

掺气水流图象检测中的一种气泡区域提取方法

朱虹¹⁾ 钱学明¹⁾ 冯春来¹⁾ 祝培¹⁾ 陈刚²⁾

¹⁾(西安理工大学信息与自动控制工程学院, 西安 710048) ²⁾(西安理工大学水利水电学院, 西安 710048)

摘要 针对掺气水流图象中气泡的提取问题, 提出了一种基于块聚类的二维直方图综合算法, 该算法首先采用将图象依次划分为不同大小的子块, 并进行二值化处理的方法来解决强气泡信息遮蔽弱气泡信息的问题; 然后用块聚类的方法识别出单纯背景子块, 并对其进行特殊处理; 接着对得到的二值图象进行评价子块划分, 并依据所定义的评价函数进行气泡信息的综合处理; 最后对原始图象中出现的, 无法用图象分割手段分离的叠加气泡区域的面积, 用统计特性分析的方法对其进行叠加纠正补偿, 同时对所得到的气泡面积分布进行定量估计, 大量的实验结果证明该算法是有效的。

关键词 计算机图象处理(520·6040) 图象检测 气泡 块聚类 二维灰度直方图 统计特性分析

中图分类号: TP391.4 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2003)11-1254-07

A Bubble Area Extraction Method for Image Measurement of Aerated Water Flow Characteristic Analysis

ZHU Hong¹⁾, QIAN Xue-ming¹⁾, FENG Chun-lai¹⁾, ZHU Pei¹⁾, CHEN Gang²⁾

¹⁾(Institute of Information and Automation Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048)

²⁾(Institute of Water Resources and Hydro-electric Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048)

Abstract A new method based on two dimensional histogram and block clustering is proposed in this paper, in order to extract bubbles in the aerated water flows images. Firstly, the original image was divided into sub-images with different sizes in this method, to solve the uneven illumination of the image, which was result from the high intensity of bubbles defilade the low intensity bubbles in the image, and then the binary image of the sub-images were obtained. Secondly, block clustering is used to recognize the pure background blocks and dispose them in a special way. Thirdly, the bubble information is analyzed based on the definition of an evaluation function and an evaluation block in the binary image. Finally, a statistical characteristic analysis method is used to compensatethe overlapping bubbles, which were appeared in the original image, and it is also impossible to get high-accurate bubbles size by the method of image segmentation, and at the same time, optimal quantificational estimation of the bubble area square distribution was obtained. Many experimental results show that the method is efficient.

Keywords Image measurement, Aerated bubble, Block clustering, Two dimensional histogram, Statistical characteristic analysis

0 引言

在水利工程、水电工程以及堤坝的设计中, 复杂的掺气水流特性的研究有着重要的指导意义。由于研究水流中的气泡的速度、位置以及气泡的含量, 可以为水流工程的设计提供更加可靠的科学依据, 另

外, 在许多工业环境或过程中, 也存在着类似的问题, 例如, 在化工能源工业中, 通过增加或者减少通气量, 或者是控制通气速度的快慢可以加快或者延缓化学反应的进程, 由于可通过监测反应流体中的气泡变化, 来了解通气量, 因此通过水(液体)中气泡的图象识别来提供客观科学数据是很有意义的研究课题。

基金项目: 国家自然科学基金项目(50079020)

收稿日期: 2003-01-06; 修改日期: 2003-06-13

大家知道,气泡提取效果好坏直接影响着后续处理的精度,而这项工作又是关键性的难点之一.这是因为水流中的气泡没有颜色,并且是非刚体的,所以识别很困难.图 1 是一帧掺气水流的图象,从画面可清楚地看出,由于光源在图象的左上侧,因此,右侧的气泡信息相对比较弱,即同一个气泡左侧亮而右侧暗.虽然画面上气泡的边界相对清晰可见,但是由于背景中存在水流的纹理噪声等干扰,以及气泡在光照时出现的阴影,整个画面存在光照不均等,使得在图象的灰度直方图中不会出现明显的峰和谷,因此,一般的阈值方法,如 Otsu 提出的最大类间方差比^[1]方法无法对气泡进行准确提取,也就是说,提取的气泡面积有可能偏大或偏小.包括二维直方图方法^[2~4]在内的二维阈值法^[5~8]是基于像素点间的相互信息以及像素自身信息的综合方法,虽然在这里是一种可选的方案,但是,由于这些方法都是全局阈值方法,如果直接用其提取气泡的话,仍旧无法完全解决靠近光源的气泡被过提取,又导致比较临近的气泡之间发生粘连和远离光源的气泡发生提取面积不足的问题,因此,本文考虑通过分块二值化的处理方法来解决这个问题.由于分块大小的取值不同,致使对目标物提取的效果有一定的影响,因此在这里提出了一种用于气泡图象提取的基于块聚类的最佳二维直方图综合算法.

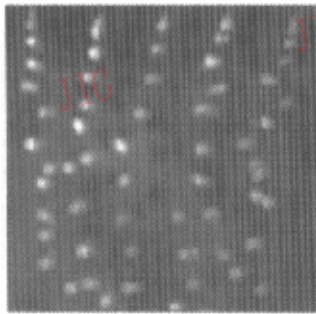


图 1 掺气水流中的气泡

1 块模式聚类二维直方图综合方法

1.1 局部二维直方图方法

所谓局部二维直方图方法是指首先将一幅图象分割为若干个子图象(下面称为子块),然后在子块上分别独立地进行阈值选取的图象分割方法.假设在图象上存在目标物(气泡)和背景两类对象的话,

则二维直方图方法就是通过统计画面上两类对象在灰度值以及在 $n \times n$ 窗内灰度均值的不同来进行区域分割的.如图 1 所示,一帧图象中虽存在多个气泡,但由于不同区域气泡的灰度有一定差异,所以被划分在不同子块中的气泡之间的灰度没有相互影响,而在同一个子块中的气泡之间则存在一定的相互影响.

图 2 是将原图象分割为 4 个子块(图 2(a))、16 个子块(图 2(b))、64 个子块(图 2(c))3 种模式下的二值化效果图.

从图中可以看出,不同的分块方法得到的气泡面积是有差别的,如图 2(a),(b)中圈中标识的气泡,是提取面积不足的气泡.这是因为在所划分的区域中存在多个目标物,强信息遮蔽弱信息所导致的.如图 2(c)所示,当图象的分割子块较小时,虽然能将多个目标物之间的相互影响减弱,但是当所划分的子块中没有目标物时,由于气泡的阴影导致了背景信息的非均衡性,因而在这些子块中,产生了将气泡阴影当作背景,而将真正的背景当作气泡被误提取的现象.为了解决这个问题,在这里提出了块聚类的方法.

1.2 块聚类方法

从前面的分析可知,当子块划分足够细时,虽然多个目标物之间的影响可以得到抑制,并使具有弱信息的目标也可以准确地提取出来,但是为了保证在背景信息不均衡的情况下,也不会出现误提取的问题,应采用块聚类的方法对图象的各个子块先进行有无目标物的判别.从图 1 可知,如果某个子块中存在气泡,则其灰度值的标准差以及直方图灰度值的峰谷差会比较大,而子块中只有背景时,则方差和直方图灰度值的峰谷差就相对比较小.图 3 是图 1 等分为 64 个子块时的每个子块特征分布图,该图标准差峰谷差也证实了这个规律的存在.据此,块聚类方法设计如下.

(1) 设第 i 个子块为 $F^{(i)}$, 求出它的灰度分布标准差为 σ_i .

(2) 求 $F^{(i)}$ 的灰度分布峰谷差 Δh_i .

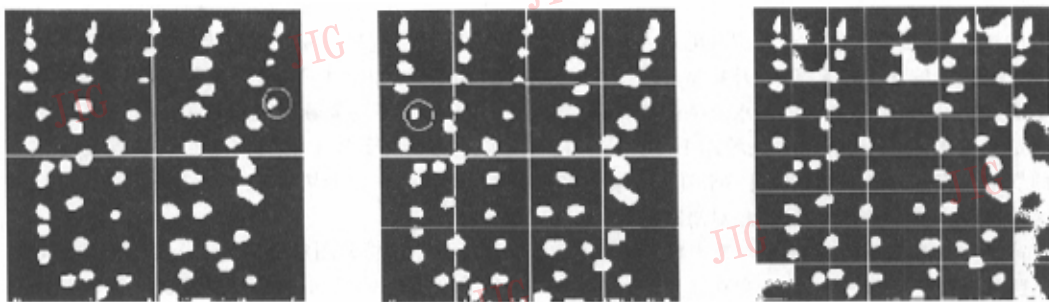
考虑到对画面噪声的鲁棒性,以及气泡为球面的特征, Δh_i 按照下面的方式求解.

先求出子块 $F^{(i)}$ 在水平方向的投影 x_i , 以及垂直方向上的投影 y_i .

$$\Delta x_i = \max\{x_i\} - \min\{x_i\},$$

$$\Delta y_i = \max\{y_i\} - \min\{y_i\},$$

$$\Delta h_{th} = 0.5 \times (\Delta x_i + \Delta y_i)$$



(a) 分为 4 个子块的效果

(b) 分为 16 个子块的效果

(c) 分为 64 个子块的效果

图 2 局部区域二维

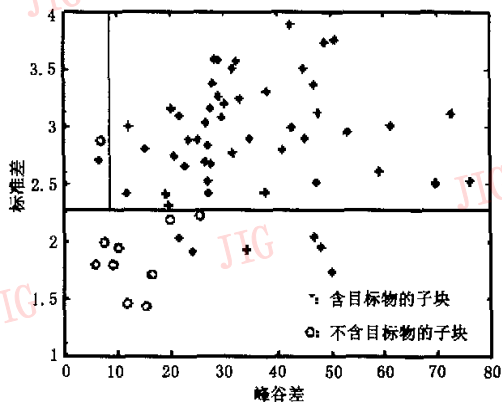


图 2 子块特征分布图

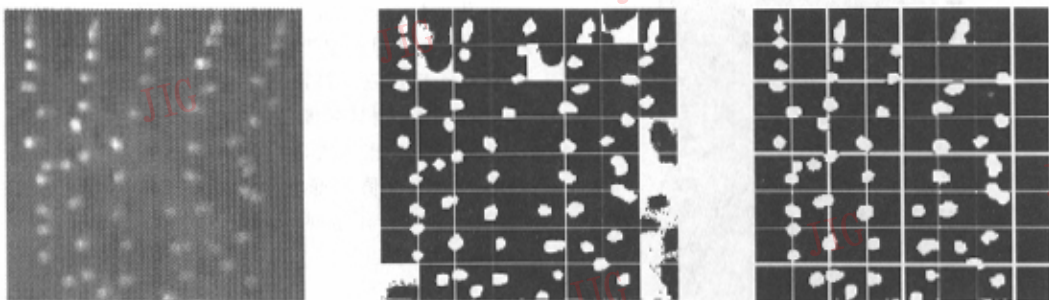
(3)判断子块的属性

当 $\sigma_i < \sigma_{th}$, 则 $F^{(i)}$ 为背景子块; 当 $\sigma_i > \sigma_{th}$, 且 $\Delta h_i > \Delta h_{th}$, 则 $F^{(i)}$ 也为背景子块 $F_{Back}^{(i)}$; 其他情况下, $F^{(i)}$ 为包含目标物的子块. σ_{th} 为标准差阈值(根据大量的实验数据得出, 在本实验光照环境下, 可取 $\sigma_{th} = 2.25$, $\Delta h_{th} = 0.5 \times (\Delta x_i + \Delta y_i)$, 单位为像素数).

(4) 如果 $F^{(i)}$ 为背景子块, 则二值化时, 可直接将 $F^{(i)}$ 置为黑(背景色);

如果 $F^{(i)}$ 为包含目标物的子块, 则用局部二维直方图法进行二值化处理.

将图 1 先分为 64 块, 再经过块聚类方法处理之后的效果图如图 4 所示.



(a) 原图

(b) 不加块聚类效果

(c) 加入块聚类的效果

图 4 块聚类方法效果图

从图 3 可知, 大部分的子块满足本文前面所分析的特征, 但是, 存在少量的含有气泡的子块的特征为“小标准差, 较大峰谷差”, 即气泡的特征信息很弱, 与某些背景子块的特征相近. 而对于含有气泡的子块特征之所以表现为“小标准差, 较小峰谷差”是因为该子块中只含有被划分在不同子块中的一个气泡的一小部分区域所致. 虽然子块的细划分, 可以一

定程度地解决光照分布不均以及存在气泡之间的相互影响这个问题, 也可解决临近气泡的粘连和弱信息气泡提取不足的问题, 但是由于某些包含气泡的子块被当作背景子块进行了处理, 使得其中的气泡信息就无法提取出来, 因此, 必须对在不同子块划分下所得到的气泡信息进行最佳估计综合处理.

2 气泡区域的最佳估计综合处理方法

2.1 最佳估计的评价标准

大家知道,由于分块阈值的取值不同,其得到的气泡面积也不同,而且不同的子块划分,一定是以不同的阈值来进行处理的,表 1 给出了图 1 在进行二值化处理时,不同的分块方式所得到的不同阈值,因此,对不同阈值下所得结果必须进行科学的评价,以便从中获得最佳的气泡提取效果。

表 1 二维直方图方法的全局阈值与四分块阈值

全局阈值	子块 1	子块 2	子块 3	子块 4
阈值矢量	(131,130)	(140,141)	(121,121)	(152,138)
	(120,123)			

由于在气泡提取中,需要解决的是气泡的粘连以及因气泡信息过弱而导致的提取面积过小的问题,因此,对最佳的气泡提取结果的评价应该可以反映出对这类问题进行解决的优劣程度。下面给出基于这个思路的评价标准。

对按照不同的分块模式(这里,给出了如下 4 种阈值分块模式:全局阈值和分为 4 块、分为 16 块、分为 64 块阈值)的二值图象,均以 $N_1 \times N_2$ 个 $M_1 \times M_2$ 大小的评价子块来进行评价。设 $F_0^{(i,j)}, F_4^{(i,j)}, F_{16}^{(i,j)}, F_{64}^{(i,j)}$ 分别为其对应的评价子块, $S_0^{(i,j)}, S_4^{(i,j)}, S_{16}^{(i,j)}, S_{64}^{(i,j)}$ 分别为其评价子块中目标物的总面积。

$S_{\max}^{(i,j)} = \max \{S_0^{(i,j)}, S_4^{(i,j)}, S_{16}^{(i,j)}, S_{64}^{(i,j)}\}$, 对应的评价子块设为 $F_{\max}^{(i,j)}$,

$S_{\min}^{(i,j)} = \min \{S_0^{(i,j)}, S_4^{(i,j)}, S_{16}^{(i,j)}, S_{64}^{(i,j)}\}$, 对应的评价子块设为 $F_{\min}^{(i,j)}$,

$$S_{\text{mean}}^{(i,j)} = \frac{1}{4} \cdot (S_0^{(i,j)} + S_4^{(i,j)} + S_{16}^{(i,j)} + S_{64}^{(i,j)}),$$

其中, $F_k^{(i,j)}$ 表示二值图象上的第 i 行,第 j 列的评价子块,下标表示分块二值化的模式,即 $k=0,4,16,64, \dots$ 。例如: $F_{16}^{(1,2)}$ 表示在 16 分块模式得到的二值图象上,取出第 1 行,第 2 列的评价子块; $S_k^{(i,j)}$ 表示 $F_k^{(i,j)}$ 上所提取的目标物的面积。令

$$\{F_{\max}^{(i,j)}, F_{\min}^{(i,j)}\} = \{F_0^{(i,j)}, F_4^{(i,j)}, F_{16}^{(i,j)}, F_{64}^{(i,j)}\} - \{F_{\max}^{(i,j)}, F_{\min}^{(i,j)}\}$$

即从 4 种不同分块模式的二值图象的评价子块中,首先除掉测得目标物面积最小(可能是目标物提取不足)的,再去除掉测得目标物面积为最大(可能产生粘连)的分块模式。之后,若对所剩下的两个模式,定义评价函数为

$$J_{i,j} = \min \{d_1^{(i,j)}, d_2^{(i,j)}\}, i=1,2, \dots, N_1, j=1,2, \dots, N_2$$

则与 $J_{i,j}$ 对应的 $F_{\text{opt}}^{(i,j)}$ 即为最佳二值化结果。

其中, $d_1^{(i,j)} = |S_m^{(i,j)} - S_{\text{mean}}^{(i,j)}|, d_2^{(i,j)} = |S_n^{(i,j)} - S_{\text{mean}}^{(i,j)}|$, $S_m^{(i,j)}, S_n^{(i,j)}$ 分别为 $F_m^{(i,j)}, F_n^{(i,j)}$ 上目标物的面积。

例如:若 $J_{i,j} = d_1^{(i,j)}$,则在 (i,j) 的评价子块上得到的最佳结果的二值化模式为 $F_m^{(i,j)}$, 否则为 $F_n^{(i,j)}$, 其中 m, n 为去掉面积为最大和最小分块后所对应的分块模式。

2.2 气泡区域的综合提取

依照上面给出的评价指标,对气泡区域进行综合提取,即首先将经过二值化后的图象 F_0, F_4, F_{16}, F_{64} 分别划分为 $N_1 \times N_2$ 个 $M_1 \times M_2$ 大小的评价子块,一般评价子块大小选取,取决于评价的粗细尺度;然后,计算各个评价子块的评价函数值,并取评价函数值最小的评价子块作为最终的提取结果。

因为在综合提取时,已将测定的目标物面积为最大的子块(可能为邻近气泡的粘连)和面积最小的子块(可能为弱信息的气泡提取不足)去除,所以最终得到的气泡区域可以最大程度地抑制气泡的粘连和可以克服强气泡信息对弱气泡信息的影响。对图 1 的综合提取结果如图 5 所示。

2.3 气泡面积分布的定量估计

从图 5(f) 可以看出,当原图象中气泡有叠加时,则所提取的气泡区域也一定无法分割(如图 5(f) 中矩形框中的气泡区域)。为了给出气泡区域的定量分析,还需考虑这些叠加气泡对分析结果的影响。由于气泡的产生来源于同一个气压设备,因此,可以假设气泡面积的分布服从正态分布^[9]。

气泡面积分布的定量估计方法步骤如下:

(1) 对提取出的目标区域进行计数,设其数目为 N ;

(2) 计算每个目标区域的面积,设其面积为 $A_i (i=1,2, \dots, N)$;

(3) 计算气泡面积均值,即 $\bar{A} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A_i$;

(4) 计算目标区域面积分布的标准差

$$\sigma = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^N (A_i - \bar{A})^2};$$

(5) 在图象中,寻找面积 $A_i > \bar{A} + 2\sigma (i=1,2, \dots, N)$ 的气泡区域,设为 $\{\hat{A}_1, \hat{A}_2, \dots, \hat{A}_M\}$;

(6) 对于在第 5 步中所找到的对象物,利用 $n_i = \lfloor \hat{A}_i / \bar{A} \rfloor (i=1,2, \dots, M)$ 进行判断,如果 $n_i > 1$, 则表明原来因为粘连判断为一个目标物的对象,估计为是由个气泡粘连在一起的,其中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示取整。

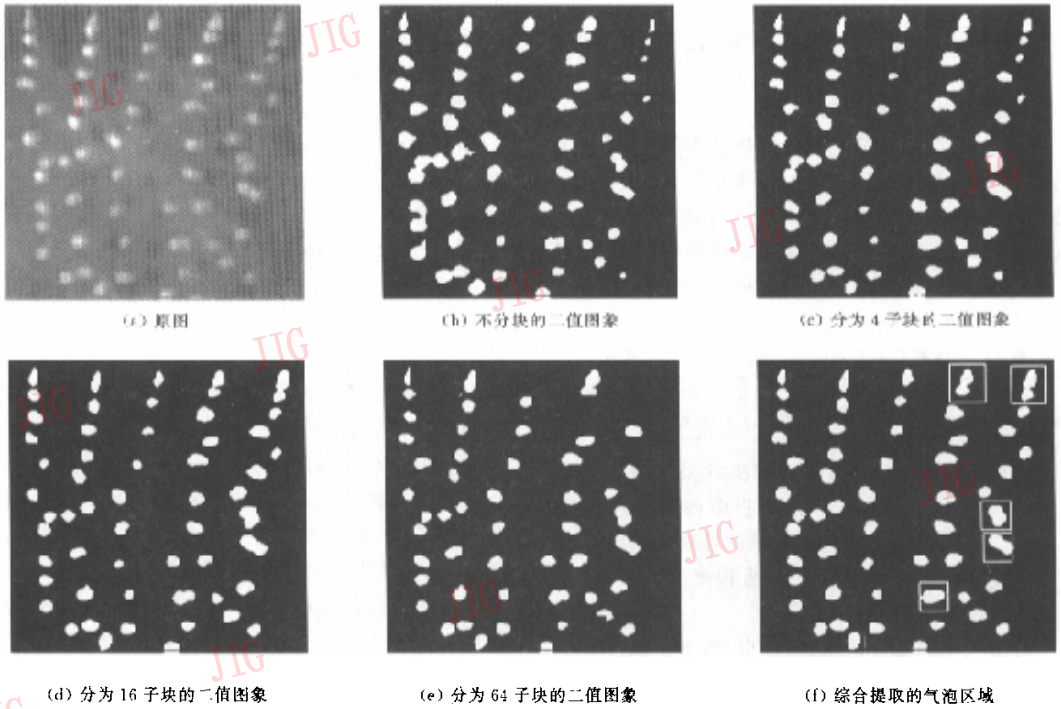


图 5 气泡区域的综合提取

如果 $\sum_{i=1}^M n_i > M$, 则令 $N = N + \sum_{i=1}^M n_i$, 返回第 3 步;
 如果 $\sum_{i=1}^M n_i = M$, 则表示粘连的气泡区域已经完全统计结束.

3 实验结果与分析

3.1 实验结果

为了验证本文算法的效果, 用数十帧图象进行了实验, 实验结果证明, 这种方法是有效的, 现以图 5 为例来进行说明. 为说明方便起见, 如图 6 所

示, 对整幅图分为不分子块(图 6(a)), 分成 4 个评价子块(图 6(b)), 分成 16 个评价子块(图 6(c)), 分成 64 个评价子块(图 6(d))的二值化结果图象等 4 种情况进行说明, 不妨设对整幅图象划分为 4×4 个 64×64 的评价子块.

所测得的各个二值图象中目标物在评价子块中的面积(以像素为单位)分布分别为:

$$S_0 = \begin{bmatrix} 347 & 527 & 448 & 155 \\ 633 & 549 & 368 & 190 \\ 718 & 317 & 323 & 324 \\ 484 & 509 & 174 & 101 \end{bmatrix}$$

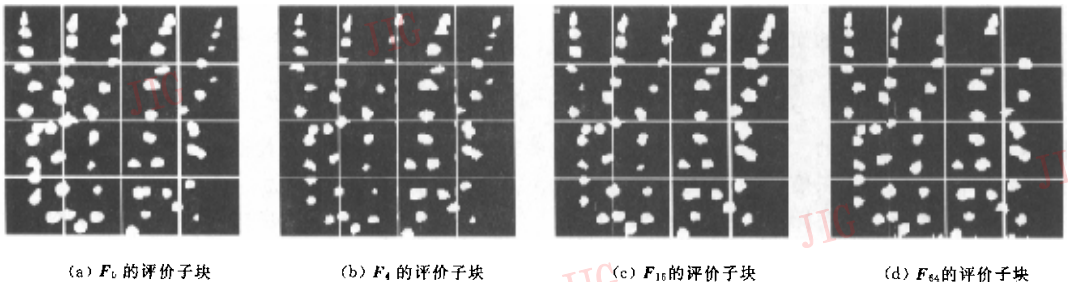


图 6 评价子块的划分示意图

$$S_1 = \begin{bmatrix} 264 & 418 & 552 & 244 \\ 492 & 287 & 484 & 271 \\ 652 & 210 & 482 & 420 \\ 371 & 377 & 712 & 182 \end{bmatrix}$$

$$S_2 = \begin{bmatrix} 343 & 477 & 444 & 452 \\ 347 & 316 & 398 & 420 \\ 504 & 226 & 334 & 485 \\ 344 & 512 & 529 & 281 \end{bmatrix}$$

$$S_3 = \begin{bmatrix} 263 & 448 & 249 & 82 \\ 434 & 347 & 415 & 222 \\ 580 & 286 & 392 & 420 \\ 335 & 471 & 471 & 259 \end{bmatrix}$$

其中,矩阵 S_i 表示将原图象分成 i 个子块 ($i=0$ 表示不分块,直接二值化处理的结果)进行二值化处理得到的目标物在各个评价子块中的面积。

按照前面给出的最佳二值化评价标准进行判别处理,例如:

$$S_{\max}^{(1,1)} = \max\{S_0^{(1,1)}, S_4^{(1,1)}, S_{16}^{(1,1)}, S_{64}^{(1,1)}\}$$

$$= \max\{347, 264, 343, 263\}$$

$$= 347$$

对应的评价子块为 $F_{\max}^{(1,1)} = F_0^{(1,1)}$;

$$S_{\min}^{(1,1)} = \min\{S_0^{(1,1)}, S_4^{(1,1)}, S_{16}^{(1,1)}, S_{64}^{(1,1)}\}$$

$$= \min\{347, 264, 343, 263\}$$

$$= 263$$

对应的评价子块为 $F_{\min}^{(1,1)} = F_{64}^{(1,1)}$;

$$S_{\text{mean}}^{(1,1)} = \frac{1}{4} \cdot (S_0^{(1,1)} + S_4^{(1,1)} + S_{16}^{(1,1)} + S_{64}^{(1,1)})$$

$$= 0.25 \times (347 + 264 + 343 + 263)$$

$$= 304.$$

$$\{F_0^{(1,1)}, F_4^{(1,1)}, F_{16}^{(1,1)}, F_{64}^{(1,1)}\} - \{F_{\max}^{(1,1)}, F_{\min}^{(1,1)}\} = \{F_4^{(1,1)}, F_{16}^{(1,1)}\}$$

$$d_1^{(1,1)} = |S_4^{(1,1)} - S_{\text{mean}}^{(1,1)}| = |264 - 304| = 40,$$

$$d_2^{(1,1)} = |S_{16}^{(1,1)} - S_{\text{mean}}^{(1,1)}| = |343 - 304| = 39,$$

$$J_{1,1} = \min\{d_1^{(1,1)}, d_2^{(1,1)}\} = d_2^{(1,1)}$$

则判断出最佳分块模式: $F_{\text{opt}}^{(1,1)} = F_{16}^{(1,1)}$ 。

按照以上的方法得到最佳二值图象为

$$F = \begin{bmatrix} F_{\text{opt}}^{(1,1)} & F_{\text{opt}}^{(1,2)} & F_{\text{opt}}^{(1,3)} & F_{\text{opt}}^{(1,4)} \\ F_{\text{opt}}^{(2,1)} & F_{\text{opt}}^{(2,2)} & F_{\text{opt}}^{(2,3)} & F_{\text{opt}}^{(2,4)} \\ F_{\text{opt}}^{(3,1)} & F_{\text{opt}}^{(3,2)} & F_{\text{opt}}^{(3,3)} & F_{\text{opt}}^{(3,4)} \\ F_{\text{opt}}^{(4,1)} & F_{\text{opt}}^{(4,2)} & F_{\text{opt}}^{(4,3)} & F_{\text{opt}}^{(4,4)} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} F_{16}^{(1,1)} & F_{16}^{(1,2)} & F_{16}^{(1,3)} & F_8^{(1,4)} \\ F_{64}^{(2,1)} & F_{64}^{(2,2)} & F_{64}^{(2,3)} & F_4^{(2,4)} \\ F_{64}^{(3,1)} & F_{64}^{(3,2)} & F_{64}^{(3,3)} & F_4^{(3,4)} \\ F_4^{(4,1)} & F_{64}^{(4,2)} & F_{16}^{(4,3)} & F_4^{(4,4)} \end{bmatrix}$$

其中, $F_{\text{opt}}^{(i,j)}$ 表示评价子块最佳分块模式的二值图,上标 i, j 分别表示评价子块的行号、列号, opt 表示判断出的最佳分块二值化模式。

3.2 实验结果分析

对所得到的最佳气泡区域图象进行了定量分析,测得画面中共有目标物 55 个,计算其面积均值和标准差有

$$\bar{A} = 125.16, \quad \sigma = 29.51$$

找到面积大于 184.18 (即面积大于 $\bar{A} + 2\sigma$) 的目标物有 5 个,其面积分别为

$$(194, 230, 205, 242, 253)$$

经过叠加纠正补偿之后,得到的该帧图象的气泡面积分布特征为

$$\bar{A} = 114.73, \quad \sigma = 26.46$$

实验结果表明,不同分块的局部二维直方图法可得到不同的二值化处理结果,对这些不同的处理结果,通过划分评价子块的方法,可以对各评价子块的特性进行分析,以便使得大、小分块二值化处理中的缺陷部分被剔除,而保留下了最佳的气泡区域。

4 结 论

用局部二维直方图方法对掺气水流图象中的气泡区域进行提取,在划分二值化处理子块时,如果分块过大,则气泡之间的相互影响太大,将导致信息较弱的气泡区域提取过小,并使比较接近的气泡之间因粘连在一起而作为一个气泡区域被误提取;如果分块过小,虽然可以解决上面的问题,但是又会使不包含目标物的背景子块产生误提取,同时,当一个气泡被分割到不同的子块中时,如果某个子块中包含的气泡部分太小,就无法提取出来。针对这些问题,本文根据所定义的评价函数,将所判断出的最优子块经过综合处理之后,作为结果输出取得了较好效果。为了更科学地求出气泡区域面积的分布特性,最后还通过统计的手段,对叠加气泡区域的面积分布进行纠正补偿,从而得到了气泡分布特性的定量分析。大量的实验结果表明,本算法是非常有效的。

参 考 文 献

- 1 Ostu N A. Threshold selection method from gray level histograms [J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1979, 9(1): 62~66.
- 2 李弼程,柳葆芳. 基于二维直方图的模糊门限分割方法[J]. 数据采集与处理, 2000, 15(3): 324~329.

- 3 李立源, 龚坚, 陈维南. 基于二维灰度直方图最佳一维投影的图象分割方法[J]. 自动化学报, 1996, 22(3): 315~322.
- 4 刘德庄, 栗文青. 灰度图象的二维 Otsu 自动阈值分割法[J]. 自动化学报, 1993, 19(1): 101~105.
- 5 David Jansing E, Albert Thomas A, Chenoweth Darrel L. Two-dimensional entropy segmentation [J]. Pattern Recognition Letters. 1999, 20(3): 329~336.
- 6 王培珍, 陈维南. 基于二维阈值化与 FCM 相混合的图象快速分割方法[J]. 中国图象图形学报, 1998, 3(9): 735~738.
- 7 景晓军, 蔡安妮, 孙景鳌. 一种基于二维最大类间方差的图象分割算法[J]. 通信学报, 2001, 22(4): 71~76.
- 8 王培珍, 陈维南. 基于模糊聚类与二维阈值的图象分割[J]. 东南大学学报, 1998, 28(6): 74~78.
- 9 Zhu Hong, Taniguchi Keiji, Watanabe Sadakazu *et al.* Extraction of renal glomerular regions using a non-linear difference filter and region-estimation model [J]. Medical Imaging Technology. 1999, 17(6): 669~680.



朱虹 1963年生, 1999年获日本福井大学信息工程学科博士学位, 现为西安理工大学信息与自动化工程学院教授. 主要从事图象处理与应用、图象自动识别技术、图象压缩编码以及模式识别等方面的研究.



钱学明 1975年生, 1999年获西安理工大学自动化专业学士学位, 现为硕士研究生. 主要研究方向为图象分割和视频压缩.



冯春来 1976年生, 1999年获西安理工大学自动化专业学士学位, 现为硕士研究生. 主要研究方向为计算机视觉和图象处理.



祝培 1981年生, 2001年获西安理工大学自动化专业学士学位, 现为硕士研究生. 主要研究方向为图象恢复和弱视环境下图象增强.



陈刚 1966年生, 现为西安理工大学水利水电学院教授. 主要从事高速水流方面的研究.