箱,通过几何近似的方法实现更真实的躯体重建,但没有将生成的细胞体与树突相连接。LASSERRE等^[5]研究用于电生理仿真的皮层神经元的重建,提出从一组采样神经元形态数据中生成一个连续的代表神经元膜表面的算法,但代码难以复现,因分支上存在尖锐的边缘,导致重建网格的质量较差。

BRITO等^[6]提出使用Neuronize工具构建神经元细胞三维模型,主要使用胡克定律和质量弹簧模型在合理的物理基础上重建神经元的胞体模型,但与GLASER^[1]相似都采用圆柱体表示神经元节段,改进之处是使用剪切和拼接的方式连接神经元段与段、段与胞体之间的缝隙。GARCIA-CANTERO等^[7]在Neuronize的基础上提出NeuroTessMesh硬件加速工具,能够解决复杂场景下存储和计算成本较高的问题,以生成具有自适应动态细化功能的神经元网格模型,但是该工具生成的网格在分支处不平滑且不满足水密性要求。

ABDELLAH等^[8]提出从新皮层神经元电路的形态骨架重建规模较大且高度详细体积模型的新方法。通过对单个神经元形态数据进行预处理,从预处理后的神经元形态骨架创建分段平滑和符合水密性要求的网格模型,然后构造局部体积模型,最后合并成全局体积模型,其缺点在于网格是分段水密的。

文献[9-11]提出用于反映扩散模拟的四面体体积模型,其网格满足水密性和双流形的特点。由于该体积模型具有较高的镶嵌性且忽略神经元形态的真实有机外观,因此不能用于交互式可视化分析。

ABDELLAH等^[12]提出使用Skin Modifiers从神经元的形态骨架生成高保真的新皮层神经元表面网格。KARLSSON等^[13]基于符号距离函数和光线追踪^[14]技术,提出用于渲染大规模神经元电路数据的高保真可视化方法,但是生成网格的质量不高且不平滑。

为生成高质量、平滑且满足水密性要求的三维神经元网格模型,本文提出一种三维神经元建模方法。通过预处理NeuroMorpho.Org数据库提供的神经元形态数据,对现有基于骨架的卷积曲面混合建模方法进行改进,设计一种基于可变支撑半径控制的卷积曲面混合新方法。利用稀疏体素结构提高分辨率并加快等值面提取过程,以优化网格生成的神经元三角网格模型和体积模型。

1 神经元数据预处理

从NeuroMorpho.Org数据库中获取的SWC格式

神经元形态数据以ASCII形式进行编码,每个非空行代表一个神经元样本点,其中包含七个数据项,具体如表1所示。其中:采样号和父采样号表示空间中样本点的父子连接关系;结构标识符主要包括0-未定义、1-胞体、2-轴突、3-树突和4-尖端树突5种类型; X 、 Y 、 Z 是以 μm 为单位的空间坐标;半径是树突厚度的1/2,单位是 μm 。

表1 标准神经元数据结构

Table 1 Structure of standard neuron data

序号	说明
1	采样号
2	结构标识符
3	X
4	Y
5	Z
6	半径
7	父采样号

原始神经元数据存在非常短的神经元骨架节段以及不规则的顶点采样密度。此外,数据还可能存在潜在异常采样点和分支,如果直接构建网格模型会导致网格不连续、拓扑异常和分支重叠,因此,需要对神经元数据进行预处理。

神经元节段线骨架示意图如图1所示。对于线骨架 S_i , P_A 、 P_B 分别是左右两端采样点, r_A 、 r_B 分别是采样点的半径, l_{AB} 是线骨架的长度,引入可变参数 e ,如果 $l_{AB} \leq e \times \text{Max}(r_A, r_B)$,其中 $e \geq 2$,则定义 S_i 为短边。

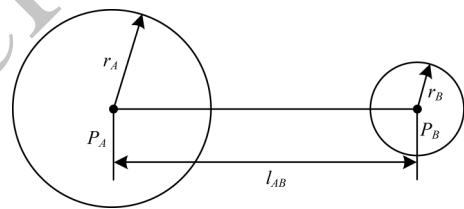


图1 神经元节段线骨架示意图

Fig.1 Schematic diagram of neuron segmental line skeleton

由于短边现象几乎存在于所有的神经元形态数据中,因此针对采样点属于不同类型的拓扑角色,提出以下预处理算法流程:

输入 SWC格式神经元数据

输出 去除异常采样点和短边后的神经元数据

步骤1 定义 U 为已访问过的节点集合,依次遍历节点,删除节点半径值为负数的样本点,并连接前后节点。

步骤2 移除长度接近0(小于 $1e-4$)的分支。

步骤3 处理短边问题,如果 P_A 、 P_B 都是内部点,首先获取 P_A 的父节点 P_0 ,然后连接 P_0 和 P_B ,最后删除 P_A 节点。

步骤4 如果 P_A 是内部点, P_B 是分支结束点,处理方法同步步骤3。

步骤5 如果 P_A 是分支点, P_B 是内部点,由于删除分支点会破坏整体拓扑结构,则首先获取 P_B 的子节点 P_C ,然后连接 P_A 和 P_C ,最后删除 P_B 节点。

步骤6 如果 P_A 是分支点, P_B 是分支结束点,直接删除 P_B 。

步骤7 如果 P_A 是根节点, P_B 是其他节点,处理方法同步步骤5。

步骤8 根据集合 U ,删除单个分离的神经元分支。

以人类大脑区域的神经元电路数据为例,三维神经元预处理结果如图2所示。原始神经元数据包含1429个采样点,预处理后的神经元数据包含1374个采样点。预处理算法能有效地解决神经元形态数据可能存在的异常样本点、短边等问题,减少采样点数量,为后续网格模型的生成提供有效的输入数据。

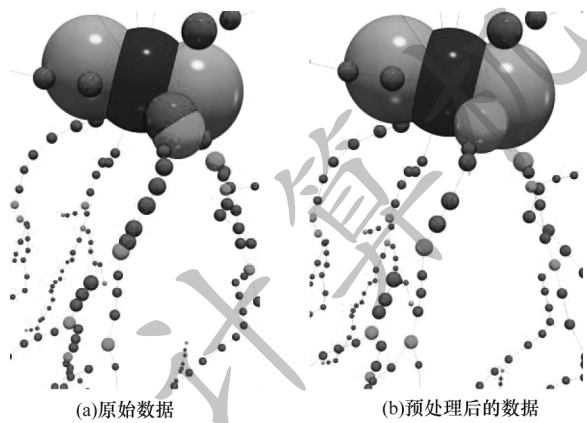


图2 三维神经元预处理结果

Fig.2 Preprocessing result of 3D neuron

2 三维神经元建模

2.1 卷积曲面

卷积曲面最初被定义为由几何骨架和高斯核函数的卷积生成的^[15],其数学定义如式(1)所示:

$$S = \left\{ (x, y, z) \mid \sum_{i=1}^n \lambda_i F_i(x, y, z) - T = 0 \right\} \quad (1)$$

其中: λ_i 为第 i 段几何骨架的权重值; $F_i(x, y, z)$ 为第 i 段几何骨架的势能函数;参数 T 为提取等值面的阈值。

根据式(1),假设 p 为三维空间中的点, S 为几何骨架,骨架的几何函数可定义为:

$$g(p) = \begin{cases} 1, & p \in S \\ 0, & p \notin S \end{cases} \quad (2)$$

对于一个核函数 f ,且三维空间点 $q \in S$,几何骨架 S 在点 p 处的总势能值可定义为:

$$F(p) = \int_S g(q) f(p-q) dS = (f \otimes g)(p) \quad (3)$$

核函数按作用范围分为无限支撑和有限支撑核函数。对于无限支撑核函数,定义域内所有的势能值均大于零,例如高斯函数^[15]和柯西函数^[16]。对于有限支撑核函数,在指定的定义域内有值,在其余范围内的势能值均为零,例如Metaballs^[17]。采用无限支撑核函数构造卷积曲面有两个缺点:1)在构造单个神经元骨架模型时,因卷积场计算过远导致生成曲面效率低;2)当曲面混合时,一旦势能函数发生变化,须重新计算整个骨架的势能场,无法做到局部控制。鉴于此,本文参考JIN等^[18]提出的方法使用四次多项式作为卷积核函数,如式(4)所示:

$$f(r) = \begin{cases} \left(1 - \frac{r^2}{R^2}\right)^2, & r \leq R \\ 0, & r > R \end{cases} \quad (4)$$

其中: R 为核函数的有效支撑半径,用于剪切离目标太远的骨架,可有效控制混合范围。

2.2 卷积曲面可控混合

基于ZHU等^[19]提出的结论,对于一条线骨架 S_i ,如果曲面厚度为 d_i ,则 p 点处的权重值 λ_i 满足如下关系:

$$F_i(p) = 2\lambda_i \int_0^{\sqrt{R_i^2 - d_i^2}} \left(1 - \frac{d_i^2 + x^2}{R_i^2}\right)^2 dx = T \quad (5)$$

为方便控制局部混合,本文引入比例参数 $t = R_i/d_i$,其中, R_i 为支撑半径。对于常规卷积曲面, d_i 和 R_i 的默认关系为 $d_i = R_i/2$,即 $t = 2$ 。根据式(5)求得 λ_i 为:

$$\lambda_i = \frac{15TR_i^4}{16(R_i^2 - d_i^2)^2} = \frac{15T}{16R_i \left(1 - \frac{1}{t}\right)^2} \quad (6)$$

通过改变参数 t 的值来改变空间每个位置相对骨架的权重值,从而改变基于骨架的卷积曲面混合程度。单纯改变 t 虽然可调节混合程度,但是无法做到局部混合。本文根据线性插值的思想来局部调节线骨架上某一段的支撑半径值,提出一种基于可变支撑半径控制的卷积曲面混合新方法。基于可变支撑半径变化的卷积曲面示意图如图3所示。

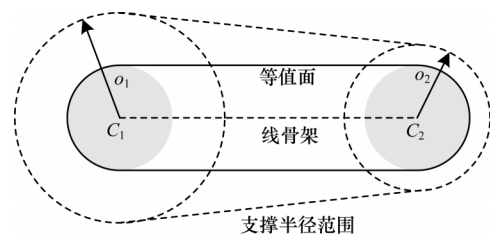


图3 基于可变支撑半径变化的卷积曲面示意图

Fig.3 Schematic diagram of convolution surface based on variable support radius change

假设线骨架 S_i 的左端点 C_1 处的有限支撑半径为 o_1 ,右端点 C_2 处的有限支撑半径为 o_2 , l_{10} 为 C_1C_2 的长

度, l_{12} 为 C_1C_2 的长度, 则在线骨架之间任一点 C_0 处的有限支撑半径可定义为:

$$o_0 = o_1 - (o_1 - o_2) \frac{l_{10}}{l_{12}} \quad (7)$$

当线骨架混合时, 通过为每一段线骨架设置不同的左右端点支撑半径, 实现局部混合的目的。

因卷积曲面的叠加性, 在线骨架段之间自动混合生成光滑连续的表面, 但是在多段线骨架之间会因势能值的不断叠加而产生额外的“鼓包”现象。利用上述方法可有效地缓解“鼓包”问题以及解决常规卷积曲面因支撑半径范围过大而产生的过渡混合问题。

2.3 稀疏体素结构

在上节中, 本文将三维神经元骨架作为输入数据, 并基于卷积曲面生成三维空间离散势能场, 利用经典的 Marching Cubes 算法^[20]提取等值面, 但在实际计算中可能会产生问题。基于 Marching Cubes 算法的等值面提取示意图如图 4 所示。假设在每个体素边长为 1 的多个立方体中计算一条曲面厚度为 1, 支撑半径为 1.2 的线骨架的卷积曲面, 当使用 Marching Cubes 算法提取等值面时, 等值面和支撑半径可能会处于同一个体素中, 导致最终无法有效提取高质量的神经元网格模型。

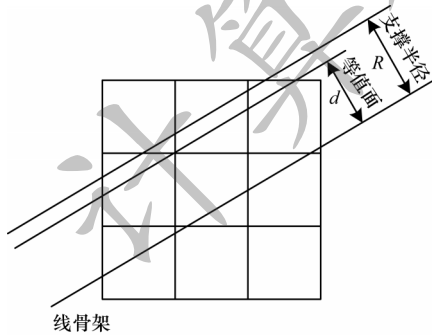


图 4 基于 Marching Cubes 算法的等值面提取示意图

Fig.4 Schematic diagram of isosurface extraction based on Marching Cubes algorithm

通过提高体素分辨率的方法, 使同一个体素内只包含等值面和支撑半径就可解决上述问题, 但密集网格在构造多个模型实例时, 其内存占用随模型体积的增大而增大。由于三维神经元复杂的分支结构, 空间中存在大量的空隙, 因此不需要在一个密集的网络中均匀采样数据, 可采用稀疏的体积数据结构来提高效率。

本文参考 MUSETH^[21]提出的基于 VDB 的稀疏体素结构, 该结构具有内存效率高、支持时变数据模拟、自适应采样等特点。核心思想是在一个类似 B+ 树的多层次数据结构中动态地安排网格处的体素块, 将空间分为根节点、两个内部节点和一个叶子节点三部分。其中, 最小的体元素按活跃值可分为活跃体素和非活跃体素, 且每一个活跃体素都有一个区别于背景值的默认值。

针对分辨率较低的问题, 本文通过改变体素大小来解决, 设置默认背景值为 0, 活跃体素值为 0.5, 利用上述稀疏体素结构计算三维空间卷积势能场, 以加快等值面提取速度。

2.4 网格后处理

2.4.1 网格重构

基于稀疏体素结构生成的神经元模型网格顶点分布不均匀, 会影响基于网格的数值模拟实验等应用。因此, 本文需要重构并均匀化网格且均匀的网格必须满足三个基本条件: 所有边等长、所有三角形面积相等和所有顶点度数为 60°。

本文参考 BOTSCH 等^[22]提出的 Isotropic Remeshing 网格优化算法, 设定一个目标边长 L , 遍历网格中所有边长向目标边长靠近, 得到最终优化结果。具体处理步骤如下: 1) 分割所有长度大于 $4L/3$ 的边; 2) 坍塌所有长度小于 $4L/5$ 的边; 3) 翻转所有边以优化度数; 4) 将所有新加入的点映射到切平面。

为有效地生成体网格数据, 本文利用 MeshLab^[23]工具验证三维神经元网格模型的水密性, 使其不存在非流形边和顶点。

2.4.2 网格细分

为获得表面更加光滑且包含更多细节信息的三维神经元网格模型, 本文采用 Loop^[24]算法对重构后的网格做进一步细分处理。细分过程主要包括计算边点和更新原始点两个过程。

在计算边点的过程中, 假设四个点 V_0 、 V_1 、 V_2 、 V_3 , 其拓扑关系如图 5 所示。

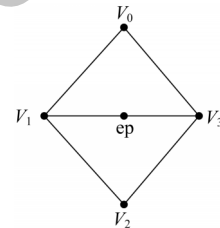


图 5 计算边点的示意图

Fig.5 Schematic diagram of calculating edge point

针对由属于两个三角面的每条边所组成的四点面, 面点 fp 为:

$$f_{fp} = \frac{1}{4}(V_0 + V_1 + V_2 + V_3) \quad (8)$$

每条边的中点 ec 为:

$$e_{ec} = \frac{1}{2}(V_1 + V_3) \quad (9)$$

fp 与 ec 点的平均点, 即边点 ep 为:

$$e_{ep} = \frac{1}{8}(V_0 + V_2) + \frac{3}{8}(V_1 + V_3) \quad (10)$$

其中: e_{ep} 表示该边属于两个三角面片, 即边点处于网格内部。当边点位于网格边界时, 边点直接退化为中点。

之后, 更新原始点, 设 v 为原始点, 则更新后的点 v' 为:

$$v' = (1 - n\beta)v + \beta \sum_{i=1}^n v_i$$

$$\beta = \frac{1}{n} \left[\frac{5}{8} - \left(\frac{3}{8} + \frac{1}{4} \cos \frac{2\pi}{n} \right)^2 \right] \quad (11)$$

2.4.3 网格体素化

为生成能在脑神经元组织中进行光传播模拟实验的神经元模型, 本文利用 TetGen^[25] 软件生成高质量的神经元四面体体积模型。TetGen 体素化过程如图 6 所示。

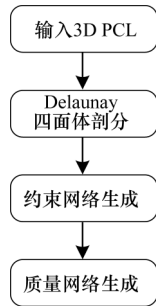


图 6 TetGen 体素化流程

Fig.6 Procedure of TetGen voxelization

首先, 将细化后的三维神经网络作为输入数据; 然后, 类比二维 Delaunay 三角剖分, 在三维空间中对神经元网格模型进行四面体剖分, 生成保持原有神经元模型形态的约束网络; 最后, 通过限制插入模型内顶点个数以及四面体体积来生成高质量的三维神经元体积模型。

3 实验结果与分析

3.1 建模结果分析

为验证本文提出的基于可控卷积曲面的三维神经元建模方法的有效性, 将第 1 节中的神经元形态骨架作为输入数据, 并与 ABDELLAH 等^[8]、ABDELLAH 等^[12] 及 KARLSSON 等^[13] 所提方法的建模结果进行对比。

不同方法的三维神经元建模结果对比如图 7 所示。文献[8]所提的方法生成的神经网络是分段水密的, 在细胞体与分支之间会出现断层, 即整体网格不满足水密性要求, 且在分支处曲面不平滑, 易产生折痕现象。文献[12]所提的方法相较于文献[8]生成的神经网络曲面更加平滑, 但对于复杂神经元骨架易生成不满足整体水密性的光滑网格模型, 且在多个骨架相交处易生成异常拓扑结构。上述两种方法的额外贡献点在于利用网格变形技术构造细胞体的结构。文献[13]利用平滑函数解决神经元分支处的折痕现象, 但产生额外的曲面鼓包现象。本文根据卷积曲面的叠加性质直接混合生成神经元结构模型。相较于前三种方法, 本文方法生成的网格模型整体呈光滑连续, 能够更加真实地描绘三维神经元形态。

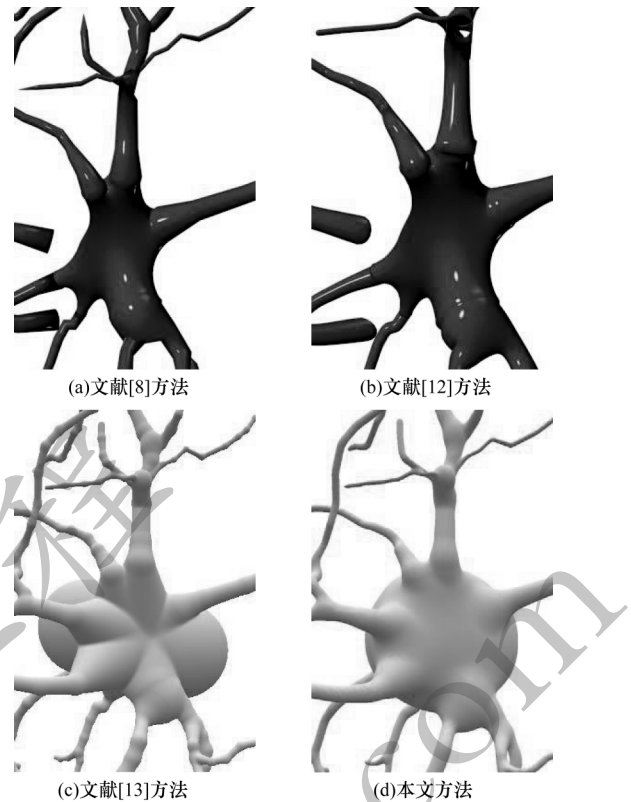


图 7 不同方法的三维神经元建模结果对比

Fig.7 3D neuron modeling results comparison among different methods

由于神经元形态骨架极其复杂, 存在骨架之间距离较近的情况, 因此可能会出现曲面相交的问题, 影响基于网格的数值模拟等应用。不同方法的近距离骨架建模结果对比如图 8 所示。文献[8, 12-13]都没有提出有效的方法解决曲面相交问题。本文利用 2.2 节中提出的基于局部可变支撑半径控制的卷积曲面混合新方法来控制曲面混合程度, 将过渡混合处的骨架支撑半径和曲面厚度的比例系数 t 设置为 1.2~2.0 之间动态线性插值, 有效解决曲面相交问题, 结果如图 8(d) 所示。

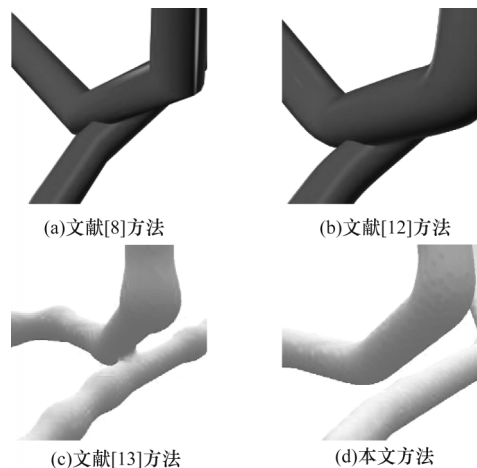


图 8 不同方法的近距离骨架建模结果对比

Fig.8 Short-range skeleton modeling results comparison among different methods

在线骨架厚度较小的位置,卷积曲面无法提取等值面或生成的网格质量较差,本文利用稀疏体素结构改变体素值的大小来提高分辨率,结果如图9所示。随着体素值的减小,生成的曲面越光滑,相应的时耗也逐渐增加。

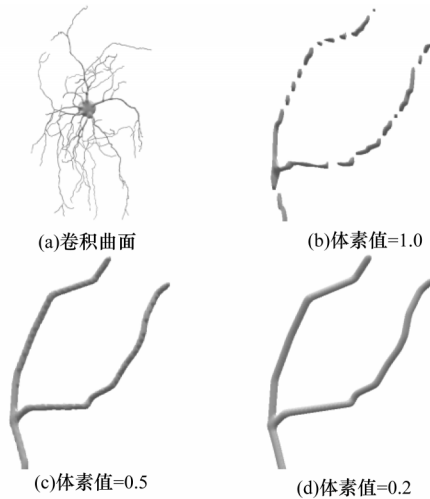


图9 基于稀疏体素结构的卷积曲面

Fig.9 Convolution surface based on sparse voxels structure

为进一步说明本文方法的高效性,在搭载AMD Ryzen7-5800H (3.20 GHz) 处理器、16 GB 内存、Ryzen 集成显卡的 win11 电脑设备和 Visual Studio 2019 平台上,不同方法构建神经网络模型所需的时间对比结果如表2所示。其中, Z_1 表示分辨率 $574 \times 1054 \times 208$ 像素, Z_2 表示分辨率 $1437 \times 2635 \times 522$ 像素。在相同分辨率下,文献[12]所提的方法解决了文献[8]所提方法存在的分支处不平滑问题,但平均时耗增加约130%;文献[13]所提的方法相较于文献[12],在解决分支折痕问题的同时将平均时耗减少了约50%,但是在分支处产生额外鼓包问题;本文方法不仅能有效平滑分支处曲面,而且提供参数来控制曲面混合程度,以避免出现异常拓扑,建模速度相较于文献[13]方法提升了约1.5倍。

表2 不同方法构建三维神经元模型的时耗对比

Table 2 Time consumption of constructing 3D neuron model comparison among different methods

方法	分辨率	体素值	时耗 1/s	时耗 2/s	时耗 3/s	平均时耗/s
文献[8]方法	Z_1	0.5	8.34	8.20	8.21	8.25
文献[12]方法	Z_1	0.5	18.74	18.99	18.92	18.88
文献[13]方法	Z_1	0.5	9.64	9.72	9.24	9.53
本文方法	Z_1	0.5	4.13	4.04	4.06	4.08
本文方法	Z_2	0.2	44.23	44.56	43.95	44.25

3.2 网格后处理分析

为获得更高质量的三维神经元网格模型数据,本文进行一系列的网格后处理操作包括网格重构、

网格细化和网格体素化,结果如图10所示。初始网格模型局部如图10(a)所示,重构后的网格局部如图10(b)所示,细化后的网格局部如图10(c)所示,优化后的网格顶点分布更加均匀且表面更加光滑。

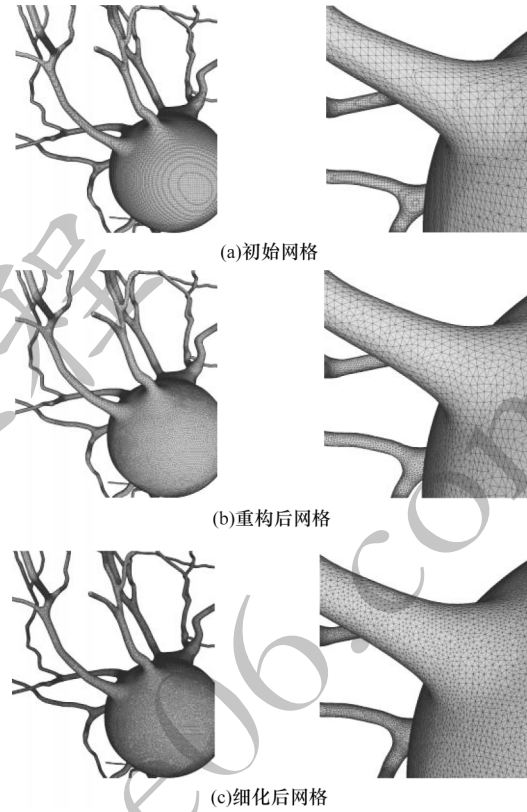


图10 三维神经网络模型优化结果

Fig.10 Optimization results of 3D neuron grid model

为获得用于光学实验的高质量体积模型,本文使用 MeshLab 软件验证三角形网格的水密性,将 .ply 格式的网格数据作为输入,利用 TetGen 软件直接生成,结果如图11所示。本文方法在保持神经元形态的前提下,在网格内部生成了等体积密集的四面体网格。

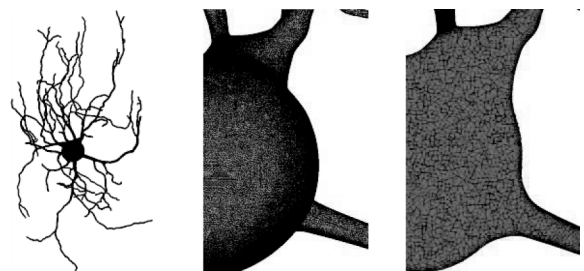


图11 三维神经网络体素化

Fig.11 Grid voxelization of 3D neuron

4 结束语

针对生成表面网格的光滑度和网格分支处的平滑度问题,结合卷积曲面技术与线性插值思想,本文提出可控卷积曲面混合方法,用于构造三维神经元

模型。采用稀疏体素技术加快网格生成速度,解决模型生成效率的问题。与现有神经元建模方法相比,本文方法具有较优的鲁棒性和高效性。下一步将研究复杂神经元骨架数据产生的环状结构问题,实现高质量神经元数据的建模。

参考文献

- [1] GLASER JACOB R, GLASER EDMUND M. Neuron imaging with neuroLucida—a PC-based system for image combining microscopy[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 1990, 14(5): 307-317.
- [2] EBERHARD J P, WANNER A, WITTUM G. NeuGen: a tool for the generation of realistic morphology of cortical neurons and neural networks in 3D[J]. *Neurocomputing*, 2006, 70(1/2/3): 327-342.
- [3] WILSON M A, BHALLA U S, UHLEY J D, et al. GENESIS: a system for simulating neural networks[M]// TOURETZKY D S. *Advances in neural information processing systems*. New York, USA: ACM Press, 1989: 485-492.
- [4] AGUIAR P, SOUSA M, SZUCS P. Versatile morphometric analysis and visualization of the three-dimensional structure of neurons[J]. *Neuroinformatics*, 2013, 11(4): 393-403.
- [5] LASSERRE S, HERNANDO J, HILL S, et al. A neuron membrane mesh representation for visualization of electrophysiological simulations[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2012, 18(2): 214-227.
- [6] BRITO J P, MATA S, BAYONA S, et al. Neuronize: a tool for building realistic neuronal cell morphologies[J]. *Frontiers in Neuroanatomy*, 2013, 7: 15.
- [7] GARCIA-CANTERO J J, BRITO J P, MATA S, et al. NeuroTessMesh: a tool for the generation and visualization of neuron meshes and adaptive on-the-fly refinement[J]. *Frontiers in Neuroinformatics*, 2017, 11: 38.
- [8] ABDELLAH M, HERNANDO J, ANTILLE N, et al. Reconstruction and visualization of large-scale volumetric models of neocortical circuits for physically-plausible in silico optical studies[J]. *BMC Bioinformatics*, 2017, 18(10): 39-50.
- [9] MCDUGAL R A, HINES M L, LYTTON W W. Watertight membranes from neuronal morphology files[J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2013, 220(2): 167-178.
- [10] MÖRSCHEL K, BREIT M, QUEISSER G. Generating neuron geometries for detailed three-dimensional simulations using anamorph[J]. *Neuroinformatics*, 2017, 15(3): 247-269.
- [11] KOENE R A, TIJMS B, HEES P, et al. NETMORPH: a framework for the stochastic generation of large scale neuronal networks with realistic neuron morphologies[J]. *Neuroinformatics*, 2009, 7(3): 195-210.
- [12] ABDELLAH M, FAVREAU C, HERNANDO J, et al. Generating high fidelity surface meshes of neocortical neurons using skin modifiers[C]//*Proceedings of Computer Graphics & Visual Computing*. Bangor, UK: [s. n.], 2019: 1-10.
- [13] KARLSSON J, ABDELLAH M, SPEIERER S, et al. High fidelity visualization of large scale digitally reconstructed brain circuitry with signed distance functions[C]//*Proceedings of Visualization Conference*. Washington D. C. , USA: IEEE Press, 2019: 176-180.
- [14] HART J C, SANDIN D J, KAUFFMAN L H. Ray tracing deterministic 3-D fractals[J]. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 1989, 23(3): 289-296.
- [15] BLOOMENTHAL J, SHOEMAKE K. Convolution surfaces[J]. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 1991, 25(4): 251-256.
- [16] MCCORMACK J, SHERSTYUK A. Creating and rendering convolution surfaces[J]. *Computer Graphics Forum*, 1998, 17(2): 113-120.
- [17] NISHIMURA H, HIRAI M, KAWAI T, et al. Object modeling by distribution function and a method of image generation[C]//*Proceedings of Electronics Communications Conference*. Washington D. C. , USA: IEEE Press, 1985: 718-725.
- [18] JIN X G, TAI C L, ZHANG H L. Implicit modeling from polygon soup using convolution[J]. *The Visual Computer*, 2009, 25(3): 279-288.
- [19] ZHU X Q, JIN X G, LIU S J, et al. Analytical solutions for sketch-based convolution surface modeling on the GPU[J]. *The Visual Computer*, 2012, 28(11): 1115-1125.
- [20] LORENSEN W E, CLINE H E. Marching cubes: a high resolution 3D surface construction algorithm[J]. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 1987, 21(4): 163-169.
- [21] MUSETH K. VDB: high-resolution sparse volumes with dynamic topology[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(3): 1-22.
- [22] BOTSCH M, KOBELT L. A remeshing approach to multiresolution modeling[C]//*Proceedings of the Eurographics Symposium on Geometry Processing*. New York, USA: ACM Press, 2004: 185-192.
- [23] CIGNONI P, CORSINI M, RANZUGLIA G. MeshLab: an open-source 3D mesh processing system[J]. *Ercim News*, 2008, 73(6): 47-48.
- [24] LOOP C T. Smooth subdivision surfaces based on triangles[D]. Salt Lake City, USA: The University of Utah, 1987: 33-50.
- [25] SI H. TetGen, a delaunay-based quality tetrahedral mesh generator[J]. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 2015, 41(2): 1-36.