

多高斯模型特征空间覆盖学习的海洋航摄图像分割

王荔霞, 谢维信, 裴继红

(深圳大学 ATR 国防科技重点实验室, 广东深圳 518060)

摘 要: 本文提出了一种新的基于多高斯特征空间覆盖学习的航摄海洋图像分割方法. 通过分析, 发现在 RGB 三维色空间中, 海水背景像素点的分布尽管在不同成像条件下具有不同的分布特性, 但其具有的共同特性是具有集聚性, 可以被一个或多个椭球所覆盖. 因此, 本文在色空间中基于贝叶斯最大后验概率和 3δ 准则对海水背景进行多高斯分布模型覆盖建模, 自学习得到其高斯分布个数并建立相对应的多高斯分布模型. 最后, 根据上述学习结果, 从航拍海洋的图像中分离出海水背景, 实现航拍海洋图像中背景和目标的分割. 实验证明, 该方法具有良好的背景学习性能, 能够准确有效地得到海水背景多高斯分布覆盖模型. 基于该背景学习模型的海洋图像分割, 具有较高的正确率和较低的误差, 且算法花费的时间较少, 具有较好的稳定性和实时性.

关键词: 航拍海洋图像; 多高斯模型; 特征空间; 覆盖学习; 图像分割

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)10-2117-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.10.039

Aerial Ocean Image Segmentation Using Multi-Gauss Model Characteristic Space Cover Learning

WANG Li-xia, XIE Wei-xin, PEI Ji-hong

(Key Laboratory of ATR National Defense Science and Technology, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China)

Abstract: This paper proposes a method for aerial ocean images segmentation based on multi-gauss characteristic space cover learning. Firstly, we analyze the distribution characters of sea background images and find that they are diversity in location, direction and geometrical morphology but clustering and can be covered by one or more spheroids. Then, we use the multi-gauss model to describe them and get the number of gauss components adaptively based on the maximum Bayesian posteriori probability and 3δ criterion. Finally, we segment the aerial ocean images series according to their cover learning results. The experimental results show that this method can get the cover learning model accurately and effectively and segment the aerial ocean images with high precision and low error in less time.

Key words: aerial ocean images; multi-Gauss model; characteristic space; cover learning; image segmentation

1 引言

航拍海洋图像是海洋监测的主要数据来源, 在海上搜救、海面监测、海上国防安全等方面起着重要作用. 航拍海洋图像序列中, 绝大多数图像是海水背景图像, 虽无法提供海上目标信息, 但与相邻近时间上获取的海洋图像系列中的背景是相一致的^[1-3]. 因此, 通过对海水背景的学习建模, 可为航拍海洋图像的分析 and 处理提供有用的参考知识.

在海水背景建模过程中, 可用多高斯分布模型对其进行逼近, 而其分布个数的确定是其中的关键. 现有的方法大都采用固定分布个数^[4-6]. 实际上, 背景的分布

个数通常是不固定的, 需自适应学习得到. 常见的自适应学习方法主要是给定分布个数 K 的取值范围, 寻找满足某一准则(如 MML (Minimum Message Length)^[7]、MCL (Minimum Code Length)^[8]、MDL (Minimum Description Length)^[9,10]、MBIC (Minimum Bayesian Information Criterion)^[11])的 K 值. 然而, 这些方法需事先给定 K 的取值范围, 稳定性较差. 本文基于贝叶斯最大后验概率和 3δ 准则对海水背景进行自适应覆盖学习, 并利用学习结果对海洋图像进行分割. 实验证明, 该方法具有良好的背景学习性能和较高的分割正确率, 且算法鲁棒性和实时性较好.

2 海水背景分布的多高斯模型覆盖

不同成像条件下的海水背景在色空间中具有不同的分布特性,无法用统一的模型进行描述,但其具有的共同特性是具有集聚性,可以用一个或多个椭球进行覆盖.如图1中的海水背景图像,其色空间分布特性如图2所示.

令 d 维随机变量集 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}(1), \dots, \mathbf{x}(i), \dots, \mathbf{x}(n)\}$ 为背景学习样本集,假设其在 i 时刻可以由 K_i 个 d 维高斯分布进行覆盖,那么该时刻第 k ($0 < k \leq K_i$) 个高斯分布的概率分布密度可表示为:

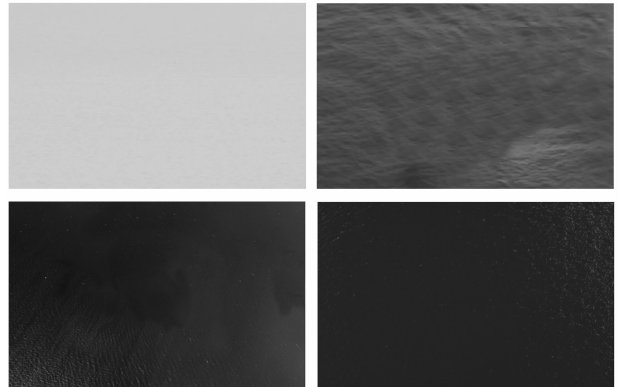


图1 不同成像条件下海水背景

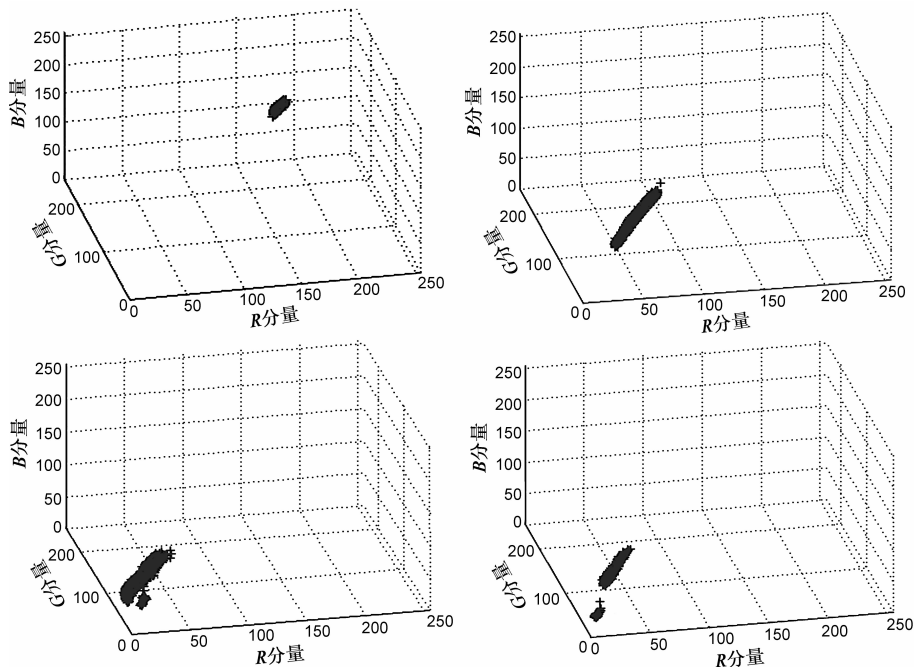


图2 海水背景的色空间分布特性

$$p_{k,i}(\mathbf{x} | \Phi_{k,i}) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} \sqrt{|\mathbf{S}_{k,i}|}} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_{k,i})^T \mathbf{S}_{k,i}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_{k,i})\right] \quad (1)$$

其中 $\mathbf{x} \in \mathbf{X}$, $\Phi_{k,i} = \{\boldsymbol{\mu}_{k,i}, \mathbf{S}_{k,i}\}$ 为 i 时刻第 k 个高斯分布的参数集, $\boldsymbol{\mu}_{k,i}$ 和 $\hat{\mathbf{S}}_{k,i}$ 分别是 i 时刻第 k 个高斯分布的期望和协方差矩阵. 则 i 时刻样本集 \mathbf{X} 的分布可用 K_i 个高斯分布的加权和来表示:

$$p(\mathbf{x} | \Phi_i) = \sum_{k=1}^{K_i} \alpha_{k,i} p_{k,i}(\mathbf{x} | \Phi_{k,i}) \quad (2)$$

式(2)即为 i 时刻样本集 \mathbf{X} 的多高斯分布模型,其中 $\alpha_{k,i}$ 是 i 时刻第 k 个高斯分布的权值, $\sum_{k=1}^{K_i} \alpha_{k,i} = 1$. Φ_i 是 i 时刻模型全部参数的集合, 定义为 $\Phi_i = \{\alpha_{1,i}, \dots, \alpha_{K_i,i}; \boldsymbol{\mu}_{1,i}, \dots, \boldsymbol{\mu}_{K_i,i}; \mathbf{S}_{1,i}, \dots, \mathbf{S}_{K_i,i}\}$, 这些参数可以从学

习样本集 \mathbf{X} 的观察值迭代学习得到.

3 多高斯模型覆盖学习的海洋图像分割算法

对背景样本集进行迭代学习,可得背景的多高斯分布覆盖模型,并基于此学习结果进行海洋图像分割.

取 $i=1$ 对背景模型进行初始化:

$$K_{1,1} = 1, \quad \alpha_{1,1} = 1, \quad \boldsymbol{\mu}_{1,1} = \mathbf{x}(1), \quad \mathbf{S}_{1,1} = \boldsymbol{\Lambda} \quad (3)$$

其中 $\boldsymbol{\Lambda}$ 为 $d \times d$ 大小的对角矩阵,其对角元素为 $30^{[12]}$.

令当前学习样本点为 $\mathbf{x}(i)$ ($2 \leq i \leq n$), 则其被现有背景模型中第 k 个高斯分布覆盖的后验概率为:

$$P(\Omega_{k,i-1} | \mathbf{x}(i), \Phi_{i-1}) = \frac{\alpha_{k,i-1} p_{k,i-1}(\mathbf{x}(i) | \Phi_{k,i-1})}{\sum_{j=1}^{K_{i-1}} \alpha_{j,i-1} p_{j,i-1}(\mathbf{x}(i) | \Phi_{k,i-1})} \quad (4)$$

则可得背景模型覆盖判别函数为:

$$g_{k,i}(\mathbf{x}(i)) = -(\mathbf{x}(i) - \boldsymbol{\mu}_{k,i-1})^T \mathbf{S}_{k,i-1}^{-1} (\mathbf{x}(i) - \boldsymbol{\mu}_{k,i-1}) + 2\ln\alpha_{k,i-1} - \ln|\mathbf{S}_{k,i-1}|, k = 1, \dots, K_{i-1} \quad (5)$$

这样,根据 $g_{k,i}(\mathbf{x}(i))$ 的取值,可对样本点 $\mathbf{x}(i)$ 进行最大后验概率准则的模型覆盖判别。但是,如果当前样本点 $\mathbf{x}(i)$ 被所有高斯分布覆盖的后验概率都很小,那么 $\mathbf{x}(i)$ 不被任何一个已知的高斯分布所覆盖,此时,本文加入了基于 3δ 准则的校正过程。

假设学习样本集 \mathbf{X} 是 d 维独立分布的,则 $\mathbf{S}_{k,i-1}$ 为对角矩阵,那么当样本点 $\mathbf{x}(i)$ 在第 k 个高斯分布的 3δ 范围内,必须满足以下条件:

$$g_{k,i}(\mathbf{x}(i)) = -\sum_{j=1}^d \frac{(\mathbf{x}(j) - \boldsymbol{\mu}_{k,i-1}(j))^2}{(\delta_{k,i-1}(j))^2} + 2\ln\alpha_{k,i-1} - \ln(\prod_{j=1}^d \delta_{k,i-1}^2(j)) \geq -(3^2 \times d) + 2\ln\alpha_{k,i-1} - \ln(\prod_{j=1}^d \delta_{k,i-1}^2(j)), k = 1, \dots, K_{i-1} \quad (6)$$

其中 $\delta_{k,i-1}(j)$ 为 $\mathbf{S}_{k,i-1}$ 的特征值, $\mathbf{x}(j)$ 为 d 维样本点 $\mathbf{x}(i)$ 的第 j 个分量, $\boldsymbol{\mu}_{k,i-1}(j)$ 为当前多高斯分布模型的第 k 个高斯分布均值向量 $\boldsymbol{\mu}_{k,i-1}$ 的第 j 分量,则令第 k 个高斯分布的覆盖阈值为:

$$T_{k,i} = -(3^2 \times d) + 2\ln\alpha_{k,i-1} - \ln(\prod_{j=1}^d \delta_{k,i-1}^2(j)) \quad (7)$$

那么模型覆盖判别式可写为:

$$\begin{cases} t(i) = \arg \max_k (g_{k,i}(\mathbf{x}(i))), k = 1, \dots, K_{i-1}, \\ g_{k,i}(\mathbf{x}(i)) < \min\{T_{k,i}, k = 1, \dots, K_{i-1}\} \text{不成立} \\ t(i) = K_{i-1} + 1, \\ g_{k,i}(\mathbf{x}(i)) < \min\{T_{k,i}, k = 1, \dots, K_{i-1}\} \text{成立} \end{cases} \quad (8)$$

其中 $t(i)$ 表示 $\mathbf{x}(i)$ 的覆盖标签, $t(i) = j$ 表明 $\mathbf{x}(i)$ 被第 j 个高斯分布所覆盖。当 $g_{k,i}(\mathbf{x}(i)) < \min\{T_{k,i}, k = 1, \dots, K_{i-1}\}$ 不成立时,则存在 $r(1 \leq r \leq K_{i-1})$ 个高斯分布,使得 $\mathbf{x}(i)$ 在它们 3δ 范围内,那么当中使得 $g_{k,i}(\mathbf{x}(i))$ 取值最高的高斯分布,即为覆盖 $\mathbf{x}(i)$ 的高斯分布,假设其为第 j 个高斯分布,即 $j = \arg \max_k \{g_{k,i}(\mathbf{x}(i))\}, s = 1, \dots, r$,此时对多高斯覆盖学习模型参数作如下更新:

①保持高斯分布个数不变:

$$K_i = K_{i-1} \quad (9)$$

②更新第 j 个高斯分布权值、均值和协方差矩阵^[12]:

$$\begin{cases} \alpha_{j,i} = (1 - \rho_i)\alpha_{j,i-1} + \rho_i P(\Omega_j | \mathbf{x}(i), \Phi_{i-1}) \\ \rho_i = 0.005r/i \\ \boldsymbol{\mu}_{j,i} = (1 - \beta)\boldsymbol{\mu}_{j,i-1} + \beta\mathbf{x}(i) \\ \mathbf{S}_{j,i} = (1 - \beta)\mathbf{S}_{j,i-1} + \beta(\mathbf{x}(i) - \boldsymbol{\mu}_{j,i})^T(\mathbf{x}(i) - \boldsymbol{\mu}_{j,i}) \\ \beta = \rho_i P(\Omega_j | \mathbf{x}(i), \Phi_{i-1}) \end{cases} \quad (10)$$

③更新其他高斯分布参数,保持它们的均值向量

和协方差矩阵不变,仅更新权值:

$$\alpha_{k,i} = \alpha_{k,i-1}(1 - \alpha_{j,i}), k \in \{1, \dots, K_{i-1}\} \text{且 } k \neq j \quad (11)$$

④对权值进行归一化:

$$\alpha_{k,i} = \frac{\alpha_{k,i}}{\sum_{j=1}^{K_i} \alpha_{j,i}}, k \in \{1, \dots, K_i\} \quad (12)$$

当 $g_{k,i}(\mathbf{x}(i)) < \min\{T_{k,i}, k = 1, \dots, K_{i-1}\}$ 成立时, $\mathbf{x}(i)$ 在所有高斯分布的 3δ 范围以外,此时更新多高斯覆盖学习模型参数如下:

①更新模型高斯分布个数:

$$K_i = K_{i-1} + 1 \quad (13)$$

②初始化第 K_i 个高斯分布的权值、均值和协方差矩阵:

$$\alpha_{K_i,i} = 1/i, \quad \boldsymbol{\mu}_{K_i,i} = \mathbf{x}(i), \quad \mathbf{S}_{K_i,i} = \mathbf{A} \quad (14)$$

其中 \mathbf{A} 与式(3)中取值相同。

③更新其他高斯分布参数,保持它们的均值向量和协方差矩阵不变,更新它们的权值:

$$\alpha_{k,i} = \alpha_{k,i-1}(1 - \alpha_{K_i,i}), k \in \{1, \dots, K_{i-1}\} \quad (15)$$

当所有背景点都学习完成后,输出 $i = n$ 时刻模型覆盖学习参数集 Φ_n ,并终止背景模型参数迭代学习过程。海洋背景的多高斯分布覆盖模型学习流程如图 3 所示。

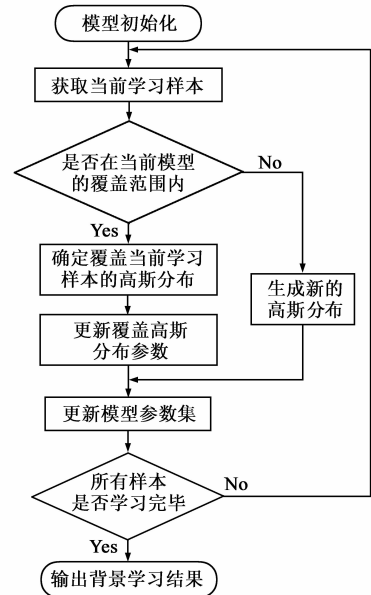


图3 背景学习流程图

对待分割海洋图像在时间上最邻近的 p 幅背景图像进行多高斯分布模型覆盖学习,其具有 K_n 个高斯分布。那么,对待分割海洋图像中的每一个像素点 \mathbf{y} ,利用式(6)和式(7)分别计算出各背景高斯分布的判别函数值 $g_k(\mathbf{y})$ 和判别阈值 T_k ,即可判断出该像素点是否为背景多高斯分布模型所覆盖。若存在某个高斯分布,使

得 $g_k(\mathbf{y}) \geq T_k$ 成立, 则该像素点被背景多高斯分布模型所覆盖, 属于背景像素点; 若对所有背景高斯分布, 式 $g_k(\mathbf{y}) \geq T_k$ 都不成立, 则该像素点不被背景多高斯分布模型所覆盖, 则判为非背景像素点. 多高斯模型覆盖学习的海洋图像分割算法流程图, 如图 4 所示.

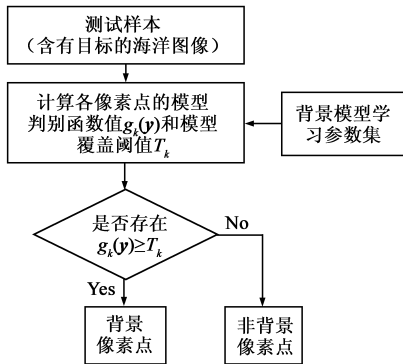


图4 海洋图像分割流程图

4 实验结果分析

根据背景学习结果和海洋图像分割结果, 将本文算法的学习性和分割性能, 与基于 MDL 的算法^[9] 进行比较分析和评价.

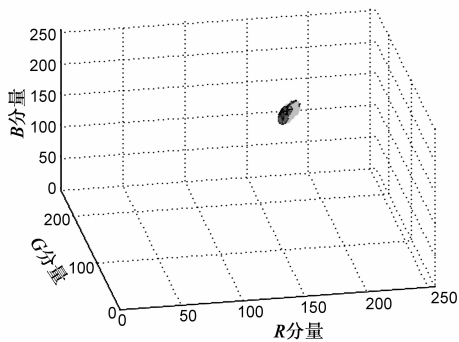


图5 基于MDL的背景学习方法模型覆盖结果

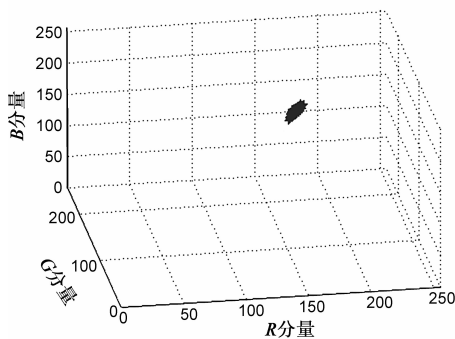
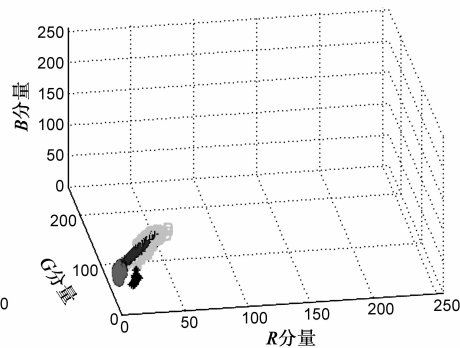


图6 本文背景学习方法的模型覆盖结果

假设图像中目标大小为 P_o , 背景大小为 P_b . 分割后得到的目标大小为 P_{os} , 背景大小为 P_{bs} , 其中目标误检像素个数为 P_f , 漏检像素个数为 P_l , 那么分割正确率

对图 1 中的海水背景, 分别用本文方法和基于 MDL 方法对其进行学习, 得到的背景高斯分布个数如表 1 所示. 其中背景 1 和背景 2 的覆盖学习结果如图 5 和图 6 所示, 图中不同颜色的点代表被不同高斯分布所覆盖的背景像素点. 从中可以看出, 由于 MDL 算法的全局最优性, 其很难学习得到准确的背景高斯成分个数, 从而使得 MDL 算法学习结果波动较大, 存在过拟合现象. 而本文提出的背景学习方法则是一种自底向上的迭代像素聚类方法, 其学习得到的高斯分布成分个数较符合其色空间分布特性. 因此, 本文方法能够更为正确地学习出海水背景的多高斯分布成分个数, 具有较好的稳定性, 是一种有效的海水背景学习方法.

表 1 背景模型高斯成分个数

学习样本	模型中高斯分布个数			本文方法
	MDL 方法(初始 K 值指定范围)			
	1-5	1-10	1-20	
背景 1	5	10	17	1
背景 2	5	10	17	2
背景 3	5	9	19	3
背景 4	5	7	17	3

R 和分割相对误差指数 E_m 分别定义为:

$$R = 1 - (P_f + P_l) / (P_o + P_b) \quad (16)$$

$$E_m = (P_f + P_l) / \min(P_o, P_b) \quad (17)$$

由以上定义可以看出,分割正确率 R 越大,说明分割性能越好.而分割相对误差指数 E_{re} 越小,则分割性能越好.对 20 组海洋航拍图像序列,分别用本文算法和 MDL 算法^[9]进行分割,结果如表 2 所示.从中可以看出,本文算法的分割结果较为准确,分割平均相对误差较小.

表 2 本文方法和 MDL 方法的海洋图像分割实验结果比较

海洋图像序列	背景学习样本个数	分割样本个数	MDL 方法 (K 值范围为 1-10)			本文方法		
			背景高斯分布个数	分割正确率 R	相对误差指数 E_{re}	背景高斯分布个数	分割正确率 R	相对误差指数 E_{re}
1	1	7	8	0.99	0.64	5	0.99	0.28
2	1	16	10	0.97	0.77	1	0.99	0.67
3	1	3	10	0.97	0.57	5	0.99	0.43
4	5	14	9	0.97	0.93	4	0.97	0.78
5	1	4	9	0.42	12.1	6	0.97	0.56
6	1	13	9	0.79	3.29	6	0.89	1.96
7	1	6	8	0.89	21.7	6	0.94	16.8
8	1	7	8	0.83	8.07	5	0.95	2.42
9	1	7	9	0.89	0.68	6	0.97	0.25
10	1	7	10	0.68	1.09	2	0.94	0.21
11	1	6	9	0.89	1.01	3	0.93	0.74
12	1	7	5	0.85	4.35	2	0.99	0.54
13	1	4	9	0.87	0.48	2	0.96	0.15
14	1	11	10	0.83	1.26	2	0.94	0.42
15	5	17	8	0.79	0.51	4	0.98	0.04
16	1	8	6	0.94	0.2	6	0.94	0.2
17	1	8	8	0.97	0.98	4	0.99	0.44
18	1	13	9	0.87	0.54	5	0.9	0.44
19	4	9	10	0.87	1.6	4	0.98	0.25
20	1	10	7	0.95	0.57	2	0.99	0.29
总计及平均值	31	177	---	0.86	3.07	---	0.96	1.39

图 7 为部分海洋图像分割结果,其中第一列为待分割海洋图像,第二列为 MDL 算法分割结果,第三列为本文算法分割结果.从中可以看出,由于 MDL 算法的全局最优性,使得其分割结果受成像条件影响较大,算法鲁棒性较差,背景越复杂其分割正确率越低.而本文算法则是基于背景覆盖学习的结果,对海洋图像中像素点进行覆盖判别,如果被背景模型覆盖则为背景像素点,否则为目标像素点,这样得到的分割结果具有更好的

分割稳定性,不论是对简单背景海洋图像还是对复杂背景的海洋图像都具有较好的分割结果,算法不易受噪声影响,具有更好的鲁棒性.因此,本文算法具有较好的分割性能.

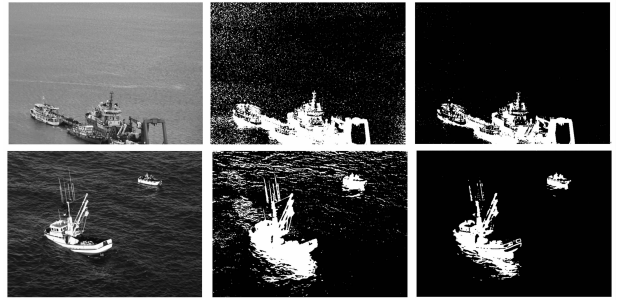


图 7 部分海洋图像分割结果比较

表 3 分别给出用本文算法和 MDL 算法对表 2 中的 20 组海洋图像序列进行分割所花费的平均时间.从中可以看出,本文算法花费的时间较少,具有较强的实时处理能力.

表 3 海洋图像分割所用时间比较

海洋图像序列	平均图像总像素个数(万)	平均分割时间(秒)	
		MDL 算法	本文算法
1	16	55.65	5.935
2	207	643.37	14.266
3	42	134.55	10.12
4	49	150.92	9.481
5	56	155.39	16.53
6	57	189.79	23.84
7	92	160.24	28.55
8	78	18.76	2.01
9	22	57.38	6.866
10	66	189.73	6.78
11	16	41.72	2.466
12	129	193.71	13.34
13	96	250.6	9.654
14	207	646.08	36.7
15	67	226.67	52.7
16	207	371.84	84.373
17	207	474.7	64.54
18	49	125.25	16.577
19	77	203.44	20.73
20	16	31.94	2.33

5 结束语

海水背景图像在海洋图像分析及处理中具有重要

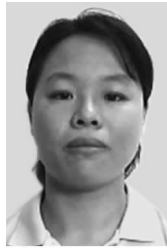
的参考价值,但目前极少有工作对这一重要信息进行研究和分析.本文根据海洋背景在色空间中的分布特性,提出了基于多高斯模型特征空间覆盖学习的航摄海洋图像分割方法.与基于 MDL 的方法相比较,本文方法较为准确地学习得到海水背景高斯分布个数,基于该学习方法的分割结果具有较高的正确率和较低的相对误差,同时还具有较快的处理速度.

参考文献

- [1] 刘田田. 可见光海面航拍图像的分析与辨别[D]. 深圳: 深圳大学, 2011.
- [2] 刘颖. 航拍海洋图像的分析与分割[D]. 深圳: 深圳大学, 2012.
- [3] 刘颖, 裴继红, 谢维信, 王荔霞. 基于背景学习的海洋图像分割方法[A]. 第四届中国信息融合大会[C]. 武汉, 2012. 692 – 698.
Liu Ying, Pei Ji-hong, Xie Wei-xin, Wang Li-xia. Ocean image segmentation method based on background learning[A]. The Fourth Chinese Information Fusion Conference [C]. Wuhan, 2012. 692 – 698. (in Chinese)
- [4] 熊彪, 江万寿, 李乐林. 基于高斯混合模型的遥感影像半监督分类[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2011, 36(1): 108 – 112.
Xiong Biao, Jiang Wan-shou, Li Le-lin. Gauss mixture model based semi-supervised classification for remote sensing image [J]. Geometrics and Information Science of Wuhan University, 2011, 36(1): 108 – 112. (in Chinese)
- [5] 刘松涛, 陆斌, 王慧丽, 殷福亮. 基于粗精交互融合和迭代图像割的舰船可见光图像分割方法[J]. 光电子·激光, 2012, 23(8): 1609 – 1615.
Liu Song-tao, Lu Bin, Wang Hui-li, Yin Fu-liang. Ship visible image segmentation method based on combining coarse and precise interaction and iterative graph cut[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2012, 23(8): 1609 – 1615. (in Chinese)
- [6] 朱峰, 张晓娜, 陈健美, 刘哲. 基于多阶抽样的高斯混合模型彩色图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(4): 566 – 571.
Zhu Feng, Zhang Xiao-na, Chen Jian-mei, Liu Zhe. Color image segmentation based on Gaussian mixture model with multi-sampling[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(4): 566 – 571. (in Chinese)
- [7] Figueiredo M A T, Jain A K. Unsupervised learning of finite mixture models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(3): 381 – 396.
- [8] Yang A Y, Wright J, Ma Y, Sastry S S. Unsupervised segmentation of natural images via lossy data compression[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(2): 212 – 225.

- [9] 兰志刚, 靳卫卫, 朱明亮, 等. 基于高斯混合模型的海冰图像非监督聚类分割研究[J]. 海洋科学, 2011, 35(11): 97 – 100.
Lan Zhi-gang, Jin Wei-wei, Zhu Ming-liang, et al. Sea ice image segmentation with unsupervised clustering based on the Gaussian mixture model[J]. Marine Science, 2011, 35(11): 97 – 100. (in Chinese)
- [10] Hanan Al-Jubouri, Hongbo Du, Harin Sellaheewa. Applying Guassianmixture model on discrete Cosine features for image segmentation and classification[A]. 2012 4th Computer Science and Electronic Engineering Conference (CEECE)[C]. University of Essex, UK, 2012. 194 – 199.
- [11] Wei Li, Saurabh Prasad, James E Fowler. Classification and reconstruction from random projections for hyperspectral imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(2): 833 – 843.
- [12] P Wayne Power, Johann A Schoonees. Understanding-background mixture models for foreground segmentation [A]. Proceedings of Image and Vision Computing[C]. New Zealand, 2002. 266 – 271.

作者简介



王荔霞 女, 1978 年 10 月出生, 福建莆田人. 现为深圳大学博士研究生, 主要研究方向为智能信息处理、海洋图像分析与处理、遥感多光谱图像分析与处理等.

E-mail: xixicy@qq.com



谢维信 男, 1941 年 12 月出生, 广东广州人. 深圳大学教授、博士生导师, 中国电子学会信号处理分会主任委员. 主要研究方向为信号处理、智能信息处理、雷达目标识别、THz-TDS 信号和图像分析等.

E-mail: wxxie@szu.edu.cn



裴继红 男, 1966 年 11 月出生, 甘肃武威人. 深圳大学教授、博士生导师, 中国航空学会信息融合分会委员, 中国计算机学会多值逻辑与模糊逻辑专业委员会委员, IEEE 会员. 主要研究方向为多光谱图像分析、智能视频监控、THz-TDS 信号与图像分析.

E-mail: jhpei@szu.edu.cn