

文章编号:1007-2780(2017)09-0748-07

基于局部块模型的复杂场景行为识别算法

周英姿, 王正勇, 卿鄰波, 何小海*

(四川大学 电子信息学院, 四川 成都 610065)

摘要:针对视觉词袋模型与局部块模型特征相结合的算法在真实的复杂场景中识别率不高的问题,本文提出一种基于局部块模型与特征预处理、特征泛化相结合的行为识别算法。本文算法在视觉词袋模型的基础上,采取局部块模型与随机采样相结合的方法提取特征,对特征做预处理,减小了数据冗余,消除了特征之间的相关性,并且使处理后的特征更接近原始视频特征,同时对编码后特征做泛化处理,避免过拟合现象。本文在 HMDB51 标准视频库上进行实验,结果表明本文算法较原算法识别率提高 2.1%,较其他同类算法也有一定的提升,验证了该算法的有效性。本文算法对视频量大、背景复杂、真实场景的视频集具有较好的识别效果。

关键词:行为识别;视觉词袋模型;局部块模型;特征预处理;特征泛化处理

中图分类号:TP394.1;TH691.9 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20173209.0748

Action recognition algorithm under complex scenes based on local part model

ZHOU Ying-zi, WANG Zheng-yong, QING Lin-bo, HE Xiao-hai*

(College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University., Chengdu 610065, China)

Abstract: In order to solve the accuracy of the action recognition system in complex scenes, an improved method based on local part model, feature pre-processing and feature generalization is proposed. The algorithm is based on the bag of the visual words. Local part model and random sampling are used to extract features. The redundancy of the features and the relationship between the features are reduced by the pre-processed procedure. The features processed are closer to the original features, meanwhile the features are generalized to prevent the over fitting. To demonstrate the performance of the proposed method, experiments are carried on HMDB51 datasets. The results show that the algorithm has higher efficiency than the original in complex environment. Compared with other methods, the proposed algorithm shows more accurate. It has a better recognition effect on video sets with large volume, complex background and real scene.

收稿日期:2017-04-14; **修订日期:**2017-06-08.

基金项目:成都市科技惠民项目(No.2015-HM01- 00293-SF);特殊环境机器人技术四川省重点实验室开放基金(No.14zxtk03);国家自然科学基金委员会和中国工程物理研究院联合基金(No.11176018)

Supported by the Technology Program of Public Wellbeing of Chengdu(No.2015-HM01- 00293-SF); the Open Fund of Robot Technology Used for Special Environment Key Laboratory of Sichuan Province (No. 14zxtk03); National Natural Science Foundation of China(No.11176018)

* 通信联系人, E-mail: hxx@scu.edu.cn

Key words: action recognition; bag of the visual words; local part model; feature pre-processing; feature generalization

1 引言

基于视频的人体动作行为识别已成为计算机视觉研究领域的重要方向之一。人体动作行为识别在体育训练、虚拟现实、人机交互^[1]等领域具有非常广阔的应用前景。但由于复杂背景下目标遮挡,光照变化,摄像机移动等问题,行为识别仍面临很大的挑战。近年来,人体行为识别方面的研究取得了显著的成绩,其中较为突出的有基于视觉词袋模型(BOVW)的深入研究,其原型是由Laptev提出的特征词袋模型(BOF)^[2]。文献[3]提出了三层Kmeans聚类,分别在原始视频层、每个动作类别层、最终的码书层进行Kmeans聚类,有较好的鲁棒性,并且减少了内存需求。Shi^[4]等提出了梯度边界直方图(GBH)描述特征,使用极坐标表示梯度大小和方向,统计图像梯度方向的时间导数直方图来表示特征,与HOF(光流方向直方图),HOG(梯度方向直方图)等相比,GBH更加强化了运动边界,提取的特征更有助于识别。文献[5]提出融合手指形状及粒子群优化算法,该算法采用曲线拟合算法定位手指中轴线,然后采用分步对齐方法提取手指轮廓特征和几何特征,最后采用粒子群算法进行优化,以进一步提高识别准确率。文献[6]基于对比度变化不敏感的相位一致性和局部方向信息,提出一种多模态鲁棒的角点和线段特征提取方法,在对比度差异显著的多模态图像之间提取较多的共性角点和线段特征。

最近研究者们展开了对复杂背景、真实性较强、数据量大的数据库的研究,都具有较好的识别效果^[7-8],文献[9]提出了局部块模型,解决了视觉词袋模型中特征的时空无序性。文献[10]在视觉词袋模型的基础上提取特征,最终的统计直方图矢量维度很高,特征之间相关性大、数据冗余度高。文献[11]中通过对比实验验证了在视觉词袋模型中预处理步骤的重要性。本文提出的算法对文献[4]中的算法进行了优化,基于视觉词袋模型上采用局部块模型与随机采样结合来提取特征,通过零相位成分分析(ZCA)法对特征进行预处

理,减小了数据冗余,消除了特征之间的相关性,并且ZCA白化后的特征数据更加接近原始视频特征,有利于提升识别率。同时,通过对编码后的特征进行泛化处理,不仅抑制了无关的特征信息,强化有用的特征信息,而且还可以简化模型,防止过拟合现象。

2 视觉词袋模型及局部块模型的原理

2.1 视觉词袋模型

视觉词袋模型(bag of visual words)是将最初应用到文档分类中的特征词袋模型(bag of features)应用到计算机视觉领域。一幅图像对应一个文本,图像中的特征即视觉词汇对应文本中的“单词”,忽略掉文本中的语法、句法和单词顺序,用一组无序的单词表述一段文字或文档。两者对应关系如表1所示。

表1 视觉词袋模型与特征词袋模型对应关系

Tab.1 Relationship of bag of visual words and bag of features

文档集	文本	单词	字典
图像集	图像	视觉词汇	视觉词典

视觉词袋模型用于分类识别时的主要步骤为:(1)运动特征提取与描述;(2)聚类生成视觉词典;(3)直方图统计生成码书;(4)将码书送入分类器。其流程图如图1所示。其中特征的提取与特征的处理对识别率有非常重要的影响。

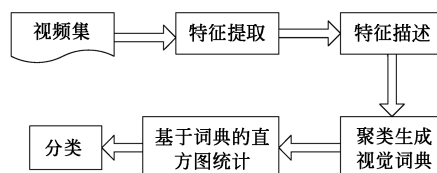


图1 视觉词袋模型流程图

Fig.1 Flow chart of the bag of visual words

本文采用高斯混合模型(GMM),对提取的特征进行聚类,构建视觉词典。假设数据服从混

合高斯分布,通过调整高斯模型的个数 K ,可以逼近任何连续分布的概率密度。高斯混合模型描述的是特征分类情况和聚集程度。每个高斯混合模型由 K 个高斯分布线性组合形成,其概率密度函数如式(1)所示。其中 K 表示码书大小, $(\pi_k, \mu_k, \sum_k)$ 表示模型参数,包括先验概率 π_k , 均值 μ_k , 对角协方差矩阵 $\sum_k$, $p(k)$ 是第 k 个高斯概率分布的权重, $P(x|k)$ 是第 k 个高斯概率密度。

$$P(x) = \sum_{k=1}^K p(k) P(x|k) = \sum_{k=1}^K \pi_k N(X|\mu_k, \sum_k). \quad (1)$$

假设有 M 个数据,服从 $P(x)$ 分布,要确定 GMM 的模型参数,需要找到一组参数,使得它所确定的概率分布生成这些数据的概率最大,即求解最大似然函数 $\prod_{i=1}^M P(x_i)$ 。对似然函数取对数得到 $\sum_{i=1}^M \log P(x_i)$, 即 $\sum_{i=1}^M \log \left\{ \sum_{k=1}^K \pi_k N(x_i|\mu_k, \sum_k) \right\}$ 。使用最大期望值算法(EM 算法)^[12] 估计高斯混合模型的参数,重复迭代 E step 和 M step,直到似然函数值收敛为止。

EM 算法步骤如下:

(1) E step: 每个数据 x_i , 由第 k 个高斯概率分布生成的概率如式(2)所示。在计算过程中,假设 $\mu_k, \sum_k$ 已知(使用初始值或上一次迭代所得的值)。

$$\gamma(i, k) = \frac{\pi_k N(x_i|\mu_k, \sum_k)}{\sum_{j=1}^K \pi_j N(x_j|\mu_j, \sum_j)}. \quad (2)$$

(2) M step: 由 E step 得到数据 x_i 由第 k 个高斯概率分布生成的概率,即生成 $\gamma(1, k)x_1, \gamma(2, k)x_2, \dots, \gamma(M, k)x_M$ 这些点。求解最大似然函数所对应的参数值得到式(3)(4)。其中 $M_k = \sum_{i=1}^M \gamma(i, k)$ 。

$$\mu_k = \frac{1}{M_k} \sum_{i=1}^M \gamma(i, k) x_i, \quad (3)$$

$$\sum_k = \frac{1}{M_k} \sum_{i=1}^M \gamma(i, k) (x_i - \mu_k)(x_i - \mu_k)^T. \quad (4)$$

2.2 局部块模型

基于文献[13]中用于图像分类的多尺度可变局部模型,文献[9]中提出了局部块模型,旨在解决视觉词袋模型中特征的时空无序性。在局部块模型中使用多尺度扫描窗口提取特征块,保留局部特征的空间信息与时间序列信息,解决了特征的时空无序性。局部块模型如图 2 所示,包括一个下采样粗糙的根块和几个精确的子块,根块是由原始视频下采样得到,其包含全局特征统计信息。子块包含局部重叠事件的空间和时间序列信息。

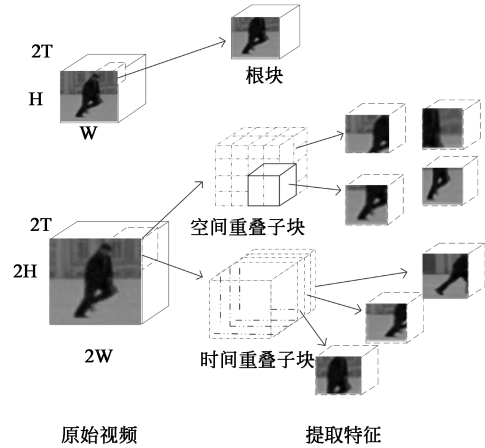


图 2 局部块模型

Fig.2 Local part model

局部块模型与随机采样相结合提取特征,分别用两个通道对根块和子块编码,然后将编码后的根块与子块特征结合,送入分类器进行分类识别。特征由根块和子块编码融合得到,特征矩阵维度大,数据多,当进行更密集的采样时,数据冗余度高,特征之间的相关性强,增加了计算负担,降低了识别准确率。针对以上不足,本文在第 3 节对算法进行优化。

3 改进的局部块模型识别算法

3.1 局部块模型算法预处理

在局部块模型与随机采样相结合对视频进行特征提取时,进行较密集的采样会导致特征矩阵数据量大,冗余性高,特征之间的相关性强,从而影响识别率。为此,本文提出了使用零相位成分分析法对特征预处理,消除了特征之间的相关性,减少了数据冗余,同时使最后得到的特征数据更

加接近原始视频数据。

零相位成分分析法^[14] (Zero-phase Component Analysis) 是一种多元统计中分析数据的方法,将原始的特征数据线性组合,对每一个主成分轴上的元素最大化样本方差,消除特征之间的相关性。随后通过映射矩阵将主成分空间特征数据转换回原始像素空间,ZCA 白化后的特征数据更接近原始数据,效果对比图如图 3 所示。

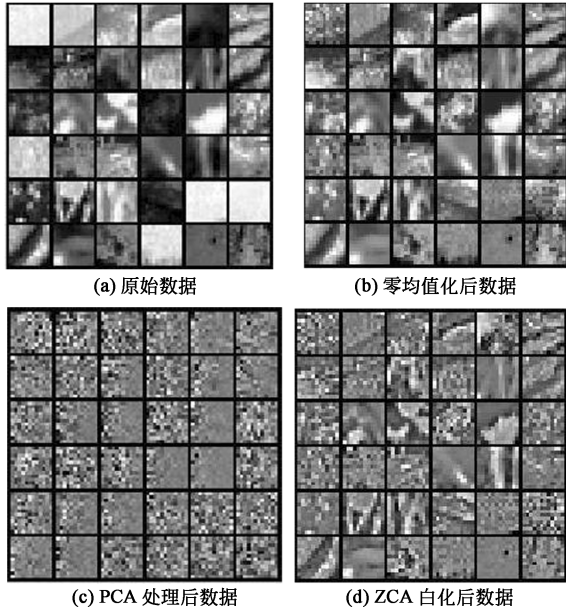


图3 PCA 与 ZCA 白化效果对比图

Fig.3 Comparison of PCA whitening and ZCA whitening

ZCA 白化算法流程如下(假设原始矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{n \times m}$, m 个样本,数据维度为 n):

(1)对原始矩阵 $\mathbf{X}$ 每一列做去均值化处理,矩阵列中每一个值减去该列均值, $x'_k = x_k - \mu_k$, 其中均值为 $\mu_k \in \mathbf{R}^{1 \times m}$, ($k \in \{1, 2, \dots, m\}$), $x_k \in \mathbf{X}$ 去均值化后矩阵记为 $x' \in \mathbf{R}^{n \times m}$;

(2)求去均值化后矩阵的协方差矩阵 $\mathbf{C}_{X'} = \mathbf{X}'\mathbf{X}'^T$, $\mathbf{C}_{X'} \in \mathbf{R}^{n \times m}$;

(3)求协方差矩阵的特征向量和特征值,将特征向量按对应特征值大小顺序排列成矩阵,记特征值矩阵为 $\mathbf{D} \in \mathbf{R}^{n \times n}$, 特征向量矩阵为 $\mathbf{U} \in \mathbf{R}^{n \times n}$;

(4)将原始像素空间特征映射至主成分空间,并且对主成分空间每个轴上的元素进行一个缩放,每个元素除以正则化后特征值的平方根 $\sqrt{\lambda_i + \epsilon}$, $\epsilon \neq 0$ 即 $\mathbf{D}^{-\frac{1}{2}}$, 得到 $\mathbf{X}_{ZCA} = \mathbf{U}\mathbf{D}^{-\frac{1}{2}}\mathbf{U}^T$ 。

(5)将主成分空间特征转换回原始像素空间,

$$\mathbf{Z}_X = \mathbf{X}_{ZCA} \mathbf{X}'$$

3.2 特征数据的泛化处理

基于局部块模型的人体动作行为识别算法,在使用训练集训练参数时,可能会出现过拟合现象。造成这一现象的原因是训练视频集具有噪声,在训练时也将噪声作为其参数,导致模型复杂。由于噪声的随机性,在对测试集进行测试时就会发生过拟合现象,导致测试结果差。欠拟合,过拟合和合适的拟合对比图如图 4 所示。可见欠拟合模型最简单,但效果很差,虽然过拟合使得训练分类效果好,但是其模型太过复杂,测试分类效果将会很差。为了防止这一现象,需要对其复杂度做出惩罚,简化模型。本文选用 L2 范数对特征编码后的特征进行泛化处理^[15],实现了对模型的空间限制,约束了变量影响力,抑制了无关信息,强调了有用信息。L2 范数定义如式(5)所示,让 $\|\mathbf{X}\|$ 最小,即使得 $\mathbf{X}$ 的每一个元素都最小,趋近于 0 但不等于 0。

$$\|\mathbf{X}\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (5)$$

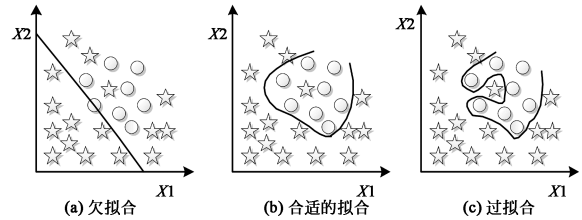


图4 欠拟合、过拟合和合适的拟合对比图

Fig.4 Comparison of under-fitting, overfitting and proper-fitting

3.3 改进的局部块模型算法流程

本文基于局部块模型的算法流程为:(1)特征提取与描述;(2)特征预处理;(3)特征编码生成码书;(4)泛化处理;(5)分类与识别。本文提出的算法首先将局部块模型与随机采样相结合对原始视频进行随机采样提取特征;然后用特征描述算子表述;而后采用零相位分析法对特征进行预处理,消除了特征间相关性,减少了数据冗余,同时也使得最后得到的特征更加接近原始视频特征;接着对特征进行编码,并且对编码后的特征进行泛化处理,避免过拟合现象;最后将生成的码书送入分类器中进行分类识别。

4 实验结果及分析

本文在 HMDB51^[16] 标准视频库上进行试验,评估本文算法的有效性。实验采用的方法是使用随机采样对视频集进行采样,并且对于较长时间视频进行分段处理。设置每个视频段最大帧数为 160,超过 160 帧的视频切分成若干视频段,并按照相同的比率进行采样。使用梯度边界直方图(GBH)描述算子表示特征,随后,使用 ZCA 白化进行特征预处理,然后使用高斯混合背景模型(GMM)构建视觉词典,接着使用 FV(Fisher Vector)特征编码,最后对编码后的特征进行泛化处理,送入线性分类器分类识别。

实验环境:软件配置为 VS2010,Opencv2.4.10;计算机配置为 Intel(R) Core(TM) i5,CPU 2.3G 处理器,4.00 GB 安装内存(RAM) 64 位 Window 7 系统。

4.1 数据集

HMDB51 是目前最复杂的真实场景下的动作行为数据集之一,其包括 51 个动作类别,6 766 个视频片段,每个动作类别至少 101 个视频片段。该数据集主要源于复杂多样的电影、Internet 和 Google 视频等。因背景复杂多样,数据量大,造成了识别率低。其样本图如图 5 所示。



图 5 HMDB51 视频数据集样本

Fig.5 Sample of frames from HMDB51

4.2 实验结果与分析

本文采用 GBH 描述算子,在 HMDB51 标准数据库上进行实验。由于采用随机采样方法提取特征,因此在数据库上重复 3 次实验得到平均识别率。对原始视频每随机采样一个根块视频,相应地采样 $8(2 \times 2 \times 2)$ 个重叠的局部子块。采用 8 位二进制量化直方图,每一个特征块维度 D_0 大小为 64 维。每个局部块模型特征分别有两个数据通道,其一为 64 维的根块通道,另一个为 512 维的子块通道。分别对两个通道内的特征数据 FV 编码,然后将根块与子块组合,送入线性分类器。

图 6 为识别准确率随扫描窗口重叠率变化图。本文算法基于局部块模型与随机采样相结合提取特征,使用扫描窗口法提取局部根块和子块。扫描窗口的重叠率与识别准确率紧密相关。本文分别采用 4 组窗口重叠率在 HMDB51 库上进行实验。窗口重叠率分别为 60%、70%、80%、90%。由图 6 可知,窗口重叠率从 60%到 80%,识别率有平缓的上升,但窗口重叠率从 80%到 90%,识别率没有上升反而有所下降。这是因为当重叠率增加到一定程度时,冗余数据增多,计算量更大,降低了识别率。

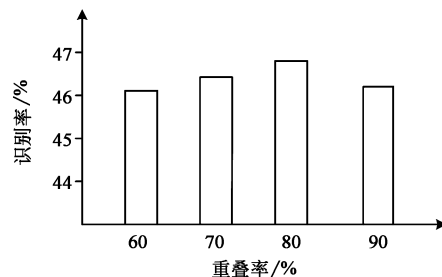


图 6 识别率随采样窗口重叠率变化图

Fig.6 Accuracy on HMDB51 with different overlap of sampling

本文采用高斯混合模型构建视觉词典,每一个高斯模型为一个聚类生成一个视觉词汇继而合成视觉词典。高斯模型个数 K 与视觉词典紧密相关,词典大小对于计算复杂度及最终识别率有直接影响。表 2 为高斯模型个数与 Fisher 向量个数对比。随着高斯模型个数的增加,Fisher 向量也随之增加。当词典规模较小时,相应的词典较简单,但同时使得一些不太相似的特征分配到同一个视觉词汇上,导致识别率低。随着高斯模型个数增加,生成的视觉词汇增加,码书较为丰富,识别率提高。从图 7 中

可以看出,从 64 个高斯模型到 128 个高斯模

表 2 高斯模型个数与 Fisher 向量个数对比

Tab.2 Comparison of the number of Fisher Vector with different number of GSM

高斯模型个数	Fisher 向量个数
64	12 288
128	24 576
256	49 152

型,识别率提升较大。

表3为原算法与本文算法在识别准确率上的对比。从表中可以发现,本文算法在识别准确率上较原算法有较大提升,且随着高斯模型个数的增加均有一定的提高。当高斯模型个数从64增加到128时,原算法的识别率提升0.9%,本文算法识别率提升1.7%,本文算法的提升更为显著。

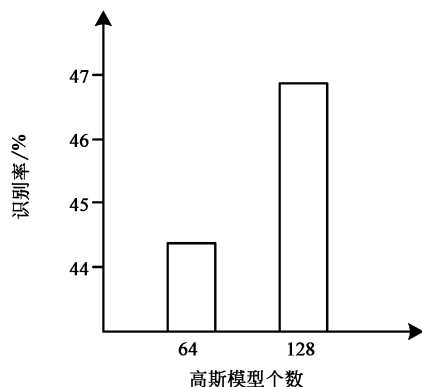


图7 识别率随高斯模型个数变化图

Fig.7 Accuracy on HMDB51 with different number of GSM

表3 本文算法与原文算法准确率对比

Tab.3 Comparison of accuracy on HMDB51 with LMP algorithm

高斯模型个数	原算法 ^[4]	本文算法
64	43.8	45.1
128	44.7	46.8

表4为本文算法在HMDB51数据库上的识别率与其他算法的对比。在实验中,从训练集中随机采样150 000个特征,进行混合高斯背景模型(GMM)建模,学习ZCA映射矩阵。HMDB51数据集由于视频量较大,背景复杂,导致识别率低。

但本文算法的识别率较其他算法仍具有一定的提升。这是因为使用了ZCA白化对特征进行了预处理,消除了特征之间相关性,减小数据冗余,同时使最后的特征数据更接近原始视频特征。并且在FV编码之后对特征做了泛化处理,强化了目标运动信息,提高了识别率。

表4 HMDB51数据库上本文算法与其他算法识别率对比

Tab.4 Comparison of accuracy on HMDB51 with other methods in the literature

算法	识别率/%
HMDB51 ^[15]	23.2
HOG3D ^[10]	34.7
MRP ^[17]	40.7
LPM(MBH) ^[10]	43.1
MBH ^[18]	44.0
HOF+MBH ^[19]	45.3
LPM(GBH) ^[4]	44.7
本文算法(GBH)	46.8

5 结 论

本文通过对视觉词袋模型和局部块模型的理论研究,分析了基于局部块模型的人体动作行为识别的不足之处,提出了基于局部块模型提取特征,结合ZCA白化对特征预处理,并对编码后特征进行泛化处理的人体行为识别方法。该方法通过预处理,消除了特征之间的相关性,减少了数据冗余。其次,对编码特征做泛化处理,简化模型,防止过拟合现象。在HMDB51标准数据库上进行实验,结果表明,本文算法较其他算法在识别率上有一定提升,同时本文算法对视频量大、背景复杂、真实场景的视频集具有较好的识别效果。

参 考 文 献:

- [1] KJELLSTRÖM H, ROMERO J, KRAGIĆ D. Visual object-action recognition: inferring object affordances from human demonstration [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2011, 115(1): 81-90.
- [2] LAPTEV I. Onspace-time interest points [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2005, 64(2/3): 107-123.
- [3] ELSHOUBAGY M, HEMAYED E, FAYEK M. Enhanced bag of words using multilevelk-means for human activity recognition [J]. *Egyptian Informatics Journal*, 2016, 17(2): 227-237.

- [4] SHI F, LAGANIERE R, PETRIU E. Gradient boundary histograms for action recognition [C]//*Proceedings of 2015 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*. Waikoloa, HI: IEEE, 2014: 1107-1114.
- [5] 刘富, 刘惠影, 高雷, 等. 基于手指融合特征和粒子群优化的手形识别[J]. 光学 精密工程, 2015, 23(6): 1774-1782.
LIU F, LIU H Y, GAO L, *et al.* Hand shape recognition based on fusion features of fingers and particle swarm optimization [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 23(6): 1774-1782. (in Chinese)
- [6] 赵春阳, 赵怀慈. 多模态鲁棒的局部特征描述符[J]. 光学 精密工程, 2015, 23(5): 1474-1483.
ZHAOC Y, ZHAO H C. Multimodality robust local feature descriptors [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 23(5): 1474-1483. (in Chinese)
- [7] WANGH, SCHMID C. Action recognition with improved trajectories [C]//*Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Sydney, NSW, Australia: IEEE, 2013: 3551-3558.
- [8] 刘智, 黄江涛, 冯欣. 构建多尺度深度卷积神经网络行为识别模型[J]. 光学 精密工程, 2017, 25(3): 799-805.
LIU Z, HUANG J T, FENG X. Action recognition model construction based on multi-scale deep convolution neural network [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(3): 799-805. (in Chinese)
- [9] SHI F, PETRIU E M, CORDEIRO A. Human action recognition from local part model [C]//*Proceedings of 2011 IEEE International Workshop on Haptic Audio Visual Environments and Games (HAVE)*. Hebei: IEEE, 2011: 35-38.
- [10] SHI F, PETRIU E, LAGANIERE R. Sampling strategies for real-time action recognition [C]//*Proceedings of 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Portland, America: IEEE, 2013: 2595-2602.
- [11] PENG X J, WANG L M, WANG X X, *et al.* Bag of visual words and fusion methods for action recognition: comprehensive study and good practice [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2016, 150: 109-125.
- [12] JORDAN M, KLEINBERG J, SCHOLKOPFB. *Pattern Recognition and Machine Learning* [M]. Germany: Springer, 2007.
- [13] FELZENSZWALB P, MCALLESTER D, RAMANAN D. A discriminatively trained, multiscale, deformable part model [C]//*Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Anchorage, Alaska, America: IEEE, 2008: 1-8.
- [14] KUMAR N, SETHI A. Fastlearning-based single image super-resolution [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2016, 18(8): 1504-1515.
- [15] KANG S M, WILDES R P. Review of action recognition and detection methods [J]. *arXiv*:1610.06906, 2016.
- [16] KUEHNEH, JHUANG H, GARROTE E, *et al.* Hmdb: a large video database for human motion recognition [C]//*Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Barcelona, Spain: IEEE, 2011: 2556-2563.
- [17] JIANG Y G, DAI Q, XUE X Y, *et al.* Trajectory-based modeling of human actions with motion reference points [C]//*Proceedings of the 12th European conference on Computer Vision*. Florence, Italy: Springer, 2012: 425-438.
- [18] 王先中. 视频人体行为识别中的特征编码[D]. 上海: 上海交通大学, 2015.
WANG X Z. Feature coding in human action recognition [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2015. (in Chinese)
- [19] LIU M Y, WANG R P, SHAN S G, *et al.* Learning mid-level words on riemannian manifold for action recognition [J]. *arXiv*:1511.04808, 2015.

作者简介: 周英姿(1995—), 女, 陕西咸阳人, 硕士研究生, 研究方向: 数字图像处理; 模式识别等。E-mail: zyzjoyce77@163.com

何小海(1964—), 男, 四川绵阳人, 教授, 博士生导师, 研究方向: 图像处理; 网络通信; 数字通信等。E-mail: hxxh@scu.edu.cn