

基于边界曲面零交叉点的体绘制*

夏斌, 王利生

(上海交通大学电子信息与电气工程学院自动化系图像处理与模式识别研究所, 上海 200240)

摘要: 体绘制中体元二义性使灰度—梯度幅值传递函数空间中出現拱形区域, 可视化工具操作者难以快速、准确地选取出感兴趣目标。针对这个问题, 介绍了一种在传递函数空间引入边界曲面零交叉点特征的算法。该算法结合面绘制移动立方体算法跟踪边缘立方体并记录所有边界曲面的零交叉点, 并利用这些零交叉点的特征信息对灰度—梯度特征空间进行重构并选取感兴趣边界曲面。最后通过实验证明了上述方法对目标边界曲面的选取行之有效。

关键词: 体绘制; 传递函数; 移动立方体; 零交叉点

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2013)09-2865-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.09.078

Volume rendering based on zero-cross points of boundary surface

XIA Bin, WANG Li-sheng

(Institute of Image Processing & Pattern Recognition, Dept. of Automation, School of Electronic Information & Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: The arch of transfer function space based on gray and gradient amplitude result in voxel's ambiguity in volume rendering, which made interested targets cannot be selected quickly and precisely by operator of visualization tool. This paper proposed a new algorithm that zero-cross points of boundary surface introduced in the 2-dimensional feature space. This algorithm utilized Marching-cube to trace boundary cubes and record all zero-cross points(ZCP) of these cubes. Then the feature space could be reconstructed with these points to assist selected interested boundary surfaces. In the end, some experiments conducted proves this method effectively helps render boundary surfaces.

Key words: volume rendering; transfer function; Marching-cube; zero-cross points

0 引言

体绘制技术是科学可视化的一种方法, 它从体数据中挖掘内在信息, 直接由三维数据场产生二维可视化图像。三维数据场中的数据是三维空间多种物质的测量结果。例如, 在人体或动物的CT扫描图像中, 对应于骨骼、肌肉皮肤等不同密度的物质, 就有不同的CT值, 在CT图像中表现为具有不同的灰度值。

传递函数的优化已经成为体可视化中的十大难题之一。为了在最终的可视化图像中以不同的光学属性来正确地表示出共存的多种物质的分布, 就需要对原始三维数据进行分类^[1,2], 找出数据与不同物质之间的对应关系。目前大多数体绘制技术采用交互较为简单的一维传递函数。其中一维传递函数仅仅基于原始数据的灰度信息, 这要求使用者对体数据要有先验认识, 但三维体数据在灰度空间上有重叠区域时, 很难从原始数据进行感兴趣目标提取。以医学CT数据为例, 骨骼与软组织之间往往比较相似^[3], 即同一个灰度值对应于多种物质, 而同一组物质也可能包含不同的灰度值, 称之为二义性。可视化工具操作者并很能通过灰度属性将空间中感兴趣目标区分显示。

基于多维特征的传递函数是由Kindlmann等人提出^[4]。多维传递函数对原始体数据进行信息挖掘。Kindlmann通过计

算体数据的梯度幅值和二阶导数并结合梯度信息进行了半自动传递函数设计。在文献[5]中, Roettger等人提出了结合空域信息在传递函数的定义域中增加采样点的坐标值, 能够很好地提取出数据场的结构特征。Tzeng等人^[6,7]在此基础上将空间采样点的位置 x, y, z 作为自变量, 利用神经网络进行学习以设计高维传递函数, 以此更好地提取感兴趣目标。Wang等人^[8]于2010年提出了一种基于7维属性的特征空间对体数据进行传递函数设计, 在对CT-Head(256×256×256)数据进行结构分类时需要花费34 h 54 min。由以上分析, 基于高维特征空间的传递函数设计由于其定义域都包含多个特征, 且其提出的分类策略都较为复杂, 导致运算量大, 绘制一幅图像需要较长的时间, 这些都不利于友好交互。

Kniss等人^[9]提出一种基于二维特征空间并且可以人为友好操作的用户接口, Kniss对体数据场的所有体素进行基于灰度—梯度的数据统计, 并在二维特征空间中进行映射。操作者通过在特征空间中绘制窗口来对空间体素进行阻光度和颜色赋值。在后续利用GPU图形绘制管道的基础上, 运算速度得到了有效加速。且利用二维特征空间, 可以有效地把不同结构分类并进行传递函数设计。文献[10, 11]介绍了如何使用GPU对三维体数据进行体绘制显示以及一维、二维传递函数的设计和实现。上述提到的空间二义性问题在基于灰度—梯

收稿日期: 2012-11-16; 修回日期: 2012-12-24 基金项目: 国家“973”资助项目(2010CB732506)

作者简介: 夏斌(1988-), 男, 江苏苏州人, 硕士研究生, 主要研究方向为三维医学图像处理、体绘制传递函数设计(xiabinsjtu@gmail.com); 王利生(1988-), 男, 山西人, 教授, 博导, 主要研究方向为三维医学图像的分析与可视化及其临床应用、智能系统的基础理论。

度赋值特征空间上主要体现在拱形结构上,可以观察到整个空间软组织和骨骼之间的梯度分布和灰度分布连续,形成一个拱形区域。鉴于此二维特征空间不足之处,提出一种构造特征空间的改善方案,利用 Marching-cube 算法提取出边界曲面零交叉点来重新构建此特征空间。

1 方法

在传统二维特征空间体绘制算法中,首先对三位数据场进行预处理,而后发出射线进行重采样,利用计算出的灰度值和梯度值构造二维特征空间;然后对三维数据场的体元进行分类,进行传递函数设计,并进行光照计算;最终合成图像。但是在对三维数据场的体元分类时,目标和背景的灰度及梯度分布连续,很难从构建的二维特征空间中较为准确、直观地对目标和背景进行提取。因此,本文用 Marching-cube 首先提取出三维数据场边界曲面零交叉点,利用这些点集改善构建边界曲面点的特征空间,再在此特征空间上对数据分类并进行传递函数设计。算法流程如图 1 所示。

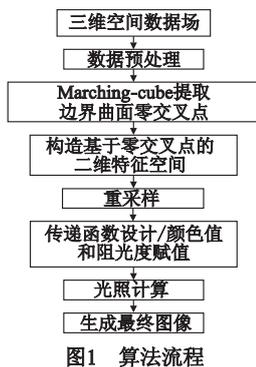


图1 算法流程

1.1 Marching-cube 提取三维数据场边界曲面零交叉点

Marching-cube 算法的基本思想是将读入的一系列三维图像看做一个个图层,然后从相邻图层各取 4 个像素组成一个立方体的 8 个顶点,这样根据图像大小就可以分成若干个小立方体。然后根据小立方体的顶点与给定阈值的大小关系将立方体的顶点以 0 或 1 标号(顶点小于阈值为 0)。其中有一些立方体与阈值所在的等值面是相交的,采用插值计算出等值面与立方体边的交点。然后将交点连接起来以形成三维图形。理论上顶点状态有 2⁸ 即 256 种,然而从拓扑角度来看,经过翻转和旋转后只有 15 种情况^[12]。

边界曲面是包含在三维图像中的连续隐曲面,具有连通性及连续性。一个立方体有十二条边、六个面及六个相邻的立方体。如果在一个边缘立方体中能确定被边界曲面相交的所有边,则被边界曲面相交的所有面也可以确定。根据曲面连通特性,与边缘立方体共享某一相交面的相邻立方体必然是边缘立方体。基于此,可以从六个相邻的立方体中检测出所有的边缘立方体^[13]。采用类似策略对每一个新确定的边缘立方体的边、面及相邻的立方体进行处理。记录出边界曲面所穿越立方体的零交叉点。在利用此种跟踪方法跟踪整个三维体数据的边界曲面时就可以将所有的零交叉点记录下来。

令 $f(x,y,z)$ 表示三维图像的数据场,曲线中的零交叉点是物质的边界点,即满足如下条件:

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

其中: T 是区分边界曲面和图像背景的梯度阈值。

在实际三维数据场 $f(x,y,z)$ 中,每个边缘立方体中的边界曲面片都满足零值交叉特性。本文定义一个容器以保存零交叉曲面片与边缘立方体相交点所在棱边的两个端点 P_1, P_2 的坐标,这里称 P_1, P_2 是一对零交叉点。如果边缘立方体的一条边与边界曲面相交,则这对零交叉点都具有较高的梯度幅值,由于两个端点的梯度值并不相同,基于以上事实,一对零交叉点 P_1, P_2 满足如下条件^[14]:

$$\begin{cases} \nabla^2 f(P_1) \cdot \nabla^2 f(P_2) < 0 \\ \|\nabla f(P_1) \cdot \nabla f(P_2)\| \geq T^2 \end{cases} \quad (2)$$

通过选取种子点跟踪可以得到一个集合,集合元素是各组零交叉点的坐标值。

1.2 边界曲面分析

三维数据包括大量含有不同离散值的组织。特征空间的横坐标表示三维数据的原始灰度值。本文以梯度幅值作为特征空间的纵坐标。如式(3)~(5)计算三维体数据场在 x, y, z 方向上的一阶导数,并通过式(6)求取其梯度幅值

$$\frac{\partial f(x,y,z)}{\partial x} = \frac{f(x+1,y,z) - f(x-1,y,z)}{2} \quad (3)$$

$$\frac{\partial f(x,y,z)}{\partial y} = \frac{f(x,y+1,z) - f(x,y-1,z)}{2} \quad (4)$$

$$\frac{\partial f(x,y,z)}{\partial z} = \frac{f(x,y,z+1) - f(x,y,z-1)}{2} \quad (5)$$

$$\|f(x,y,z)\| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial z}\right)^2} \quad (6)$$

本文的目标是显示物质边界曲面。首先构造一个含理想边界的模型。此理想边界在边界处有阶跃响应,但实际测量数据是对理想数据经过高斯平滑所得。图 2 表示一理想边界(a)经过高斯平滑(b)后所得实际边界曲面模型(c)。横坐标 x 表示采样点的位置,纵坐标 v 代表灰度,其变化范围为 $v_{\min} \sim v_{\max}$, erf 为误差函数。对实际边界可用式(7)描述。

$$v = f(x) = v_{\min} + (v_{\max} - v_{\min}) \times \frac{1 + \operatorname{erf}\left(\frac{x}{\sigma\sqrt{2}}\right)}{2} \quad (7)$$

f 的一阶导数为

$$f'(x) = \frac{v_{\max} - v_{\min}}{\sigma\sqrt{2\pi}} \times \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

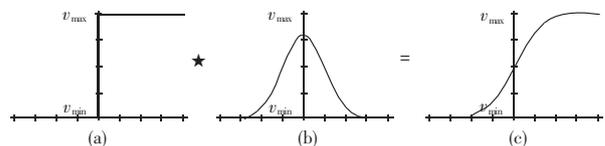


图 2 对理想边界曲面进行高斯平滑

传统的基于灰度—梯度二维特征空间显示整个三维数据场体元的特征分布。以此对三维体数据构造二维特征空间。以 CT-FemaleFoot 数据为例,在绘制特征空间时,已经做了基于统计点的显示(图 3),但从特征空间可以观察到,灰度信息从 $v_{\min} - v_{\max}$ 都有分布,梯度信息分布也比较广,各个灰度—梯度特征点区分度不够大,操作者很难在特征空间中直接提取出边界曲面点。只能凭借先验经验不断地去尝试分割出感兴趣目标。

1.3 基于零交叉点在二维特征空间上的映射关系

本文以一个大气球包含小球的三维数据为例进行分析。图 4 是经过高斯平滑后三维数据体的段截面,图 5 是其基于 Marching-cube 零交叉点的二维特征空间分布。

从图 5 可以看出,整个空间的体元灰度都大致分布在 15、80 和 120 这三个灰度邻域内,分别代表空气(图 4 结构 1)、外

球体(图 4 结构 2)、内球体(图 4 结构 3),在三个灰度处都存在一些梯度为零和非零的统计点。基于以上分析,可以先对空气和外球体进行分析。以空气为背景,外球体为目标,此时背景处梯度为零表示远离结构 1 和 2 的边界处。梯度非零处表示进入结构 1 到结构 2 的边界 1。对结构 2 和 3 可以作同样的分析。



图3 CT-FemaleFoot特征空间

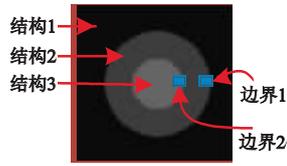


图4 Sphere截面

由以上分析可得,A 窗口所选择的区域即为空气和外球体的边界曲面,B 窗口即为外球体和内球体的边界曲面。

图 6~9 是 CT-Head、CT-Hands 两 CT 数据的原始特征空间和基于边界曲面零交叉点的特征空间。

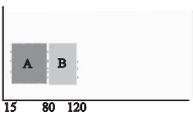


图5 Sphere二维特征空间分析

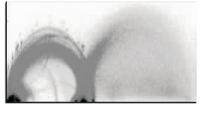


图6 CT-Head特征空间

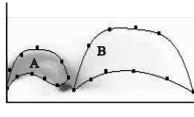


图7 CT-Head基于零交叉点的特征空间



图8 CT-Hand特征空间



图9 CT-Hand基于零交叉点的特征空间

从以上基于边界曲面零交叉点的特征空间中,可以直观地观察到结构之间的过渡区域。操作者在重构后的特征空间中可以直接选取感兴趣的目标并赋予不同的阻光度值和颜色值,然后进行绘制。

2 实验结果与讨论

本文实验环境如下:CPU 为 Intel Core 2 E7400 2.80 GHz,显卡为 Nvidia GeForce 9800GT,内存为 4.00 GB,编程环境为 Windows 7、OpenGL 3.0 和 Cg 2.2 版本。三维数据提取出的零交叉点信息如表 1 所示。

表 1 三维数据提取出的零交叉点信息

体数据	尺寸	数据位/bit	提取零交叉点集数
Sphere	80 × 80 × 80	8	141482
CT-Head	256 × 256 × 98	8	271056
CT-Hand	492 × 240 × 155	8	465392

本文所提出的方法已经在大量三维医学 CT Raw 数据做过实验。以上提供了四组三维数据的信息。

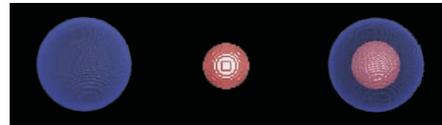
首先在上述三个不同的三维数据图像中选取种子点,运用 Marching-cube 算法跟踪获得封闭、光滑的边界曲面并保存计算所得零交叉点;然后将这些零交叉点集映射到基于灰度—梯度的二维特征空间(如图 7、9 所示)。利用 Sphere 的特征空间分析结论可以在 CT-Head 和 CT-Hand 特征空间中选取空气与皮肤的边界曲面以及皮肤和股沟的边界曲面。以图 7 所示,在灰度接近 0 的区域有很多边界曲面的零交叉点,同时在皮肤和骨骼之间也存在满足条件的边界曲面的零交叉点,在两个区域之间通过选取样条点来构建两组 Bezier 曲线并对这片区域封闭选择(图 7 中 A 窗口),以同样的方法构建窗口 B 来选择骨骼区域,对这两个区域分别赋予不同的组织和颜色值并对其成

像,如表 2 所示。

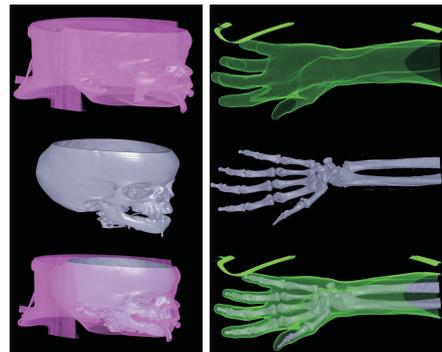
表 2 各组织边界面的阻光度和颜色赋值

体数据	外边界		内边界	
	阻光度	颜色值(R,G,B)	阻光度	颜色值(R,G,B)
Sphere	0.10	(0.10,0.10,0.60)	0.60	(0.60,0.20,0.20)
CT-Head	0.25	(0.30,0.15,0.30)	0.64	(0.58,0.58,0.58)
CT-Hand	0.15	(0.15,0.60,0.15)	0.64	(0.58,0.58,0.58)

图 10 中分别表示 Sphere、CT-Head、CT-Hand 选取外边界曲面、内边界曲面以及两边界面合成的结果图。



(a) Sphere



(b) CT-Head (c) CT-Hand
图 10 基于边界曲面零交叉点的体绘制

文献[4]中传递函数传递函数的定义域包括体数据场的灰度、梯度幅值和二阶导数,在传递函数设计过程中并没有对空间数据进行分类。本文基于二维传递函数交互通过边界曲面零交叉点特征信息分布选取不同的结构,并赋予不同的颜色值和阻光度值,对各组织的显示有更好的效果。另外,相比 Tzeng 在文献[6,7]中提出的利用神经网络对数据分类和 Wang 在文献[8]提出的高维特传递函数,由于其计算过程复杂,对数据分类的预处理将往往占据更多的计算资源,并且由于维数较高,在进行参数调整时,很难制定参数调整的规则。

相比 Kniss 等人^[9]提出的灰度—梯度幅值二维特征空间,本文集中关注体数据场中边界曲面的特征信息。通过基于以上方法使得可视化操作者能够更为直观地选取出感兴趣目标。

3 结束语

本文以上内容所做工作主要是设计一种在二维特征空间中可以比较直观显示边界曲面的算法。其主要方法是利用 Marching-cube 提取出的边界曲面零交叉对灰度—梯度幅值特征空间进行重构。重构后的特征空间有助于对结构进行分类,通过不同的选择窗口进行传递函数设计,对体数据场不同边界曲面进行颜色值和阻光度赋值。最后由光线投射算法绘制生成二维图像。

参考文献:

[1] 唐泽圣. 三维数据场可视化[M]. 北京: 清华大学出版社,1999.
 [2] DREBIN R A, CARPENTER L, HANRAHAN P, et al. Volume rendering[J]. Computer Graphics, 1988, 22(4): 65-74.
 [3] VEGA F, HASTREITER P, TOMANDL B. 3D visualization of intracranial aneurysms with multidimensional transfer functions [M]. Bildverarbeitung fur die Medizin. [S. l.]: Springer, 2003: 46-50.

合高斯噪声中参数 ε, γ , 使其更适合处理重尾噪声, 目前还没有比较有效的方法快速调整, 算法的复杂度有待提高。

表 3 含有 Erland 重尾噪声实验结果

		人脸识别率/%			
噪声参数	算法	训练样本数			
		2	3	4	5
$a = 0.1, b = 3$	GMC	83.06(±0.330)	90.71(±0.180)	92.42(±0.053)	95.60(±0.120)
	MGMC	85.69(±0.190)	91.71(±0.110)	93.75(±0.047)	95.80(±0.130)
$a = 0.15, b = 7$	GMC	80.44(±0.930)	90.21(±0.050)	95.58(±0.050)	96.20(±0.052)
	MGMC	86.06(±0.450)	91.50(±0.022)	96.38(±0.052)	96.50(±0.050)
$a = 0.12, b = 6$	GMC	83.37(±0.067)	90.07(±0.130)	93.50(±0.120)	95.60(±0.051)
	MGMC	85.38(±0.087)	91.10(±0.098)	94.58(±0.100)	96.10(±0.051)

表 4 含有 Laplace 重尾噪声实验结果

		人脸识别率/%			
噪声参数	算法	训练样本数			
		2	3	4	5
$\mu = 0.1, \sigma = 0.01$	GMC	83.50(±0.430)	89.86(±0.120)	94.33(±0.043)	96.10(±0.049)
	MGMC	87.19(±0.290)	92.21(±0.071)	95.42(±0.046)	96.70(±0.037)
$\mu = 0.01, \sigma = 0.02$	GMC	86.50(±0.520)	90.86(±0.038)	94.58(±0.019)	95.90(±0.068)
	MGMC	87.13(±0.420)	92.50(±0.048)	95.92(±0.025)	97.00(±0.071)
$\mu = 0.2, \sigma = 0.03$	GMC	83.13(±0.290)	90.07(±0.079)	92.58(±0.110)	95.50(±0.051)
	MGMC	85.25(±0.120)	91.00(±0.059)	92.83(±0.110)	96.10(±0.051)

表 5 含有负指数重尾噪声实验结果

		人脸识别率/%			
噪声参数	算法	训练样本数			
		2	3	4	5
$\mu = 10$	GMC	84.31(±0.300)	90.57(±0.150)	95.83(±0.045)	98.00(±0.001)
	MGMC	85.25(±0.110)	92.14(±0.033)	96.33(±0.023)	98.30(±0.001)
$\mu = 15$	GMC	80.12(±0.720)	89.00(±0.080)	94.12(±0.085)	95.90(±0.068)
	MGMC	82.25(±0.350)	91.50(±0.130)	95.67(±0.078)	96.30(±0.071)
$\mu = 5$	GMC	80.63(±0.120)	92.71(±0.080)	94.10(±0.067)	96.40(±0.058)
	MGMC	82.87(±0.350)	93.29(±0.042)	95.10(±0.024)	96.80(±0.052)

表 6 高斯分布 $f(x_1) \sim N(0.1, 0.002)$ $f(x_2) \sim N(0.1, 0.2)$ 混合的重尾噪声实验结果

		人脸识别率/%			
噪声参数	算法	训练样本数			
		2	3	4	5
$\alpha = 0.01$	GMC	83.44(±0.710)	87.50(±0.003)	93.75(±0.003)	96.00(±0.049)
	MGMC	85.31(±0.710)	89.29(±0.004)	94.58(±0.003)	96.50(±0.037)
$\alpha = 0.1$	GMC	85.62(±0.120)	89.64(±0.140)	94.25(±0.035)	95.90(±0.063)
	MGMC	87.13(±0.150)	90.93(±0.067)	95.12(±0.053)	97.00(±0.051)
$\alpha = 0.25$	GMC	84.25(±0.110)	90.50(±0.067)	94.33(±0.120)	94.90(±0.037)
	MGMC	87.13(±0.120)	92.07(±0.027)	94.67(±0.130)	95.70(±0.054)

(上接第 2867 页)

[4] KINDLMANN G, DURKIN J W. Semi-automatic generation of transfer functions for direct volume rendering[C]//Proc of the 1998 IEEE Symposium on Volume Visualization. 1998.

[5] ROETTGER S, BAUER M, STAMMINGER M. Spatialized transfer functions[C]//Proc of IEEE/Eurographics Symposium on Visualization. 2005.

[6] TZENG F Y, LUM E B, MA K L. A novel interface for higher-dimensional classification of volume data[C]//Proc of the 14th IEEE Visualization. [s. l.]: IEEE Computer Society, 2003.

[7] TZENG F Y, LUM E B, MA K L. An intelligent system approach to higher-dimensional classification of volume data[J]. IEEE Trans on Visualization and Computer Graphics, 2005, 11(3): 273-284.

[8] WANG Lei, ZHAO Xin, KAUFMAN A. Modified dendrogram of high-dimensional feature space for transfer function design [J]. IEEE Trans on Visualization and Computer Graphics, 2010, 18(1): 121-131.

5 结束语

本文提出了一种基于多元混合高斯分布的多分类人脸识别方法。研究表明,多元混合高斯分布表现出了较厚重的拖尾现象,具有重尾特性,同时,与核函数、概率密度的参数估计以及贝叶斯理论相结合。实验结果表明,该方法能对含有不同和参数值的五种重尾噪声有较好的识别率,对重尾噪声有较强的抗噪性。然而,该方法中,如何确定最佳的多元混合高斯噪声中参数 ε, γ 值,还需要进一步研究。

参考文献:

[1] HE Kun, LUAN Xin-cheng, LI Chun-hua, et al. Gaussian noise removal of image on the local feature[J]. Intelligent Information Technology Application, 2008, 3(1): 867-871.

[2] 王桥. 数字图像处理[M]. 北京: 科学出版社, 2009.

[3] 张晓华. 基于核判别分析的人脸识别算法[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2008.

[4] JOHN S T, CRISTIANINI N. Kernel methods for pattern analysis[M]. UK: Cambridge University Press, 2004.

[5] 褚蕾蕾, 陈绥旭, 周梦. 计算智能的数学基础[M]. 北京: 科学出版社, 2002.

[6] 杨建武. 基于核方法的 XML 文档自动分类[J]. 计算机学报, 2011, 34(2): 354-358.

[7] MOTAI Y, YOSHIDA H. Principal composite kernel feature analysis: data-dependent kernel approach [J]. IEEE Trans on Knowledge and Date Engineering, 2012, 25(8): 1-13.

[8] 茆诗松, 程依明, 濮晓龙. 概率论与数理统计教程[M]. 北京: 高等教育出版社, 2004.

[9] XU Zeng-lin, HUANG Kai-zhu, ZHU Jian-ke, et al. A novel kernel-based maximum a posteriori classification method[J]. Neural Networks, 2009, 22(7): 977-987.

[10] 骆承钦. 工程数学线性代数[M]. 北京: 高等教育出版社, 2007.

[11] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1993, 3(1): 71-86.

[12] TAN Ke-ren, CHEN Song-can. Adaptively weighted sub-pattern PCA for face recognition[J]. Neurocomputing, 2005, 64(3): 505-511.

[13] LUKIC A S, WERNICK M N, TEIKAS D G, et al. Bayesian kernel methods for analysis of functional neuroimages[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2007, 26(12): 1613-1624.

[9] KNISS J, KINDLMANN G, HANSEN C. Interactive volume rendering using multi-dimensional transfer functions and direct manipulation widgets[C]//Proc of the Conference on Visualization. [S. l.]: IEEE Computer Society, 2001.

[10] ENGEL K, HADWIGER M, KNISS J M, et al. Real-time volume graphics [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2007, 19(3): 329-333.

[11] 查林. 直接体绘制中传输函数的设计[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2009.

[12] LORENSEN W E, CLINE H E. Marching cubes: a high resolution 3D surface construction algorithm [C]//Proc of the ACM SIGGRAPH Computer Graphics. 1987.

[13] YU M. A novel algorithm for tracking step-like edge surfaces within 3D images[J]. Journal of Computer Aided Design and Computer Graphics, 2007, 19(3): 329.

[14] 丁德福, 程柳航, 王利生. 3 维图像中边界曲面的分类追踪及抽取[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(7): 806-812.