

医学三维影像体数据阈值分割方法

朱代辉 林时苗 杨育彬

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 南京 210093)

摘 要 建立医学三维体数据阈值分割描述模型,把 OSTU 图像分割算法和梯度算子图像分割算法的思想应用于三维体数据,提出并实现了两种医学三维体数据阈值分割算法,并通过实验证明这两种算法获得了较好的分割效果。为进一步对体数据阈值分割算法的性能进行量化评价,定义了两个量化指标:分割准确度和分割平衡度,并通过实验给出了上述两种体数据阈值分割算法的性能评价指标。在给定的体数据和标准分割的前提下,OSTU 算法比梯度算子算法能取得更好的阈值分割效果。

关键词 三维医学图像,体数据,医学图像处理

中图法分类号 TP301.6 **文献标识码** A

Threshold-based Segmentation for 3D Medical Volumetric Images

ZHU Dai-hui LIN Shi-miao YANG Yu-bin

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

Abstract This paper presented a threshold-based segmentation framework for 3D medical volumetric images, in which two classical image segmentation algorithms, OSTU and Gradient-based Segmentation, were re-designed and optimized to be suitable for 3D volumetric images. In order to evaluate the framework's performance, we defined two novel quantitative performance indicators: Segmentation Accuracy and Segmentation Balance, and use them to evaluate and analyze their performances. Experimental results show that both of the proposed segmentation algorithms can yield satisfied segmentation results for 3D medical volumetric images, and OSTU segmentation achieves better performance than Gradient-based segmentation.

Keywords 3D medical image segmentation, Volumetric data, Medical image processing

随着三维重建技术的应用,在医学影像学中三维数据量日益增长,如何有效处理和分析这些数据信息越来越成为研究者们感兴趣的问题。目前,人们对三维数据的显示和分析已经做了很多工作。Christian Reinbacher 等^[1]提出了针对拉长体积结构图像的差异分割方法,即在全局体积约束的前提下,运用各向异性加权总变异能量对三维的细长结构图像进行分割。该方法应用于用户可编程的图形卡上可以取得实时的效果。类似于图像处理,基于体数据的处理也采用边界提取的方法,主要采用变形模型、统计形状和外观模型的方法实现^[2-5],其中较为有名的是 M. Kass 等^[2]提出的 Snakes 主动轮廓模型(Active Contour Models, ACM)。Tian Shen 等^[6]在变形模型的基础上提出了主动体积模型(Active Volume Models, AVM),其主要关注于对前景物体的特征进行精确的表示,并运用有限元法可得到有效的优化和快速的收敛。这些研究的特点都强调构造一个抽象的模型去解决具体问题,在实际运行性能和效果方面还不够理想。

目前,从一幅图像中获取前景和背景信息,识别和提取某一特定对象(比如人脸识别),甚至分析诊断图像异常等高级应用均得到不同程度的实现。具体到图像阈值分割而言,人

们也一直在寻求新的技术尝试解决这个问题,如最早的经典的大津阈值算法(即 OSTU 算法)。最近的研究者在这方面也不断推陈出新。如林正春等^[7]把遗传算法运用于图像阈值分割,提出了一种最优进化图像阈值分割算法(Optimal Evolution Algorithm for Image Thresholding, OEA),即把图像中的每个像素看作一个染色体,搜索使得染色体进化最稳定的进化方向,最终可以得到稳定、有效的图像阈值。陈果等^[8]则在二维最大熵图像阈值分割法的基础上引入遗传算法,利用其隐含并行性和对全局信息的有效利用能力得到强噪声干扰下图像的有效分割。随着图像阈值分割技术的不断发展,将成熟完善的二维图像处理方法扩展应用到三维体数据处理上的研究思路越来越具备可行性。本文工作就是沿着上述研究思路,尝试从医学体数据阈值分割的角度开展相关的方法探讨。

1 体数据阈值分割

对于医学体数据而言,并不能简单直接地把图像阈值分割方法套用到体数据阈值分割上,无论在形式化还是算法实现层面,我们都首先需要理清图像和体数据之间的关系。因为三维数据比图像数据多了一个维度,一次简单的算法运用

不能解决问题,通常需要通过多次迭代才能完成体数据分割,所以目前的二维图像数据分割模型不能充分描述出这个过程。因此重新建立一个体数据分割描述模型是必要的,而具体实现和性能评价的过程也需要在这个形式化基础上进行。

从直观上可以建立体数据分割的数学描述模型,令位于 (x, y, z) 点的像素灰度为 $f(x, y, z)$, 选择灰度阈值为 θ , 分割的多阈值体数据表示为:

$$g(x, y, z) = \begin{cases} n, & f(x, y, z) \geq \theta_n \\ n-1, & \theta_{n-1} \leq f(x, y, z) < \theta_n \\ \vdots & \\ 0, & f(x, y, z) < \theta_1 \end{cases} \quad (1)$$

以上纯粹是从体素坐标到体素值的函数角度来看体数据阈值分割,形式上显得非常直观,这有利于算法的描述。然而考虑到每个分割其实是有具体含义的,而进行性能评价时也需要考虑各个分割部分,因此有必要再用更为严格的集合语言来描述。令集合 S 代表整个体数据区域,每个体素(或称为体元)表示为 $V_k, k \in [1, N], N$ 表示体素的个数,赋值情况下 V_k 表示体素值,由阈值 $t_1, t_2, \dots, t_{n-1}$ 把 S 分为 n 个部分,那么对 S 的分割可看作将其分成若干个满足以下条件的非空子集(子区域) $S_1, S_2, \dots, S_n$:

- (1) $\bigcup_{i=1}^n S_i = S$;
- (2) $S_1 = \{V_k | V_k \leq t_1\}, S_i = \{V_k | t_{i-1} < V_k \leq t_i, i=2, 3, \dots, n-1\}, S_n = \{V_k | V_k > t_n\}$;
- (3) 对所有的 i 和 $j, i \neq j$, 有 $S_i \cap S_j = \emptyset$;
- (4) 对 $i=1, 2, \dots, n$, 有 $P(S_i) = \text{TRUE}$;
- (5) 对 $i \neq j$, 有 $P(S_i \cup S_j) = \text{FALSE}$ 。

其中, $P(S_i)$ 是对所有在集合 S_i 中元素的逻辑谓词, $\emptyset$ 代表空集。条件(1)指出分割结果中全部子区域的总和(并集)应能包括所有体素;条件(2)表示各部分是用阈值来确定界限;条件(3)指出分割结果中各个子区域互不重叠;条件(4)指出分割结果中每个子区域都有独特的特性;条件(5)指出分割结果中,不同的子区域具有不同的特性,没有公共元素。值得指出的是,与图像分割定义不同,这里每个子集均是由阈值来划分,因此不再有相互连通的约束。

由以上定义可知,实现体数据的展示的关键问题在于怎样选择适当的阈值作为区分不同物质的临界点。下面分别从全局和局部两个方面来引入体数据阈值分割算法。

1.1 体数据 OSTU 分割算法

在图像全局阈值分割技术中,最为经典的有天津阈值算法(即 OSTU 算法)^[9]。其基本思想是根据方差的定义来确定打分函数。因方差是灰度分布均匀性的一种度量,方差值越大,说明构成图像的两部分差别越大,部分目标错分为背景或部分背景错分为目标都会导致两部分差别变小,因此使类间方差最大的分割意味着错分概率最小。

因为可以把立方体看成是大量微小立方体(即体素)的堆积,所以在体数据空间中可以把体素看作基本单元,并可以运用统计思想来考虑问题,基本步骤为:假设体数据灰度范围为 $1 \sim m$ 级,灰度值为 i 的体素数为 n_i , 各灰度值的概率为 $p_i = \frac{n_i}{N}, N = \sum_{i=1}^m n_i$ 。依据前面体数据阈值分割的形式化描述,用 t 将其分为两组: $S_0 = \{1 \sim t\}, S_1 = \{t+1 \sim m\}$ 。 S_0 产生的概率为 $\rho_0 = \rho(t) = \sum_{i=1}^t p_i$, S_1 产生的概率为 $\rho_1 = 1 - \rho(t) = \sum_{i=t+1}^m p_i$, 从

而 S_0 的均值为 $\nu_0 = \frac{\nu(t)}{\rho(t)} = \frac{\sum_{i=1}^t i p_i}{\sum_{i=1}^t p_i}$, S_1 的均值为 $\nu_1 = \frac{\sum_{i=t+1}^m i p_i}{\sum_{i=t+1}^m p_i} = \frac{\nu - \nu(t)}{1 - \rho(t)}$, 其中 $\nu(t) = \sum_{i=1}^t i p_i, \nu = \sum_{i=1}^m i p_i$, 则分割阈值 t^* 应满足:

$$t^* = \arg \max \sigma^2(t), \sigma^2(t) = \rho_0 \rho_1 (\nu_1 - \nu_0)^2 \quad (2)$$

这里给出的是 OSTU 算法的核心部分,具体到应用场景中,往往所求的阈值并不唯一,需要进一步改进。为简化应用,可以在同一个体数据空间里用上述算法根据需要对灰度进行迭代应用,即假设第一次求得的阈值为 t_1 , 且物体体素灰度值均大于 t_1 。为更为细致地展现物体层次,把体数据灰度范围调整到 $t_1 \sim m$ 级,再重复上述算法描述的过程,直至确定新阈值 t_2 。根据实际需要,同样可以确定 $t_3, t_4, \dots, t_{n-1}$, 各分割区域为 $S_1, S_2, \dots, S_n$ 。

1.2 基于梯度算子的体数据分割

局部方法也常常是研究图像分割时需要关注的。梯度算子是最常用且效果明显的局部方法。具体到三维的情形,梯度所能反映的局部特性更为丰富。因此把梯度算子引入到体数据分割中具有典型意义。在三维立方体空间 Ω 中,依据前面体数据阈值分割的形式化描述,某点灰度的梯度可定义为:

$$|\nabla f(x, y, z)| = \sqrt{\left(\frac{\partial f(x, y, z)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f(x, y, z)}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial f(x, y, z)}{\partial z}\right)^2} \quad (3)$$

具体到离散的体数据,式(3)可化为:

$$|\nabla f(x, y, z)| = |f(x+1, y, z) - f(x-1, y, z)| + |f(x, y+1, z) - f(x, y-1, z)| + |f(x, y, z+1) - f(x, y, z-1)| \quad (4)$$

设 $h(x)$ 为梯度直方图函数,其中 x 为灰度值,函数值为某一灰度对应于全体数据的梯度总和。则有:

$$h(f(x, y, z)) = \sum |\nabla f(x, y, z)| \quad (5)$$

累加符号表示某一灰度值对应的所有体数据的梯度值。

从而计算阈值步骤为:先进行直方图归一化,再计算阈值 $t^{[10]}$ 。归一化见式(6),阈值计算见式(7)。

$$H = \sum_{i=0}^{255} h(i), h(i^*) = h(i)/H, i=0, 1, \dots, 255 \quad (6)$$

$$t = \sum_{i=0}^{255} i h(i) \quad (7)$$

然后,在同一个体数据空间里采用上述算法根据需要对灰度进行迭代应用,即假设第一次求得的阈值为 t_1 , 且物体体素灰度值均大于 t_1 。为更为细致地展现物体层次,把体数据灰度范围调整到 $t_1 \sim m$ 级,再重复上述算法描述的过程,直至确定新阈值 t_2 。根据实际需要,同样可以确定 $t_3, t_4, \dots, t_{n-1}$, 对应地各分割区域应为 $S_1, S_2, \dots, S_n$ 。

2 实验与分析

实验所用的医学三维体数据由一个移动 C 型臂 X 射线影像系统产生,体数据分辨率为 $220 \times 220 \times 308$, 体素值范围为 $[0, 255]$ 。如图 1 所示,所给的体数据是三维骨骼数据,从左至右分别为 OSTU 分割算法去噪前后、梯度算子分割算法去噪前后的实验效果图。值得注意的是,体数据本身噪声对算法也有影响,去噪后的效果图是指先对体数据进行中值滤波,再进行分割。从去噪后的效果看,两种算法均能获得较好的观察效果阈值,这说明不论是整体还是局部的图像分割思想,它们在体数据分割上都能得到较好的效果。

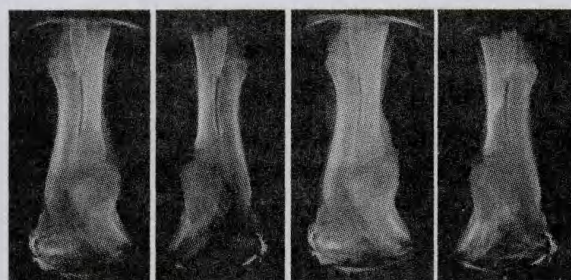


图1 两种算法分割的效果对比

实验表明,前文把图像分割的算法迁移到三维体数据分割中来是有效的。同时也说明,不论应用的场景如何,如果理论模型(立方体像素模型和图像像素模型)都可用同一种数学集合模式来表达,那么在一种应用场景(如图像像素模型)中的有效算法在另一种应用场景(如立方体像素模型)中应该也能起到类似的效果。这样的迁移实际上是一个由归纳到演绎的过程。同时值得一提的是,这个过程并非是从零起点构造模型到解决具体问题的过程,而是通过借鉴在二维图像分割领域经实践检验的算法,再通过适当的转换改造,在三维场景下实现并验证的过程。因此,比起构造纯粹的基于三维数据的解决模型,这样的迁移过程不失为一种简捷有效的解决方案。

3 体数据阈值分割性能评价

为了获得算法对体数据分割的量化评价,定义并构造了两个量化指标,即分割准确度 R 和分割平衡度 ξ 。假设在体数据 V 上的标准分割为 $\{S_1, S_2, \dots, S_k\}$, 算法给出的分割为 $\{S'_1, S'_2, \dots, S'_k\}$, 则分割准确度可定义为:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^k |S_i \cap S'_i|}{\sum_{i=1}^k |S_i|} \quad (8)$$

分割准确度 R 用来衡量算法分割结果与标准分割结果相吻合的程度。

有时候一个算法分割可能在某些部分与标准分割吻合得好,而另一部分却很差,这说明该算法可能只对具有特殊结构的数据部分有效。为了衡量这种分割效果的平衡性,可以定义分割平衡度 ξ 如下:

$$x_i = \frac{|S_i| - |S_i \cap S'_i|}{|S_i|}, \lambda_i = \frac{|S_i|}{\sum_{i=1}^k |S_i|}, \bar{x} = \sum_{i=1}^k \lambda_i x_i$$

$$\xi = \sum_{i=1}^k \lambda_i (x_i - \bar{x})^2 \quad (9)$$

以上定义均是从最直观的思想出发,而数学描述是为了反映这些直观。由上式可以看出, λ_i 实际上表示某部分占总体的权重,因此分割平衡度 ξ 实际上考察的是各部分误分割的带权平衡性。

以上两个评价指标,当 R 很小,但 ξ 很大时,说明算法分割结果不均衡,只对局部区域有较好的结果,同时也说明被分割数据具有结构特征,可依据其特点进行算法改进;当 ξ 很小,但 R 较大时,说明虽然整体分割准确度不高,但算法对各部分的影响较均衡,同时说明被分割数据结构较为均匀,须改用其它算法。针对分割准确度 R 和分割平衡度 ξ ,对体数据 OSTU 阈值分割算法和梯度算子分割算法做了评价实验(见表

1)。所给的体数据是分辨率为 $220 \times 220 \times 308$ 的膝骨数据。

表1 算法分割性能评价

分割	骨骼阈值	软组织阈值	分割平衡度 ξ	分割准确度 R
标准分割	97	101	0	100%
OSTU 分割	96	102	0.002	97.5%
梯度算子分割	96	101	0.024	94.5%

表1中的标准分割由经验确定,其对应的实景图效果见图2(a)。据表1中 ξ 和 R 的对照,发现在所给出的体数据阈值分割任务中,OSTU 阈值分割算法的效果比梯度算子阈值分割算法要好。当然这跟标准分割的选取有关,由图2可以发现,两种算法分割的结果在视觉上实际差别并不大,甚至跟标准分割的差别也微乎其微,这反映了分割准确度 R 的实验值 97.5% 和 94.5% 与经验是一致的,进而验证了该量化指标的科学性。但我们在这里提出衡量体数据阈值分割效果的分割准确度 R 和分割平衡度 ξ 的意义在于能把算法的阈值分割性能量化。需要指出的是,即使算法并非面向阈值,而是面向一般的体数据分割,分割准确度 R 和分割平衡度 ξ 仍然具有重要的参考价值。

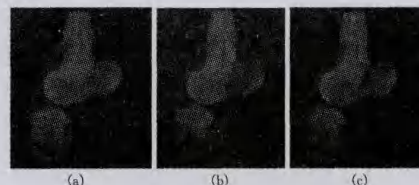


图2 算法分割性能评价

结束语 本文通过建立医学三维体数据阈值分割方法来描述模型,并针对二维 OSTU 图像分割算法和梯度算子图像分割算法进行重新设计和优化,提出并实现了两种医学三维体数据阈值分割算法;同时,为进一步对体数据阈值分割算法的性能进行量化评价,定义了两个量化指标:分割准确度和分割平衡度。通过实验,其获得了较好的分割效果,给出了上述两种体数据阈值分割算法的性能评价指标。实验结果说明,在给定体数据和标准分割的前提下,OSTU 算法比梯度算子算法能取得更好的阈值分割效果。

值得一提的是,通常在多应用的医学计算机系统辅助中,性能评估标准的制定和应用同数据分析处理、决策规则一样重要^[11],因此今后有必要对所给出的两个性能评价量化指标做进一步的实验验证分析。在计算机技术的医学应用上,目前自动器官分割已经被认为是关于肝、脾、胃病理诊断研究中的基本步骤和挑战性的问题^[12],关于体数据的分割研究作为一种有效手段将在解决实际问题方面体现出应有的作用。

参考文献

- [1] Reinbacher C, Pock T, Bauer C, et al. Variational Segmentation of Elongated Volumetric Structures[M]. Computer Vision and Pattern Recognition-CVPR, 2010: 3177-3184
- [2] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models[J]. Int'l Journal on computer Vision, 1987, 1: 321-331
- [3] Malladi R, Sethian J, Vemuri B. Shape modeling with front propagation: A level set approach[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(2): 158-175
- [4] Cootes T, Edwards G, Taylor C. Active appearance models[C]// Proc. of European Conf. on Computer Vision. 1988, 2: 484-498

- [5] Cootes T, Taylor C, Cooper D, et al. Active shape model-their training and application[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61: 38-59
- [6] Shen Tian, Li Hong-sheng, Qian Zhen, et al. Active volume models for 3D Medical Image Segmentation[M]. Computer Vision and Pattern Recognition-CVPR, 2009: 707-714
- [7] 林正春, 王知衍, 张艳青. 最优进化图像阈值分割算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(7): 1201-1206
- [8] 陈果, 左洪福. 图像分割的二维最大熵遗传算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2002, 14(6): 530-534
- [9] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histogram

[J]. IEEE Transactions on Systems, Man And Cybernetics, 1979, 9: 62-66

- [10] 杨静宇, 曹雨龙. 计算机图像处理及常用算法手册[M]. 南京: 南京大学出版社, 1997
- [11] Soda P, Pechenizkiy M, Tortorella F, et al. Guest editorial Knowledge Discovery and Computer-Based Decision Support in Biomedicine[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2010, 50(1): 1-2
- [12] Campadelli P, Casiraghi E, Pratisoli S. A segmentation framework for abdominal organs from CT scans[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2010, 50(1): 3-10

(上接第 243 页)

作无关类看待的, 因此无法加入到本体中。

4.3 结果评测及分析

本体进化的实质是对现实环境变化的自动更新。目前计算机领域专家们并未对详细的进化过程给出严格的步骤方法, 因此, 只要能实现本体对现实变化的自动化更新, 那么就可以称之为可行的进化手段。

为了更好地检验本文的 ATF * PDF 关键词抽取算法的可行性和效果, 本文进行了测验。当前, 对信息系统的评估方法主要采用查全率、准确度以及 F1 值来进行评价。

本文考虑到领域文本的大小对进化需求的影响, 特地分析了不同规模下的文本数对实验结果的影响, 不同文档篇数下查全率和准确度分别如表 6 所列。

表 6 1000 篇和 2000 篇文档情况下的查全率及准确度

领域 文本数	系统获取 到的概念	正确 概念	实际 概念	查全率	准确度	F1 值
1000	46	38	49	77.55%	82.61%	79.79%
2000	71	56	68	82.35%	78.87%	80.57%

由表 6 可以看出, 不同文档篇数下实际的概念数是不同的, 获取到的正确数目, 以及由系统抽取到的概念数目也是不相同的。这也造成了系统的查全率、准确度及 F1 值也不相同。为了更好地查看查全率、准确度及 F1 值的变化, 特地给出更多不同文档篇数下准确度、查全率及 F1 值的比较, 如图 3 所示。

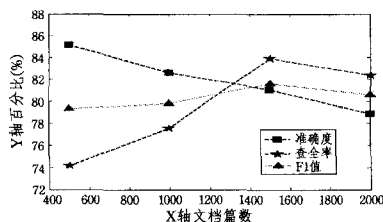


图 3 不同文档数下的准确度、查全率及 F1 值比较

由图 3 可以看出, 查找的准确度基本随着文档的增多呈下降趋势, 在 500 篇时达到 85% 左右, 在 2000 篇时准确度也能保持在 80% 左右, 可见 ATF * PDF 关键词抽取算法的准确度是相当高的, 能够很好地满足大规模下的概念准确定位。查全率在 500 篇时是 74% 左右到 2000 篇时是 82% 左右, 在 1500 篇达到 84%, 可以看出查全率基本呈现上升趋势, 其平均查全率在 78% 左右。尽管该算法的稳定性有待改进, 但这样的查全率效果还是令人满意的。F1 值基本保持在 75% ~ 82% 之间, 呈较稳定状态。由此可以认为该算法可以良好地实现关键词的抽取, 并具有不错的效果。

本文在概念简约时, 借鉴了 WordNet 提供的词语相似度算法, 凡是相似度大于给定阈值的多个候选关键词可以认为表达的是同一含义, 将会分为同一组。在执行进化时会以一个概念来进行进化, 其他概念可以作为被进化概念的属性, 以避免概念冗余。为了更好地确定阈值 S 的选择, 本文在 1000 篇文档下对不同阈值下的准确度、查全率、F1 值进行了实验, 其示意图如图 4 所示。

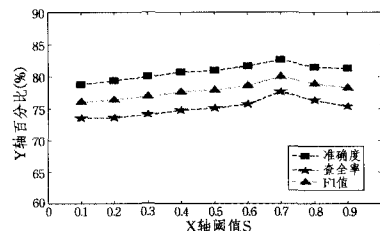


图 4 1000 篇文档数下不同阈值 S 取值下的准确度、查全率及 F1 值

由图 4 可以看出, 查找的准确度基本保持在 80% 左右, 在阈值 $S=0.7$ 时达到最大值 82.61%。查全率基本保持在 73% 左右, 在阈值 $S=0.7$ 时达到最大值 77.55%。F1 值基本保持在 77% 左右, 呈现较稳定状态。因此阈值 $S=0.7$ 时, 准确度和查全率都能达到最大值, 这直接使得 F1 值在 $S=0.7$ 时达到最大值, 因此, 本文的语义相似度算法在阈值 $S=0.7$ 时能获得最佳性能, 故本文的概念简约的阈值设定为 0.7。

结束语 设计了一个需求自动生成的模型, 并根据模型建立了相应的一个本体进化系统, 实验结果表明该系统具有较好的实验效果, 但系统采用本体进化模型所建立的系统还相对简单, 亟待完善。对系统进行改进是下一步的研究工作。在未来的研究过程中, 可以引入数据挖掘技术来发现数据变化源, 使得经过挖掘的文本更具有领域相关性和实时性。

参考文献

- [1] Hussain S, Roo J D, Daniyal A, et al. Detecting and Resolving Inconsistencies in Ontologies Using Contradiction Derivations [C]//COMPSAC. 2011: 556-561
- [2] Sathya D, Uthayan K R. Proposal for semantic metric to assess the quality of ontologies[C]//ICSCCN. 2011: 754-756
- [3] 兰小飞. 基于文本的领域本体进化需求自动生成模型研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2010
- [4] Kasisopha N, Wongthongtham P. Semantic Wiki-based Ontology Evolution[C]//2009 3rd IEEE International Conference on Digital Ecosystems and Technologies. 2009: 493-495
- [5] 孙中铁. 服务环境驱动的本体进化需求自动产生[D]. 上海: 上海交通大学, 2007