

中图法分类号: TN911.37 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)10-1491-08

索引信息: 郭春生,王盼. 基于自组织映射的区域高斯模型的动目标检测[J]. 中国图象图形学报,2010,15(10):1491-1498

# 基于自组织映射的区域高斯模型的动目标检测

郭春生, 王盼

(杭州电子科技大学通信工程学院, 杭州 310018)

**摘要:** 对于固定场景中的复杂背景图像序列的运动目标检测问题,采用单高斯模型和区域高斯模型的级联式检测方法,并在区域高斯模型的更新过程中引入了自组织映射的“竞争、合作”机制,提出一种基于自组织映射的区域高斯模型算法。该算法不仅能够在水波纹和树叶晃动等复杂背景环境中检测运动目标,并且能够保证检测运动目标的相似性。使用 PETS2002 和 Water Surface 复杂背景图像序列的仿真结果验证了算法的有效性。

**关键词:** 运动目标检测; 区域高斯模型; 自组织映射; 级联检测

## Moving objects detection by region Gaussian model base on self-organization mapping

GUO Chunsheng, WANG Pan

(College of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018)

**Abstract:** A self-organization mapping based region Gaussian model algorithm is proposed, which can detect moving objects in complex background image sequences of the static scene. This algorithm combined single Gaussian model with region Gaussian model to form a cascading detection method, and the “competition & cooperation” mechanism was introduced in the step of region Gaussian model updating. This method can not only detect moving objects efficiently at the scene of shaking leaves, waving water surface and other complex background, but also guarantee the integrity of detected objects. Through the experiments of PETS2002 and Water Surface image sequences, the characteristic of proposed algorithm was validated in various environments with complex background.

**Keywords:** moving objects detection; region gaussian model; self-organization mapping; cascading detection

## 0 引言

视频图像中的运动目标检测是更高层次的视频图像分析如目标跟踪、目标分类和行为理解等的重要基础。对于运动目标检测算法不仅要求能够快速准确地检测运动目标,还需要适应各种复杂的背景,如轻微的树叶晃动,较小的水波,光照的缓变等。相关研究人员提出了许多有效的运动目标检测算法,但由于受到自然环境复杂性和图像清晰度的限制,目前仍没有一个通用的解决方案。

目前运动目标检测的常用算法包括背景减除法、光流法、运动能量法和帧间差分法等<sup>[1]</sup>。这几种方法各具利弊,如帧差分法简单、计算量小,适用于动态变化环境,但其检测精度不高,不能够完整地分割运动对象;光流法具有无需图像先验信息的优点,但其计算量过大,不适于实时检测;运动能量检测法适合于复杂变化的环境,能消除背景中的振动像素,使确定方向的运动目标更加突出地显现出来,但运动能量检测法不能够精确地分割出对象;背景减除法是当前最常用的一种运动目标检测方法,其基本原理是将当前帧与背景图像进行差分来得到运动目

收稿日期:2009-03-30; 改回日期:2009-06-02

第一作者简介:郭春生(1971—),男,副教授。2002年于南京航空航天大学获通信与信息系统专业博士学位。主要研究方向为统计信号处理。E-mail: guo.chsh@gmail.com。

标区域,这种方法较帧差法能更好地检测和提取运动目标,但是需要构建背景图像,并不断更新模型来适应背景的变化。

背景减除方法根据背景模型数量可分为单模型法、多模型法,单模型方法是对每个像素或区域建立一个模型,多模型则需要建立多个模型;根据背景模型的类型可分为高斯模型法、拉普拉斯模型法、柯西模型法、码本法等;根据模型建立的区域大小可分为基于像素的方法和基于区域的方法,基于像素的方法是在每个像素建立一个或多个模型,而基于区域的方法将整幅图像分为若干区域,对每个区域分别建立一个或多个模型;还可以根据模型参数分为参数化方法和非参数化方法,参数化方法是指对一个像素或区域的像素值进行映射变换,从而得到一个或多个参数构成的相应模型,非参数化方法是在像素或区域上的一个或多个样本点构成相应的模型。

单高斯模型法<sup>[2-3]</sup>属于基于像素的参数化单高斯模型。该方法具有模型建立和维护简单,计算效率高等优势,但由于背景模型简单,不能正确描述复杂背景,所以误检率较高,容易把背景噪声检测成前景。为了更加准确地描述复杂背景,Friedman 等人提出了多高斯模型方法<sup>[4-5]</sup>,即通过增加背景模型的数量来提高模型精度,这就不可避免地增加计算量,影响计算效率。

最近 Dalley 等人提出了一种区域高斯模型算法<sup>[6]</sup>,该算法对每一个像素构建一个单高斯模型,与常规单高斯模型的不同之处在于,它是利用当前像素和它的邻域来加权更新当前像素点的模型。在前背景判别时,计算当前像素与其对应模型及邻域像素模型的 Mahalanobis 距离,选取最小的 Mahalanobis

距离与阈值比较,小于则将当前像素判为背景,否则判为前景。该算法对树叶轻微晃动等复杂背景噪声的处理效果良好,但在模型更新过程中可能出现两种典型错误,一是均值接近的不同高斯概率密度函数可能出现融合现象;二是加权系数小的高斯概率密度函数可能被加权系数大的高斯概率密度函数淹没。

本文提出基于自组织映射的区域高斯背景模型的运动目标检测算法,采用单高斯模型和区域高斯模型的级联式检测方案,并在区域高斯模型的更新过程中引入了自组织映射<sup>[7]</sup>的“竞争、合作”机制。在运动目标检测时,首先采用单高斯模型进行运动目标检测。单高斯模型对稳定的背景区域有很好的检测效果,而通常图像中大部分的背景区域都是稳定的,尤其是室内环境。但是单高斯模型算法误检率较高,对噪声的适应性较差。然后对单高斯模型的检测结果,利用区域高斯模型算法再检测,不仅能够消除复杂背景噪声,提高检测精度,同时可以改善检测效率。在减弱背景噪声的过程中,不可避免地造成前景像素损失。最后采用前景补偿算法,对于区域高斯模型处理得到的检测结果和单高斯模型处理得到的检测结果进行融合,既削弱背景噪声,又能够有效维持运动目标区域的相似性。

## 1 基于自组织映射的区域高斯背景模型的运动目标检测

基于自组织映射的区域高斯背景模型的运动目标检测流程图如图 1 所示,首先基于单高斯模型将图像分割为简单背景和前景,在简单背景区域进行背景模型更新,然后利用区域高斯模型进一步将前

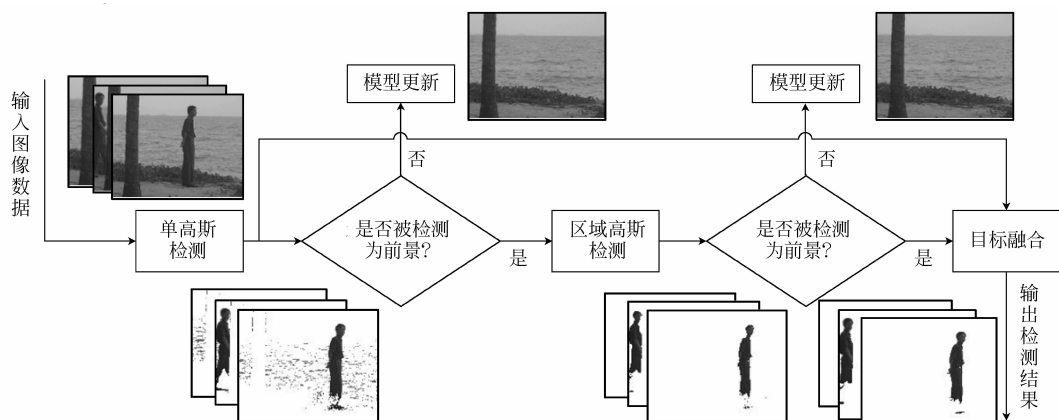


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of proposed algorithm

景分割为复杂背景和运动目标,并对复杂背景区域使用基于自组织映射的区域高斯模型更新算法,最后对两次检测结果做运动目标融合处理。

### 1.1 基于单高斯模型的检测与模型更新

单高斯模型为图像中的每个像素建立一个模型,模型参数包括像素均值和像素方差。设  $t$  时刻待检测图像的像素值为  $I_t(i, j)$ , 均值为  $\mu_t(i, j)$ , 方差为  $\sigma_t^2(i, j)$ , 计算该像素值与其对应像素模型参数的 Mahalanobis 距离

$$d_1(i, j) = \frac{|I_t(i, j) - \mu_t(i, j)|}{\sigma_t(i, j)}$$

将其与设定阈值  $\varepsilon_1$  比较,得到二值化前背景图  $B_1$ , 其中

$$B_1(i, j) = \begin{cases} 1 & (\text{代表简单背景}) & d_1 < \varepsilon_1 \\ 0 & (\text{代表前景}) & d_1 \geq \varepsilon_1 \end{cases}$$

如果该像素被判决为背景,则用其对模型进行更新,

$$\mu_{t+1}(i, j) = (1 - \alpha)\mu_t(i, j) + \alpha I_t(i, j) \quad (1)$$

$$\sigma_{t+1}^2(i, j) = (1 - \alpha)\sigma_t^2(i, j) + \alpha(I_t(i, j) - \mu_t(i, j))^2 \quad (2)$$

更新因子  $\alpha$  满足  $0 \leq \alpha \leq 1$ ,  $\alpha$  取值越大,模型的更新速度越快,相应的模型也越容易受到噪声和干扰的影响。

### 1.2 基于区域高斯模型的运动目标检测

基于区域高斯模型的运动目标检测,将单高斯模型检测出的前景区域进一步分割为复杂背景和运动目标。由于单高斯模型无法准确描述复杂背景(如小范围的树叶晃动、较小的水波等),算法使用具有时间优势意义上的均值和方差作为像素点模型参数,按照平稳随机信号的各态历经性原则,以及复杂背景统计特性波动的局限性原则,在一定邻域范围内选择不同像素点具有时间优势意义上的统计参数作为复杂背景模型。假设  $A$  和  $B$  是复杂背景某个邻域中的两个像素点,其所在的复杂背景的统计特性是在高斯分布  $N(\mu_1, \sigma_1^2)$  和  $N(\mu_2, \sigma_2^2)$  之间周期波动,而像素点  $A$  在多数时间上服从  $N(\mu_1, \sigma_1^2)$  分布,像素点  $B$  在多数时间上服从  $N(\mu_2, \sigma_2^2)$  分布,则确定像素点  $A$  的参数模型为  $N(\mu_1, \sigma_1^2)$ , 像素点  $B$  的参数模型为  $N(\mu_2, \sigma_2^2)$ , 于是像素点  $A$  和像素点  $B$  的统计特性准确地描述了复杂背景的统计模型。因此,基于区域高斯模型的运动目标检测区别于单高斯模型方法,不仅使用当前像素的模型参数,而且需要当前像素的邻域模型参数,通过计算当前像素与

邻域各模型参数 Mahalanobis 距离的最小值作为判断依据。这样处理的好处在于,既保证使用较少的模型参数,又能提高判决精度。

设像素  $I_t(i, j)$  的邻域记为  $N_1(i, j)$ , 邻域中各个像素的模型参数分别为像素均值  $\mu_t(i', j')$  和像素方差  $\sigma_t^2(i', j')$ , 其中  $(i', j') \in N_1(i, j)$ , 于是基于区域高斯模型的运动目标检测过程为,计算该像素  $I_t(i, j)$  与邻域模型参数的 Mahalanobis 距离最小值  $d_{2\min}$ , 即

$$d_{2\min} = \min_{(i', j') \in N_1(i, j)} \frac{|I_t(i, j) - \mu_t(i', j')|}{\sigma_t(i', j')}$$

将  $d_{2\min}$  与设定阈值  $\varepsilon_2$  比较,将二值化前背景图  $B_1$  中的前景进一步分割为复杂背景和运动目标,即

$$B_2(i, j) = \begin{cases} 1 & (\text{复杂背景}) & d_{2\min} < \varepsilon_2 \\ 0 & (\text{运动目标}) & d_{2\min} \geq \varepsilon_2 \end{cases}$$

其中  $B_1(i, j) = 0$ 。

### 1.3 基于自组织映射的区域高斯模型更新

基于自组织映射的区域高斯模型在模型参数更新过程中引入“竞争、合作”机制。其中“竞争”过程在当前像素的邻域中寻找与当前像素值距离最近的像素模型位置,利用当前像素值及其邻域像素值对该模型参数进行更新,而不是利用当前像素值及其邻域像素值直接更新当前像素模型参数。“合作”过程是指利用当前像素值及其邻域像素值进行模型更新时,不仅对相应像素模型的参数进行更新,而且对相应像素的邻域像素模型参数也进行更新。在模型参数更新过程中引入“竞争、合作”机制,不仅符合背景像素具有时间优势意义上统计特性的连续性,同时也保证了检测结果的连续性,提高模型的检测准确度。

设  $t$  时刻当前像素值为  $I_t(i, j)$ , 当前像素模型的均值和方差分别为  $\mu_t(i, j)$  和  $\sigma_t^2(i, j)$ , 与当前像素值  $I_t(i, j)$  Mahalanobis 距离最近的像素模型位置为  $(m, n)$ , 即

$$(m, n) = \arg \min_{(i', j') \in N_1(i, j)} \frac{|I_t(i, j) - \mu_t(i', j')|}{\sigma_t(i', j')}$$

其中  $N_1(i, j)$  为在像素模型中像素  $(i, j)$  的邻域。若图像中像素  $(i, j)$  的邻域也为  $N_1(i, j)$ , 则模型更新的“竞争”和“合作”机制就是利用像素  $(i, j)$  以及邻域  $N_1(i, j)$  中的像素值对像素  $(m, n)$  及其邻域  $N_1(m, n)$  的模型参数进行更新。如图 2 所示,左图为图像模型,右图为当前图像,图像和模型皆采用  $3 \times 3$  的邻域。

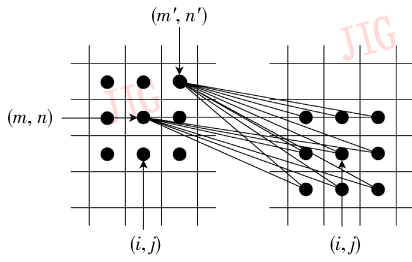


图 2 模型更新示意图  
Fig.2 Sketch map of model update

定义像素点  $(i, j)$  处的两个中间参数  $\mu_{(m,n)}(i, j)$  和  $corr_{(m,n)}(i, j)$ , 计算公式如下:

$$\mu_{(m,n)}(i, j) = \sum_{(i', j') \in N_1(i, j)} \rho(i', j') I_i(i', j') \quad (3)$$

$$corr_{(m,n)}(i, j) = \sum_{(i', j') \in N_1(i, j)} \rho(i', j') I_i(i', j')^2 \quad (4)$$

其中加权系数  $\rho(i', j')$  由像素值  $I_i(i', j')$  与模型参数  $\mu(i, j)$  和  $\sigma^2(i, j)$  的高斯概率密度函数产生, 即

$$\rho(i', j') \propto \exp \left\{ -\frac{[I_i(i', j') - \mu_i(m, n)]^2}{2\sigma_i^2(m, n)} \right\}$$

$$(i', j') \in N_1(i, j)$$

这里加权系数  $\rho(i', j')$  满足条件:

$$\sum_{(i', j') \in N_1(i, j)} \rho(i', j') = 1$$

已知与当前像素值  $I_i(i, j)$  的 Mahalanobis 距离最近的模型参数位置为  $(m, n)$ , 需要更新的模型邻域为  $N_2(m, n)$ , 则在模型邻域中  $(m', n') \in N_2(m, n)$  处模型参数基于自组织映射的区域高斯模型更新公式为

$$\mu_{i+1}(m', n') = [1 - \beta w_i(m', n')] \mu_i(m', n') + \beta w_i(m', n') \mu_{(m,n)}(i, j) \quad (5)$$

$$\sigma_{i+1}^2(m', n') = [1 - \beta w_i(m', n')] \times [\sigma_i^2(m', n') + \mu_i^2(m', n')] + \beta w_i(m', n') corr_{(m,n)}(i, j) - \mu_{i+1}^2(m', n') \quad (6)$$

其中  $\beta$  是更新因子, 系数  $w_i(m', n')$  由  $\mu_i(m', n')$  与  $\mu_i(m, n), \sigma_i^2(m, n)$  的高斯概率密度函数产生, 即

$$w_i(m', n') = \exp \left\{ -\frac{[\mu_i(m', n') - \mu_i(m, n)]^2}{2\sigma_i^2(m, n)} \right\}$$

$$(m', n') \in N_2(m, n)$$

其中对于像素点  $(m, n)$  处模型参数的更新公式如下:

$$\mu_{i+1}(m, n) = (1 - \beta) \mu_i(m, n) + \beta \mu_{(m,n)}(i, j)$$

$$\sigma_{i+1}^2(m, n) = [1 - \beta] [\sigma_i^2(m, n) + \mu_i^2(m, n)] + \beta corr_{(m,n)}(i, j) - \mu_{i+1}^2(m, n)$$

### 1.4 运动目标级联检测的融合

文献[8-9]中都采用了双阈值的检测方法, 即在检测过程中设定两个阈值, 其中一个较小, 检测结果中包含更多更完整的前景; 另一个较大, 检测结果中包含较少但较精确的前景; 最后两种检测结果进行一种合并运算, 得到更相似和精确的运动目标。

本文采用的单高斯模型和区域高斯模型的级联检测算法, 在区域高斯模型的复杂背景和运动目标的检测中, 虽然能够有效检测出复杂背景, 但却不可避免地造成了运动目标相似性损失。为了解决这一问题, 算法基于运动目标的区域连通性对两次处理结果作融合处理, 如图 3 所示。假设由单高斯算法检测出的前景图为  $B_1$ , 基于自组织映射的区域高斯算法检测结果为  $B_2$ , 分析前景图  $B_1$  中前景区域在  $B_2$  中对应区域的变化来确定融合结果。若  $B_1$  中的连通区域在  $B_2$  中消失, 则该连通区域判为复杂背景; 若  $B_1$  中的连通区域在  $B_2$  中削弱为小于设定点数的区域, 则该连通区域也判为复杂背景; 若  $B_1$  中的连通区域在  $B_2$  中削弱为大于设定点数的区域, 则确定  $B_1$  中该连通区域为运动目标。这样既保证了前景的准确性, 同时能够通过分析  $B_1$  中运动目标区域的像素点数, 进一步去除孤立噪点的影响, 优化检测结果。



(a) 单高斯检测结果

(b) 基于自组织映射的区域高斯检测结果

(c) 融合结果

图 3 目标融合示意图

Fig.3 Sketch map of objects merging

## 2 实验结果与分析

为了验证算法的有效性,使用 MSA, PETS2002 和 Water Surface 等图像序列进行仿真实验。其中 MSA 是室内图像序列,光照基本没有变化,背景统计模型非常简单,各种算法都能够得到较好的处理结果。PETS2002 序列由 2 823 帧图像构成,帧速 25 帧/s,分辨率 768 × 576。该序列是一组室外停车场环境图像序列,包括晃动的树叶以及目标与背景对比不明显等复杂情况,属于较难处理的情况,主要用来检验算法处理复杂背景的能力。实验中取  $\alpha = 0.05$ ,  $\beta = 0.05$ , 邻域大小为  $3 \times 3$ ,  $\varepsilon_1, \varepsilon_2$  分别取 0.9 和 0.05; 运动目标级联检测的融合过程中选取连通域为像素的四连通域,设定复杂背景区域像素点数门限为 10 个像素。选取稍小的  $\varepsilon_1$  可以提高初次检测结果相似性;如果  $\varepsilon_1$  设置过小,将导致更多的简单背景被判为复杂背景,增加二次检测的计算量,影响整体检测效率。该图像序列图像检测结果如图 4 所示。

Water Surface 图像序列由 630 帧图像构成,帧速 30 帧/s,分辨率 160 × 128。该序列以波动的水面

为背景,水面波动较大,属于复杂背景情况,同样用来检验算法处理复杂背景的能力。实验参数选取与 PETS2002 序列相同,图像序列第 400, 500, 550, 630 帧处理结果如图 5 所示。

为了比较 3 种算法的性能差异,下面分别使用正检率( $R$ )、检出率( $P$ )、 $F$  测度( $F$ )和相似度( $S$ )4 种检测性能指标衡量各种算法的处理结果。正检率等于检测目标中正确像素数与全部像素数的比例,正检率越高表示误检像素数越少;检出率等于检测目标中正确像素数与真实目标全部像素数的比例,检出率越高表示检出的正确像素数越多; $F$  测度和相似度都是正检率和检出率的补充,是对正检率和检出率的综合评价,其值越大表示误检像素数和漏检像素数之和越少。4 种检测性能指标的计算公式如下:

$$R = \frac{p_t}{p_t + n_f} \quad P = \frac{p_t}{p_t + p_f},$$

$$F = \frac{2RP}{R + P} \quad S = \frac{p_t}{p_t + n_f + p_f}$$

式中,  $p_t$  是检测目标中的正确像素数,  $n_f$  是检测目标中的错误像素数,  $p_f$  是未检测出的动目标像素数。

表 1 给出了不同算法处理结果的检测性能参

表 1 PETS2002 与 Water Surface 图像序列相关算法的检测率

Tab. 1 Related algorithms' detection rates of PETS2002 and Water Surface image sequence

算法	检测性能指标	PETS2002 图像序列各种算法检测率				Water Surface 图像序列各种算法检测率		
		第 300 帧	第 325 帧	第 360 帧	第 400 帧	第 500 帧	第 550 帧	第 630 帧
本文算法	正检率	0.66	0.60	0.61	0.43	0.78	0.81	0.83
	检出率	0.88	0.92	0.99	0.72	0.93	0.94	0.97
	$F$ 测度	0.75	0.73	0.76	0.54	0.85	0.87	0.89
	相似度	0.60	0.57	0.61	0.37	0.74	0.77	0.80
多高斯算法	正检率	0.53	0.49	0.45	0.26	0.70	0.77	0.77
	检出率	0.90	0.94	0.98	0.73	0.95	0.95	0.97
	$F$ 测度	0.67	0.65	0.61	0.38	0.81	0.85	0.86
	相似度	0.50	0.48	0.44	0.24	0.68	0.74	0.75
单高斯算法	正检率	0.83	0.78	0.80	0.63	0.92	0.91	0.91
	检出率	0.42	0.41	0.61	0.48	0.56	0.57	0.66
	$F$ 测度	0.56	0.54	0.69	0.55	0.70	0.70	0.76
	相似度	0.39	0.37	0.53	0.38	0.53	0.54	0.62
区域高斯算法	正检率	0.65	0.62	0.69	0.50	0.75	0.80	0.83
	检出率	0.75	0.66	0.84	0.66	0.78	0.87	0.91
	$F$ 测度	0.70	0.64	0.76	0.57	0.77	0.83	0.87
	相似度	0.53	0.47	0.61	0.39	0.62	0.71	0.76
自组织映射算法	正检率	0.62	0.58	0.58	0.38	0.72	0.79	0.81
	检出率	0.77	0.69	0.85	0.70	0.93	0.94	0.96
	$F$ 测度	0.68	0.63	0.69	0.49	0.81	0.86	0.88
	相似度	0.52	0.46	0.53	0.33	0.68	0.75	0.78

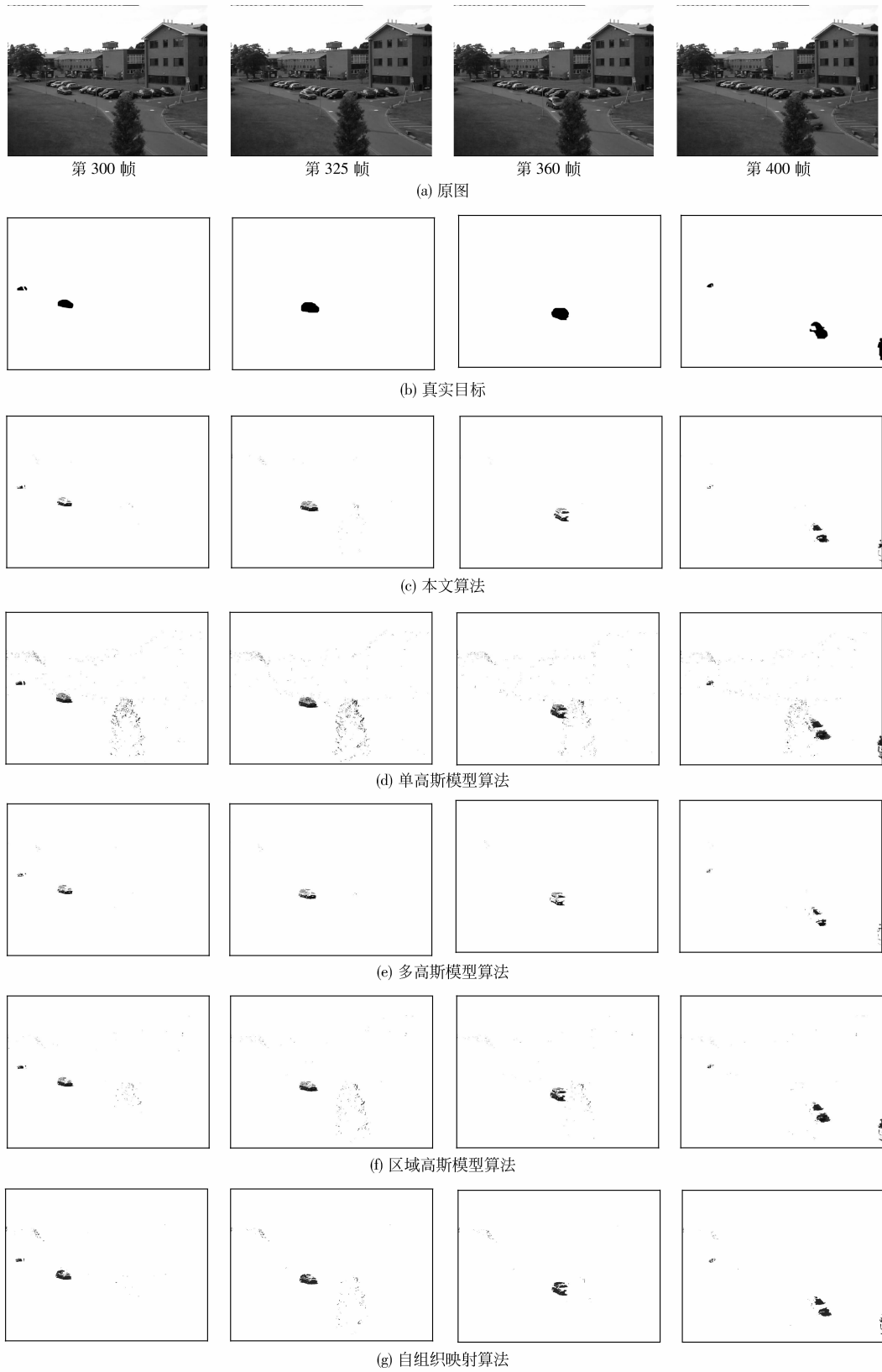


图 4 不同算法在 PETS2002 图像序列上的处理结果  
Fig. 4 Detection results of PETS2002 image sequence

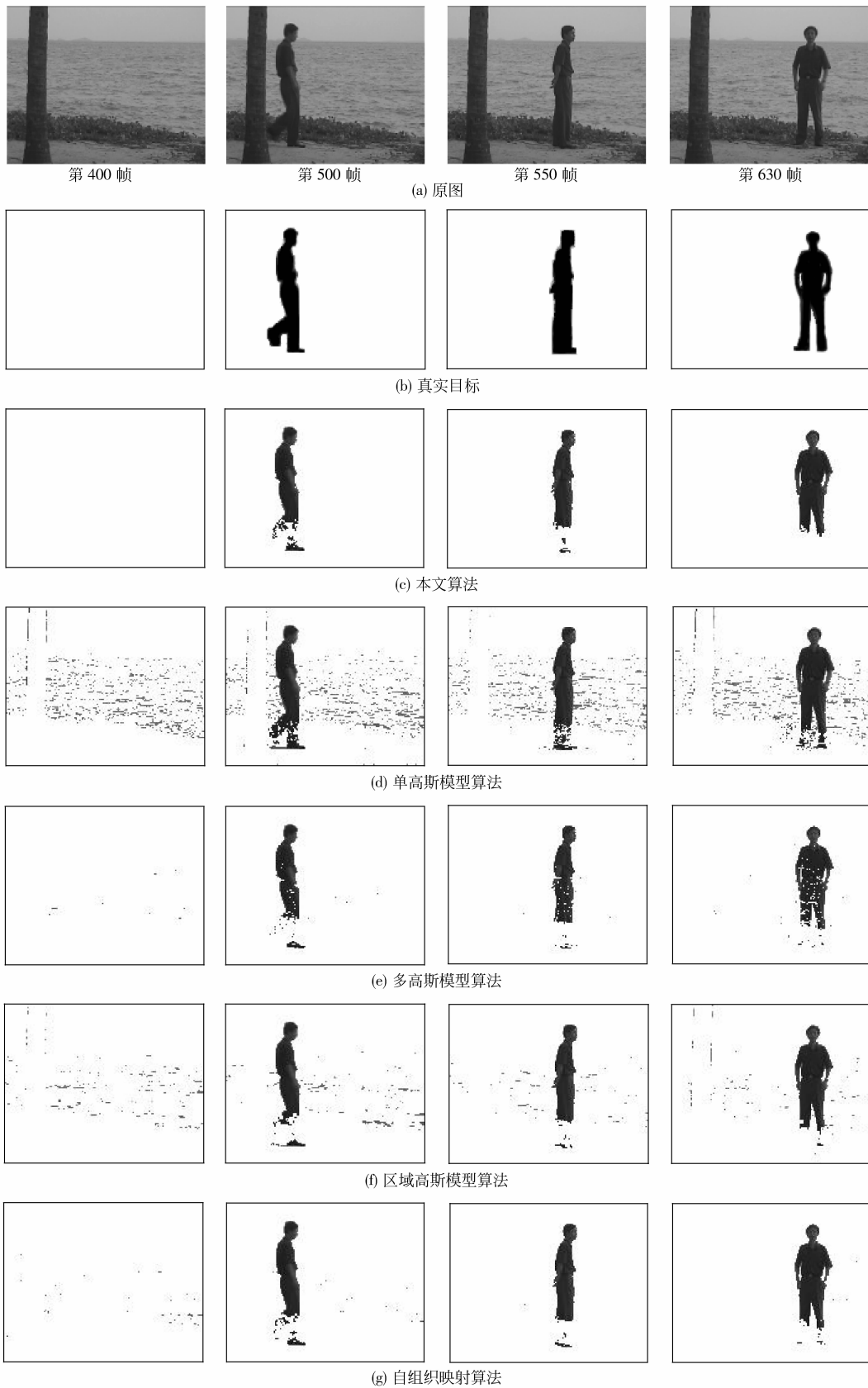


图 5 不同算法在 Water Surface 图像序列上的处理结果

Fig. 5 Detection results of Water Surface image sequence

数,从综合指标  $F$  测度和相似度可以看出,本文算法在处理如树叶晃动、水面波动等复杂背景方面优于单高斯模型算法,超过多高斯模型算法的检测水平,检测出的运动目标相似性方面表现良好。

对于  $N \times M$  的图像,取邻域大小为  $n \times m$ ,将式(3)—(6)中系数的指数计算式近似为多项式计算式。于是,基于自组织映射的区域高斯模型算法在简单背景区域的时间和空间复杂度等同于单高斯模型算法,皆为  $O(NM)$ ,在复杂背景区域的时间复杂度等同于多高斯模型算法,等于  $O(nmNM)$ ,而空间复杂度为  $O(NM)$ 。对于具体图像根据其复杂背景区域和简单背景区域比例的不同,算法的时间复杂度介于两者之间。自组织映射算法的时间和空间复杂度都是  $O(nmNM)$ 。可以看出基于自组织映射的区域高斯模型算法具有空间复杂度低,检测目标相似度高的特点,非常适合在嵌入式监控系统中应用。

### 3 结 论

本文提出了一种基于自组织映射的区域高斯模型算法,能够在固定场景的复杂背景图像序列中进行运动目标检测。该算法采用单高斯模型和区域高斯模型的级联检测方案,并在区域高斯模型参数的更新中使用自组织映射机制,算法不仅能够在水波纹和树叶晃动等复杂背景环境中有效检测运动目标,并且能够保证检测出运动目标的相似性,有效去除其中的孤立噪点。算法在区域高斯模型中各个像素采用具有时间优势意义上的像素均值和像素方差模型参数,与单高斯模型参数像素的模型参数保持一致性,在单高斯模型和区域高斯模型的级联检测中相容性较好,能够有效提高算法的计算效率。使用具有复杂背景的图像序列(PETS2002 和 Water

Surface 图像序列)的仿真结果验证了算法的有效性。

### 参考文献 (References)

- [ 1 ] Piccardi M. Background subtraction techniques: a review [ C ] // IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. New York: Systems, Man, and Cybernetics Society, 2004: 3099-3104.
- [ 2 ] Wren C R, Azarbayejani A, Darrell T, et al. Pfunder. Real-time tracking of the human body [ J ]. IEEE Transactions on PAMI, 1997, 19(7): 780-785.
- [ 3 ] Jia J -P. The research on objects tracking in image sequences [ D ]. Xian: Northwestern Polytechnical University, 2007. [ 贾静平. 图像序列中目标跟踪技术研究 [ D ]. 西安:西北工业大学, 2007. ]
- [ 4 ] Friedman N, Russell S. Image segmentation in video sequences: a probabilistic approach [ C ] // Proc. of Conf. Uncertainty in Artificial Intelligence. San Fransisco: Morgan Kaufmann Publishers, 1997: 175-181.
- [ 5 ] Pavlidis I, Morellas V, Tsiamyrtzis P, et al. Urban surveillance systems: from the laboratory to the commercial world [ J ]. Proceedings of the IEEE, 2001, 89(10): 1478-1497.
- [ 6 ] Dalley G, Migdal J, Grimson W E L. Background subtraction for temporally irregular dynamic textures [ C ] // IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. Washington: IEEE Computer Society, 2008: 1-7.
- [ 7 ] Maddalena L, Petrosino A. A self-organizing approach to background subtraction for visual surveillance applications [ J ]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, (17) 7: 1168-1177.
- [ 8 ] Eng H L, Toh K A, Yau W Y, et al. DEWS: a live visual surveillance system for early drowning detection at pool [ J ]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2008, 18(2): 196-210.
- [ 9 ] Jia L, Liu Y. A novel thresholding approach to background subtraction [ C ] // IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. Washington: IEEE Computer Society, 2008: 1-6.