

一种基于信息熵约束的快速FCM聚类水下图像分割算法

王士龙 徐玉如 万磊 唐旭东

(哈尔滨工程大学水下机器人技术国防科技重点实验室 哈尔滨 150001)

摘要 智能水下机器人视觉识别系统的使命是快速、准确地处理获得水下目标的相关信息并及时反馈给计算机来指导机器人进行下一步的任务。为了保证分割质量的前提下实现快速图像分割,结合梯度算子、图像的直方图特征和采样计算,并以图像的相对信息损耗为约束,提出了一种基于熵约束的快速FCM聚类水下图像分割算法,并依据水下图像分割效果和模糊划分的有效性评价指标,详尽研究了新算法中加权指数 m 的取值规律性。实验结果表明,这种算法能够获得较好的分割质量和时间效率,符合机器人对实时性的需求。

关键词 水下图像分割, AUV, 相对信息损耗, 模糊划分, 加权指数, 实时性

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A

Fast Fuzzy C-means Algorithm Based on Entropy Constraint for Underwater Image Segmentation

WANG Shi-long XU Yu-ru WAN Lei TANG Xu-dong

(National Key Laboratory of Science and Technology on Autonomous Underwater Vehicle, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract The mission of the vision system of autonomous underwater vehicle(AUV) is dealing with the information about the object in the complex environment rapidly and exactly for AUV to use the obtained result for the next task. So, aiming at realizing the image segmentation quickly on the precondition of high qualification, a fast fuzzy C-means algorithm based on entropy constraint for underwater image segmentation was proposed, in which the gradient operator, the histogram's statistical characterization, sampling-computation and the relative information loss were considered comprehensively, and regularity of taking value of fuzzy weighted exponent m in this new algorithm was studied in detail by use of underwater image segmentation result and appraisal index of validity of fuzzy partition. Experimental results show that the novel algorithm can get a better segmentation result and the time efficiency is improved and the request of highly real-time effectiveness of AUV is satisfied.

Keywords Underwater image segmentation, Autonomous underwater vehicle(AUV), Relative information loss, Fuzzy partition, Weighted exponent, Real-time effectiveness

1 引言

辽阔的海洋水体空间蕴藏着人类赖以生存的丰富资源,使得国际社会对海洋经济高度关注和热切期待。数量众多的临海国家,尤其是西方工业发达国家和我国都在大力研制用于海洋领域开发和海底作业调查的自主式水下智能机器人AUV(Autonomous Underwater Vehicle),而水下三维空间的目标侦察、搜索和识别则是水下机器人实现智能化作业的一个关键。因此,计算机视觉系统显得尤为重要,而图像信息处理的能力是水下机器人对环境动态感知、快速定位与跟踪视觉目标的关键,也是AUV完成水下作业任务的根本。

水下图像分割是图像分析和目标识别的关键技术,是计算机视觉研究中的经典研究课题之一,也是水下图像处理的难点之一。

水下目标信息的获取主要依赖于光、声视觉^[1],而水下光视觉的研究开发远远迟延于陆基视觉,基本上仍属起步阶段。水下光图像对各种干扰都比较敏感:照明光强度由中心径向减弱使得成像背景的灰度不均;同时,由于水体本身及悬浮颗粒对光的散射和吸收而带来的非线性影响,导致采集到的水下图像产生严重的灰白效应;再者,水流的影响以及摄像机镜头的抖动等因素,还会造成图像部分失真现象等等,可以说图像本身就具有很强的模糊性。因此,对水下图像的分割尤显得困难,对分割算法的选择也更要慎重。

在目前的分割算法中,阈值方法因其简单且性能稳定而成为图像分割中的基本技术之一,从20世纪60年代起,国内外学者就从不同角度提出了许多阈值选择的方法^[2-4],其中由于比传统的硬分割算法能保留更多的原始图像信息,模糊C均值(Fuzzy c-Mean, FCM)^[5,6]聚类分割方法已广泛应用于各

到稿日期:2010-01-28 返修日期:2010-03-21 本文受国家自然科学基金项目(50909025/E091002),水下智能机器人技术国防重点实验室开放课题基金(2008003)资助。

王士龙(1980—),男,博士,主要从事水下机器人图像处理、模式识别的研究, E-mail: wangshilong@hrbeu.edu.cn; 徐玉如(1942—),男,院士,主要从事水下机器人智能控制、视觉研究,总体设计等的研究; 万磊(1962—),男,研究员,主要从事水下机器人智能控制、模式识别的研究; 唐旭东(1983—),男,博士,主要从事水下机器人智能控制、模式识别的研究。

种图像分割的领域^[7-11]。但是,由于传统的 FCM 算法进行聚类分割时,每次聚类中心的改变需要等到所有输入模式全部遍历结束之后,这将耗费大量的内存空间和时间资源。Ming-Chuan Hung 等人^[12]利用选取恰当的聚类中心来缩短迭代时间,取得了一定的分割效果,但其不具备通用性。同时,智能水下机器人中“光视觉”系统的使命是:快速、准确地获取水下目标的相关信息,并对信息进行实时处理,将处理结果及时反馈给计算机,从而指导机器人进行正确的作业^[13,14]。因此,为了在保持分割质量前提下尽可能提高计算效率,本文结合像素梯度的直方图和采样信息,以相对信息熵损耗为约束,提出了一种改进的快速 FCM 聚类分割算法。通过对不同水下目标进行分割的实验结果对比,该算法在图像分割的计算时效上和分割质量上均有了不同程度的提高。本文旨在保证分割质量的前提下提高分割的实时性,大大减少计算过程中的数据量,因此对其他改进 FCM 算法也同样有参考价值。

2 经典的 FCM 聚类水下图像分割算法

FCM 聚类分割算法的中心思想是根据图像像素和聚类中心的加权相似性测度,对目标函数进行迭代优化以确定最佳聚类。实现方法是:对于 $M \times N$ 的图像,根据图像中 $n = M \times N$ 个像素和 C 个聚类中心的每一个中心间的加权隶属度,对目标函数进行迭代优化,得到聚类目标函数 J 最小时的模糊划分矩阵 U 和类中心矩阵 V 。目标函数为:

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^n (u_{ij})^m d(x_j, v_i)^2 \quad (1)$$

式中, $U = \{u_{ij}\}$ 是第 j 个样本属于第 i 类的隶属度集,并且满足 $\sum_{i=1}^C u_{ij} = 1$; $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ 是各类的聚类中心集,且满足 $2 \leq c \leq n$; $m \in [1, +\infty)$ 为模糊指数,它控制着划分到聚类中心的模糊程度,Bezdek^[15]等人的研究表明, m 的经验取值范围是 $[1.5, 2.5]$; $d(x_j, v_i) = \|x_j - v_i\|$ 是第 j 个像素到第 i 个聚类中心的距离,传统的距离测量方法有许多种^[16],本文采用的是欧氏距离法。

利用拉格朗日乘子法可以推导出式(1)成立的必要条件:

$$u_{ij} = \left| \sum_{k=1}^C \left| \frac{\|x_j - v_i\|}{\|x_j - v_k\|} \right|^{\frac{2}{m-1}} \right|^{-1} \quad (2)$$

$$v_i = \left| \sum_{j=1}^n (u_{ij})^m x_j \right| / \sum_{j=1}^n (u_{ij})^m x_j \quad (3)$$

这种典型的 FCM 图像的优化分割就是通过迭代来寻找聚类中心 V 和 U ,从而使目标函数 $J_m(U, V)$ 取最小值。

3 改进 FCM 水下图像分割算法

3.1 基于直方图加权的 FCM 图像分割算法

考虑到分类的特征为灰度,所以把灰度直方图作为待分类的样本,与 FCM 算法相结合就形成了基于灰度直方图加权的 FCM 图像分割算法。

设图像大小为 $M \times N$, $f(x, y)$ 为图像阵列在位置 (x, y) 处的灰度值, $f \in \{0, 1, \dots, L-1\}$, 这里 L 是该图像的灰度级数。定义一幅灰度图像的统计直方图函数 $H(l)$ 如下:

$$H(l) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \delta[f(x, y) - l], l \in \{0, 1, \dots, L-1\} \quad (4)$$

式中,函数 δ 满足:

$$\delta(f(x, y) - l) = 1, \delta(f(x, y) \neq l) = 0$$

将上述的模糊 C 均值聚类分割算法中的数据项分别以

直方图函数来代替,从而得到新的聚类目标函数如下:

$$J_m(U, V; L) = \sum_{i=1}^C \sum_{l=0}^{L-1} (u_{il})^m H(l) \|l - v_i\|^2 \quad (5)$$

式中, L 层灰度级隶属度函数的约束条件为:

$$\sum_{i=1}^C u_{il} = 1, l \in \{0, 1, \dots, L-1\} \quad (6)$$

最小化上述目标函数,利用拉格朗日乘子法得到快速 FCM 聚类迭代函数的隶属矩阵 U 和聚类中心矩阵 V :

$$u_{il} = \left| \sum_{k=1}^C \left| \frac{\|l - v_i\|}{\|l - v_k\|} \right|^{\frac{2}{m-1}} \right|^{-1} \quad (7)$$

$$v_i = \left| \sum_{l=0}^{L-1} (u_{il})^m H(l) l \right| / \sum_{l=0}^{L-1} (u_{il})^m H(l) \quad (8)$$

从上述的快速 FCM 算法中不难看出,引入直方图统计特性后,减少了算法处理的数据量,降低了 FCM 迭代过程中大量的数据存储,在保证图像分割质量的前提下,提高了算法的收敛速度。

3.2 图像的采样计算

根据数字图像成像原理,可以对原始图像进行等间隔的重新采样,采样变换如下:

$$x_t = \eta x_0; y_t = \eta y_0$$

式中, $0 < \eta < 1$, 为原始图像的重采样率, (x_0, y_0) 为原图像像素点的坐标, (x_t, y_t) 为采样计算后像素点的坐标。显然, η 越小,重采样后得到的样本也越少,计算速度越快,但图像的失真就越严重。为了得到正确的分割结果,新样本所反映的图像信息必须和原始数据相当,这里,我们利用比较信息熵来计算合适的重采样率。

对于大小为 $n = M \times N$ 的图像,定义其信息熵为:

$$H = - \sum_{k=0}^{L-1} P_k \log P_k \quad (9)$$

式中, $P_k = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^M \sum_{n=0}^N \delta(f_{m,n}(k) - l)$, $l \in \{0, 1, \dots, L-1\}$, 则 $f_{m,n}(k)$ 表示像素坐标 (m, n) 处的灰度值 k ; $L = 256$ 为灰度级数; P_k 满足:

$$\sum_{k=0}^{L-1} P_k = 1$$

设原始图像的信息熵为 H_0 , 重采样后的图像的信息熵为 H_η , 这样,相对的信息损耗可以定义为:

$$\sigma_{0-\eta} = \left| \frac{H_0 - H_\eta}{H_0} \right| \quad (10)$$

对于采样率的选取:搜索满足信息损耗区间 $[\sigma_{\min}, \sigma_{\max}]$ 的重采样率,假设上一步重采样率为 η_{old} , 当前的搜索步长和采样率分别为 h 和 η , 则有

$$\begin{aligned} 1) & \text{当 } \sigma < \sigma_{\min} \text{ 时,} \\ h &= \eta_{old} k, \eta = \eta_{old} - h \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} 2) & \text{当 } \sigma > \sigma_{\max} \text{ 时,} \\ h &= \eta_{old} (1 - k/2), \eta = \eta_{old} + h \end{aligned} \quad (12)$$

式中, $0 < k < 1$ 表征 η 在搜索过程中的变化率, $k = 0.5$ 时,即为对分搜索。

3.3 梯度算子的引入

图像边缘是图像理解和模式识别的重要特征,它们在保留图像特征信息的同时有效地减少了信息处理数据量。

图像的一阶导数可用于检测图像中的一个点是否是边缘点,突出或增强图像中的细节,通过梯度锐化^[17]可以得到图像 $f(x)$ 在位置 (x, y) 的梯度定义为下列向量:

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (13)$$

从向量分析中可知,梯度向量指向在坐标\$(x,y)\$的\$f\$的最大变化率方向。为了简化计算,本文采用\$\nabla f\$如下的计算方法:

$$|f(i,j)-f(i+1,j)|+|f(i,j)-f(i,j+1)| \quad (14)$$

式中,\$f(i+1,j)\$和\$f(i,j+1)\$分别为\$f(i,j)\$的右面和下面的四邻域点,由于这里用局部计算进行处理,决定一个值是否有效的选择方法就是使用门限。如果一个点的\$|\Delta f|\$大于指定的门限,就取该点的梯度代替该点的灰度值;否则,保持灰度值为该点的值。

3.4 算法实现

下面给出本文提出算法的具体实现方案:

步骤1 利用式(14)将原始图像信息加以改进,并将其作为以下步骤的图像数据;

步骤2 给定初始搜索步长\$h\$,初始\$k\$值和初始采样率\$\eta_{old}=1\$,计算原始图像的信息熵\$H_0\$;

步骤3 令\$\eta=\eta_{old}-h\$,计算采样后图像的信息熵\$H_\eta\$;

步骤4 根据式(10),计算相对的信息损耗\$\sigma_{0-\eta}\$。判断是否\$\sigma_{0-\eta} \in [\sigma_{min}, \sigma_{max}]\$,如果\$\sigma_{0-\eta} \in [\sigma_{min}, \sigma_{max}]\$,跳转到步骤5。否则,如果\$\sigma_{0-\eta} < \sigma_{min}\$,利用式(11)计算重采样率\$\eta\$;如果\$\sigma_{0-\eta} > \sigma_{max}\$,利用式(12)计算重采样率\$\eta\$。返回到步骤3;

步骤5 当\$\sigma_{0-\eta} \in [\sigma_{min}, \sigma_{max}]\$时,结束搜索,返回重采样率\$\eta\$的值;

步骤6 以重采样率为\$\eta\$的采样图像为输入数据集,确定聚类数目\$c(2 \leq c \leq n)\$与加权指数\$m(m \in [2, \infty])\$,设置模糊聚类矩阵\$U\$的初始值:

$$U^{(0)} = \{u_{ij}^{(0)}\}, V^{(0)} = \{v_1^{(0)}, v_2^{(0)}, \dots, v_c^{(0)}\}$$

步骤7 根据式(7)计算\$U\$,然后根据所得的\$U\$和式(8)更新\$V\$;

步骤8 计算目标函数\$J\$,根据预先给定的一个极小值判断其是否收敛,如果不收敛,则根据所得的\$U\$和\$V\$作为步骤8的初值,否则,转到步骤9;

步骤9 根据收敛后所得的\$U\$和\$V\$计算图像中每个像素的模糊隶属度矩阵\$U\$,根据最大隶属度归属原则输出分割结果,算法结束。

4 实验结果与分析

为了验证本文提出的水下图像分割算法的可行、有效性,将其与传统FCM分割的水下图像进行比较分析。

4.1 新算法中模糊指数\$m\$的取值分析

新的聚类算法用于水下图像分割的一个关键问题是如何确定合适的加权指数,从而获得最优的分割效果。对于聚类算法的有效性指标,许多文献提出了解决方法,其中Bezdek提出的划分系数\$PC\$和划分熵\$PE\$是比较典型的模糊划分的有效评价方法。划分系数\$PC\$定义为^[18]:

$$PC = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^2 \quad (15)$$

划分熵\$PE\$定义为^[19]:

$$PE = -\frac{1}{n} \left\{ \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij} \log_a(u_{ij}) \right\}, a \in [1, +\infty] \quad (16)$$

当聚类达到最佳效果时,划分系数\$PC\$最大,而划分熵的值最小。

Bezdek等人的研究表明^[15],聚类算法中的加权指数\$m\$的经验取值范围是\$[1.5, 2.5]\$,为了使新算法更加具有普适性和实用性,下面以水池中拍摄的有代表性的人造物体——三棱柱、圆球和四棱柱(图像大小均为\$768 \times 576\$)为例,比较\$m=1.5, 1.6, \dots, 2.5\$时的图像分割质量,如图1—图5所示(由于篇幅有限,图1—图3给出了部分的分割图像)。



图1 \$m\$值不同时分割三棱柱



图2 \$m\$值不同时分割圆球



图3 \$m\$值不同时分割四棱柱

其中,聚类数取2,设定阈值\$\varepsilon = 1.0 \times 10^{-9}\$,式(11)和(12)的\$k\$值取为0.5,\$h\$的初始值为0.1。

根据式(15)和式(16)分别计算\$m\$取值不同时,新算法分别用于分割水下三棱柱、圆球和四棱柱的划分系数\$PC\$和划分熵\$PE\$,比较结果如图4、图5所示。

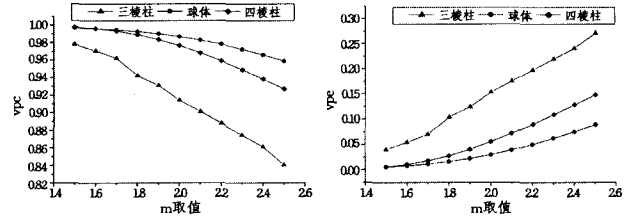


图4 不同的水下图像针对\$m\$取值不同时\$PC\$值

图5 不同的水下图像针对\$m\$取值不同时\$PE\$值

对比上述结果可以看出,3种目标图像均满足新算法中的\$m\$取1.5时\$PC\$值最大,\$PE\$值最小;新算法中的\$m\$取2.5时,\$PC\$值最小,\$PE\$值最大。

图1—图5表明,应用新算法进行水下图像分割,当\$m\$值取1.5时,得到的模糊分类结果更合理、更有效,分割效果更理想。

4.2 新算法与传统算法的分割效果比较

本文提出的新算法和传统算法用于图像分割的另一个关键问题就是如何确定聚类中心的数目。不难看出,两种算法的计算效率均以聚类中心数目的增加而减低。值得一提的是,智能水下机器人中“光视觉”系统的使命是:快速、准确地获取水下目标的相关信息^[13,14],因此,分割的效果和效率在处理本文提出的水下目标过程中均需兼顾。经过大量的实验结果证明:当聚类数目\$C\$取5时,时间消耗已很大,若要满足水下机器人的特殊使命,此时效率就显得尤为重要,而且从实

实际的分割效果来看,当 C 取 3 时的分割效果已经很明显。

在 $\sigma_0-\eta \in [0.005, 0.01]$ 相对信息损耗的约束下,分别用本文算法和传统的 FCM 算法进行聚类分割(聚类数 C 分别取为 2,3),分割后的实验结果如图 6—图 8 所示(设定阈值 $\epsilon=1.0 \times 10^{-9}$, m 取值 1.5,式(11)和式(12)的 k 值取为 0.5, h 的初始值为 0.1)。

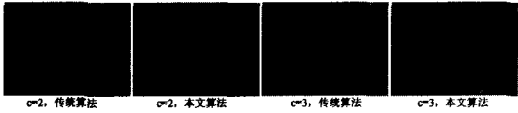


图 6 三棱柱

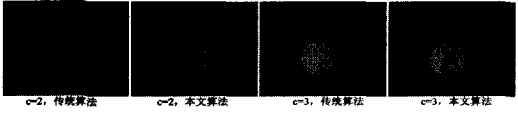


图 7 圆球

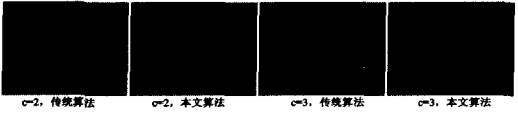


图 8 四棱柱

由图 6 可以看出,对于存在严重光照不均、边缘模糊的三棱柱图像,采用新算法后的分割效果较传统分割算法具有更好的聚类特性,所提取的目标细节也更加突出和完备。

对比图 7 圆球的分割结果,两种方法都能很好地检测出目标的轮廓和中心处的划痕,但是与传统方法相比,本文提出的算法检测出目标表面的划痕和背景信息更为丰富,而且可有效检测出目标悬挂的绳索。

由图 8 可以看出,对于光照条件良好的四棱柱图像,两种算法都能将目标从背景中有效地分割出来,从两者的分割质量来比较,信息的损失可以忽略不计。

总的来说,就新算法的分割效果而言,可以明显看出聚类数为 3 比聚类数为 2 时能够显示更多的图像细节。

4.3 两种算法的实时性比较

在 Windows XP 系统下,主频为 2.60GHz、内存为 2G 的计算机上,对两种算法中的聚类数取不同值,再分别对 3 类图像进行分割,设定阈值 $\epsilon=1.0 \times 10^{-9}$, m 值取为 1.5,式(11)和式(12)的 k 值取为 0.5, h 的初始值为 0.1。计算结果如表 1 所列,可见利用本文算法进行水下图像分割的耗费时间较传统算法有了明显的提高。

表 1 两种算法的时度比较(单位 s)

目标	聚类数	消耗时间	
		传统算法	本文算法
三棱柱	2	1.672	0.581
	3	3.912	0.969
圆球	2	1.734	0.641
	3	4.703	1.205
四棱柱	2	1.719	0.618
	3	4.547	1.087
	4	6.719	1.593
	5	14.734	2.014

从计算结果可以看出,针对不同的目标,新算法用于水下图像分割,较传统算法在时间效率上提高了 3~7 倍;而且,随着聚类数的增加,传统 FCM 算法的时间消耗将明显大幅度

增加,而新算法对运算速度的影响不大,满足水下机器人对水下图像分割的实时性要求。特别是对于三棱柱和圆球,在用原始算法进行分割的实验中,当聚类数大于 3 时,耗费的时间将非常之大,对指导水下机器人完成特殊使命来说毫无意义。

结束语 通过对传统的 FCM 算法的研究,利用图像的梯度信息,以图像信息的相对损耗为约束,充分利用重采样数据对原始的图像信息进行压缩,同时结合图像的灰度直方图特性提出了一种快速有效的模糊聚类水下图像分割算法。以划分系数和划分熵为有效性指标,结合水下图像分割效果,详尽说明了新算法中加权指数 m 的取值方法和规律性,并以满足水下图像的实时性为前提,当聚类数不同时将本文算法与传统 FCM 算法进行了分割质量和时效性的比较。实验结果表明,与传统模糊 C 均值分割算法相比,新算法的计算效率提高了很多,同时,在分割质量上不仅没有造成一定程度的降低,反而对本文给出的一些典型的水下图像均有不同程度的提高,特别是三棱柱的情况,由于其存在严重光照不均、边缘模糊的现象,采用本文方法,所提取的目标区域更加完备。针对水下机器人作业的特殊要求和使命,该方法在满足分割质量的前提下,提高了作业的实时性和实用性,为进一步进行目标识别和跟踪提供了可靠的数据。

参考文献

- [1] Yuan X H, Qiu C C, et al. Vision System Research for Autonomous Underwater Vehicle[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Processing System. 1997
- [2] Nikhil R P, Sankar K P. A review on Image Segmentation Techniques[J]. Pattern Recognition, 1993, 26: 1277-1294
- [3] 章毓晋. 图像分割[M]. 北京: 科学出版社, 2001
- [4] Sezgin M, Sankar B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation[J]. Journal of Electronic imaging, 2004, 13(1): 146-165
- [5] Dunn J C. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact, well-separated clusters[J]. J Cybern, 1974, 3: 32-57
- [6] Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms[M]. New York: Plenum Press, 1981
- [7] Udupa J K, Samarasekera S. Fuzzy Connectedness and Object Definition: Theory, Algorithm and Applications in Image Segmentation[J]. Graph Models and Image Processing, 1996, 58(3): 246-261
- [8] Yamany S M, Farag A A, Hsu S. A Fuzzy Hyperspectral Classifier for Automatic Target Recognition(ATR) Systems[J]. Pattern Recognition Letters, 1999, 20(12/13): 1432-1438
- [9] Szilagyi L, Benyo Z, Szilagyi S M, et al. MR Brain Image Segmentation Using an Enhanced Fuzzy C Means Algorithm[C]//Proc. of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Cancun, Mexico, 2003, 1: 724-726
- [10] Rezaee M R, Zwet P, Lelieveldt B, et al. A multiresolution image segmentation technique based on pyramidal segmentation and fuzzy clustering[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2000, 9(7): 1238-1248
- [11] Pham D L, Prince J L. Adaptive Fuzzy Segmentation of Magnetic Resonance Images[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 1999, 18(9): 737-752

对象存储源于卡内基梅隆大学(Carnegie Mello University)并行数据实验室(Parallel Data Lab,PDL)的 NASD(Network-Attached Security Disks)项目^[4]。NASD 的基本思想是将处理器集成到磁盘驱动器,使它具有一定的智能,能够独立管理其自身的安全、存储和网络通信。University of California,Santa Cruz(UCSC)的存储系统研究中心(SSRC)开发了 OBS 的原型系统 Ceph^[5],Ceph 提供了可挂载在 Linux VFS 之下的客户端文件系统,用户使用该客户端可以透明地访问整个存储系统。

目前对象文件系统已经得到了广泛的研究和应用。著名的有 Cluster File Systems 公司的 Lustre^[6]、Panasas 公司的 ActiveScale 文件系统^[7]、IBM 的 zFS^[8]和 Storage Tank^[9],Intel 的 iSCSI/OSD 参考原型^[10]等。Lustre 是高性能的 Linux 集群文件系统,目前已经得到应用。ActiveScale 文件系统来源于卡耐基梅隆大学的 NASD(Network Attached Secure Disks)项目,目前已是业界比较有影响力的对象存储文件系统。

由于 OSD 是基于对象存储的基础,一些学术机构对之进行了研究。IBM Haifa Research Laboratory 的 Antara^[11]是 OSD 最早的一个原型系统。ObjectStone^[12]是 IBM 实现的另一个基于对象的控制器原型,它把对象作为文件存储在传统的文件系统之上,以块设备作为存储介质,其主要特点是它实现了标准的 T10 SCSI OSD 协议,并使用 iSCSI 作为 SCSI 命令的传输层。而在 Luster 系统中,存储服务器(Object Storage Target,OST)用商用的 PC 机或服务器实现。OST 对外为对象接口,由内部的过滤器(OBD Filter)把对象的读写转化为对后端文件系统(EXT2/3,ReiserFS,XFS,JFS)的读写,不同的后端文件系统需要不同的过滤器支持。加州大学 Santa Cruz 分校存储系统研究中心(SSRC)提出的 OBFS^[13],针对对象负载特点在特定的对象分配策略下对对象的存储作了优化。

国内华中科技大学等也对对象存储进行了较深入研究,他们基于 Intel IOP315 处理器芯片组开发了对象存储设备 OSD,采用交换网络支持多个 I/O 通道的并行数据传输,并实现了 OSD 对象文件系统 HustOSDFS。

结束语 对象存储以其很好的性能优势而成为目前海量信息存储研究的热点,学术界和工业界都投入了极大的热情对其进行研究和开发。但目前这些研究和开发主要集中在基于对象存储服务器基础上的对象文件系统的开发和设计。本文提出的基于 SOC 的对象存储控制器的设计对构建 PB 级海量信息存储系统在成本、性能、功耗和结构等方面具有巨大优势,值得进一步深入研究。下一步我们将对本文中提出的几种对象存储控制器的优化方法进行深入研究,并将在下一款

芯片中实现;另一方面,我们也将优化对象文件系统,使得对象存储发挥更大的性能优势。

参考文献

- [1] Butler R, Lusk E. Monitors, Message, and Clusters: The P4 Parallel Program System[J]. Parallel Computing, 1994, 20: 547-564
- [2] 周蕾. 把握飞速成长的存储市场[EB/OL]. <http://cnw2005.cnw.com.cn>
- [3] Weber R O. SCSI Object-based Storage Device Commands (OSD)[C]// Document Number: ANSI/INCITS 400-2004. International Committee for Information Technology Standards (formerly NCITS). <http://www.t10.org/drafts.htm>, December 2004
- [4] Gibson G A, Nagle D F, Courtright II W, et al. NASD Scalable Storage Systems[C]// Proceedings of 1999 USENIX Annual Technical Conference, Extreme Linux125 Workshop, 1999
- [5] Brandt S A, Ethan M L, Long D E D, et al. Efficient metadata management in large distributed storage systems[C]// Proceedings of the 20th IEEE/11th NASA Goddard Conference on Mass Storage Systems and Technologies (MSST2003). 2003: 290-298
- [6] Braam P J. The Lustre storage architecture [EB/OL]. Cluster File Systems, Inc. <http://www.lustre.org/docs/lustre.pdf>, 2002
- [7] Tang Hong, Gulbeden A, Zhou Jingyu, et al. The Panasas ActiveScale Storage Cluster-Delivering Scalable High Bandwidth Storage[C]// Proceedings of the ACM/IEEE SC2004 Conference on Supercomputing. 2004: 53-62
- [8] Rodeh O, Teperman A. zFS-a scalable distributed file system using object disks [C]// Proceedings of the 20th IEEE/11th NASA Goddard Conference on Mass Storage Systems and Technologies (MSST 2003). 2003: 207-218
- [9] Menon J, Pease D A, Rees R, et al. IBM Storage Tank-A heterogeneous scalable SAN file system[J]. IBM Systems Journal, 2003, 42(5): 250-267
- [10] Intel Corporation. Intel iSCSI Reference Implementation [EB/OL]. <http://www.intel.com/technology/computing/storage/iscsi/index.htm>
- [11] Gray R, North B, Turner V. Storage Network Management and Virtualization[C]// IDC. August 2002: 1-5
- [12] Factor M, Meth K, Naor D, et al. Object Storage: The Future Building Block for Storage Systems[C]// Proceedings of the 2nd International IEEE Symposium on Mass Storage Systems and Technologies. 2005: 119-123
- [13] Wang Feng, Brandt S A, Miller E L, et al. OBFS: A File System for Object-based Storage Devices[C]// Proceedings of the 21st IEEE/12th NASA Goddard Conference on Mass Storage Systems and Technologies (MSST2004). 2004: 101-118
- [14] He Shuibing, Feng Dan. Implementation and Performance Evaluation of an Object-based Storage Device[J]. Storage Network Architecture and Parallel I/O, 2007: 129-136
- [15] Nikhil R P, Bezdek J C. On cluster validity for the fuzzy C-means Clustering Algorithm [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Data Mining. San Jose, 2001: 225-232
- [16] 杨淑莹. 图像模式识别——VC++ 技术实现[M]. 北京: 清华大学出版社, 北京交通大学出版社, 2005: 161-162
- [17] Gonzalez R C, Woods R E. 数字图像处理(2版)[M]. 北京: 电子工业出版社, 2002: 98
- [18] Bezdek J C. Numerical Taxonomy with Fuzzy Se[J]. J Math Biol, 1974, 1(1): 57-71
- [19] Bezdek J C. Cluster Validity with Fuzzy Sets[J]. Journal of Cybernetics, 1974, 3(3): 58-73

(上接第 246 页)

- [12] Hung Ming-chuan, Yang Don-lin. An efficient Fuzzy C-means clustering algorithm[C]// Proceedings IEEE International Conference. 2001: 225-232
- [13] 唐旭东, 等. 水下机器人光视觉目标识别系统[J]. 机器人, 2009, 31(2)
- [14] Balasuriya A, Ura T. Vision-based underwater cable detection and following using AUVs[A]// Proceedings of the oceans 2002 Conference and Exhibition [C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2002: 1582-1587