

3 维图像中边界曲面可被等值面逼近的判定方法

徐俊 王利生

(上海交通大学电信学院图像处理与模式识别研究所, 上海 200240)

摘要 在可视化技术中,人们常试图从3维图像中抽取特定的等值面,以近似表示3维图像中所包含目标的边界曲面。考虑到实际的3维图像中,某些目标的边界曲面可以被特定的等值面很好地逼近,但是由于许多目标的边界曲面事实上难以被任何等值面很好地逼近,因此,识别3维图像中哪些边界曲面可以被特定的等值面很好地逼近就成为可视化技术中一个非常重要的研究问题。为了准确地判定哪些边界曲面可以被特定的等值面很好地逼近,特提供了一个有效的判定方法。该方法首先计算紧密地分布于连续隐边界曲面两侧的目标网格点,然后判定计算得到的目标网格点集合与背景网格点集合可否在误差很小的情况被某些等值面分离开来。实验结果表明,该判定方法是可行有效的。

关键词 边缘曲面 等值面 零交叉点 3维边缘检测 聚类

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)03-0505-09

A Method for Analyzing Approximation Property of Boundary Surfaces by Isosurfaces

XU Jun, WANG Li-sheng

(Institute of Image Processing & Pattern Recognition, Department of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240)

Abstract To visualize 3D images, people usually attempt to extract certain isosurfaces from 3D images to represent approximately boundary surfaces of some structures within these 3D images. Considering that some boundary surfaces could be well approximated by certain isosurfaces, but many boundary surfaces within 3D images actually cannot be well approximated by any isosurface, it becomes an important problem to distinguish which boundary surface in 3D images could be well approximated by certain isosurfaces. In this paper, we address this issue and provide a practical and effective method solve the problem.

Keywords boundary surface, isosurface, zero-crossing points, 3D edge-detection, clustering

1 引言

在3维图像中,目标的边界曲面是最为重要的特征之一,由于其对于理解及分析3维图像的内容至关重要,因此如何从3维图像中检测、重构感兴趣目标的边界曲面就成为3维图像的分析与可视化领域的核心研究问题之一^[1]。由于等值面抽取算法,

如 Marching-Cubes 算法及其改进算法^[2-4],可以从3维图像中抽取封闭、光滑的曲面模型,而且该算法的实现非常简单(仅依赖于一个参量——等值(isovalue)的选择),因此等值面抽取算法被广泛地应用于3维图像的可视化^[5-9]。利用该算法,人们试图从3维图像中抽取特定的等值面以便近似表示某些包含目标的边界面,如3维计算机断层扫描(CT)图像中的许多骨结构等。但是,由于成像技术的限制以及3维图像中许多目标自身结构的复杂

基金项目:国家自然科学基金项目(30570510)

收稿日期:2007-06-18;改回日期:2007-10-23

第一作者简介:徐俊(1981~),男,2008年于上海交通大学电信学院自动化系获模式识别与智能系统专业硕士学位。主要研究方向为3维医学图像可视化、模式识别。E-mail: xjun, michael@yahoo.com.cn

性,致使 3 维图像中许多目标的边界曲面事实上难以被任何等值面很好地逼近,(见文献[10]、[11])。众所周知,只有当感兴趣边界曲面可以被特定的等值面很好逼近时,计算优化等值面才有意义。否则,如果感兴趣边界曲面难以被任何等值面很好逼近,则优化等值面不仅无法准确刻画感兴趣边界曲面的形状,反而会由于不正确的可视化结果而误导人。因此,当人们试图利用等值面抽取算法从 3 维图像中抽取感兴趣目标的边界曲面时,则需要考虑如下的两个基本的问题:

(1) 感兴趣的边界曲面是否可以被特定的等值面很好地逼近?

(2) 如果感兴趣边界曲面可以被特定的等值面很好地逼近,那么如何确定该等值面的 isovalue?

许多文献对问题 2 进行了深入的讨论^[6-9],但是,笔者注意到,这些文献在讨论问题 2 时,是首先假定感兴趣边界曲面可以被特定的等值面很好地逼近,然后在这一假定下讨论优化等值面的计算问题。换言之,问题 1 并没有在这些文献中被讨论。事实上,根据笔者的了解,到目前为止,很少有公开发表的文献对问题 1 进行深入讨论。考虑到在处理实际 3 维图像时,人们常常很难预先知道感兴趣边界曲面是否可以被特定的等值面很好地逼近,因此本文提出了一种可行的方法,以便判定 3 维图像中的边界曲面是否可被特定的等值面很好地逼近是非常必要的。文献[6]、[7]、[10]、[12]已经对 3 维图像中边界曲面的检测、抽取、逼近等问题进行过系列的研究。本文将在这些研究的基础上对问题 1 展开研究,最终提出了一个可行有效的判定边界曲面是否可被等值面逼近的方法。

2 方 法

在 3 维图像中,由于不同的目标通常对应不同的灰度,因此,在许多情况下,3 维图像中所含目标的边界面两侧的灰度值有较大的变化。根据计算机视觉中的边缘检测理论,本文将这样的边界面称为阶梯型边界曲面。本文主要研究 3 维图像中阶梯型边界曲面可否被等值面逼近的问题。

根据文献[10]与文献[12]可知,3 维图像可以看作是 3 维连续函数 $f(x, y, z)$ 在一个 3 维规则网格的网格顶点进行离散采样的结果。在 3 维规则网格中,8 个相邻的网格点构成一个立方体,而所有立方

体则构成 3 维图像的 3 维连续采样区域^[8]。对应地,3 维图像中的阶梯型边界曲面可以看作是包含在 3 维图像所占据的 3 维连续采样区域中的连续隐曲面^[6,12]。根据文献[10]与文献[12]可知,包含在 $f(x, y, z)$ 中的阶梯型连续隐边界曲面可以利用如下的数学模型描述:

$$\begin{cases} \nabla^2 f(x, y, z) = 0 \\ \|\nabla f(x, y, z)\| \geq T \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\nabla^2 f(x, y, z) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial z^2}$ 及 $\|\nabla f(x, y, z)\| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial z}\right)^2}$ 分别表示 $f(x, y, z)$ 的 Laplacian 函数及梯度函数。 T 是梯度阈值,但其合适的值通常预先并不知道。阶梯型边界曲面是 Laplacian 函数的满足特定约束条件($\|\nabla f(x, y, z)\| \geq T$)的特殊的零值等值面。一般的连续隐边界曲面不经过网格顶点^[7,12]。此外,Laplacian 函数的任意一个零值等值面并不都表示感兴趣目标的边界曲面。本文主要考虑式(1)中表示的连续隐边界曲面可否被等值面很好地逼近的问题。

众所周知,连续隐边界曲面是一个把属于目标的网格点(文中简称目标网格点)与属于背景的网格点(文中简称背景网格点)分离开来的连续曲面。特别地,一个连续隐边界曲面还可以把紧密地分布于边界曲面两侧的目标网格点与背景网格点分离开来。基于这一事实,笔者认为,如果紧密地分布于连续隐边界曲面两侧的目标网格点与背景网格点可以被某些等值面分离开来,或者紧密地分布于连续隐边界曲面两侧的目标网格点与背景网格点可以在误分很小的情况下被某些等值面分离开来,则可以认为连续隐边界曲面可以被特定的等值面很好地逼近;反之,如果任何等值面都难以在误分较小的情况下,把连续隐边界曲面两侧的目标网格点与背景网格点分离开来,则可以认为连续隐边界曲面不能被任何等值面很好地逼近。基于这一思想,本文设计了一个 3 维图像中边界曲面可否被等值面逼近的判定方法。该方法主要包括以下两个基本步骤:

(1) 从 3 维图像中计算紧密地分布于连续隐边界曲面两侧的目标网格点与背景网格点;

(2) 判定计算得到的目标网格点集合与背景网格点集合可否在误分很小的情况下被某些等值面分离开来。

下面分别对这两个步骤的实现进行详细的

介绍。

2.1 目标网格点与背景网格点集合的检测

文献[10]指出,连续隐边界曲面事实上包含在部分立方体中。本文将这些包含边界曲面片的立方体称为边缘立方体。在每个边缘立方体中(每一个边缘立方体有12条边),连续隐边界曲面至少与3条边相交,但连续隐边界曲面一般不经过边缘立方体的顶点(亦即网格点)。进一步,如果一条边被连续隐边界曲面相交,则该边的两个顶点紧密地分布于连续隐边界曲面两侧,而且它们分别为属于目标及属于背景的网格点。根据这个事实,如果从3维图像中检测到所有与连续隐边界曲面相交的立方体的边,则可以得到紧密地分布于连续隐边界曲面两侧的目标网格点与背景网格点。本文将连续隐边界曲面与边缘立方体的边相交的点称为边界曲面离散采样点。每一个边界曲面离散采样点对应一条被连续隐边界曲面相交的边。因此逻辑上,可以通过从3维图像中计算边界曲面的离散采样点来得到与连续隐边界曲面相交的边。在式(1)中,由于合适的梯度阈值 T 预先并不知道,因此,直接根据式(1)计算边界曲面的离散采样点比较困难。下面提出一个有效的方法,用来计算边界曲面的离散采样点。

根据文献[6]、[10]以及 Marching-Cubes 算法就可以直接从3维图像中来插值计算等值面 $\nabla^2 f(x, y, z) = 0$ 与3维图像中所有立方体的边相交的交点集合以及这些交点的灰度值和梯度值,而且容易知道,这些交点既包含边界曲面的离散采样点集合,也包含大量的由于噪声、细节以及小的灰度变化所造成的其他的 Laplacian 函数的零值点。如果能够将边界曲面的离散采样点集合与其他的 Laplacian 函数的零值点分离开来,则可以得到边界曲面离散采样点集合。

考察这些交点的灰度值(x 轴)与梯度值(y 轴)的2维直方图(以下简称2维直方图),可以注意到以下两个重要的特征:

(1)由于边界曲面的离散采样点都具有比较高的梯度值,因此在2维直方图中的边界曲面离散采样点将远离 x 轴,亦即与梯度值较低的其他的 Laplacian 函数的零值点呈现分离特性;

(2)由于每个边界曲面的离散采样点集合在灰度值和/或梯度值分布上存在一定的连续分布特性,因此,在灰度、梯度2维直方图中,每个边界曲面的离散采样点集合在2维直方图中的一定区域内是连

续分布的,亦即形成一定程度的聚类特性。

基于这些观察,在不知道梯度阈值 T 的情况下,可以通过分析2维直方图来计算边界曲面的离散采样点集合。由于每个边界曲面的离散采样点在2维直方图中存在聚类的特性,因此利用基于密度的聚类方法(DBSCAN)^[13-14]就可以从2维直方图中分离不同边界曲面各自的离散采样点集合。基于密度的聚类方法是根据空间分布上具有一定密度分布的区域进行聚类。它以某种子点为中心,先在一定的区域内将满足密度要求的点都设为种子点或聚为一类,然后以此迭代寻找整个2维空间的相同类别的数据点。通过 DBSCAN 聚类方法处理2维直方图,即可将远离 x 轴的那些聚类将作为边界曲面离散采样点集合保留下来。此外,不同边界曲面的离散采样点常常因为具有不同的灰度值和/或梯度值而作为不同的聚类分离开来。

为了直观说明上述的分析原理,图1提供了一个具体例子。图1(a)显示的是从头部的3维CT图像中计算得到的 Laplacian 函数的零值点的灰度、梯度的2维直方图。在该2维直方图中可以检测到4个分离的聚类(见图1(b))。其中,远离 x 轴的两个聚类就是两个不同的边界曲面(皮肤表面、骨骼表面)各自的离散采样点集合。由于皮肤表面的灰度值要低于骨骼表面的灰度值,因此两个不同边界曲面的离散采样点集合所属的两个聚类可以清晰地分离开来。在得到边界曲面的离散采样点集合后,自然地就确定了这些离散采样点所在的立方体的边的集合,亦即被连续隐边界曲面相交的立方体的边的集合。这样所有这些边的两个端点(一对网格点,一般称为零交叉点,因为其 Laplacian 函数值符号相反)就构成了紧密地分布于连续隐边界曲面两侧的网格点集合。在这些网格点集合中,一部分网格点属于目标,而另一部分网格点则属于背景。

接下来,本文将得到的边界曲面的离散采样点集合分为目标网格点与背景网格点两类。不失一般性,假定3维图像中感兴趣目标分布在高灰度值范围,而背景则分布在低灰度值范围。根据文献[15]可知,在这些网格点集合中,属于目标的网格点的 Laplacian 函数值具有相同的符号(负号),而且属于背景的网格点的 Laplacian 函数值也具有相同的符号(正号)。根据这一特性,就可以分别得到紧密地分布于连续隐边界曲面同一侧的目标网格点集合以及紧密地分布于连续隐边界曲面另一侧的背景网格

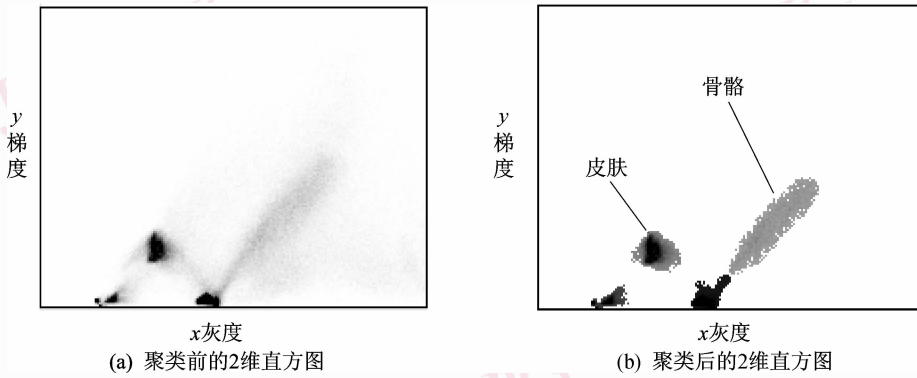


图 1 头部的 3 维 CT 图像中计算得到的 Laplacian 函数的零值点的灰度与梯度 2 维直方图
 Fig. 1 2D histogram of zero Laplacian value points in 3D CT image

点集合。

由于受医学成像技术的限制,3 维 CT 图像、核磁共振图像 (MRI) 中存在 PVE (partial volume effect) 现象^[16]。换言之,紧密地分布于边界曲面两侧的网格点的灰度值会互相影响并在一定程度上互相接近。其结果是,这些网格点的灰度值既不同于目标的灰度值也不同于背景的灰度值。图 2 对 PVE 现象的影响给出了直观的说明。图 2(a)为不

存在 PVE 现象时的阶梯形边界曲面两侧理想的灰度分布情况。当存在 PVE 现象时,则在边界曲面两侧的狭窄区域内,背景与目标采样点的灰度值会产生融合,并使得融合区域内网格点的灰度值大小处在背景与目标中间(见图 2(b))。这样,由于 PVE 现象,致使在 3 维 CT、MRI 图像中很难找到一个等值面去正确地分离紧密地分布于边界曲面两侧的目标网格点与背景网格点。

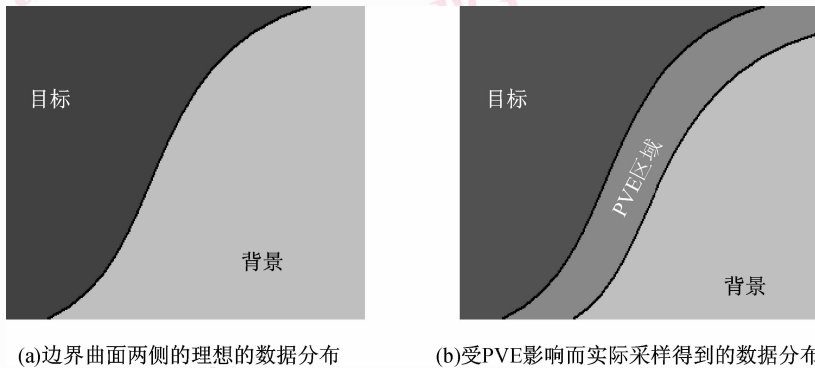


图 2 边界曲面两侧的 partial-volume effects (PVE)
 Fig. 2 PVE between two sides of boundary surface

为了避开 3 维 CT、MRI 图像中 PVE 的影响,本文采用的策略是避免直接考虑紧密地分布于边界曲面两侧的网格点集合(亦即零交叉点集合);反之,从属于目标的每一个零交叉点开始,沿梯度方向(或梯度反方向)向目标内部延伸一个体素边长的距离后,再寻找并记录最靠近的一个目标网格点及其灰度值。同时,从属于背景的每一个零交叉点开始,沿梯度反方向(或梯度方向)向背景内部延伸一个体素边长的距离后,再寻找并记录最靠近的一个背景网格点及其灰度值。如此得到的网格点集合,

仍然是比较紧密地分布于连续隐边界曲面两侧的目标网格点与背景网格点集合,可称为伪零交叉点(pseudo zero-crossing points)集合。这些网格点不仅受 PVE 的影响比较小,而且其与连续隐边界曲面的距离很小。因此,如果某一个等值面可以将这些网格点中属于目标与属于背景的网格点分离开来,或者该等值面在分离属于目标与属于背景的伪零交叉点时,只会造成少量网格点的错误划分,则依然可以认为,连续隐边界曲面能被该等值面很好地逼近。伪零交叉点集合可自然地分为属于目标及属于背景

的两类网格点。文中它们依然被称为目标网格点集合以及背景网格点集合。这两类网格点分别分布于连续隐边界曲面的两侧。

2.2 属于目标的网格点与属于背景的网格点的分离特性分析

在上一步中,已经计算得到紧密地(零交叉点)或者比较紧密地(伪零交叉点)分布于连续隐边界曲面的两侧目标网格点集合以及背景网格点集合。如果对计算得到的这两类网格点集合的灰度值分别进行统计,则可以分别得到两个灰度直方图,亦即目标网格点的灰度直方图以及背景网格点的灰度直方图。这里两个灰度直方图分别用两条曲线表示,并且显示在同一个直方图中(见图3)。在该类直方图中,可通过考察两条直方图曲线的相交情况来判定其边界曲面是否可被特定的等值面逼近。如果两条

曲线不相交,则说明紧密(或者比较紧密)地分布于边界曲面两侧的目标网格点与背景网格点可以被某些等值面分离开来(见图3(a))。这时,可以判定连续隐边界曲面可被特定的等值面很好地逼近;如果两条直方图曲线相交,则需要根据两条曲线相重合的区域的大小进一步分情况讨论:如果相重合的区域很小(亦即计算得到的目标网格点与背景网格点中只有少量的网格点被特定的等值面错误地划分),则依然可以认为连续隐边界曲面可被特定的等值面很好地逼近。但这时存在少量的误分情况(见图3(b));如果相重合的区域很大(亦即计算得到的目标网格点与背景网格点难以被任何等值面在较小误分的情况下加以分离),则这时可认为连续隐边界曲面无法被任何等值面很好地逼近,否则会有太多的网格点被误分(见图3(c))。

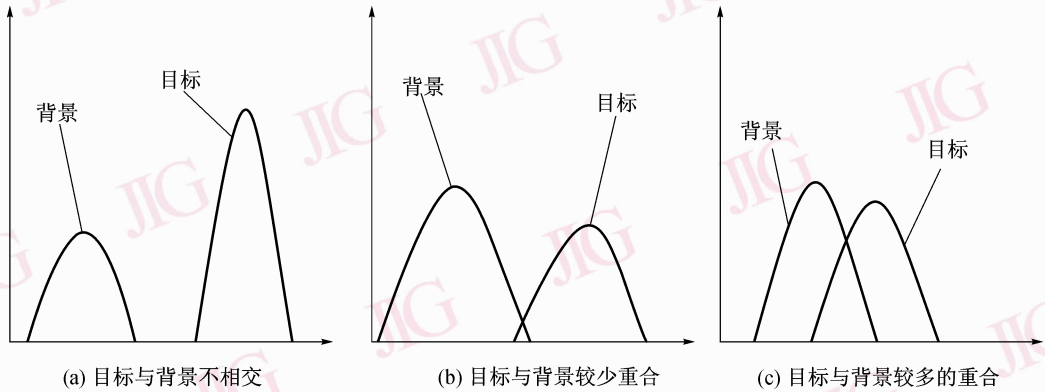


图3 在同一灰度直方图中显示的目标网格点的灰度直方图曲线以及背景网格点的灰度直方图曲线

Fig. 3 Histograms of background grid points and object grid points are displayed together

当两条直方图曲线相交时,为了定量地刻画目标网格点与背景网格点被误分的程度,需要定义一个特征参量用来对此加以描述。设两条直方图曲线相交于灰度值 l ,且当等值面的等值大于 l 时,则背景网格点的误分数量减少,但目标网格点的误分数量增多。相反,当等值面的等值小于 l 时,则背景网格点的误分数量增多,但目标网格点的误分数量减少。因此,为了平衡,可认为等值面的等值选取 l 是最可能接受的情形。当等值面的等值选取 l 时,目标网格点与背景网格点被误分的比率可以分别用如下的参量描述:

$$R_1 = \frac{\sum_{i=0}^l O(i)}{\sum_{i=0}^{255} O(i)}, R_2 = \frac{\sum_{i=l}^{255} B(i)}{\sum_{i=0}^{255} B(i)} \quad (2)$$

式中, $O(i)$ 、 $B(i)$ 分别表示当灰度为 i 时,目标网格点直方图的值及背景网格点直方图的值。令 $R = \max\{R_1, R_2\}$ 。在处理实际的3维图像时,可以预先根据实际需要设定一个阈值。如果目标网格点和背景网格点被误分的最大比率 R 大于预先给定的阈值,则可以认为连续隐边界曲面无法被任何等值面很好地逼近。否则,可以认为连续隐边界曲面可以被特定的等值面很好地逼近,这里特定的等值面包括等值为 l 的等值面,或者在文献[6]~[9]中决定的优化等值面。

3 实验结果

本文方法已被应用于众多的来自于实际工作中的3维图像的等值面逼近。本文提供了4个实际的

3 维图像的实验结果。其中头部的 3 维 CT 扫描图像中包含骨骼表面与皮肤表面两个不同的边界曲

面。这 4 个 3 维图像的典型断层切片图像如图 4(a) ~ 图 4(d) 所示。

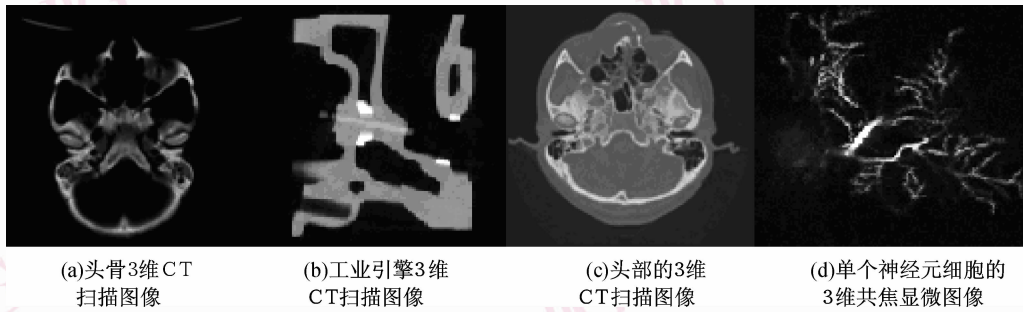


图 4 4 个不同 3 维图像的典型断层切片图像

Fig. 4 Four different slides of 3D images

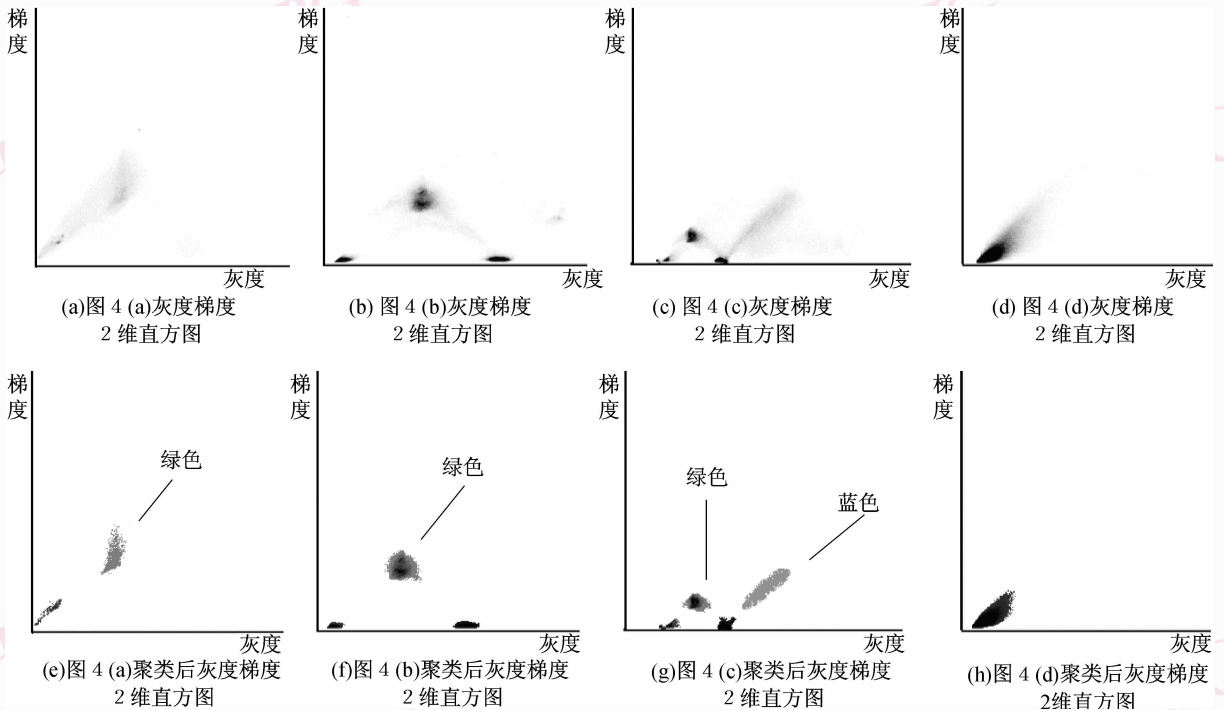


图 5 灰度与梯度 2 维直方图

Fig. 5 2D gray-gradient histogram

本文首先从 4 个不同的 3 维图像中计算 Laplacian 函数的零值点的灰度、梯度值；然后根据这些计算结果就可以得到以灰度（横轴）与梯度（纵轴）的 2 维直方图（见图 5(a) ~ 图 5(d)）。图 5(e) ~ 图 5(h) 显示的是利用 DBSCAN 算法从 4 个不同的 2 维直方图中计算得到的聚类结果。可以看到，图 5(a)、图 5(b) 中的边界曲面离散采样点各形成一个聚类（见图 5(e)，图 5(f) 中标为绿色聚类）；图 5(c) 中的边界离散采样点形成两个不同的聚类，见图 5(g) 中绿色、蓝色表示的两个聚类；因此，通过对

2 维直方图进行聚类，就可以从前 3 个 3 维图像中分别计算得到分布于连续隐边界曲面两侧的零交叉点集合。但是图 5(d) 中的边界曲面离散采样点仍无法与 Laplacian 函数的其他零值点分离开来，这主要是由于边界离散采样点具有从大到小的灰度值与梯度值，因此难以与具有低梯度值的其他非边界点分离开来。对于这种情形，可以根据文献 [6]、[10] 选取一个梯度阈值 T （本文中 $T = 200$ ），把梯度值大于 T 的 Laplacian 函数的零值点作为边界曲面离散采样点，而将其他梯度值低的点舍去。由于 4 个 3

维图像中都存在 PVE 效果,因此,可根据得到的零交叉点集合继续计算伪零交叉点集合。为了进行比较,图 4(a)~图 4(d)零交叉点集合与伪零交叉点

集合中的目标网格点与背景网格点的灰度进行直方图曲线分别如图 6、图 7 所示。

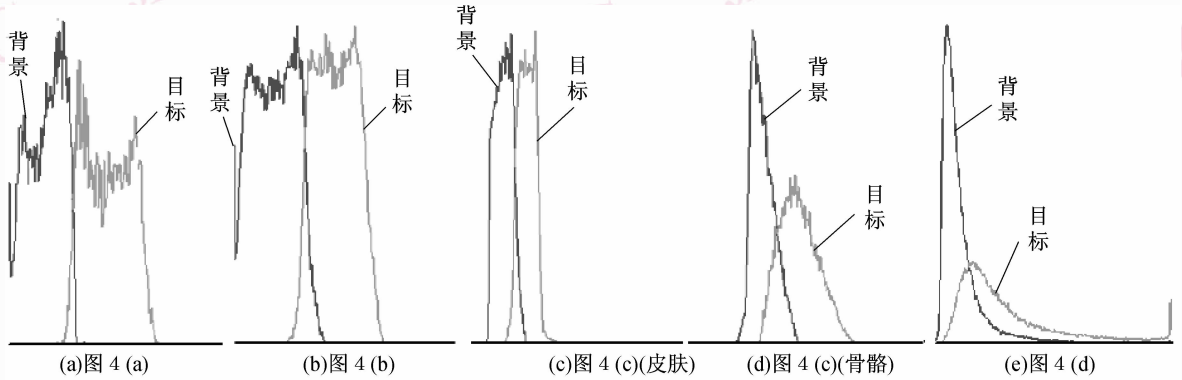


图 6 边界曲面两侧的零交叉点集合中的目标网格点与背景网格点灰度直方图曲线

Fig. 6 Histogram of zero-crossing point between two sides of boundary surface

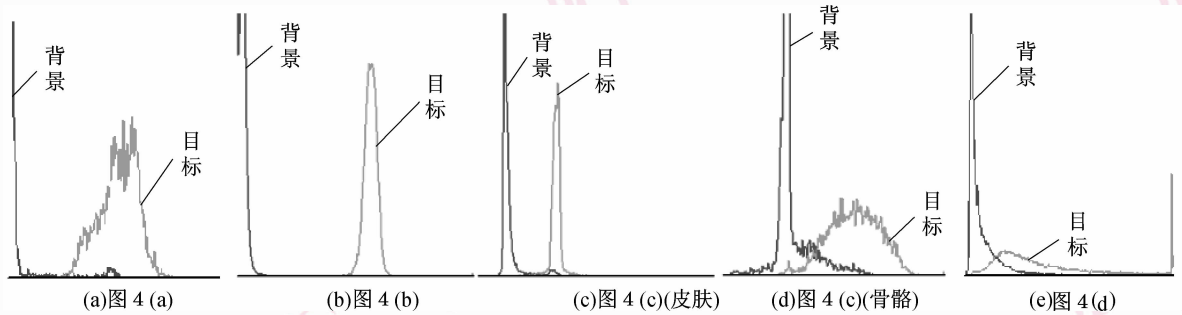


图 7 边界曲面两侧的伪零交叉点集合中的背景网格点与目标网格点灰度直方图曲线

Fig. 7 Histogram of pseudo zero-crossing point between two sides of boundary surface

从实验结果可以看出,由于受 PVE 的影响,虽然零交叉点集合中的背景网格点与目标网格点两条灰度直方图曲线常常有较大程度的重合,但伪零交叉点集合中的目标网格点与背景网格点两条灰度直方图曲线常常却能很好地分离开来。对于 4 个不同的 3 维图像,可分别根据它们的伪零交叉点集合中的目标网格点与背景网格点两条灰度直方图曲线来计算比值。可以看到,这 4 个图像的目标网络点与背景网格点被误分的比值如表 1 所示。表中跨度项中“0”表示边界曲面两侧的零交叉点的统计数据,“1”表示边界曲面两侧的伪零交叉点的统计数据。

如此就可以判定图 7(a)~图 7(d)所对应的边界曲面可以被某些等值面很好地逼近。由于与图 4(d)对应的被误分的最大比例 R 值较大,因此它所包含的神经元细胞的边界曲面不能被任何等值面很好地逼近。

表 1 目标与背景的重合比例

Tab. 1 Overlap ratio between object and background

图像名称 图 4	跨度	目标在背景中所 占比例 R_1 (%)	背景在目标中所 占的比例 R_2 (%)	被误分的最大 比值 R (%)
头骨	0	2.7	3.0	3
	1	0.24	1.93	1.93
工业引擎	0	5.97	5.63	5.97
	1	0.049	0.58	0.58
头部皮肤	0	8.6	7.57	8.6
	1	1.48	4.36	4.36
头部骨骼	0	14.77	11.9	14.77
	1	7.14	7.74	7.74
神经元细胞	0	22.5	18.6	22.5
	1	10.9	13.8	13.8

本文实验所用的 4 个 3 维图像可以在 Internet 网上免费地、公开地下载。因此,许多文献都讨论过这些 3 维图像的可视化^[6-9]。通过分析这些文献可以看到,研究者常常基于经验通过抽取或者体绘制特定的等值面来显示 3 维 CT 图像中的头骨表面以及皮肤表面。这显然与本文上面的定量分析结果相一致。另外,通过对抽取的不同等值面进行分析,文献[10]曾经指出,3 维共焦显微图像中的神经元细胞的边界曲面不能被任何等值面很好地逼近。这一

结论也与本文上面的定量分析结果相一致。基于这些实验结果及其他许多类似的实验结果,笔者认为,本文提出的方法是可行的、有效的。

图 8 显示了从图 4 的前 3 个不同的 3 维图像中抽取的边界曲面的逼近等值面。这里,等值(iso-value)可由文献[6]中的方法计算得到。图 8(a)、图 8(b)分别是头骨以及工业引擎边界面的近似等值面。图 8(c)、图 8(d)分别表示皮肤及骨骼表面的近似等值面。

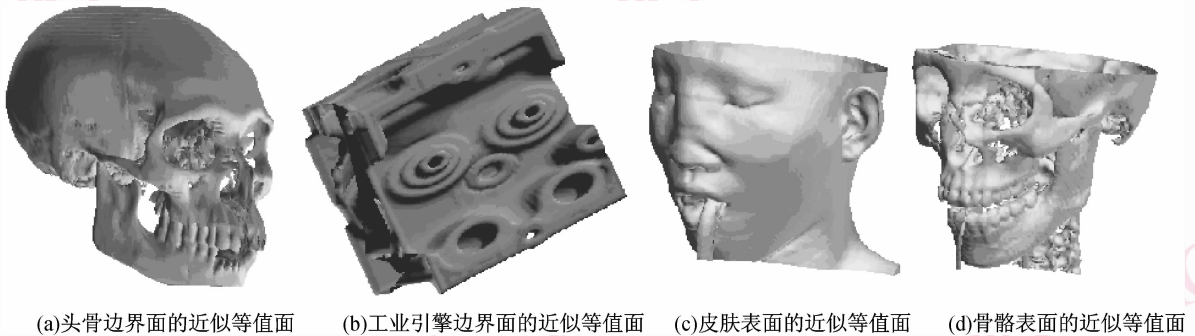


图 8 从 3 个不同的 3 维图像中抽取的边界曲面的逼近等值面

Fig. 8 Iso-surface of boundary surfaces extracted from 3 different 3D images

4 结 论

本文提出了一个 3 维图像中的边界曲面是否可被等值面逼近的判定方法。利用该方法就可以判定 3 维医学图像中那些解剖结构的边界曲面是否可以被特定的等值面很好地逼近。这样就不仅有助于在医学可视化中,有选择、有目的地利用等值面抽取方法来抽取某些特定结构的边界面,同时有助于避免由于等值面抽取算法应用不当而造成的误导。

参考文献 (References)

- Goshtasby A A, Sonka M, Udupa J K. Analysis of volumetric image [J]. *Computer Vision & Image Understanding*, 2000, **77** (2): 79-83.
- Lorenson W E, Cline H E. Marching cubes: a high resolution 3D surface construction algorithm[J]. *Computer Graphics*, 1987, **21**(4): 163-169.
- Xue Qiang, Cai Wen-li, Shi Jiao-ying. Multiresolutional isosurface constructing from volume data [J]. *Journal of Image and Graphics* (A), 1997, **2**(2,3): 161-164. [薛强,蔡立文,石教英. 体数据的多精度等值面抽取[J]. *中国图象图形学报*, 1997, **2A**(2-3): 161-164.]
- Delibasis K S, Matsopoulos G K, Mouravliansky N A, et al. A novel

and efficient implementation of the marching cubes algorithm [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2001, **25** (4): 343-352.

- Xie Xiao-mian, Li Shu-xiang, Jiang Gui-ping, et al. Smoothing and merging of medical isosurface based on MC algorithm [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2001, **6**(8): 806-809. [谢小棉,李树祥,江贵平等. 基于 MC 的医学 3 维等值面的平滑与归并[J]. *中国图象图形学报*, 2001, **6**(A)(8): 806-809.]
- Wang Li-sheng, Bai Jing, He Ping, et al. Isosurface computation for approximating the boundary surfaces within 3D images [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2007, **16**(1): 1-12.
- Wang Li-sheng, Bai Jing, He Ping, et al. A computational framework for approximating boundary surfaces in 3D biomedical images [J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2007, **11**(6): 668-682.
- Bajaj C L, Pascucci V, Schikore D R. The contour spectrum [A]. In: *Proceedings of IEEE Conference on Visualization [C]*, Phoenix, Arizona, USA, 1997: 167-173.
- Pekar V, Wiemker R, Hempel D. Fast detection of meaningful isosurfaces for volume data visualization [A]. In: *Proceedings of IEEE Conference on Visualization [C]*, San Diego, CA, USA, 2001: 223-230.
- Wang Li-sheng, Bai Jing, Ying Kui. Adaptive approximation of the boundary surface of a neuron in confocal microscopy volumetric images [J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2003, **41**(4): 601-607.

- 11 Westin C F, Bhalerao A, Knutsson H, *et al.* Using local 3D structure for segmentation of bone from computer tomography images [A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], San Juan, Puerto Rico, Spanish, 1997: 794-800.
- 12 Ma Yu, Wang Li-sheng, Tang Yuan-yuan. A novel algorithm for tracking step-like edge surfaces within 3D images [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2007, **19** (3): 329-333. [马瑜, 王利生, 唐渊圆. 3维图像中阶梯型边缘曲面的追踪算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2007, **19**(3):329-333.]
- 13 Ester M, Kriegel H P, Sander J, *et al.* A density based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise [A]. In: Proceedings of the 2nd ACM SIGKDD [C], Portland, Oregon, USA, 1996:226-231.
- 14 Jiang Yuan, Zhang Zhao-yang, Qiu Pei-liang, *et al.* Clustering algorithms used in data mining [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2005, **27**(4):655-662. [姜园, 张朝阳, 仇佩亮等. 用于数据挖掘的聚类算法 [J]. 电子与信息学报, 2005, **27**(4):655-662.]
- 15 Jiri Hladuvka, Eduard Groller. Smallest second-order derivatives for efficient volume-data representation [J]. Computers & Graphics, 2002, **26**(2):229-238.
- 16 Laidlaw D H, Fleischer K W, Barr A H. Partial-volume Bayesian classification of material mixtures in MR volume data using voxel histograms [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1998, **17**(1): 74-86.