

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.08.020

三维图像栈中神经末梢点的自动检测^{*}

刘 敏 陈伟迅 龚 蓉 刘克然
(湖南大学 电气与信息工程学院 长沙 410082)

摘 要:作为神经元追踪算法的种子点,神经元的末梢点的检测非常关键。此前的研究提出了一种基于发散射线模型(ray-shooting model)的检测方法,通过分析神经元图像中候选末梢点附近邻域的灰度强度分布来检测神经元的末梢点。然而,在此模型中,射线的长度以及 z 方向切片的数量都是固定值,所以在处理一些神经元直径尺寸变化较大的图像时,算法的准确性很受影响。因此,提出了一种可以根据神经元局部直径大小来改变射线长度以及相邻切片数量的自适应发散射线模型,神经元的局部直径由一种结合了 Rayburst sampling 算法及 MSFM (multistencils fast marching)算法的方法测得。实验结果表明,与之前的方法相比,检测精度提高了约 10%。

关键词: 神经末梢点;神经元追踪;自适应发散射线模型;MSFM;Rayburst sampling

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2040

Automatic neuron terminal point detection in 3D image stack

Liu Min Chen Weixun Gong Rong Liu Keran
(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: 3D neuron terminal points could be very good seed points in neuron tracing algorithms. Previously, a ray-shooting model to detect neuron terminal point was proposed by analyzing the intensity distribution characteristics of the neighborhoods around the terminal point candidates. However, the length of the shooting rays and the number of z -slices that should be considered in this model are fixed, its accuracy would be seriously affected when handling datasets where the diameter of the neuron varies much. Thus, an adaptive ray-shooting model is proposed by changing the length of the shooting rays and the number of adjacent slices according to the local diameter of the neuron obtained by the MSFM (multistencils fast marching) method and Rayburst sampling algorithm. Compared with the previous work, the experimental results show that the proposed method could improve the detection accuracy by about 10%.

Keywords: neuron terminal points; neuron tracing; adaptive ray-shooting model; MSFM; Rayburst sampling

0 引 言

在神经生物学的研究中,神经元追踪,即从神经元立体显微图像中重建神经元的三维形态结构,对研究大脑的工作原理有重要作用^[1]。目前,许多神经元追踪方法依赖于合适的种子点^[2],其中最理想的种子点之一就是神经元结构的起始点和终止点,即神经末梢点。神经元末梢点的位置如果能被自动准确的检测出来,许多神经

元追踪工具,如 Vaa3D-Neuron^[3]等,可以在神经元的显微镜图像栈中重建出神经元的三维结构。

尽管目前有一些关于神经元分支点和树突检测的研究^[4-5],但对三维神经元末梢点检测的研究并不多。目前有一些关于三维特征点的检测算法,如 3D-Sift^[6]、3D-Harris^[7]和 HKS (heat kernel signature)^[8],以及基于深度学习的特征点检测算法^[9-10],但是这些检测算法难以直接用于三维神经末梢点的检测。

早期的研究提出了一种基于发散射线模型的三维神

收稿日期:2017-03 Received Date: 2017-03
^{*} 基金项目:国家自然科学基金(61301254)、国家自然科学基金(61771189)、湖南省自然科学基金(14JJ3069)资助项目

经元末梢点的检测方法^[11],先检测二维末梢点,然后利用相邻图像切片验证算法得到三维末梢点。该方法在一些神经元图像栈的检测上取得了不错的效果。然而,无论是在不同神经元图像中,还是在相同神经元图像的不同位置上,该方法的射线长度都是固定不变的。因此,一旦神经元的大小有较大变化,将导致检测结果不准确。同时,在相邻切片验证的步骤中,相邻切片的数量也是固定的,切片数量过多将会影响检测效率,切片数量过少则会影响准确性。由于上述问题,之前提出的发散射线模型在应对神经元直径大小变化较大的神经元图像时,检测精度并不高。

因此,本文在以下两个方面改进了之前的发散射线模型^[11]:1) 结合 Rayburst sampling 算法^[12]及 MSFM (multistencils fast marching) 算法,检测得到神经元局部直径的大小^[13],再对发散射线模型进行改进,使其能根据神经元局部直径大小自适应地改变射线长度;2) 采用基于高斯模型的相邻切片验证算法,同时,根据神经元局部直径大小实现自适应切片数的选取。

1 材料和方法

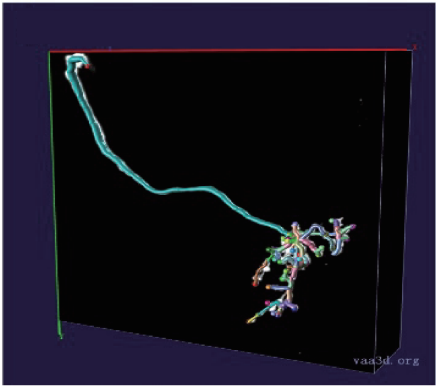
1.1 材料

实验数据均来自 DIADEM (digital reconstruction of axonal and dendritic morphology) Competition^[14] 以及 BigNeuron Project^[15]。其中包括 2 个果蝇嗅觉轴突投射神经元(OP)显微镜图像栈、2 个小鼠皮层(NL)显微镜图像栈以及 6 个来自 BigNeuron Project 的神经元图像栈。

所有实验结果在 Vaa3D 三维神经元图像分析处理软件上展示,如图 1 所示。

1.2 方法

本文研究方法的流程如图 2 所示。首先检测出二维高曲率点;其次,将 Rayburst sampling 与 MSFM 算法相结合,测量高曲率点处的局部直径;然后,利用自适应发散



(b) 根据(a)中的三维末梢点重建出的神经元结构
(b) Reconstructed neuron structures based on the terminal points in (a)

图 1 Vaa3D-Neuron 根据三维末梢点完成的神经元追踪结果
Fig. 1 Vaa3D-Neuron tracing results based on 3D terminal points (colored spheres)

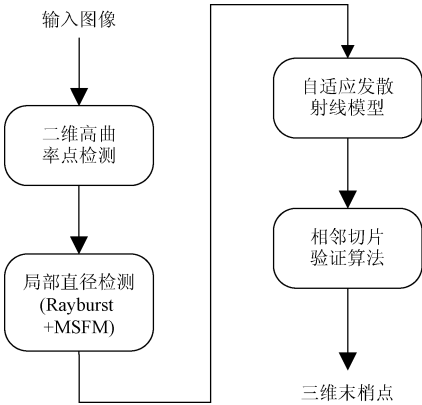


图 2 三维神经末梢点检测方法流程
Fig. 2 Flow chart of 3D neuron terminal point detection method

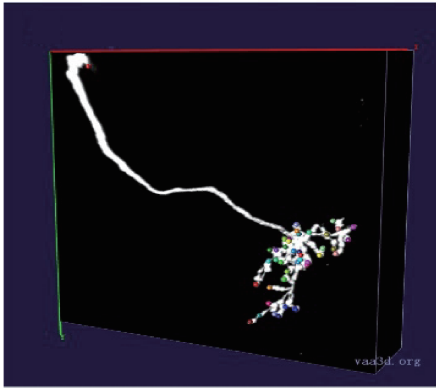
射线模型从高曲率点中筛选出末梢点;最后,经相邻切片验证算法筛选,得到三维末梢点。

1.2.1 二维高曲率点检测

一个三维神经元末梢点会在多张二维切片上产生二维末梢点,因此本文首先检测出所有二维末梢点,然后从中筛选出三维末梢点。本文首先利用边缘点的曲率信息来检测二维高曲率点^[16-19],然后利用发散射线模型从二维高曲率点中筛选出二维末梢点。

1.2.2 局部直径检测

本文提出了一种结合了 Rayburst sampling 算法以及 MSFM 的局部直径检测算法。Rayburst sampling 算法是一种检测神经元局部直径的有效算法^[4,12],它从一个种子点出发,向各个方向发射出若干条射线(默认射线数量为 512 条),射线到达神经元边缘处停止,如图 3(b)所示。如果种子点是神经元中心线上的点,则将长度最短的一条射线视为局部直径^[4]。但是,要应用 Rayburst



(a) 果蝇神经元^[14]的三维末梢点(彩色点)
(a) 3D terminal points of a drosophila neuron image stack^[14]

sampling 算法,需要事先准确的找出神经元的中心线。如果种子点偏离了中心线,算法的准确性将受影响。因此,本文将 Rayburst sampling 算法与 MSFM 算法结合使用,不用检测出完整的神经元中心线,也能完成局部直径的检测。

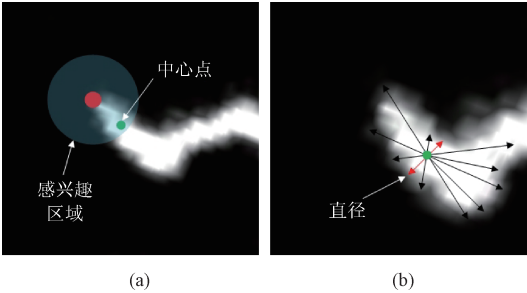


图 3 局部直径的测量
Fig.3 Local diameter measurement

MSFM 算法是 FMM (fast marching methods) 的改进算法^[13]。在二维上,FMM 仅考虑到目标点周围四邻域的信息,忽略了对角线上的信息。而 MSFM 将目标点八邻域内的点引入计算,提高了计算精度。利用 MSFM 可以求得 Eikonal equation,方程(1)的高精度数值解,

$$F = \frac{dx}{dT}, |\nabla T| = 1/F, T(\Gamma_0) = 0 \tag{1}$$

Eikonal equation 的解描述了单调传播的波前 Γ 的运动。其中, F 是 Γ 传播的速度, T 是 Γ 的到达时间, Γ_0 是 Γ 的初始位置。

利用 MSFM 算法可以计算出神经元内部任意点到边缘的最短距离,越靠近神经元中心线的点,到边缘距离越远。利用这个规律,可以在感兴趣点附近找到距离值最大的点作为近似中心点。具体步骤如下:

- 1) 对神经元图像栈用 MSFM 进行距离变换,得到距离图像 (distance map);
- 2) 在距离图像中截取感兴趣点附近一个感兴趣区域,将该区域中距离值最大的点视为中心点,即 Rayburst sampling 的种子点;
- 3) 得到中心点后,以该点为中心使用 Rayburst sampling 算法,即可得到神经元的局部直径,如图 3 所示。

1.2.3 自适应发散射线模型

文献[11]提出的发散射线模型,通过分析感兴趣点周围邻域的灰度强度分布,来判断高曲率点是否为末梢点。本节将首先介绍二维发散射线模型。

二维末梢点具有“末梢”特征——它们位于神经元“尖端”处。如果从“尖端”向外投射出若干条射线,落在前景区域的射线数量会较少,如图 4 (a) 所示。在本文中,“前景射线”表示射线的平均强度超过了某个阈值的

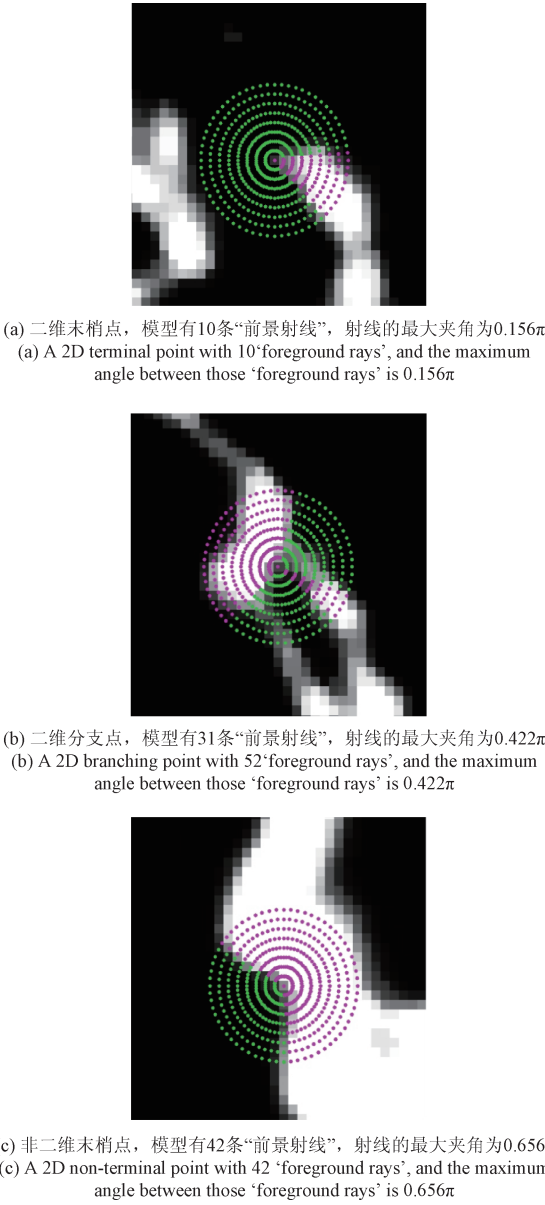


图 4 二维发散射线模型
Fig.4 2D ray-shooting model

射线。此外,末梢点处“前景射线”间的最大角度也应当在一定范围内。对于非末梢点和分支点,“前景射线”的数量和它们之间的夹角都会较大,如图 4 (b) 和 (c) 所示。

具体来说,给定一个候选末梢点 P ,假设从 P 投射出的射线数量为 M ,每条射线由 N 个点组成。令 $I(i,j)$ 表示这些射线的强度矩阵,其中, $i = 1:M, j = 1:N$,矩阵每一行代表每条射线的像素强度。斜方向射线上的点的强度值将由双线性插值法计算得到。

在文献[11]提出的发散射线模型中,射线长度是固定值。因此,无论在不同神经元,还是在相同神经元的不同位置上,如果神经元大小发生较大变化,都将严重影响

检测结果的准确性。故本文将发散射线模型改进为自适应的模型,射线的长度能根据检测出的神经元局部直径改变。

在1.2.2节中得到的局部直径 R_a ,将会被用作射线长度 N ,即 $N = R_a$ 。图5展示了3个不同神经元区域的发散射线模型,射线长度均由相应区域的局部直径确定。根据测得的局部直径,不同的高曲率点处射线的长度有所不同在候选末梢点 P 处,发散射线模型将首先计算每条射线的平均强度值,其计算公式如下:

$$A(i) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N I(i, j) \quad (2)$$

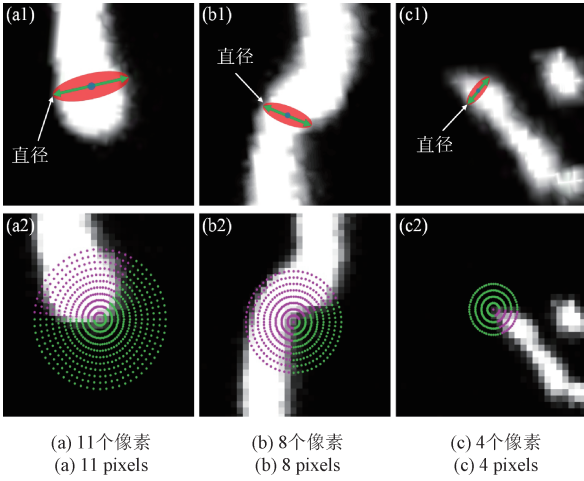


图5 自适应发散射线模型

Fig. 5 The adaptive ray-shooting models

然后找出最大平均强度值:

$$M_l = \max_i (A(i)) \quad (3)$$

如果 $M_l \leq T_0$,则将 P 判定为“背景区域”点,即:

$$P \in BP_2, M_l \leq T_0 \quad (4)$$

其中, BP_2 表示“背景区域”点的集合。“背景区域”点指的不只是背景点,它们也可以是由噪声干扰形成的亮点,因为这些点落在背景区域并且远离前景区域,所以从这些点处投射出的射线的平均强度值均不会超过 T_0 。如果 $M_l > T_0$,阈值 $T = M_l \times R$ ($R \in (0, 1)$)将被用来区分模板中的每条射线是否为“前景射线”。平均强度值大于 T 的射线将被视为“前景射线”,如图4紫色射线所示。这些“前景射线”将被纳入集合 Q 中, Q 的大小为 n ,即:

$$\begin{cases} Q = \{i \mid A(i) > T, i = 1:M\} \\ n = \#Q \end{cases} \quad (5)$$

然后,计算出这些“前景射线”间的最大夹角,

$$M_A = \max_{p, q \in Q, p \neq q} (\text{ang}(r_p, r_q)) \quad (6)$$

式中: $\text{ang}(r_p, r_q)$ 是 r_p 和 r_q 两条射线间的夹角。一个二维末梢点,其 n 和 M_A 的值应该在一定范围内,即:

$$P \in TP_2, \begin{cases} T_1 < \frac{n}{M} < T_2 \\ M_A < T_3 \end{cases} \quad (7)$$

式中: TP_2 表示二维末梢点集。 P 如果满足式(7),则判定其为二维末梢点。经过二维发散射线模型的筛选,任何兴趣点均可被归为三类点中的一类,即二维末梢点 TP_2 、“背景区域”点 BP_2 和非末梢点 NP_2 。

本文提出的基于自适应发散射线模型的检测方法在二维图像上能取得较好的结果,如图6在三维神经元图像经过最大强度投影图像的二维末梢点检测结果(由绿点标出)所示。对于任何神经元三维图像,二维末梢点可被视为三维末梢点的候选点。再通过接下来要介绍的相邻切片验证算法,可以从这些候选点中筛选出三维神经元末梢点。

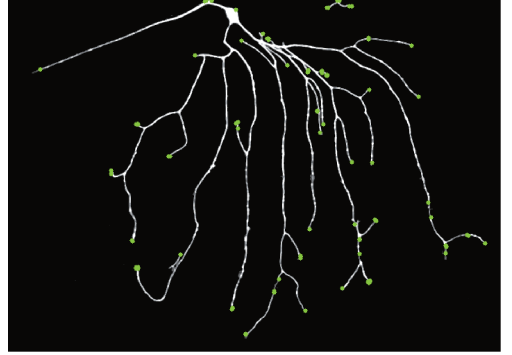


图6 本文算法在神经图像栈BigNeuron23的最大强度投影上的二维末梢点检测结果

Fig. 6 The detected 2D terminal points in the maximum intensity projection of the neuron stack BigNeuron23, by the proposed method

1.2.4 基于高斯模型的相邻切片验证算法

在成像过程中,大多数二维末梢点是在将三维神经元切成若干个 xy 平面的过程中形成的,其中一部分二维末梢点并非三维神经元真正的起始点或终止点。因此需要排除伪三维末梢点,找出真三维末梢点。本文在文献[11]提出的相邻切片验证算法中,加入了高斯模型,使其能更加准确的排除伪点。

相邻切片验证算法的基本思想是,真正的三维末梢点应该在相邻的若干张切片中沿 z 方向保持其“末梢”特征,直到它落入“背景区域”,如图7(a)所示。具体地,假设在第 k 张切片 S_k 中,有一个二维末梢点 P_k ,其坐标为 (x_0, y_0) ,如果它是一个真正的三维末梢点,那么在相邻的若干张切片 $S_{k-u}, \dots, S_{k+u}$ 中,在相同坐标 (x_0, y_0) 上的点 $P_{k-u}, \dots, P_{k+u}$,也应该是二维末梢点或者“背景区域”点,即:

$$P \in TP_3, P_{k-u}, \dots, P_{k+u} \in TP_2 \cup BP_2 \quad (8)$$

式中: TP_3 表示三维末梢点集。

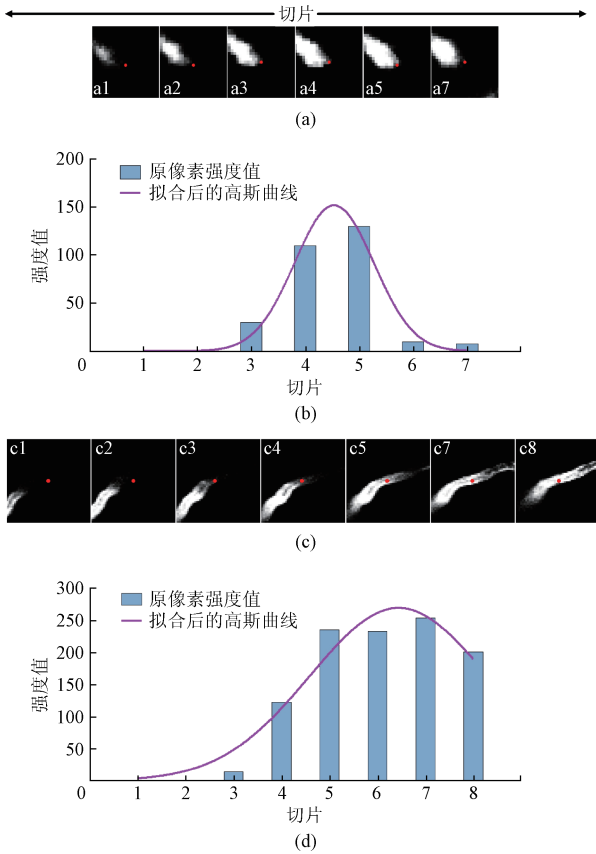


图7 (a)三维末梢点,在相邻切片a1~a7的相同 xy 坐标上用红点标出;(b)图(a)拟合后的高斯曲线, MSE 为 0.6×10^2 ;(c)伪三维末梢点,在相邻切片c1~c8的相同 xy 坐标上用红点标出;(d)图(c)拟合后的高斯曲线, MSE 为 4.70×10^2

Fig. 7 (a) A 3D terminal point with points denoted at the same xy -location (red dots) in their adjacent slices a1 ~ a7; (b) The fitted Gaussian curves of fig. (a), with MSE is 0.60×10^2 ; (c) A fake 3D terminal point with points denoted at the same xy -location (red dots) in their adjacent slices c1 ~ c8; (d) The fitted Gaussian curves of fig. (c), with MSE is 4.70×10^2

本文在原相邻切片验证算法基础上,加入了高斯模型,使其能更准确地筛选出三维末梢点。其基本原理是,在同一个三维末梢点处,沿 z 方向不同切片的像素强度会有所差异,但最终会渐渐趋于0。具体地,在沿 z 方向的某张切片上,一个三维末梢点处的像素强度会取得最大值(峰值),而在相邻切片(不同的 z 值)的相同位置 (x_0, y_0) 上,像素强度则会递减,如图7(a)和(b)所示。对真正的三维末梢点,在若干张相邻切片的相同位置 (x_0, y_0) 上,像素强度值的分布可以被拟合成高斯模型,其计算公式如下:

$$\hat{I}_k(x_0, y_0) = a \times e^{-(k-b)^2/2c^2}, k = -u; u \quad (9)$$

式中: $\hat{I}_k(x_0, y_0)$ 是从目标切片开始算起的第 k 张切片上点 (x_0, y_0) 的像素值, a 、 b 和 c 是拟合后的高斯模型的参数。

理论上, u 越大,选取的相邻切片越多,三维末梢点的检测结果就越好,但实际上,这很有可能导致切片中出现新的神经元分支,从而影响检测结果。所以本文将文献[11]提出的相邻切片验证算法改进为自适应的相邻切片验证算法:在检测出神经元的厚度(局部直径 R_a)后, u 的值根据 R_a 自适应的选取, $u = R_a$ 。

因为对于不同的三维末梢点拟合函数中的点的总数是不一样的,故本文使用均方误差(mean squared error, MSE)来评判拟合结果的好坏。 MSE 的定义为拟合后的强度值 $\hat{I}_k(x_0, y_0)$ 和原始强度值 $I_k(x_0, y_0)$ 之间的误差的平方和的平均值,其计算公式如下:

$$MSE = \frac{\sum_{k=-u}^u (\hat{I}_k(x_0, y_0) - I_k(x_0, y_0))^2}{2u + 1} \quad (10)$$

MSE 越接近0,表明模型具有越小的随机误差因素,该点是三维末梢点的可信度越高。

选择合适的阈值 T_4 ,如果候选末梢点的 $MSE < T_4$,则这些二维末梢点判定为真正的三维末梢点,即:

$$P \in TP_3, MSE < T_4 \quad (11)$$

式中: TP_3 表示三维末梢点集。

2 实验结果与分析

2.1 参数选择

在一些基于种子点的神经元追踪算法中,与漏检测相比,误检测是相对可以接受的。因此对于阈值 T_w ($w = 1, 2, 3, 4$)的取值,在实验中,按照最小化漏检测率(missing detection rate),以及合理的误检测率(false detection rate)的原则选取。

对于射线的数量 M ,理论上 M 越大,检测结果越准确,在实验中的默认取值为64。而对实验结果有重要影响的射线长度 N 的取值,如上文提到的,其值可根据神经元的局部直径 R_a ,自适应的调整。 R 设置为0.5,即区分“前景射线”以及“背景射线”的阈值 T 是最大平均强度 M_l 的一半 $T = M_l \times R$ 。其他参数的最优值如下:

$$T_0 = 50; T_1 = 1/8; T_2 = 1/3; T_3 = 2\pi/3; T_4 = 2.5 \times 10^2 \quad (12)$$

本文所有实验均在一台内存为4 GB, CPU频率为3.70 GHz的个人电脑上用MATLAB代码实现。

2.2 局部直径检测结果

为了证明本文提出的Rayburst sampling算法与MSFM结合的局部直径检测方法的准确性,实验选取了3

组感兴趣点:末梢点、分支点和非末梢点,进行局部直径的检测,检测结果如表 1 所示。与利用 MSFM 算法检测出的近似局部直径(到边缘的最短距离)相比,本文提出的算法检测出的局部直径更接近真实值。

表 1 局部直径检测结果(体素)
Table 1 Local diameter detection results (voxels)

感兴趣点	Rayburst + MSFM	MSFM	真实直径	感兴趣点	Rayburst + MSFM	MSFM	真实直径	感兴趣点	Rayburst + MSFM	MSFM	真实直径
末梢点	5	4	6	分支点	6	5.6	6	非末梢点	6	5.3	7
	8	7.4	8		6	6	7		6	5.8	6
	4	4	5		6	5.4	6		5	4.3	5
	4	3.4	4		8	7.3	8		7	5.2	7
	4	3.8	5		6	6.1	7		5	4	5

2.3 末梢点检测结果

实验首先验证了自适应发散射线模型检测二维末梢点的准确性。在图 6 中,绿点标出了本文算法在 BigNeuron23 的最大强度投影上的二维末梢点检测结果。可以看出,本文的算法检测出了绝大部分末梢点。值得一提的是,在某一张切片上漏检测的某些二维末梢点,将不会影响三维检测结果。因为算法可以在相邻切片中相近的位置上将漏掉的点检测出来。这意味着,本文提出的算法对漏检测是鲁棒的,另外,相邻切片验证算法可以有效排除误检测。对于三维末梢点检测结果,本文将

前提出的发散射线模型、基于 HKS 算法的三维特征点检测算法(以下称 HKS 法)与本文提出的算法进行了比较。图 8 展示了一些典型数据的检测结果,其中,图 8(a)~(c)展示的分别是本文提出的自适应发散射线方法、由文献[11]提出的发散射线方法以及 HKS 法在 BigNeuron55 上的检测结果;图 8(d)~(f)展示的则是这 3 种方法在 OP6 图像上的检测结果。从图 8 中可以看出,自适应发散射线模型能取得比另外两种方法更好的检测结果。

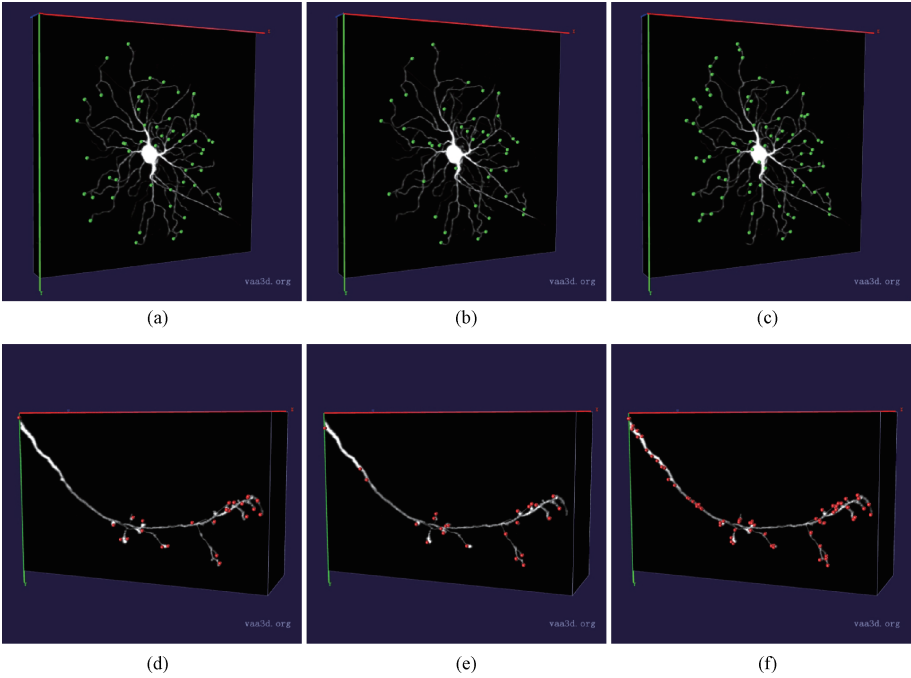


图 8 用不同方法对 BigNeuron55 以及 OP6 图像栈的检测结果
Fig. 8 The detection results for the BigNeuron55 stack and OP6 stack using different methods

为了进一步证明本文提出算法的准确性,在表 2 展示了实验结果的定量对比数据。表 3 均展示了自适应发散射线法(M1)、发散射线法(M2)和 HKS 法(M3)这 3 种方法在 10 张神经图像栈上的检测结果。从表 2 漏检率和误检测率的对比可以看出,本文提出的自适应发散射线模型的漏检率和误检测率均低于另外两种方

法。从表3可以看出,本文提出的自适应发散射线模型检测出的末梢点的位置更接近真实点。

表2 误检测率/漏检测率

Table 2 False detection rate/Missing detection rate (%)

图像栈名	M1	M2	M3
OP4	6.5/4.4	8.7/4.4	4.4/32.6
OP6	4.4/4.4	8.7/4.4	4.4/30.4
NL1	4.2/2.1	6.3/6.3	4.2/31.3
NL2	4.1/4.1	15.2/6.1	4.1/36.7
BigNeuron21	6.4/4.3	10.6/6.4	6.4/31.9
BigNeuron24	5.6/2.8	11.1/5.6	5.6/32.1
BigNeuron39	14.3/0	14.3/14.3	42.9/57.1
BigNeuron41	7.5/2.5	10.0/5.0	7.5/40.0
BigNeuron55	8.8/3.8	10.0/3.8	8.8/41.3
BigNeuron67	3.6/8.3	14.3/3.6	3.6/36.7

表3 检测出的末梢点与真实末梢点间的距离(体素)

Table 3 Distance between the detected terminal points and the true terminal points (voxels)

图像栈名	M1	M2	M3
OP4	0.5	1.6	1.2
OP6	0.8	1.8	1.2
NL1	1.0	1.7	1.4
NL2	1.1	1.7	1.5
BigNeuron21	0.8	1.4	1.6
BigNeuron24	0.6	1.2	1.7
BigNeuron39	0.7	1.4	1.2
BigNeuron41	0.9	1.8	1.4
BigNeuron55	0.7	1.5	1.4
BigNeuron67	0.9	1.3	1.7

3 结 论

本文提出了一种三维末梢点检测算法来检测神经元立体显微镜图像栈中的三维末梢点。该算法基于自适应发散射线模型,通过分析候选末梢点附近邻域的像素强度分布来检测三维末梢点。自适应发散射线模型可根据由 Rayburst sampling 算法及 MSFM 算法检测出的神经元的局部直径,自适应地改变射线长度及相邻切片的数量,从而提高检测精度。实验证明,本文所提出的算法能准确的检测出三维末梢点,同时,也表明了算法有助于构建全自动神经元追踪系统。

参考文献

[1] MEIJERING E. Neuron tracing in perspective [J]. Cytometry Part A, 2010, 77(7): 693-704.

[2] ZHOU Z, LIU X, LONG B, et al. TRemap: Automatic

3D neuron reconstruction based on tracing, reverse mapping and assembling of 2D projections [J]. Neuroinformatics, 2016, 14(1): 41-50.

[3] PENG H, BRIA A, ZHOU Z, et al. Extensible visualization and analysis for multidimensional images using Vaa3D [J]. Nature protocols, 2014, 9(1): 193-208.

[4] LI Q, DENG Z. A surface-based 3-D dendritic spine detection approach from confocal microscopy images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(3): 1223-1230.

[5] AL-KOFAHI Y, DOWELL-MESFIN N, PACE C, et al. Improved detection of branching points in algorithms for automated neuron tracing from 3D confocal images[J]. Cytometry Part A, 2008, 73(1): 36-43.

[6] 历艳琨,毛建旭,刘仁明. 基于特征点的3D人脸姿态跟踪[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(4): 605-612.

LI Y K, MAO J X, LIU R M. 3D face pose tracking based on feature matching [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(4): 605-612.

[7] SIPIRAN I, BUSTOS B. Harris 3D: A robust extension of the Harris operator for interest point detection on 3D meshes[J]. The Visual Computer, 2011, 27(11): 963-976.

[8] ZHANG X, TAN C L. Handwritten word image matching based on heat kernel signature[J]. Pattern Recognition, 2015, 48(11): 3346-3356.

[9] LU J, WANG G, MOULIN P. Localized multifeature metric learning for image set based face recognition[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2016, 26(3): 529-540.

[10] LIU H, LU J, FENG J, et al. Learning deep sharable and structural detectors for face alignment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(4): 1666-1678.

[11] LIU M, PENG H, ROY-CHOWDHURY A K, et al. 3D neuron tip detection in volumetric microscopy images[C]. IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), 2011: 366-371.

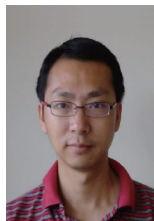
[12] RODRIGUEZ A, EHLENBERGER D B, HOF P R, et al. Rayburst sampling, an algorithm for automated three-dimensional shape analysis from laser scanning microscopy images[J]. Nature protocols, 2006, 1(4): 2152-2161.

[13] HASSOUNA M S, FARAG A A. Multistencils fast

- marching methods: A highly accurate solution to the eikonal equation on cartesian domains [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(9):1563.
- [14] BROWN K M, BARRIONUEVO G, CANTY A J, et al. The DIADEM data sets: representative light microscopy images of neuronal morphology to advance automation of digital reconstructions [J]. Neuroinformatics, 2011, 9(2-3): 143-157.
- [15] PENG H, MEIJERING E, ASCOLI G A. From DIADEM to BigNeuron [J]. Neuroinformatics, 2015, 13(3): 259.
- [16] ZHAO Y, WU X, KONG S G, et al. Joint segmentation and pairing of multispectral chromosome images [J]. Pattern Analysis and Applications, 2013, 16(4): 497-506.
- [17] HE X, YUNG N H C. Corner detector based on global and local curvature properties [J]. Optical engineering, 2008, 47(5): 057008-057008-12.
- [18] 田子怡, 李云红. 基于多尺度 Gabor 滤波器的角点检测[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(7): 75-79.
- TIAN Z Y, LI H Y. Corner detection using multi-scale Gabor filters [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(7): 75-79.

- [19] 孔祥楠, 卫建华, 赵强, 等. 基于各向异性高斯核的角点检测[J]. 电子测量技术, 2015, 38(8): 69-72.
- KONG X N, WEI J H, ZHAO Q, et al. Corner detection use anisotropic Gaussian filter [J]. Electronic Measurement Technology, 2015, 38(8): 69-72.

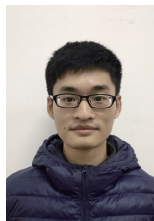
作者简介



刘敏, 1981 年出生, 湖南大学电气与信息工程学院副教授, 博士生导师, 主要研究方向为计算机视觉, 模式识别以及生物医学图像处理。

E-mail: liu_min@hnu.edu.cn

Liu Min was born in 1981, associate professor and Ph. D. supervisor in College of Electrical and Information Engineering, Hunan University. His main research interests include computer vision, pattern recognition and biomedical image processing.



陈伟迅, 1994 年出生, 湖南大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理和模式识别。

E-mail: cwax@hnu.edu.cn

Chen Weixun was born in 1994, M. Sc. candidate in Hunan University. His main research interest includes image processing and pattern recognition.