

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)09-1670-06

论文索引信息: 张尤赛, 王彬. 应用混合蛙跳算法的体绘制最佳视点选择[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(9): 1670-1675

# 应用混合蛙跳算法的体绘制最佳视点选择

张尤赛, 王彬

(江苏科技大学电子信息学院, 镇江 212003)

**摘要:** 提出一种基于混合蛙跳算法的体绘制最佳视点选择方法。利用体数据投影图像的不透明度和亮度以及提取的结构信息特征, 建立反映体素重要性和体数据内部结构信息的视点评价函数; 将视点评价函数作为混合蛙跳算法的适应度函数, 用混合蛙跳算法来指导和优化体绘制最佳视点的选择过程, 以得到全局最优视点或一组被优化的视点集。实验表明, 该方法能够快速有效地聚焦和显示体数据中的重要结构信息或感兴趣区域, 算法的收敛速度和收敛精度高, 具有良好的全局最佳视点选择性能, 能够用来指导大规模体数据场的体绘制过程。

**关键词:** 体绘制; 视点选择; 视点评价; 混合蛙跳算法; 结构信息; 熵

## Optimal viewpoint selection for volume rendering using shuffled frog leaping algorithm

Zhang Yousai, Wang Bin

(School of Electronics and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003 China)

**Abstract:** An optimal viewpoint selection method for volume rendering based on shuffled frog leaping algorithm is presented. Utilizing the opacity, luminance and structure features of the projected views of three-dimensional volume data, a viewpoint evaluation function is constructed to identify the importance of voxels and the structural information within the volume data. Combined with this function, shuffled frog leaping algorithm is used to optimize the computation process of the optimal viewpoint selection, so as to acquire a global optimal viewpoint or a series of optimal viewpoints. The experimental results show this method can not only focus on important structural information and region of interest more effectively, but also improve the convergence rate and accuracy, while having a standout performance to select a global optimal viewpoint. Thus it can be used to guide the volume rendering for large scale volume datasets.

**Keywords:** volume rendering; viewpoint selection; viewpoint evaluation; shuffled frog leaping algorithm; structural information; entropy

## 0 引言

目前, 体绘制进程中智能方法的研究与应用已成为体绘制技术的重要研究内容, 其中, 体绘制最佳视点的自动选择问题愈来愈多受到关注。由于体绘制速度较慢, 在海量规模的体数据面前, 寻找体绘制

的最佳视点或一组有效的视点集合, 对分析和理解体数据的内部信息、提高体绘制的效率具有重要作用。体绘制视点选择的研究主要体现在视点质量的评价和最佳视点的选择两个方面。

目前, 视点质量的评价尚没有统一的标准, 一般认为能够最大程度地揭示体数据内部重要结构信息的视点为最佳视点。通常采用引入信息“熵”的概

收稿日期: 2010-08-11; 改回日期: 2010-11-12

第一作者简介: 张尤赛(1959—), 男, 教授。2003年于上海同济大学获计算机应用技术专业博士学位, 主要研究方向为图像处理、计算机3D可视化。E-mail: yszhang100@163.com。

念来表示视点的信息量<sup>[1]</sup>,一种方法是通过提取体数据中的特征信息,在等值面、区间体或结构特征集上定义视点信息“熵”<sup>[2-3]</sup>;另一种方法是将不透明度作为代表重要信息的主要因素,直接在体素上定义视点信息“熵”<sup>[4-5]</sup>。然后通过计算比较不同视点下3维成像信息“熵”来判断视点的优劣。由于这方面的研究没有涉及最佳视点的搜索问题,需要在每个候选视点上计算视点信息“熵”,因此存在大量的冗余计算。

最佳视点的选择则是在视点质量评价的基础上,利用智能优化方法来搜寻最佳视点,以减少视点评价过程中的计算量。目前采用的方法有粒子群优化算法(PSO)、粒子群-单纯形混合优化算法(SM-PSO)等<sup>[6-7]</sup>。这些方法大大降低了视点评价的计算量,提高了最佳视点选择的效率,但存在易陷落局部最优解的问题。总体来看,目前视点选择的智能优化方法的研究明显不够充分,许多优秀的智能优化方法尚未涉足到该领域。

提出一种基于混合蛙跳算法(SFLA)的体绘制视点选择方法。该方法利用体数据投影视图的不透明度和亮度分量建立视点评价函数,并通过投影图像的边缘点检测所提取的结构信息,对不透明度和亮度分量进行增强,保证最佳视点与体数据内部结构信息的对应关系。将视点评价函数作为混合蛙跳算法的适应度函数,利用混合蛙跳算法实现视点的优化迭代,以得到全局最优视点或一组被优化的视点集。

该方法将视点信息熵的定义域从体数据的3维空间降到了投影图像的2维空间,大大简化和降低了视点信息的计算。混合蛙跳算法的全局搜索性能和高收敛精度则保证了体绘制的全局最佳视点的选择性能和最佳视点的精度。实验结果表明,本文方法能够克服PSO和SM-PSO方法容易陷落局部最优视点的缺点,具有十分出色的全局搜索性能和较高的收敛精度,能够快速聚焦体数据中的重要结构信息和感兴趣区域,提高体绘制3维可视化的效率。

## 1 体绘制视点评价函数的建立

建立体绘制视点评价函数是为了衡量各个候选视点的优劣程度,也是各类优化方法进行视点优化的前提。

在体绘制中,为了更好地揭示体数据内部信息,

重要性较高的体素应该有较高的可见性,这种可见性可以用体素的不透明度和亮度来表示。但是,不透明度和亮度尚不能充分揭示体数据内部的重要结构关系,因此,在体绘制视点评价函数中还应该包含反映体数据内部结构信息的因子。由于体绘制的3维图像最终是以2维的投影图像形式投射在屏幕上,因此,完全可以用2维的投影图像的结构信息作为评价标识。为此,采用信息熵的形式构建了如下视点评价函数

$$H[\mathbf{V}(k)] = - \sum_{i=0}^{N-1} \left( \frac{w_{\alpha_i} \cdot \alpha_i + w_{I_i} \cdot I_i}{\sum_{j=0}^{N-1} (w_{\alpha_j} \cdot \alpha_j + w_{I_j} \cdot I_j)} \cdot \log_2 \frac{w_{\alpha_i} \cdot \alpha_i + w_{I_i} \cdot I_i}{\sum_{j=0}^{N-1} (w_{\alpha_j} \cdot \alpha_j + w_{I_j} \cdot I_j)} \right) \quad (1)$$

$$0 \leq w_{\alpha_i} \leq 1, 0 \leq w_{I_i} \leq 1$$

式中,  $\mathbf{V}(k)$  代表视点  $k$  的方向矢量,可以采用球面坐标角  $[\varphi(k), \theta(k)]$  表示,其中  $\varphi(k)$  为  $\mathbf{V}(k)$  在  $XZ$  平面上与  $X$  坐标轴的夹角,  $\theta(k)$  为  $\mathbf{V}(k)$  与  $Y$  坐标轴之间的夹角,  $\varphi(k) \in [0^\circ, 360^\circ]$ ,  $\theta(k) \in (-90^\circ, 90^\circ)$ ;  $N$  代表视点  $k$  的2维投影图像中可见像素的总数,  $\alpha_i$ 、 $I_i$  分别表示2维投影图像中第  $i$  个像素的不透明度和亮度,  $w_{\alpha_i}$ 、 $w_{I_i}$  分别表示  $\alpha_i$ 、 $I_i$  的结构信息因子,结构边缘处  $w_{\alpha_i}$ 、 $w_{I_i} \rightarrow 1$ , 非边缘处  $w_{\alpha_i}$ 、 $w_{I_i} \rightarrow 0$ 。

假设体绘制的候选视点位于以体数据中心为球心的视域球上,视点方向指向体数据中心,如图1所示。

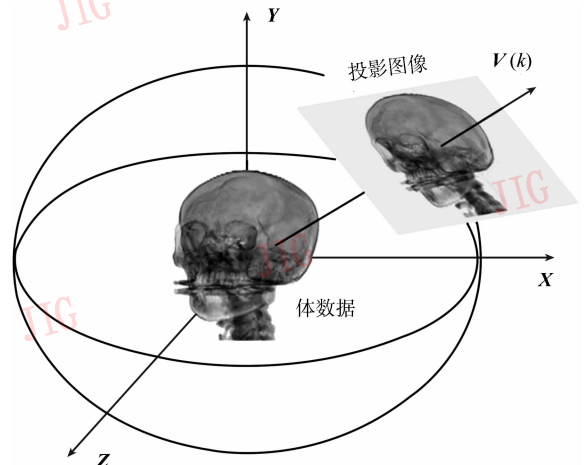
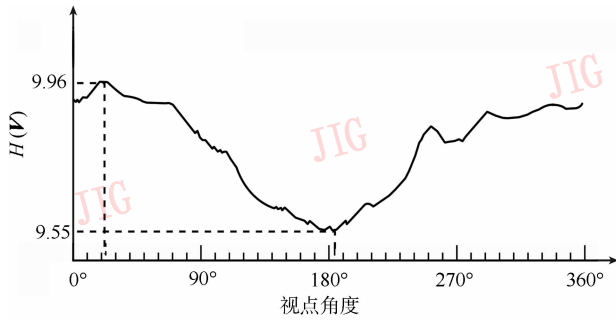


图1 体数据、投影图像与  $\mathbf{V}(k)$  和视点评价函数之间的关系  
Fig. 1 The relation among volume data, projection,  $\mathbf{V}(k)$  and viewpoint evaluation function

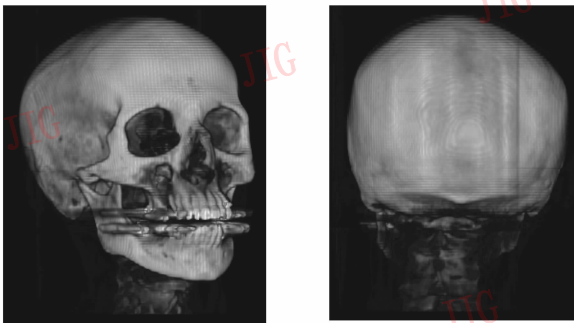
该视点评价函数的特点是在利用不透明度和亮度两个分量来反映体素重要性的同时,还利用了他们的结构信息因子来增强结构特征,使得该评价函数能同时反映体素的重要性和体数据内部的结构信息。

由于体数据内部的结构信息通常可以通过其边缘信息表示出来,因此,评价函数式(1)中的结构信息因子  $w_{\alpha_i}$  和  $w_{I_i}$  可以采用对 2 维投影图像进行边缘提取的方法得到。本文分别利用不透明度  $\alpha$ 、亮度  $I$  的 2 维投影图像像素  $i$  的归一化正交梯度幅值来表示  $w_{\alpha_i}$  和  $w_{I_i}$ , 即  $w_{\alpha_i} = \|\nabla\alpha_i\|$ ,  $w_{I_i} = \|\nabla I_i\|$ ,  $i = 0, 1, 2, \dots, N-1$ 。

为了说明此评价函数的有效性,利用基于纹理映射的体绘制方法<sup>[8]</sup>,对头颅 CT 医学体数据进行 3 维重建和视点评价测试。实验中设定视点绕头颅水平旋转一周,每隔  $1^\circ$  对视点进行一次评价。图 2 给出了评价函数值随水平视角变化的曲线以及最佳、最差视点下的体绘制 3 维图像,其中最佳视点的评价函数值约为 9.96,最差视点的评价函数值约为 9.55。



(a) 视点评价函数值随视点角度变化曲线图



(b) 最佳视点

(c) 最差视点

图 2 头颅 CT 医学体数据的视点评价实验

Fig. 2 Viewpoint evaluation experiment of CT volumetric data of human brain

## 2 基于 SFLA 的体绘制最佳视点选择

### 2.1 SFLA 的数学模型

SFLA 模拟了青蛙群体觅食时按族群分类进行模因信息传递的过程<sup>[9]</sup>。主要包括局部深度搜索和全局信息交换两个部分。局部搜索使模因优化信息在局部个体间得到传递,全局交换策略则使局部优化信息在全局得到交换<sup>[10]</sup>。

1) 划分模因族群 随机生成由  $F$  只青蛙组成的初始蛙群,其中第  $k$  只青蛙可表示为  $\mathbf{D}(k) = [D(k)^1, D(k)^2, \dots, D(k)^d]^T$ , 它代表问题的一个可行解,  $d$  表示解空间的维数。根据适应度函数  $f[\mathbf{D}(k)]$  对初始蛙群进行降序排列,生成一个数组  $\mathbf{X} = \{\mathbf{D}(k), f[\mathbf{D}(k)], k = 1, \dots, F\}$ , 这样序号  $k = 1$  的青蛙即为群体中的最优个体。然后按照式(2)的原则将整个蛙群分为  $m$  个模因组  $\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_m$ , 每个模因组族群包含  $n$  只青蛙。

$$\mathbf{Y}_l = \{\mathbf{D}(k)_l, f[\mathbf{D}(k)_l] \mid \mathbf{D}(k)_l = \mathbf{D}[l + m(k-1)]\} \quad (2)$$

$$k = 1, \dots, n; l = 1, \dots, m; m \times n = F$$

2) 局部深度搜索 划分好模因组后,各模因组内部执行局部深度搜索。假设整个青蛙群体中具有最优适应度值的个体为  $\mathbf{D}_x$ , 各模因组内部中具有最优和最差适应度值的个体为  $\mathbf{D}_B$  和  $\mathbf{D}_w$ , 局部搜索方式是对每个模因组内的最差个体  $\mathbf{D}_w$  按照式(3)—(5)进行循环更新,即

$$\Delta D_w^p = \begin{cases} \min\{rand \times (D_B^p - D_w^p), d_{\max}\} & D_B^p - D_w^p \geq 0 \\ \max\{rand \times (D_B^p - D_w^p), -d_{\max}\} & D_B^p - D_w^p < 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$p = 1, 2, \dots, d$$

$$\Delta \mathbf{D}_w = [\Delta D_w^1, \Delta D_w^2, \dots, \Delta D_w^d]^T \quad (4)$$

$$\mathbf{D}_w = \mathbf{D}_w + \Delta \mathbf{D}_w \quad (5)$$

式中,  $\Delta \mathbf{D}_w$  表示最差个体的更新矢量,  $d_{\max}$  表示更新矢量的每个分量所允许改变的最大数值,  $rand$  为产生 0~1 随机数的函数。

经过更新后,如果得到的新解  $\mathbf{D}_w$  的适应度优于原来的最差个体,则取代原来的解,否则,使用  $\mathbf{D}_x$  取代  $\mathbf{D}_B$  重新执行更新策略式(3)—(5);如果仍然

没有改进,则随机产生一个新解取代原来的  $\mathbf{D}_w$ 。重复这种更新操作,直到满足设定的局部迭代次数为止。

3) 全局信息交换 在执行完局部深度搜索以后,各个模因组进行全局信息交换。具体方法是将各模因组的青蛙个体重新混合在一起,再次划分模因组族群,然后对新产生的族群执行局部搜索。局部深度搜索和全局信息交换的交替一直持续到满足设定的终止条件为止,如连续3次迭代蛙群最优个体  $\mathbf{D}_x$  的适应度函数相对变化率小于某最小值  $\varepsilon$ ,即

$$\frac{\sum_{n=1}^3 |\Delta f[\mathbf{D}_x]|_n}{\sum_{n=1}^3 |f[\mathbf{D}_x]|_n} \leq \varepsilon \quad (6)$$

式中, $n$  表示连续迭代的次数。

## 2.2 体绘制最佳视点选择

本文方法就是利用 SFLA 快速、高效地寻找出对应于视点评价函数极大值的视点,并将它们作为观察3维体数据的最佳视点或一组被优化的视点集合。

### 1) 青蛙个体位置矢量编码

在基于 SFLA 的视点选择问题中,每个青蛙个体的位置矢量  $\mathbf{D}(k)$  可以代表一个候选视点的方向矢量  $\mathbf{V}(k)$ ,即第  $k$  只青蛙个体可表示为  $\mathbf{D}(k) = \mathbf{V}(k) = [\varphi(k), \theta(k)]^T$ ,并利用式(1)计算出第  $k$  只青蛙的适应度函数(视点评价函数)  $f[\mathbf{D}(k)] = H[\mathbf{D}(k)]$ 。

### 2) 算法实现

(1) 随机初始化  $F$  只青蛙组成青蛙群体  $\mathbf{D}(k) = \mathbf{V}(k) = [\varphi(k), \theta(k)]^T, k=1, \dots, F$ ;

(2) 按式(1)计算每只青蛙个体的视点评价函数值  $H[\mathbf{D}(k)]$ ,并按函数值大小降序排列,函数值最优的青蛙个体设为  $\mathbf{D}_x$ ;

(3) 按照式(2)将蛙群划分为  $m$  个模因组族群  $\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_m$ ,每个模因组包含  $n$  只青蛙;

(4) 局部深度搜索,使用式(3)~(5)对每个模因组内部的视点评价函数最差的青蛙个体  $\mathbf{D}_w$  进行更新,每个模因组执行设定的局部搜索次数;

(5) 将经过局部深度搜索的模因组  $\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_m$  合并组成一个新的蛙群,并判断是否满足算法的终止条件

$$\frac{\sum_{n=1}^3 |\Delta H[\mathbf{D}_x]|_n}{\sum_{n=1}^3 |H[\mathbf{D}_x]|_n} \leq \varepsilon \quad (7)$$

式中, $n$  表示连续迭代的次数。如满足,则输出蛙群中的最优个体  $\mathbf{D}_x$ ,否则转步骤(2),执行下一次全局迭代。

## 3 实验测试

为了验证本文方法的有效性,选择一组典型的体数据集对本文方法进行测试,并与基于 PSO 算法和 SM-PSO 算法的两种视点选择方法进行性能比较。实验的硬件环境为 intel P4 2.8 GHz 和 Nvidia GeForce 9500 图形显卡,软件平台为 Visual C++ 6.0、OpenGL 2.0。

实验中,视点评价函数的结构信息因子采用体数据的不透明度  $\alpha$ 、亮度  $I$  的2维投影图像的归一化正交梯度幅值,即  $w_{\alpha_i} = \|\nabla \alpha_i\|$ ,  $w_{I_i} = \|\nabla I_i\|$ 。混合蛙跳算法中的青蛙总数为12,蛙群分为3个模因组,每个模因组包含4只青蛙,局部深度搜索次数为6次,  $\Delta \mathbf{D}_w$  每个分量所允许改变的最大数值  $d_{\max} = 30^\circ$ 。PSO 的粒子个数为12,社会系数和认知系数设为2,惯性权重随着迭代次数在0.8~0.4之间线性递减。SM-PSO 的粒子个数为12,每一次迭代过程中对经过粒子群优化后的前6个最优粒子进行单纯形搜索,单纯形的扩张系数为2,压缩系数为0.5。上述3种算法的终止条件采用式(7),式中的  $\mathbf{D}_x$  表示3种算法中的全局最优个体,  $\varepsilon = 0.01$ 。

图3为利用本文方法对人颅骨和脚趾 CT 医学体数据、盆栽植物、燃料棒体数据进行实验所得到的最佳视点和最差视点的体绘制图像。

图4为混合蛙跳算法中3个蛙群模因组内部最优个体  $\mathbf{D}_B$  的视点评价函数值  $H[\mathbf{D}_B]$  的收敛曲线实例。由图可见,第1模因组的  $\mathbf{D}_{B1}$  首先到达最优视点位置,进化为  $\mathbf{D}_x$ ;第2、3模因组的  $\mathbf{D}_{B2}$ 、 $\mathbf{D}_{B3}$  经过8次迭代以后,也先后接近或到达最优视点位置。

表1给出了利用 PSO、SM-PSO、SFLA 对上述体数据进行10次实验的统计平均结果。图5是上述颅骨 CT 医学体数据测试实验中迭代30次后得到的视点评价函数的进化曲线。

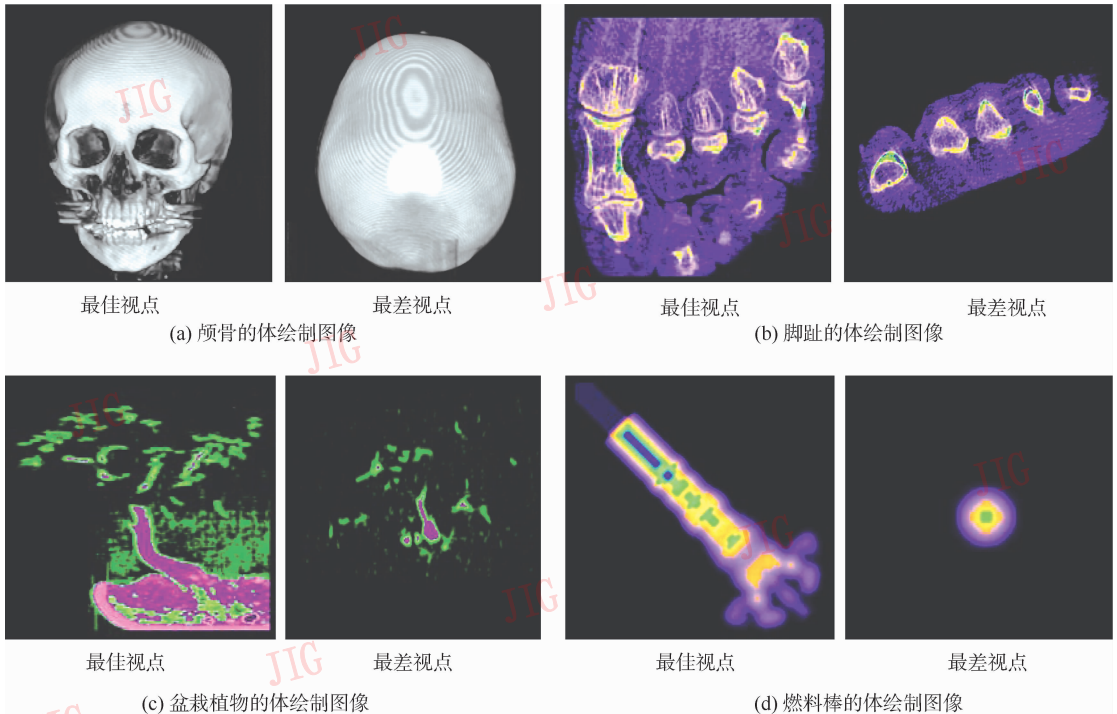


图 3 本文方法得到的最佳和最差视点体绘制图像

Fig. 3 Volume rendering images at the best and the worst viewpoint in our method

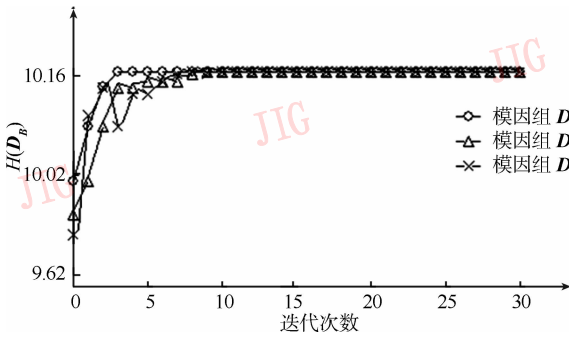


图 4 3 个模因组内部  $D_B$  的视点评价函数的收敛曲线

Fig. 4 The evolutionary curves of viewpoint evaluation function of  $D_B$  in three memplexes

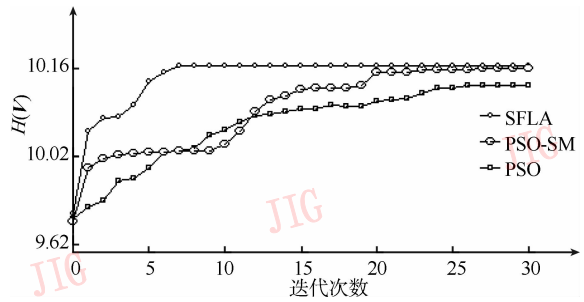


图 5 颅骨体数据测试实验视点评价函数的进化曲线

Fig. 5 The evolutionary curves of viewpoint evaluation function in the experiments of the brain volume rendering

表 1 10 次实验的统计平均结果

Tab. 1 The statistical average results in ten experiments

体数据	评价函数值	所需时间/s		
		PSO	SM-PSO	SFLA
头颅	10.06	16.709	15.347	12.135
脚趾	9.56	5.904	5.501	4.429
盆栽植物	9.54	5.325	4.822	4.116
燃料棒	9.38	5.989	5.541	4.042

实验表明,应用混合蛙跳算法的体绘制视点选

择具有以下优点:

1) 全局最佳视点的选择性能。混合蛙跳算法中多模因组的局部搜索,使模因优化信息在局部个体间得到传递,而模因组之间的全局混选策略,则使局部优化信息在全局得到交换,因而保证了全局搜索性能。实验表明,这种机制使得各个模因组中的最优个体  $D_B$  能够定位到全局最优视点或若干次优视点。图 4 给出的是未限制  $D_B$  值的情况下,3 个模因组均达到最优视点的情况;如果限制各个模因组的  $D_B$  不相等,则在一个模因组的  $D_B$  进化为  $D_x$  后,

其余各模因组的  $D_B$  可以得到一组全局次优视点集。

2)更高的搜索效率和速度。实验表明,本文方法比基于 PSO 和 SM-PSO 的视点选择方法具有更高的搜索效率,有时仅需全局迭代 3、4 次即能搜索到全局最佳视点;最佳视点的搜索时间也明显缩短。

3)更高的收敛精度。本文方法比基于 PSO 和 SM-PSO 的视点选择方法能够得到更大的视点评价函数值,具有更高的最优视点分辨率。

4)降低了视点评价的计算量。由于视点函数中的不透明度、亮度和信息结构的提取均是在投影图像的 2 维空间,从而避免了在体数据 3 维空间中复杂的数据、结构分析,提高了视点信息熵的计算效率。

5)视点选择符合人类视觉对结构特征敏感的特性。在视点评价函数中,利用不透明度和亮度两个分量反映体素的重要性,并增加了结构信息因子,从而进一步突出了体数据内部的结构信息。

## 4 结 论

目前,体绘制已逐渐成为观察和分析体数据的一种流行方法,但如何提高体绘制的效率一直是人们致力于解决的问题。提供一组被优化的视点集,是提高体绘制效率的一种较好办法。

利用体绘制投影图像的不透明度、亮度和提取的结构信息,以信息“熵”的形式建立了视点评价函数,并引入混合蛙跳智能算法。通过视点评价函数的优化过程,较好地解决了体绘制最佳视点的全局搜索问题。

由于体绘制的视点选择问题提出时间不长,在理论和实践方面都还处于起步阶段,许多优秀的智能方法还没有涉及该领域,因此,后续的研究工作还具有很大的潜力和空间。

## 参考文献 (References)

- [ 1 ] Vázquez P, Feixas M, Sbert M, et al. Viewpoint selection using view entropy [ C ]//Proceeding of Vision Modeling and Visualization Conference. Stuttgart, Germany: VMV Press, 2001: 273-280.
- [ 2 ] Takahashi S, Fujishiro I, Takeshima Y, et al. A feature-driven approach to locating optimal viewpoints for volume visualization [ C ]//Proceedings of the 16th IEEE Visualization. Washington DC, USA: IEEE Press, 2005: 495-502.
- [ 3 ] Tao Yubo, Lin Hai, Bao Hujun, et al. Structure-aware viewpoint selection for volume visualization [ C ]//IEEE Pacific Visualization Symposium. Beijing, China: IEEE Computer Society, 2009: 193-200.
- [ 4 ] Bordoloi U D, Shen H W. View selection for volume rendering [ C ]//Proceedings of the 16th IEEE Visualization. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2005: 487-494.
- [ 5 ] Ji Guangfeng, Shen Hanwei. Dynamic view selection for time-varying volumes [ J ]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2006, 12 ( 5 ): 1109-1116.
- [ 6 ] Wang Yanni, Zhou Dibin, Zheng Yao, et al. Viewpoint selection using PSO algorithms for volume rendering [ C ]//Proceedings of the Second International Multi-Symposiums on Computer and Computational Sciences. Washington DC, USA: IEEE Press, 2007: 286-291.
- [ 7 ] Fan S K S, Zahara E. A hybrid simplex search and particle swarm optimization for unconstrained optimization problems [ J ]. European Journal of Operational Research, 2007, 181 ( 2 ): 527-548.
- [ 8 ] Zhang Yousai, Chen Fumin. Accelerated volume rendering using texture mapping with Phong shading [ J ]. Journal of Image and Graphics, 2003, 8 ( 9 ): 1048-1054. [ 张尤赛, 陈福民. 基于纹理映射与 Phong 光照模型的体绘制加速算法 [ J ]. 中国图象图形学报, 2003, 8 ( 9 ): 1048-1054. ]
- [ 9 ] Eusuff M, Lansey K E. Optimization of water distribution network design using the shuffled frog leaping algorithm [ J ]. Water Resour Plan Manage, 2003, 129 ( 3 ): 210-225.
- [ 10 ] Luo Xuehui, Yang Ye, Li Xia. Modified shuffled frog-leaping algorithm to solve traveling salesman problem [ J ]. Journal on Communication, 2007, 30 ( 7 ): 130-135. [ 罗雪晖, 杨烨, 李霞. 改进混合蛙跳算法求解旅行商问题 [ J ]. 通信学报, 2007, 30 ( 7 ): 130-135. ]