

基于 LLC 与 GIST 特征的静态人体行为分类

王恩德^{1,2}, 刘巧英^{1,2,3}, 李 勇^{1,2,3}

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所, 沈阳 110016;

2. 中国科学院光电信息处理重点实验室, 沈阳 110016; 3. 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110819)

摘 要: 针对静态图像人体行为识别问题, 提出一种融合局部约束线性编码(LLC)和全局特征描述子的方法。该方法对图像进行密集采样, 提取每个子区域的 SIFT 特征, 利用 LLC 方法对提取的密集 SIFT 特征进行编码和池化。为了加入空间信息, 采用空间金字塔的思想, 获得具有空间位置信息的 LLC 池化特征。将 LLC 池化特征串联通用搜索树(GIST)特征作为图像的最终描述, 使用核函数为直方图交叉核函数的支持向量机进行分类。实验结果表明, 与利用 LLC、空间金字塔匹配特征和 GIST 特征进行识别的方法相比, 该方法识别效果较好。

关键词: 行为识别; 全局特征描述子; 局部约束线性编码; 空间金字塔匹配; 最大池化

中文引用格式: 王恩德, 刘巧英, 李 勇. 基于 LLC 与 GIST 特征的静态人体行为分类[J]. 计算机工程, 2018, 44(8): 268-272, 278.

英文引用格式: WANG Ende, LIU Qiaoying, LI Yong. Static human behavior classification based on LLC and GIST features[J]. Computer Engineering, 2018, 44(8): 268-272, 278.

Static Human Behavior Classification Based on LLC and GIST Features

WANG Ende^{1,2}, LIU Qiaoying^{1,2,3}, LI Yong^{1,2,3}

(1. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;

2. Key Laboratory of Optical Electrical Image Processing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;

3. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

[Abstract] Aiming at the problem of static image human behavior recognition, a method of merging Local-constrained Linear Coding(LLC) and global feature descriptors is proposed. This method makes intensive sampling of the image, and extracts the Scale-Invariant Feature Transform(SIFT) features in each subregion. Then the LLC method is used to encode and pool the dense SIFT features. In order to add spatial information, spatial pyramid information is used to extract LLC pooling features with spatial location information. Generalized Search Trees(GIST) features are extracted, and the final features of the image are described using LLC pooling features tandem GIST features. The kernel function is the histogram cross kernel function Support Vector Machine(SVM) and it is used for classification. Experimental results show that compared with the methods using LLC, Spatial Pyramid Matching(SPM) features and GIST features, the proposed method has better recognition effect.

[Key words] behavior recognition; global feature descriptor; Locality-constrained Linear Coding(LLC); Spatial Pyramid Matching(SPM); max pooling

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0047121

0 概述

虽然对静态图像的行为识别研究起步的较晚, 但是却有很多不错的研究成果出现。目前主要分 3 类研究方法: 基于图像整体的行为识别, 基于人的姿势的行为识别以及基于人和物体之间交互关系的方法。早期的静态图像的行为识别主要

对整张图像提取底层特征, 如方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradients, HOG)、通用搜索树(Generalized Search Trees, GIST)等特征, 然后将这些底层特征输入到分类器中进行分类, 且目前图像分类比较好的方法主要有特征词袋(Bag of Words, BOF)和空间金字塔匹配(Spatial Pyramid Matching, SPM)^[1-2]。

基金项目: 国家自然科学基金(61401455)。

作者简介: 王恩德(1980—), 男, 研究员、博士, 主研方向为图形图像处理、模式识别、机器人视觉; 刘巧英, 硕士研究生; 李 勇, 博士研究生。

收稿日期: 2017-05-09

修回日期: 2017-07-18

E-mail: ende_wang@163.com

国内关于人体行为分类的文献比较少,不过大部分研究还是集中在提取底层特征、中层特征以及高层特征方面。除此之外,部分研究人员利用深度学习的方法^[3]对人体行为进行分类。可以实现比较好的分类效果,不过如果卷积层太多的情况下,时间复杂度和计算复杂度会增加。

有些学者通过研究人和周围物体的交互来实现不同行为的分类,实现了比较好的识别效果^[4-5]。文献[6]使计算机能够区分出图像中人是演奏乐器还是只是拿着乐器。在解决这个问题的过程中,作者认为拿着乐器和演奏乐器,属于不同的行为但是交互的物体却是相同的,例如当演奏小提琴的时候人和物体的交互位置主要集中在图像的上部分区域(人的肩膀的位置),而在拿着小提琴的时候交互位置却集中在下部分区域。基于这种观察结果,作者提出一种描述方法即 Grouplet。

基于部分描述整体行为的思想,文献[7]提出了一种新的部分躯干检测算法,即 Poselet。它的主要思想是,首先人为对图像中每个人标注其躯干中的关键点(例如双眼、膝盖等),然后将图像切割成不同的小块,得到整个训练集切出的小块的集合。利用聚类得到的多个集合学习不同的块检测器,通过这些检测器对不同的图像进行检测找出是否具有相似结构的块。有学者通过分析动作的语义特征和动作属性来寻找有鉴别力的区域,并且抑制鉴别能力不是很强的区域实现人体动作的识别^[8-10],但这类方法中目标区域及特征属性的选取效果仍然不尽如人意。因此,本文提出一种融合局部约束线性编码(Locality-constrained Linear Coding, LLC)和 GIST 特征的静态人体行为分类方法。

1 本文算法行为识别框图

本文所提出静态人体行为分类算法使用了 LLC 编码和池化的密集采样尺度不变特征变换(Scale-invariant Feature Transform, SIFT)特征,并且融合了具有全局描述能力的描述子 GIST 特征,来共同描述图像特征。GIST 特征是场景图像中隐含的相似空间结构和形状的结合体的全局特征。池化后的特征不仅具有空间信息描述能力,还加入了局部约束性,而 GIST 特征是对图像整体的描述,融合这 2 种特征可以实现对图像更准确地描述。最后用核函数为直方图交叉核函数的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行分类。本文算法行为识别的框图如图 1 所示。

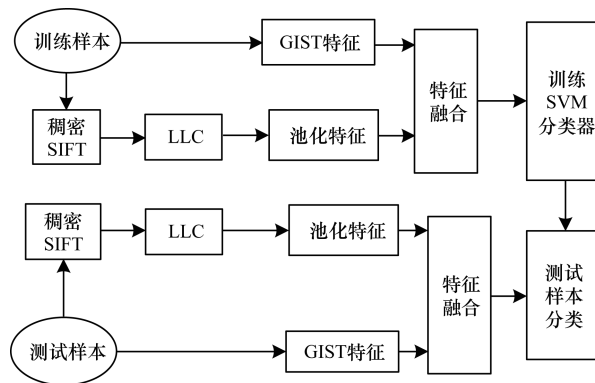


图 1 行为识别框图

2 特征提取

首先对图像进行归一化处理,把图像归一化成 200×200 尺寸大小的图像。

2.1 稠密 SIFT 提取

对图像进行分块处理,每个子图的大小为 16 像素 \times 16 像素大小,每个子图之间的步长为 8 个像素,把每个子图平均分成 4×4 的子区域,统计每个子区域 8 个方向的梯度方向直方图,这样每个子图就可以提取一个 128 维的 SIFT 描述子,每张图像就可以得到 $N \times 128$ 的描述子。

2.2 GIST 特征提取

GIST 特征是场景图像中隐含的相似空间结构和形状的结合体的全局特征,通过计算图像的整体特征,来实现对图像的全局描述。首先对图像进行网格化处理,平均分成 $4 \times 4 = 16$ 个图像块,然后构造 4 个尺度 8 个方向共 32 个 Gabor 滤波器构成滤波器组,用滤波器组的 32 个 Gabor 滤波器与每个图像块做卷积运算,取每次滤波后图像块的均值作为该块的描述,每个滤波器滤波后图像得到 16 维的特征描述子,32 个滤波器滤波后就得到 $32 \times 16 = 512$ 维的 GIST 特征向量。

最后对得到的 GIST 描述子进行归一化处理, GIST 描述子可视化结果如图 2 所示。

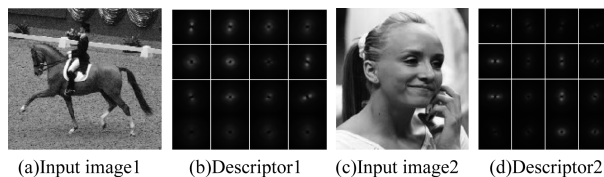


图 2 GIST 特征

3 密码本生成

由于训练的图像的描述子数目很大,运用无监督聚类算法 K-means 对所有图像块提取的所有描述子进行聚类计算复杂度特别大,因此采用在线的方法生成密码本。首先从训练图像提取的稠密 SIFT

描述子中,随机挑选 M 个描述子,作为密码本初始类中心,然后每次加入一部分描述子,计算描述子与类中心的欧式距离,然后根据最邻原则,把每个描述子分配给最近的类中心,然后重新计算类中心。不断迭代,把前一次迭代得到的类中心作为新的类中心,重复上面的过程,对类中心进行更新,直到相邻两次迭代产生的类中心不再变化,或者变化程度很小,停止迭代,把最后得到的类中心作为密码本。本文中,取 $M = 256, 512, 1\ 024$ 进行实验。

4 局部约束线性编码与最大池化

比较常见特征编码方法有矢量量化编码、稀疏编码、局部约束线性编码(LLC)。本文采用 LLC 的方法对提取的特征进行编码。

矢量量化的方法是在已经训练好密码本的情况下,根据最近邻原则把描述子分配给最近的密码本词汇,然后计算每张图像所有图像块的描述子分配给每个词汇的概率,最终把每个词汇出现的概率串联成一个向量,作为该图像的描述特征。这种方法通过计算描述子与每个词汇的 L2 范数,然后根据最近邻原则把每个描述子分配给最近的一个词汇,分配过程太严苛,相似的图像块可能分配给不同的词汇,很容易造成误分类。

稀疏编码^[11]的方法是在已经获得一组超完备基向量密码本的情况下,利用 L1 范数约束计算每个描述子在这组超完备基向量下的权值,由于超完备基向量的基向量个数大于向量的维数,因此每个描述子都可以用一组稀疏系数来表示,然后根据最大池化原则,选择每个词汇下的最大相关系数,作为最后的特征描述。稀疏编码与矢量量化相比,对于描述子的分配方式更平滑一些,但是由于超完备基向量太多,两张相似的子图很容易选择不同的基底,也会造成误分类。

4.1 局部约束线性编码

局部约束线性编码也借鉴了稀疏编码的思想,但是相比于稀疏性,更加注重局部约束。LLC^[12]的主要思想是根据 K 近邻原则把每个描述子分配 n 个最近的密码本词汇(本文 n 取 5),这样每个描述子就可以用 n 个词汇的线性组合来表示,线性组合系数就是描述子与 n 个词汇的相关系数向量 c_i ,计算过程见下面的公式。LLC 既克服了矢量量化的量化过程太严苛的缺点,又解决了稀疏编码忽略局部约束的问题,并且把每个描述子用词汇的线性组合来表示,因而能够实现比较好的编码,同时会提高运算速度。LLC 编码如式(1)所示。

$$\begin{aligned} \min_c \sum_{i=1}^N \|x_i - Bc_i\|^2 + \lambda \|d_i c_i\| \\ \text{s.t. } 1^T c_i = 1, \forall i \end{aligned} \quad (1)$$

其中, \odot 表示 2 个向量元素对应相乘, λ 本文取值 0.05。 N 是描述子总个数,矩阵 C 是描述子与密码本词汇的协方差矩阵, $C \in \mathbb{R}^{N \times M}$, 矩阵 B 是密码本, $B \in \mathbb{R}^{M \times D}$, M 是词汇个数, D 是每个词汇的维数,本文为 128 维。向量 c_i 是描述子在密码本每个词汇下的权值,即相关系数。 $\lambda \in \mathbb{R}^{M \times 1}$, $d_i \in \mathbb{R}^{M \times 1}$, 向量 d_i 是第 i 个描述子与密码本词汇的接近程度,具体计算如式(2)、式(3)所示。

$$d_i = \exp\left(\frac{\text{dist}(x_i, B)}{\sigma}\right) \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \tilde{c}_i &= (C_i + \lambda \text{diag}(d)) \setminus 1 \\ c_i &= \tilde{c}_i / 1^T \tilde{c}_i \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $[\text{dist}(x_i, b_1), \text{dist}(x_i, b_2), \dots, \text{dist}(x_i, b_i)]^T$, $\text{dist}(x_i, b_i)$ 是描述子向量 x_i 与密码本词汇向量 b_i 的欧式距离。 σ 是用来调节下降速度的权值,本文取值 0.000 1, 矩阵 C_i 是第 i 个描述子向量 x_i 与密码本词汇的协方差矩阵。

4.2 最大池化

通过 LLC 编码和 K 近邻原则,每个描述子可以选择相关程度最大的 n 个词汇作为基底,同时表示成 n 个词汇的线性组合,相关系数就是上面优化得到的向量 c_i ,它是一个 M 维的向量,只有 n 个非零系数,其余为 0,既保证了稀疏性,又增加了特征选择的局部约束。向量 c_i 中值越大,与对应词汇的相关程度越大。对于从一幅图像提取的所有描述子,找到与 M 个词汇最相关的描述子,其相关系数就作为整幅图像与 M 个词汇的相关程度,从而通过最大池化实现了特征的选择。

为了增加空间位置信息,利用空间金字塔匹配(SPM)的思想,对每张图像分层分块处理,把图像分成 3 层,每层图像的块数为:提取每层每块图像的最大池化后的特征,把每层每块图像池化后的特征串联起来,得到特征维数 $(1 + 4 + 16)K = 21K$ 的描述子。本文选择 $K = 256, 512, 1\ 024$ 进行测试。

5 特征融合和分类器选择

单一的特征对于图像的描述能力太弱,所以本文提出了融合池化 SIFT 特征和 GIST 特征的方法对图像进行描述。分别用不同密码本得到的池化特征与全局特征 GIST 特征(512 维)直接串联的方式,作为最后用来分类识别的特征。

对于分类器的选择,本文采用核函数为线性核函数、径向基函数(Radial Basis Function, RBF)和直方图交叉核函数的 SVM 分类器进行测试,通过在 Willons action 数据库上测试可知,当密码本大小为

512 维的情况下,用直方图交叉核函数的 SVM 分类器进行分类,分类效果最好。本文采用台湾大学林智仁教授开发的 SVM 模式识别与回归的软件包 LibSVM^[13] 来进行测试。

使用直方图交叉核函数来衡量不同描述子之间的距离,向量 x 和向量 y 的交叉核定义为:

$$\chi^2(x, y) = \sum \min(x_i, y_i) \quad (4)$$

在训练阶段,对训练样本的类别进行标注,然后把每类训练样本融合特征后的特征向量分别用不同核函数的 SVM 分类器进行训练,得到分类器模型。

在测试阶段,对测试样本的类别进行标注,把每张图像融合后的特征向量和训练阶段产生的分类器模型输入到预测函数进行测试,最后得到每张图像的预测类别。

6 实验结果与分析

为了验证本文算法的效果,本文在 2 个数据库上进行测试。

6.1 数据库设置

实验中用了 2 种不同类型的数据库用于动作识别:StillWeb Images^[14],Willowaction。具体如下:

1) StillWeb Images: 包含 1200 多张图像,有 6 类

不同的动作,即 Phoning、PlayingGuitar、RidingBike、RidingHorse、Running、Shooting。每类动作任意挑选 60 张图像用于实验,其中,40 张图像作为训练样本,20 张图像作为测试样本。

2) Willow-action: 包括 900 多张图片,1 100 多个标注的动作类型标注,即 PlayingComputer、Photographing、PlayingMusic、RidingBike、RidingHorse、running、walking。每类任意挑选 70 张图像作为训练样本,剩下其他的图像作为测试样本。由于每张图像都已经标注好包含目标区域的矩形框(bounding box),因此本文选择使用矩形框内的目标图像进行测试。

6.2 实验结果

本文实验环境为:PC 配置为内存 4 GB 的 64 位 Windows7 系统,Matlab2013b 下运行。实验将数据进行 5 次训练与测试,然后取 5 次结果的平均值作为测试结果^[15]。

为了测试不同方法的分类效果,对 2 个数据库在密码本大小为 256 维和 512 维的情况下,用直方图交叉核函数的 SVM 分类器进行测试,StillWeb Images(简称 StillWeb)和 Willions action(简称 Willions)2 个数据库的分类结果如表 1 所示。通过对比可以看出,LLC + GIST 能够取得比较好的分类效果。图 3 给出了 Willions action 数据库上不同特征在不同密码本下实验结果的折线。

表 1 不同特征正确率对比

密码本大小/维	数据库	SPM	ScSPM	LLC	SPM + GIST	ScSPM + GIST	LLC + GIST
256	StillWeb	90.833 3	91.333 3	90.500 0	91.333 3	91.166 7	91.833 3
	Willions	56.573 7	57.168 3	56.706 9	58.228 1	57.505 5	59.667 0
512	StillWeb	89.833 3	90.333 3	90.500 0	90.166 7	91.166 7	92.166 7
	Willions	56.018 4	58.714 8	58.018 4	57.833 3	58.697 3	61.977 2

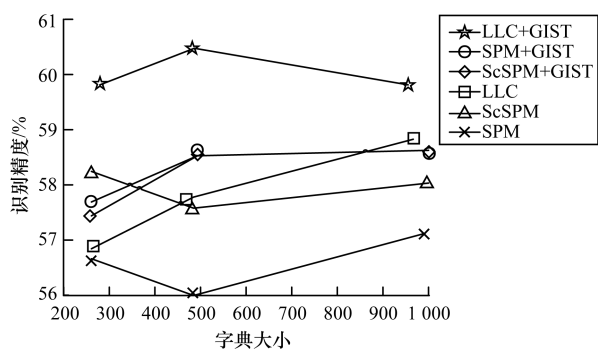


图 3 不同特征分类结果

由图 3 可知,大部分的特征随着特征维度的增加,识别率逐渐增加,但是 LLC + GIST 特征在密码本为 512 维时的识别率高于密码本大小为 1 024 维的识别率,但是总体来看,相比于单一的特征,融合的特征的识别率高于单一的特征,由于 LLC 利用局部约束来选择特征的优势,使得 LLC + GIST 的识别率高于其他融合的特征。

为了比较不同核函数的 SVM 分类器对本文融合特征的分类效果,本文分别用线性核函数、RBF 核函数和直方图交叉核函数,对不同密码本下的融合特征进行训练和测试。表 2 给出了密码本大小分别为 256、512 和 1 024 维情况下的分类正确率,通过对比可以看出,基于直方图交叉核函数的 SVM 分类器的分类效果明显优于其他核函数,因此,本文选择直方图核函数的 SVM 分类器对融合性特征进行分类。

表 2 不同密码本正确率对比

分类器	256 维	512 维	1 024 维
lineSVM	57.610 6	58.228 1	60.490 1
RBF	57.034 2	55.133 1	54.372 6
Intersection	59.667 0	61.977 2	59.695 8

图 4 给出了在密码本大小为 512 维的情况下,用直方图交叉核函数对提取的 LLC + GIST 特征进行分类识别的混淆矩阵。

0.40	0.05	0.02	0.00	0.05	0.03	0.08
0.27	0.79	0.06	0.09	0.26	0.11	0.00
0.07	0.05	0.72	0.13	0.03	0.00	0.06
0.00	0.03	0.09	0.72	0.05	0.06	0.00
0.20	0.02	0.04	0.06	0.31	0.00	0.03
0.07	0.03	0.00	0.00	0.10	0.47	0.14
0.00	0.02	0.06	0.00	0.21	0.33	0.69

图 4 混淆矩阵

通过混淆矩阵可以看出,使用电脑、演奏乐器、骑车和走路这些动作可以实现比较好的分类效果。跑步和走路有些情况下非常相似,很容易混淆。实验表明骑马和照相场景的识别进度不高,因为这 2 个动作相对于其他动作来说,变化因素更多,骑马的环境更复杂,拿相机的姿势以及相机的位置等差异太大,以后可以考虑对显著(目标)区域的各个组成部分分别进行特征提取及其各部分的位置关系进行分析,并利用卷积神经网络对算法进行改进。

由表 3 可以看出,平均行为识别精度为 58.57%,高于其他 3 种对比的算法。基于 BOF 的方法比方法 B^[16] 的识别精度低,这是因为基于 BOF 的方法只是把人体行为表示成不同词汇的集合,忽略了人体行为的空位置信息。方法 B 虽然加入了空位置信息,但是对于特征的编码采用矢量量化的方式,编码过程太严格,容易造成误分类。多核分类方法^[17],虽然也是融合不同特征进行识别,但是运用传统的 SPM 直方图特征,缺乏稀疏性和局部约束。本文运用了具有稀疏性和局部约束的 LLC 编码方式,融合了具有全局描述能力的 GIST 特征,即基于 LLC + GIST 特征的方法,该方法不仅挑选出具有描述能力的图像子图,还增加了人体行为的空位置信息,大大提高了图像的描述能力,因而能够实现比较好的分类效果。

表 3 不同算法下各类行为的正确率对比 %

动作类别	基于 BOF 的方法	方法 B	多核分类方法	LLC + GIST
照相	11.69	22.08	30.26	40.00
使用电脑	66.67	74.36	84.26	79.00
演奏乐器	34.75	40.68	54.24	72.00
骑车	62.59	64.03	70.50	72.00
骑马	45.61	57.89	75.44	31.00
跑步	43.21	51.85	39.51	47.00
走路	55.74	60.66	55.74	69.00
平均识别精度	45.74	53.08	57.12	58.57

7 结束语

本文提出一种融合局部约束线性编码特征和 GIST 特征的静态图像人体行为识别方法。考虑人体行为的空位置信息和局部约束,加入鲁棒的全局描述特征 GIST,使得对图像的描述能力优于单一的特征和加入空位置信息的 SPM 特征和稀疏编码空金字塔匹配(Sparse Coding Spatial Pyramid Matching, ScSPM)特征,并且优于 GIST 与 SPM 和 ScSPM 融合后的特征。在分类器的选择上,相比于线性核和 RBF 核函数的 SVM 分类器,基于直方图交叉核的 SVM 分类器能够实现更好的分类效果。然而,仍存在很多挑战,比如不同人做同一个动作,由于体型、身高、姿势等差异,对于最终的识别效果也会带来影响,还有人体部分遮挡、光照变化、拍摄角度等问题,这将是下一步的研究重点。

参考文献

- [1] LAZEBNIL S, SCHMID C, PONCE J. Beyond bags of features: spatial pyramid matching for recognizing natural scene categories[C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2006: 2169-2178.
- [2] OLIVA A, TORRALBA A. Modeling the shape of the scene: a holistic representation of the spatial envelope[J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 42(3): 145-175.
- [3] 卢良锋, 谢志军, 叶宏武. 基于 RGB 特征与深度特征融合的物体识别算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(5): 186-193.
- [4] DELAITRE V, SIVIC J, LAPTEV I. Learning person-object interactions for action recognition in still images[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2011, 4563: 1503-1511.
- [5] SCHMID C, PREST A, FERRARI V. Weakly supervised learning of interactions between humans and objects[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(3): 601-614.
- [6] YAO Bangpeng, LI Feifei. Grouplet: a structured image representation for recognizing human and object interactions[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2010: 9-16.
- [7] BOUEDEV L, MALIK J. Poselets: body part detectors trained using 3D human pose annotations[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2009: 1365-1372.
- [8] YAO Bangpeng, JIANG Xiaoye, KHOLSA A, et al. Human action recognition by learning bases of action attributes and parts[C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2011: 1331-1338.

(下转第 278 页)

4 结束语

本文对基于报文的流抽样技术与 Bloom Filter 技术进行探究,将 Counting Bloom Filter 结构和流抽样技术相结合,并充分利用两者的优势,提出一种网络流等概率抽样算法。该算法为 Counting Bloom Filter 结构中的每个 Counter 分配 4 bit,通过 4 bit 的 Counter 向量识别是否有新流出现,并借助后续的随机抽样模块以实时调整抽样频率的形式吸收由 Counting Bloom Filter 的误判率引起的测量误差,最终实现对网络流的等概率抽样。仿真结果表明,本文算法测量结果趋近于网络流真实值,可以有效获得网络流的真实分布情况,测量精度较高,且具有可扩展性,能够适应当前的高速网络环境。下一步将考虑改进 Counting Bloom Filter,以使其计数器的位数能够动态适配高速网络环境。

参考文献

- [1] 林明方. 高速网络流量测量中抽样技术的研究[J]. 硅谷, 2010(10): 86, 169.
- [2] 王 锐. 基于抽样和哈希技术的网络流量测量算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2012.
- [3] DUFFIELD N, LUND C, THORUP M. Flow sampling under hard resource constraints [C]//Proceedings of SIGMETRICS'04. New York, USA: ACM Press, 2004: 85-96.
- [4] 李雪梅, 王洪源. 网络流量抽样测量技术综述[J]. 科技信息, 2011(9): 61, 117.
- [5] 周爱平, 程 光, 郭晓军. 高速网络流量测量方法[J]. 软件学报, 2014, 25(1): 135-153.
- [6] DUFFIELD N G, GROSSGLAUSER M. Trajectory sampling for direct traffic observation[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2001, 9(3): 280-292.
- [7] KONG S, HE T, SHAO X, et al. Time-out bloom filter: a new sampling method for recording more flows [C]//Proceedings of International Conference on Information Networking. Berlin, Germany: Springer, 2006: 590-599.
- [8] 王宜青, 陈庶樵, 张 震. 基于动态计数型过滤器的网络流公平抽样机制[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(11): 139-142.
- [9] 王少龙, 张毅卜, 徐 敏, 等. 基于改进型 Bloom Filter 的网络流抽样算法[J]. 电子设计工程, 2015, 23(24): 122-125.
- [10] 孟金凤, 高仲合. 基于 DCBF 的流抽样测量算法[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(17): 92-95, 162.
- [11] 张 震, 汪斌强, 张风雨, 等. 基于 LRU-BF 策略的网络流量测量算法[J]. 通信学报, 2013, 34(1): 111-120.
- [12] 张淋淋. 网络流量测量中的抽样算法研究[D]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2015.
- [13] STORN R, PRICE K. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11(4): 341-359.
- [14] FAN L, CAO P, ALMEIDA J, et al. Summary cache: a scalable wide-area Web cache sharing protocol [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2000, 8(3): 281-293.
- [15] 胡广昌. 基于 Bloom Filters 流抽样算法的研究[D]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2010.
- [16] 郑先侠, 王海泉, 李 飞, 等. 大规模天线系统中低复杂度的解码方法研究[J]. 计算机工程, 2017, 43(10): 31-37.
- [9] YAO Bangpeng, KHOLSA A, LI Feifei. Combining randomization and discrimination for fine-grained image categorization[C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011: 1577-1584.
- [10] SHARMA G, JURIE F, SCHMID C. Discriminative spatial saliency for image classification[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2012: 3506-3513.
- [11] YANG Jianchao, YU Kai, GONG Yihong, et al. Linear spatial pyramid matching using sparse coding for image classification [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2009: 1794-1801.
- [12] WANG Jinjun, YANG Jianchao, YU Kai, et al. Locality-constrained linear coding for image classification[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2010: 3360-3367.
- [13] CHANG Chihchung, LIN Chihjen. LIBSVM: a library for support vector machines [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 1-27.
- [14] LI Piji, MA Jun, GAO Shuai. Actions in stillweb images: visualization, detection and retrieval [C]//Proceedings of IEEE Conference on International Conference on Web-age Information Management. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2011: 302-313.
- [15] 胡局新, 张功杰. 基于 K 折交叉验证的选择性集成分类算法[J]. 科技通报, 2013, 29(12): 115-117.
- [16] DELAITRE V, LAPTEV I, SIVIC J. Recognizing human actions in still images: a study of bag-of-features and part-based representations [C]//Proceedings of BMVC'10. Aberystwyth, UK: DBLP, 2010: 1-11.
- [17] 杨红菊, 冯进丽, 郭 倩. 基于多核学习的静态图像人体行为识别方法[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(5): 958-964.

编辑 吴云芳

编辑 刘 冰

(上接第 272 页)