# 一种三维 CT 图像中的线状目标检测方法\*

裴玉东,周利莉,曾 磊,童 莉,闫 镔 (国家数字交换系统工程技术研究中心,郑州 450002)

摘 要:当前三维 CT 图像广泛应用在工业和医学中,对于工业无损检测和医学上的病灶分析具有重要的研究 意义。线状目标广泛存在于医学和工业的 CT 图像中,为了实现三维空间中线状目标检测,传统的直线检测方法 有 Hough 和 Radon 变换,但是计算量很大,而且不适合曲线检测,对于三维图像来说,计算更为复杂。因此提出 一种基于距离变换,并通过端点和拐点检测提取线状目标检测算法,不仅对于直线目标有较好的检测效果,对特 定曲线也有较好的检测结果,而且通过检测距离变换的距离,自动地检测线状目标的粗细尺度属性。实验证明, 该方法具有较好的检测结果。

关键词: 三维 CT 图像; 骨架; 线状目标; 距离变换; 检测; 拐点

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1001-3695(2013)09-2855-03 doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.09.075

# Method of line target detection in 3D CT image

PEI Yu-dong, ZHOU Li-li, ZENG Lei, TONG Li, YAN Bin

(China National Digital Switching System Engineering & Technological Research Center, Zhengzhou 450002, China)

**Abstract**: Currently, 3D CT images play an important role in the lossless detection of industry, and the focus analysis of medicine are widely used in the industrial and the medicinal field. In order to detect the line targets widely existed in the CT images, traditional methods were Hough transform and Radon transform. However the complexity of them were huge in the 3D space, what's more, they were not applicable by curve targets. So this paper proposed a method based on distance transform and terminal node, turned nodes detection to detect line targets. It was not only suitable to the line, but also to the curve. Furthermore, it could get the thickness of the line targets automatically from the step of distance transform. The result of experiments shows the availability of this method.

Key words: 3D CT image; skeleton; line target; distance transform; detection; turn node

CT 设备能够无损地获得被检测物体各个角度的投影图 像,再通过重建算法实现对物体的三维重建,得到物体的三维 图像,不仅具有物体表面信息,还能获取物体内部信息,再对三 维图像进行分析达到识别检测的目的。在图像处理领域,线状 目标的检测已成为一个重要课题,广泛应用于人们的生活中, 例如雷达图像中的道路检测,工业图像中的直线检测,医学图 像中的血管等。如图1所示为多条经过渲染的三维线状目标。

骨架是表示物体形状的一种很自然的形式,三维模型的骨架可以看成是由物体中所有最大内接球中心所在位置点构成。 三维模型的骨架在计算机视觉、医学图像可视化、特征提取与 表示、模型匹配跟踪等诸多领域有着广泛应用。对于空间中的 曲线,骨架很好地描述了曲线的形状特征,对检测线状目标具 有深刻的意义,如图 2(a)和(b)所示为三维锤子及其骨架<sup>[1]</sup>, 能够形象地表示锤子的形状特性。

当前的三维骨架研究主要可以分为以下四类<sup>[2]</sup>:a)基于 拓扑与几何分析的方法,通过构造模型的 Voronoi 图或 Reeb 图<sup>[3]</sup>来得到骨架;b)拓扑细化法,又称为模拟烧草模型法,此 类算法从边界开始,反复迭代地逐层剥离离散后的模型,直至 剩下一维的骨架;c)基于距离场的方法,先生成关于模型的距 离场,再提取距离场中的局部极值点,连接这些点,并作一些细 化调整得到骨架;d)广义势场方法,假设模型的边界上聚集了 均匀分布的同种电荷电源,采用牛顿静电力学模型建立力场, 让种子点逐步移动到达力学平衡点,然后依据种子点的相邻关 系连接这些平衡点得到骨架。这几种方法各有优劣。图 3 为 本文方法的流程。



1 距离变换骨架提取原理及改进

#### 1.1 距离变换原理

基于细化<sup>[4]</sup>的方法容易受到表面突起的影响而获得很多 分节。基于距离变换<sup>[5]</sup>(distance transform, DT)的骨架检测结

收稿日期: 2012-11-26; 修回日期: 2013-01-08 基金项目: 国家"863"计划资助项目(2012AA011603)

作者简介:裴玉东(1987-),男,河北玉田人,硕士研究生,主要研究方向为图形图像处理(peiyudong0119@126.com);周利莉(1969-),女,河南 郑州人,副教授,博士,主要研究方向为视频图像处理、模式识别;曾磊(1974-),男,河南郑州人,博士研究生,主要研究方向为信号与信息处理; 童莉(1978-),女,河南郑州人,讲师,博士,主要研究方向为图像处理、脑机交互;闫镔(1976-),男,河南郑州人,副教授,博士,主要研究方向为 CT 理论研究与大脑针刺信号处理.

(4)

果不容易受到物体表面毛刺的干扰,同时计算复杂度明显低于 广义势场的方法,而且能一定程度地恢复原始图形,因此本文 采用的是基于距离变换的骨架提取算法。距离变换是图形分 析领域的一种基本研究手段,物体内每一点的 DT 值被定义为 这个点到边界点的最小距离,其定义为

空间内的图形  $A: A \in \mathbb{R}^n$ , A 内任一点 p 的距离为

$$DT(p) = \min\{d(p,q) \mid q \in A\}$$
(1)

由于骨架点相对于物体的边界而言应当处于中心的位置, 而从理论上讲,最接近于物体中心的点应该具有最大的 DT 值。因此,DT 值就能为骨架点的确定提供有用的信息,同时完 善骨架对原始图形综合信息的表达,能映射导线的粗细尺度, 但传统的 DT 骨架求取方法并不能保持骨架的连通性。因此 本文针对特有的线状目标进行了改进。



距离度量(distance metric)是衡量图像中两点间距离的方法。基于距离场的方法,一般需要先将模型离散为规则数据场的体素表达,再进行骨架提取的工作。目前,有很多种距离规则可以用于计算距离变换值,例如两点间的欧式距离就可以提供足够的信息来判断该点是否位于中心。在一些文献中,使用Manhattan 或者 chess-board 距离来加快计算。提取骨架的距离场到模型边界的距离场,记为 DFB(distance field from boundary),对于模型内部的每一点,计算该点到模型边界的最短距离,得到的距离场即为 DFB。同时由于本文算法需要高精度地恢复线状目标的尺度,因此本文中采用的距离规则为欧氏距离。由于计算欧氏距离需要计算每个表面点到目标点的距离,然后选取最小值,大大浪费了计算时间。Saito 等人<sup>[6]</sup>提出了一种精确算法,这种算法对降低复杂度有较大的改进。

#### 1.2 改进的距离变换方法

本文针对线状目标的特点设计一种类似于烧火模型的快速三维内切球的距离变换计算方法。

设三维体素图形 A 分为背景点和目标点,用三维集合 M 表示,通过三维区域标志对每个区域进行以下运算:

a) 对三维图像进行标记,分别标记为表面点、内部点、外 部点。其中内部点为26 邻域内都为目标点的点;外部点为26 邻域内都为背景点的点;表面点为26 邻域中既有目标点又有 背景点的点。

b) 以三维目标的内部点为初始点,半径 R 从 0 开始按照 一定的速率 v 大小递增, v 一般取 0.2,当 R 增大到球内点集存 在表面点时循环中止,记录此时的 R 即为该点的欧氏距离。

[ surface( surface point )

$$M(x,y,z) = \begin{cases} \text{inter(inter point)} & (2) \\ \text{outside(outside point)} & \\ G \mid (x,y,z,R) \mid (x-x_0)^2 + (y-y_0)^2 + (z-z_0)^2 \leq R^2 \end{cases}$$
(3)

 $R = v \times \text{step}$ 

其中 step 为循环得到该点距离变换的次数。循环遍历所有连 通区域的内部点得到所有内部点的距离变换的值即为得到的 距离变换图像。

由于该方法对线状目标分析中,没有遍历全部的表面点, 相比之前的算法,线状目标越长,速度越快,而且不需要比较目 标点到表面点的距离大小,因此该方法能快速得到三维线状目 标的距离变换结果。实验表明该方法能够大大缩短距离变换 的时间。

如图 4 所示,图像的灰度值对应的距离变换的值,越亮说 明离边界越远。经过距离变换以后,距离边界越近的点的距离 变换值越小,反之越大。其中(a)为多个线状目标 XY 切面变 化,(b)为 XZ 切面变化。



得到图像的 DFB 后,计算图像的梯度向量场(dx,dy,dz), 通过确定梯度向量的大小,确定内部点中三个梯度向量方向值 均为0的点为三维目标的局部极值点。图5为梯度变换的脊 线示意图。通过求得局部的极值点来确定三维线状目标骨架 的极值点,对于极值点的顺序本文作以下处理:a)获取极值点 的链表<sup>[7]</sup>;b)确定线状目标的初始点和结束点;c)寻找连通区 域内离初始点距离最近的点。此处的距离采用连通区域内的 距离,作为链表中下一个点,循环寻找链表中距离最近的相邻 点,最终实现对极值点链表的排序<sup>[8]</sup>。连接相应的极值点使 骨架保持单像素连通性,最终得到三维空间骨架。

## 2 线状目标的检测

在得到三维线状目标的距离变换的局部极值点和对应的 骨架后,根据骨架的单像素特性以及检测的骨架的结果,定义 一个骨架点拥有 26 个邻域点。其中在 26 邻域中只有一个骨 架点的点定义为骨架的端点;在 26 邻域内有两个骨架点的点 定义为普通骨架点;26 邻域内有两个以上的骨架点定义为分 节点。对骨架点进行端点分析,通过连通关系确定两个端点间 的拓扑关系。针对三维图像数据较大、骨架点较多会影响图像 计算速度的问题,在考虑连通区域的条件下,将原始的骨架稀 疏为骨架的极值点来确定线状目标的初始形状。

根据距离变换的可恢复性,同时通过第1章的距离变化求 得的距离尺度 d,作为该骨架点的线状目标的粗细尺度,检测 的线状目标大体尺度一致,对同一条曲线上的骨架点的距离尺 度进行均值处理,作为该条曲线的粗细尺度。由三维线段的特 征可知,仅需检测线段两个端点即可确定该条线状目标,可以 仅通过定义线段的端点以及三维线状目标的拐点来检测线状 目标。因此如何定义求得三维骨架的拐点成为解决该问题的 关键。

王英惠等人<sup>[9]</sup>采用11点法求得物体边缘链表中的拐点, 李竹林等人<sup>[10]</sup>提出基于角点的直线段特征提取新方法。对于 单像素骨架来说,三维骨架的拐点意味着骨架沿空间中的某一 方向发生突变。体现在三维离散结构中即骨架坐标(*x*,*y*,*z*)发 生一定的改变,而且这种改变具有一定的持续性,导致拐点的 出现。在此定义骨架的方向 *M* 为骨架的走向,*M*(*x*,*y*,*z*)为骨 架在点(*x*,*y*,*z*)的曲线方向,定义 θ(*M*(*x*<sub>*i*+*s*</sub>,*y*<sub>*i*+*s*</sub>),*M*(*x*<sub>*i*</sub>, *y*<sub>*i*</sub>,*z*<sub>*i*</sub>)为曲线方向偏转角度,θ 由式(5)求得。

$$\theta = \arccos \frac{M(x_{i+s}, y_{i+s}, z_{i+s}) \cdot M(x_i, y_i, z_i)}{|M(x_{i+s}, y_{i+s}, z_{i+s})| \cdot |M(x_i, y_i, z_i)|}$$
(5)

其中:参数 s 为计算曲线方向的窗口大小,根据极值点的密度 情况确定 s 的取值。极值点分布越密集, s 取值越大, s 一般选 取 2 ~ 5。同时对于检测结果, s 越大检测的夹角精度越差。当  $\theta$ 大于预先设定的拐角阈值  $\theta_{a}$ ,则判定该点为拐点。如图 6 为 检测拐点的示意图,以及三维图像中的夹角示意图。



脊线的切片图示 全间 空间 网络大角小 息留 检测端点和拐点之后,通过骨架的连通关系确定线状目标 最后的连接信息。每一条线状目标表示方式为点集 line =

{terminal node, turn nodes, terminal node}。其中:terminal node 为曲线的端点, turn nodes 为曲线中按顺序排列的拐点。根据 曲线描述的方法<sup>[11]</sup>,只需要这些点就能实现对三维空间中曲 线的描述,最终得到的线状目标在三维空间进行绘制,检测 完毕。

# 3 实验结果

为了检测算法的有效性,选取了含有单个和多个三维线状目标的图形,以及一幅肠子的三维图像,分别对多幅三维图像中的线状目标进行本文方法的检测,得出的实验结果如图7~9所示。

图 7 和 8 分别是对单条以及多条三维线状目标实验检测的结果,图 9 是三维肠子的检测结果。实验表明不仅对于直线目标,对曲线目标本方法仍有较好的检测效果。各图中(a)是三维空间中的线状目标原始图像,(b)是检测到的距离变换后的梯度向量场的极值点图,(c)是经过拐点检测之后得到的最终检测结果。实验结果表明该方法具有较好的检测效果,通过极值点的选取,相对整个骨架来说提高了计算效率,同时加入导线的尺度 d 能够获得原始目标的粗细尺度。

## 4 结束语

本文针对特定的三维线状目标,给出了一种快速求取三维 空间中线状目标的方法,检测效果较好,效率较高,能够满足实 际工程中的应用。但对于细节,例如拐点的精确位置,以及目 标端点的定位仍具有一定的误差,未来的工作会在目标端点和

#### 拐点位置的精确度上进行研究。



<sup>[1]</sup> Skeletons [EB/OL]. http://www.caip.rutgers.edu/cornea/Curve.

- [2] CORNEA N D, MIN P, SILVER D. Curve-skeleton properties, applications, and algorithms [J]. IEEE Trans on Visualization and Computer Graphics, 2007, 13(3):530-548.
- [3] PASCUCCI V, SCORZELLI G, BREMER P T, et al. Robust on-line computation of Reeb graphs: simplicity and speed[C]//Proc of SIG-GRAPH. 2007.
- [4] PALAGYI K, KUBA A. A parallel 3D 12-subiteration thinning algorithm[J]. Graph Models Image Process, 1999, 61(4):199-221.
- [5] SHARF A, LEWINER T, SHAMIR A, et al. On-the-fly curve-skeleton computation for 3D shapes [J]. Computer Graphics Forum, 2007,26(3):323-328.
- SAITO T, TORIWAKI J. New algorithm for Euclidean distance transformation of an *n*-dimensional digitized picture with applications[J].
   Pattern Recognition, 1994, 27 (11):1551-1565.
- [7] ROSENFELD A, PFALTZ J L. Sequential operations in digital picture processing[J]. Journal of the ACM, 1966, 13(4):471-494.
- [8] 鲁光泉,许洪国,李一兵.基于链码检测的直线段检测方法[J].计 算机工程,2006,32(14):1-3,10.
- [9] 王英惠,吴维勇,赵汝嘉.平面轮廓的分段与识别技术[J]. 计算机 辅助设计与图形学学报,2002,14(12):1142-1149.
- [10] 李竹林,刘芬,赵宗涛. 一种基于角点的直线段特征提取新方法
   [J]. 微电子学与计算机,2011,28(6):153-155.
- [11] 蔡旭鵬,高满屯. 三维直线的表示及其约束[J]. 工程图学学报, 2010,31(5):7-15.