

# 基于矢量方向特征的非参数动态背景建模

蒋泳森<sup>1</sup> 肖 泉<sup>1</sup> 王守觉<sup>1,2</sup>

(中国科学院苏州纳米技术与纳米仿生研究所 苏州 215123)<sup>1</sup> (中国科学院半导体研究所 北京 100083)<sup>2</sup>

**摘 要** 针对传统的背景建模会产生空洞和阴影误检测的问题,提出了基于矢量特征的动态背景建模方法。该算法分为初始背景模型学习和更新背景模型学习两个部分。初始背景模型把图像 RGB 3 个特征对应到球坐标中的方向特征,并取前若干帧图片通过矢量均值聚类算法算出  $K$  个聚类,认为这  $K$  个类为这一像素点的背景模型,当一张新的图片对应像素的矢量特征落在这  $K$  类中的任何一个时,就认为其为背景;更新算法是初始模型的后续,它除了对新来的图片进行背景分析之外,也将其用来更新背景模型。该算法能够有效避免空洞现象和阴影误检测,并且当场景改变时能及时有效地更新背景。

**关键词** 矢量方向特征,背景建模,矢量均值聚类,更新背景

**中图法分类号** TP391.7 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.3.054

## Non-parametric Dynamic Background Modeling Based on Direction Feature of Vector

JIANG Yong-sen<sup>1</sup> XIAO Quan<sup>1</sup> WANG Shou-jue<sup>1,2</sup>

(Suzhou Institute of Nano-Tech and Nano-Bionics, Chinese Academy of Sciences, Suzhou 215123, China)<sup>1</sup>

(Institute of Semiconductors, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100083, China)<sup>2</sup>

**Abstract** For the problem that the traditional background modeling results in empty hole and wrong shadow detection, we proposed a dynamic background modeling method based on vector characteristics. Learning algorithm is divided into two parts namely initial background model and updating background model. The initial background model maps the RGB feature to the direction feature in spherical coordinates.  $K$  clustering centers are calculated by the latest images using the method of mean vector clustering algorithm, and the  $K$  clusters are considered to be the background model of the pixel. When a new image's corresponding pixel falls into any one of the  $K$  clusters, the new pixel is considered to be background. The updating algorithm is the successor of the initial background model algorithm. Besides doing background analyse for the new image, it also uses the new image to update the background model. The algorithm can effectively reduce the empty hole and wrong shadow detection, and can update the background timely when the scene changes.

**Keywords** Vector direction feature, Background modeling, Mean vector clustering, Update background

前景运动目标的检测及分析是当前计算机视觉领域的热点研究问题,在智能监控、虚拟人机交互等诸多实际应用领域有着十分重要的作用。作为其中一个重要环节,动态背景建模则是前景目标提取及后续检测识别任务的基础。动态背景建模的目的是对采集视频数据所对应的场景进行背景估计,并可随着场景或镜头的变化稳定、实时地对背景进行更新。

早期的背景建模方法是对若干帧训练图片求平均像素或者找出出现概率最大的像素作为背景,此方法直观简单,但要求背景是静止的,且光照保持不变。事实上这在实际中很难达到,现实中由于光照变化、树叶晃动或相机抖动等因素背景往往会改变,这就要求背景建模技术具有鲁棒性。常用的背景建模技术分为基于像素的背景建模方法和基于块的背景建模方法。

基于像素的背景建模方法根据像素的分布特性来构造背景模型,如 Friedman 等<sup>[1]</sup>提出的混合高斯背景建模方法(GMM),图像中每个像素的混合高斯概率模型由 3 个高斯成分组成,此方法效果显著。随后,Stauffer 等<sup>[2]</sup>提出一种更为一般的混合高斯背景建模方法,在学习模型的参数过程中,采用在线  $K$  均值近似的方法代替了严格的期望最大(Expectation Maximization, EM)算法,提高了混合高斯模型学习的效率。此后学者又对混合高斯模型做了各种改进<sup>[3-7]</sup>。此外,Elgammal 等<sup>[8]</sup>利用核密度估计提出一种非参数背景建模算法,该方法不假设背景模型满足某种概率分布,直接利用先前获得的像素来估计当前像素为背景的概率。Stenger 等<sup>[9]</sup>在背景建模中使用了一种拓扑自由的隐马尔科夫模型来处理光照的变化。霍东海等<sup>[10]</sup>提出基于主成份分析的背景建模方

到稿日期:2015-01-06 返修日期:2015-05-11

蒋泳森(1990-),男,硕士,主要研究方向为机器学习与计算机视觉, E-mail: 843130988@qq.com;肖 泉(1985-),男,博士,助理研究员,主要研究方向为图像处理与模式识别;王守觉(1925-),男,研究员,博士生导师,中国科学院院士,主要研究方向为图像处理、神经网络及模式识别。

法。此外,维纳滤波波<sup>[11]</sup>、条件随机场<sup>[12]</sup>等方法也被用于基于像素的背景建模中。

基于块的背景建模方法将图像分为许多个重叠或非重叠的小块,再使用每个块的特征来构造背景模型,与单个像素相比,块能够获得更多的空间分布信息,使得背景模型对于场景的局部小范围变化不敏感。如 Seki 等<sup>[13]</sup>利用相邻块之间的图像变化在空间上的同现现象来改善对前景目标的检测效果。Matsuyama 等<sup>[14]</sup>使用归一化向量距离来度量块之间的相关性。Heikkila 等<sup>[15]</sup>用每个像素邻域内的 LBP(Local binary pattern)直方图去描述背景模型。Chen 等<sup>[16]</sup>提出一种分级的背景建模方法,在利用基于块的背景模型对运动目标做检测的基础上,再利用基于像素的背景建模做进一步检测来获得准确的模型。

本文提出了基于像素的背景建模方法,传统的基于像素的建模方法提取的特征往往是 RGB 幅度特征,本文将 RGB 特征转化成空间矢量方向特征,并且发现这种特征明显优于传统的 RGB 特征,传统的 RGB 特征容易产生空洞和阴影误检测等缺陷,而本算法明显克服了这一不足。采用矢量均值聚类方法来学习出背景参数便完成了本算法的第一部分即初始背景的建模;第二部分更新算法将当前图像也用来更新背景模型,为了不让数据出现过度饱和,我们采取遗忘因子的方式。算法的实验结果能够有效地减少空洞的产生,削弱阴影的影响,并且当场景改变时能及时有效地更新背景。所提算法流程如图 1 所示。

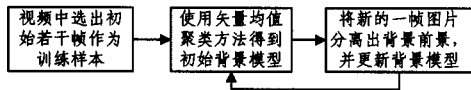


图 1 算法流程

## 1 初始背景模型学习

### 1.1 图像像素的矢量方向特征的提出

传统的背景建模选取的特征一般为幅度值,并以此特征来构建背景模型,然而这样的背景模型往往会带来一些问题。图 2 所示为一个以 rgb 为轴的空间直角坐标系,其中 A 点对应图像中人身上的黑色衣服,而 B 点对应于人后面灰色的门,显然 A、B 应分别属于前景和背景两个不同的类,然而由图 2 可知,A 和 B 的幅度值比较接近,若以幅度为特征就容易把它们分为一类,但若使用方向作为特征,A 和 B 显然被分为两类;再如 C、D 两点,C 点代表地面的泥土,D 点则代表着人的阴影部分,若以幅度作为特征分类,C 与 D 显然不属于一类,然而若用矢量方向作为特征,C、D 的方向十分接近属于同一个类(背景类)。由此可见,当背景与前景在幅度值上比较接近时,传统的方法就显得无能为力,而矢量方向特征能够很好地区分开。幅度值特征只包含模长一个信息,而方向特征则包含两个信息,因为在球坐标系里面,要确定一个方向需要 $(\theta, \varphi)$ 两个角度,显然方向特征所包含的信息量要多于幅度值特征,因此相比于传统的幅度值特征,以矢量的方向特征进行背景建模有其独特的优势。

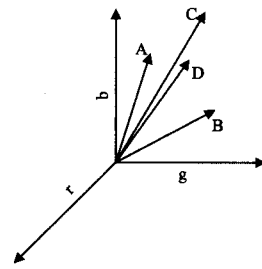


图 2 矢量方向示意图

### 1.2 矢量方向均值聚类

本文利用高维空间中对应矢量间的夹角作为同类样本相似性的一种度量方式,提出一种矢量方向均值聚类算法。设  $X = \{x_i | i = 1, 2, \dots, M\}$  为  $N$  维空间  $R^N$  中的有限样本集合,其中  $M$  为样本数目,矢量方向均值聚类算法的目的是从高维空间中找到一组聚类中心矢量  $P = [p_1, p_2, \dots, p_K]$  ( $p_i$  为单位向量),使其实现样本集  $X$  在空间分布中沿着  $K$  个方向上的紧凑划分。因此可将该聚类问题归结为如下目标函数的最小化形式:

$$\min \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in S_k} \theta(x_i, p_k) \quad (1)$$

其中,  $\theta(x_i, x_j) = \arccos\left(\frac{\text{abs}(\langle x_i, x_j \rangle)}{|x_i| \cdot |x_j|}\right)$ ,  $K$  表示分类总数,  $S_k$  表示第  $k$  类集合,  $\text{abs}(\cdot)$  表示取绝对值,  $\langle \cdot \rangle$  表示内积。

采用式(1)形式的目标函数并不利于求解。为此,本文对上述目标函数形式进行等价转化,图 3 给出了矢量夹角等价示意图。由图可知,若对样本进行归一化后即将所有样本点均映射至同一超球面上,则此时矢量夹角最小化等价于样本点在中心矢量上的投影残差最小。我们将归一化后的样本集表示为  $\bar{X} = \{\bar{x}_i | i = 1, 2, \dots, M\}$ , 则式(1)可以转化为如下目标函数最小化:

$$\begin{aligned} J &= \sum_{k=1}^K \sum_{i \in \Omega_k} \|\bar{x}_i - \langle p_k, \bar{x}_i \rangle \bar{x}_i\|_2^2 \\ &= \sum_{k=1}^K \sum_{i \in \Omega_k} \|\bar{x}_i - \omega_{ik} \bar{x}_i\|_2^2 \end{aligned} \quad (2)$$

式中,  $\Omega_k$  表示第  $k$  类样本集,  $\langle \cdot \rangle$  为内积,  $\omega_{ik} = \langle p_k, \bar{x}_i \rangle$  为  $\bar{x}_i$  在  $p_k$  上的投影系数。

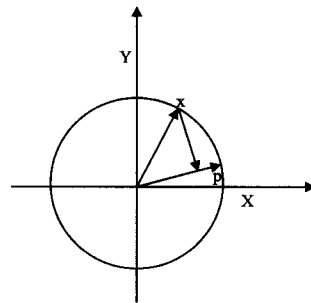


图 3 矢量夹角最小等价示意图

对式(2)目标函数进行最小化求解,首先将目标函数表述为矩阵表达形式:

$$J = \|\bar{X} - PW^T\|_2^2 + \lambda \|W\|_2^2 \quad (3)$$

其中,  $\bar{X} = [\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_M]$ ,  $P = [p_1, p_2, \dots, p_K]$ ,  $W$  定义为权值系数矩阵并且有

$$W(i, k) = \begin{cases} \langle p_k, \bar{x}_i \rangle, & i \in \Omega_k \\ 0, & i \notin \Omega_k \end{cases}$$

令

$$\frac{\partial J}{\partial P} = -\bar{X}W + PW^T W + \lambda \|W\|_2^2 = 0$$

易得

$$P = (\bar{X}W)(W^T W + \lambda I)^{-1} \quad (4)$$

算法流程:

(1) 固定权值矩阵  $W$ , 由式(4)得到  $P^{(t+1)}$ , 并进行归一化;

(2) 固定  $P$ , 依据矢量夹角最小原则对样本重新分类, 得到  $W^{(t+1)}$ ;

(3) 若  $\|P^{(t+1)} - P^{(t)}\|_2 \leq \epsilon$  或  $t = T_{\max}$ , 则算法结束; 否则令  $t = t + 1$ , 并重复步骤(1)、(2)直到迭代结束。

在实际应用中, 上述算法涉及到矩阵求逆以及矩阵相乘运算, 运算量极大, 不适合实际应用, 这里给出一种简化算法:

(1) 初始化中心向量  $P^{(0)}$ ;

(2) 依据矢量夹角最小原则对样本分类;

(3) 更新每一类的中心矢量, 可以把每一类中向量的均值作为中心矢量, 得到  $P^{(t)}$ ;

(4) 若  $\|P^{(t+1)} - P^{(t)}\|_2 \leq \epsilon$  或  $t = T_{\max}$ , 则算法结束; 否则令  $t = t + 1$ , 并重复步骤(2)、(3)直到迭代结束。

### 1.3 基于矢量方向均值聚类的背景建模

取视频的初始  $N$  (本实验中  $N$  取 100) 帧作为训练背景模型的样本, 对每一张图片, 设图像的尺寸为  $m \times n$ , 对于每一个像素共有  $N$  个样本, 对它做矢量方向均值聚类, 分成  $K$  (本实验中  $K$  取 5) 类, 总共执行  $m \times n$  次, 便能得到背景模型, 记为:

$$B(i, j, p_1, p_2, \dots, p_K), 0 \leq i \leq m, 0 \leq j \leq n$$

其中,  $i, j$  表示背景模型的第  $i$  行第  $j$  列,  $p_1, p_2, \dots, p_K$  表示第  $i$  行第  $j$  列的聚类中心。下一步进行前景提取, 假设新来的一帧图片记为  $I(i, j)$ , 它的前景模型为  $F(i, j)$ , 以下是前景提取算法。

对图像的每个像素进行如下操作:

如果存在  $k$ , 使得

$$\arccos\left(\frac{I(i, j)B(i, j, p_k)}{\|I(i, j)\|^{1/2} \|B(i, j, p_k)\|^{1/2}}\right) < \epsilon \quad (5)$$

成立, 即当前像素落在第  $k$  个背景模型中, 则  $I(i, j)$  是背景,  $F(i, j) = 0$ ; 否则  $I(i, j)$  是前景,  $F(i, j) = 255$ 。其中,  $B(i, j, p_k)$  表示  $(i, j)$  点背景模型的第  $k$  个中心矢量,  $\epsilon$  为背景阈值, 该阈值的选择对前景提取的效果有着很大的影响,  $\epsilon$  太大很容易把前景误判为背景, 太小则会造成前景缺失, 本文通过不断修改试验的方法得知  $\epsilon$  取 0.0785 最佳。

## 2 更新背景模型

### 2.1 更新背景模型的意义

任何一个场景都不是一直不变的。比如早上、中午、晚上的光线照射情况完全不同; 再比如在监控视频中, 由于摄像头可能会动态改变拍摄角度, 在这种情况下背景将会有相当大的改变, 甚至与之前的背景完全不一样。如果不更新背景模型, 实际应用的意义就会很小, 因此对背景模型的动态更新显得十分的必要。

### 2.2 更新背景模型的算法

对于一张新的图片, 它反映了当前场景的特征, 所以不仅要把它先分类成背景和前景, 更要利用它的信息来更新背景模型, 而老的背景模型所反映的是先前的场景, 它对于当前的新背景有一定的借鉴作用, 本文采用加权平滑的方式来动态更新背景模型。对于一张新来的图片  $I(i, j)$ , 老背景记为  $B(i, j, p_1, p_2, \dots, p_K)$ , 更新后的新背景记为  $NB(i, j, p_1, p_2, \dots, p_K)$ , 具体的算法如下。

对  $I(i, j)$  的每个像素做如下操作:

(1) 首先初始化  $B(i, j, p_1, p_2, \dots, p_K)$  每个类的权值  $\omega_k = \frac{\sum_{i \in \Omega_k} 1}{N}$ ,  $\Omega_k$  表示第  $k$  类空间。

(2) 判断  $I(i, j)$  是否属于老背景模型。

a) 若属于老背景模型, 即存在  $k$  使得式(5)成立, 则更新背景第  $k$  个类中心及权值, 其他类中心和权值不变。

$$NB(i, j, p_k) = (1 - \alpha)B(i, j, p_k) + \alpha I(i, j)$$

$$\omega_{k, t+1} = (1 - \rho)\omega_{k, t} + \rho$$

其中,  $\alpha$  是遗忘因子, 本文取  $\alpha = 0.8$ ,  $\rho$  为权值更新参数, 本文取  $\rho = 0.08$ 。

b) 若不属于老背景模型, 即对于所有的  $k$  都不满足式(5), 删除权值最小的类, 同时建立新的聚类, 并且把  $I(i, j)$  对应的矢量方向作为这个新类的中心, 把它的权值设置为一个较小的数(本文取 0.03)。

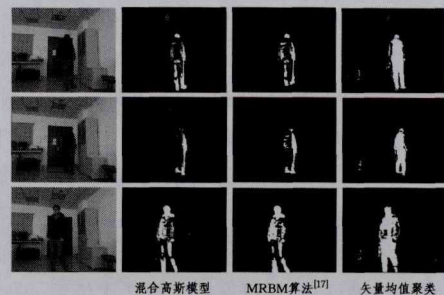
(3) 记新的图像  $I(i, j)$  对应前景为  $F(i, j)$ 。

如果  $I(i, j)$  属于第  $k$  个类, 并且它对应的权值  $\omega_k$  大于阈值  $\epsilon\_weight$  (本文取 0.25), 则  $I(i, j)$  为背景,  $F(i, j) = 0$ ; 否则  $I(i, j)$  为前景,  $F(i, j) = 255$ 。

## 3 实验结果与分析

为验证所提动态背景建模方法的有效性, 分别选取若干视频段进行实验。所选取的视频段包括室内、室外及场景变化 3 种情况, 并分别采用混合高斯模型方法(MOG)和 MRBM 方法与本文方法进行比较。本实验 PC 机主频为 2.4 GHz, 实验程序基于 VS2008 环境采用 C++ 语言编写。由于所提背景模型方法估计出的背景是场景的矢量方向特征, 与传统 RGB 分量值不同, 无法直接利用纹理图像显示背景, 因此比较实验均以前景目标提取的效果作为对比。

图 4 所示为针对一段室内实际拍摄的视频(该视频分辨率为  $352 \times 288$ , 长度为 340 帧), 分别采用 GMM 方法、MRBM 方法及本文方法的前景提取效果对比图。



从上到下分别为第 219、231、267 帧, 训练图像为前 100 帧

图 4 室内视频前景提取样例

由图4可见,由于GMM方法和MRBM方法是基于场景的灰度统计特性来估计背景的,因此当目标灰度值与背景灰度值接近时会产生空洞现象,从而使得前景目标提取不完整。而本文方法所得结果中空洞现象明显减小,提取出来的前景目标相对比较完整。为了更加定量地说明本文方法的有效性,定义一个叫做平均空洞数 $S$ 的量,其定义如下:

$$S = \frac{\sum_{i=1}^n L_i}{L} \quad (6)$$

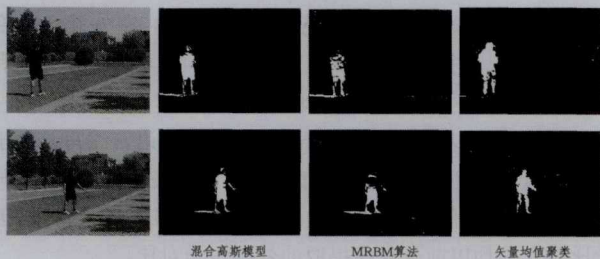
其中, $L$ 表示总的帧数, $L_i$ 表示第 $i$ 帧的空洞数目, $L_i$ 可以这样确定:把人分为头部、胸部、腹部、手臂上下部、大腿、小腿这几个部位,然后在这几个部位分别找较为明显的空洞,为了简化人工寻找的难度,同一个部位重复出现空洞只算一次,如图4混合高斯模型第219帧的空洞数为4(分别为头部、胸部、腹部、大腿部),再如矢量均值聚类第267帧空洞数为3(分别为腹部、左手臂上下部)。为了降低难度,我们在测试集的240帧里随机挑选100帧进行测试,结果如表1所列。

表1 各种算法的平均空洞数值

算法	混合高斯	MRBM	矢量均值聚类
$S$	4.8	4.3	3.2

由表1可看出矢量均值聚类算法的平均空洞数小于其他两种算法,可进一步证实本算法的有效性。

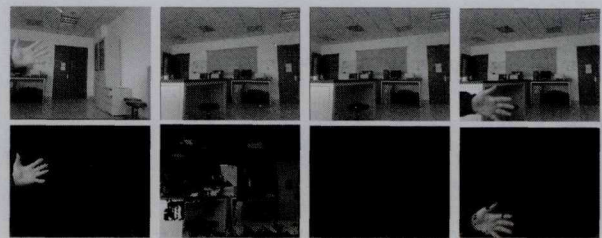
图5所示为针对一段室外视频(该视频的分辨率为 $320 \times 240$ ,长度为400帧),分别采用GMM方法、MRBM方法及本文方法的前景提取效果对比图。由图5可见,GMM方法和MRBM方法由于基于场景的灰度统计特性来估计背景,且阴影的灰度与地面的灰度有着明显的差异,因此将阴影当做前景目标误提取出来。而矢量均值法基于场景的矢量方向特性来估计背景,阴影的矢量方向与地面的矢量方向较接近,所以能够有效地去除阴影,因此也论证了本文方法的有效性。



上、下图分别为第223、276帧,训练图像为前100帧

图5 室外视频前景提取样例

为验证本文所提方法针对场景变化时的背景更新性能,选取一段场景变化的视频进行实验,该视频分辨率为 $352 \times 288$ ,长度为1040帧,在这段视频中摄像机共改变了3次位置即这段场景共有4个背景,切换的点分别为第91帧、第415帧、第771帧。图6所示为镜头第一次变化时,采用本文方法的前景提取效果图。第71帧为场景未变化时的前景提取效果,当第91帧场景发生变化时,开始更新背景,第143帧时背景更新完毕,耗时约2s,第150帧为场景更新后的前景提取效果。由实验结果可知,在摄像机进行3次位置变化时,背景模型都能迅速有效更新,耗时均约为2s,因此本文所提方法在背景更新阶段具有稳定、高效的特点。



(a)第71帧 (b)第91帧 (c)第143帧 (d)第150帧  
第一行为原始视频序列,第二行为前景序列,第91帧场景发生变化

图6 场景变化背景更新样例

**结束语** 本文提出一种基于图像矢量方向特征的背景建模方法,采用像素的方向特征来估计当前像素点的背景模型。本方法能够完整地提取出前景,有效地避免了传统方法所产生的空洞。此外对于传统方法无法去除阴影干扰的问题,本方法也能够有效地解决。最后,当场景发生改变时,本方法能够快速稳定地对背景进行更新,具有一定的实际应用意义。

## 参考文献

- [1] Friedman N, Russel S. Image segmentation in video sequence: a probabilistic approach[C]// Proceedings of the 13<sup>th</sup> Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. Providence, USA; Morgan Kaufmann, 1997: 175-181
- [2] Stauffer C, Grimson W E L. Learning patterns of activity using real-time tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 747-757
- [3] Kaewtrakulpong P, Bowden R. An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection[C]// Proceedings of the 2<sup>nd</sup> European Workshop on Advanced Video Based Surveillance Systems. Providence, USA; Kluwer Academic Publishers, 2001: 1-5
- [4] Zivkovic Z, van der Heijden F. Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(7): 773-780
- [5] Lee D S. Effective Gaussian mixture learning for video background subtraction[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(5): 827-832
- [6] Power P W, Schoonees J A. Understanding background mixture models for foreground segmentation[C]// Proceedings of Image and Vision Computing New Zealand. Auckland, New Zealand; Auckland University Press, 2002: 267-271
- [7] Wang Yong-zhong, Liang Yan, Pan Quan, et al. Spatiotemporal background modeling based on adaptive mixture of gauss[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(4): 371-378 (in Chinese)  
王永忠, 梁彦, 潘泉, 等. 基于自适应混合高斯模型的时空背景建模[J]. 自动化学报, 2009, 35(4): 371-378
- [8] Elgammal A, Duraiswami R, Harwood D, et al. Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance[J]. Proceedings of the IEEE, 2002, 90(7): 1151-1163
- [9] Stenger B, Ramesh V, Paragios N, et al. Topology free hidden Markov models: application to background modeling[C]// Proceedings of 8<sup>th</sup> International Conference on Computer Vision.

[10] Huo Dong-hai, Yang Dan, Zhang Xiao-hong, et al. Principal component analysis based codebook background modeling algorithm [J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(4): 591-600 (in Chinese)  
霍东海, 杨丹, 张小洪, 等. 一种基于主成分分析的 Codebook 背景建模算法 [J]. 自动化学报, 2012, 38(4): 591-600

[11] Toyama K, Krumm J, Brumitt B, et al. Principles and practice of background maintenance [C] // Proceedings of the 7<sup>th</sup> International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece; IEEE, 1999; 255-261

[12] Wang Y, Loe K F, Wu J K. A dynamic conditional random field model for foreground and shadow segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(2): 279-289

[13] Seki M, Wada T, Fujiwara H, et al. Background subtraction based on cooccurrence of image variations [C] // Proceedings of

IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C, USA; IEEE, 2003; 65-72

[14] Matsuyama T, Ohya T, Habe H. Background subtraction for non-stationary scenes [C] // Proceedings of the 4<sup>th</sup> Asian Conference on Computer Vision. Taipei, Taiwan; University Trier Press, 2000; 114-116

[15] Heikkila M, Pietikainen M. A texture-based method for modeling the background and detecting moving objects [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(4): 657-662

[16] Chen Y T, Chen C S, Huang C R, et al. Efficient hierarchical method for background subtraction [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(10): 2706-2715

[17] Liu Ya-zhou, Yao Hong-xun, Gao Wen, et al. Nonparametric Background Generation [C] // International Conference on Pattern Recognition (ICPR). 2006; 916-919

(上接第 265 页)

$$\tilde{Z}_3(\omega) = [(s_5^{11}, 0.21), (s_8^{11}, -0.39)]$$

$$\tilde{Z}_4(\omega) = [(s_5^{11}, -0.37), (s_7^{11}, 0.09)]$$

对  $\tilde{Z}_j(\omega)$  进行两两比较构造可能度矩阵:

$$P = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.54 & 0.22 & 0.35 \\ 0.46 & 0.5 & 0.17 & 0.31 \\ 0.78 & 0.83 & 0.5 & 0.64 \\ 0.65 & 0.69 & 0.36 & 0.5 \end{bmatrix}$$

设  $\tilde{Z}_j(\omega)$  的优序数为  $\tau(\tilde{Z}_j)$  ( $j=1, 2, 3, 4$ ), 则  $\tau(\tilde{Z}_1)=1$ ,  $\tau(\tilde{Z}_2)=0$ ,  $\tau(\tilde{Z}_3)=3$ ,  $\tau(\tilde{Z}_4)=2$ .

因为  $\tau(\tilde{Z}_3) > \tau(\tilde{Z}_4) > \tau(\tilde{Z}_1) > \tau(\tilde{Z}_2)$ , 所以  $A_3 > A_4 > A_1 > A_2$ , 即最优方案为  $A_3$ 。该排序与文献[7]的研究成果一致, 证明了本方法的有效性和可行性, 且该方法计算较简单。

**结束语** 本文研究了属性权重部分未知或完全未知且属性值为多粒度不确定语言评价信息的多属性群决策问题, 主要工作如下: 1) 采用二元语义处理语言型信息, 有效避免了多粒度区间语言评价信息集结和运算时出现的信息损失和扭曲; 2) 基于矢量相关系数的确定属性权重的客观赋权方法弥补了距离测度易造成信息混淆的不足, 且思路清晰, 为属性权重求解提供了新思路; 3) 采用区间数的优序数排序方法对各方方案排序择优, 相比可能度公式更简洁, 且具有保序性。

### 参考文献

[1] Herrera F, Herrera-Viedma E, Martinez L. A fusion approach for managing multi-granularity linguistic term set in decision making [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2000, 114(1): 43-58

[2] Herrera F, Martinez L. A model based on linguistic 2-tuples for dealing with multi-granular hierarchical linguistic contexts in multi-expert decision making [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 2001, 31(2): 227-234

[3] Liu Yang, Fan Zhi-ping. A group decision-making method with multi-granularity uncertain linguistic information [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2009, 30(4): 601-604 (in Chinese)  
刘洋, 樊治平. 一种具有多粒度不确定语言信息的群决策方法

[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2009, 30(4): 601-604

[4] Fan Zhi-ping, Liu Yang. A method for group decision making based on multi-granularity uncertain linguistic information [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(5): 4000-4008

[5] Xu Xin-qing, Xu Min-xiang, Cheng Jun-mo. A projection model based on linguistic term indices in uncertain linguistic multi-attribute decision making [J]. Mathematics in Practice and Theory, 2009, 39(10): 1-6 (in Chinese)  
徐新清, 徐敏祥, 程钧谟. 构建不确定语言型多属性决策的投影模型 [J]. 数学的实践与认识, 2009, 39(10): 1-6

[6] Zhang Zhen, Guo Chong-hui. A multi-granularity uncertain linguistic group decision-making method based on relative entropy [J]. Journal of Dalian University of Technology, 2012, 56(6): 921-927 (in Chinese)  
张震, 郭崇慧. 基于相对熵的多粒度不确定语言型群决策方法 [J]. 大连理工大学学报, 2012, 52(6): 921-927

[7] Liu Xi, Wang Xiao, Chen Hua-you. A multiple attribute group decision making method based on multi-granularity interval two-tuple linguistic information [J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2011, 34(1): 155-159 (in Chinese)  
刘兮, 王晓, 陈华友. 一种多粒度区间语言信息的多属性群决策方法 [J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2011, 34(1): 155-159

[8] Gao Feng-ji. Possibility degree and comprehensive priority of interval numbers [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2013, 33(8): 2033-2039 (in Chinese)  
高峰记. 可能度及区间数综合排序 [J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33(8): 2033-2039

[9] Salton G, McGill M J. Introduction to modern information retrieval [R]. New York; McGraw-Hill, 1987

[10] Zhang Yuan-lin, Kuang Xing-hua. Approach for multi-attribute group decision-making with multi-granular linguistic preference matrices [J]. Control and Decision, 2008, 23(11): 1296-1300 (in Chinese)  
张园林, 匡兴华. 一种基于多粒度语言偏好矩阵的多属性群决策方法 [J]. 控制与决策, 2008, 23(11): 1296-1300