

文章编号: 2095-4980(2015)01-0154-06

一种基于自适应软分配的图像分类方法

王挺进, 赵永威, 李弼程

(信息工程大学 信息工程学院, 河南 郑州 450002)

摘要: 视觉词袋模型(BoVW)是当前图像分类领域的主流方法, 然而, 视觉单词同义性和歧义性问题严重制约了该模型的性能, 进而降低图像分类准确率。针对该问题, 本文提出一种基于自适应软分配的图像分类方法。该方法首先对尺度不变特征变换(SIFT)特征映射到视觉单词的距离进行分析, 按一定的规则进行归类, 并针对具有不同模糊程度的 SIFT 特征采用自适应的分配策略; 然后, 通过卡方模型分析各个视觉单词与图像类别之间的相关性, 并依此去除视觉停用词(VSW), 重构视觉单词统计直方图; 最后, 输入到支持向量机(SVM)完成分类。实验结果表明, 该优化方法能有效地降低视觉单词同义性和歧义性问题带来的影响, 增强视觉单词的区分性, 进而提高图像分类准确率。

关键词: 软分配; 图像分类; 卡方模型; 视觉停用词

中图分类号: TN911.73; TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.11805/TKYDA201501.0154

Image classification based on adaptive soft assignment

WANG Tingjin, ZHAO Yongwei, LI Bicheng

(Institute of Information System Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou Henan 450002, China)

Abstract: Bag of Visual Words(BoVW) is the main solution in the current image classification field, whereas the synonymy and ambiguity of the visual words restrict the semantic expression ability of the model and reduce the accuracy of image classification. Aiming to the problem, an adaptive soft assignment method is proposed. Firstly, it analyzes the distance of the Scale Invariant Feature Transform(SIFT) features mapping to visual words, classifies these SIFT features according to certain rules, and applies adaptive allocation strategies to SIFT features with different fuzziness. Then, this paper analyzes the correlations between visual words and image categories via Chi-square model, and then removes the Visual Stop Words(VSW) and reconstructs the histograms. Finally, the images are classified by Support Vector Machine(SVM). The experimental results show that, the method can effectively reduce the impact of the visual words synonymy and ambiguity, and enhance the distinction of visual words, so as to improve the image classification accuracy.

Key words: soft assignment; image classification; Chi-square model; visual stop words

由于“词袋模型”在文本处理领域取得了巨大成功, 其思想被研究者们移植到计算机视觉领域, 并已成为目前主流的图像分类方法。视觉词袋模型通常采用 K-means 将所有的局部特征(比如 SIFT 特征^[1]、颜色特征、形状特征^[2]等等)进行聚类, 每一个聚类中心代表一个视觉单词, 所有视觉单词的集合构成视觉词典; 然后, 将每一幅图像的局部特征与视觉词典映射匹配, 并通过统计得到表征该图像内容的视觉单词统计直方图。但是传统的视觉词袋模型在构建直方图阶段, 通常采用硬分配方式将局部特征映射到与其相距最近的视觉单词上, 忽略了视觉词袋模型引入的量化误差以及视觉单词同义性和歧义性问题的影响, 严重制约了该模型的视觉语义分辨能力, 并且降低了视觉单词的区分性。为了解决这个问题, 研究人员进行了诸多尝试, 比如 Philbin 等^[3]提出了一种软分配(Soft Assignment, SA)的视觉单词统计直方图的构建方法, 将每一个局部特征映射到多个视觉单词上, Gemert 等^[4]将硬分配方法和软分配方法进行了实验对比, 进一步说明了软分配的引入可以有效减小视觉单词同义性和歧义性的影响。Weinshall 等^[5]将软分配的思想嵌入到潜在狄利克雷分配(Latent Dirichlet Allocation,

LDA)模型中,提出了种一软分配 LDA 模型。Danilo 等^[6]提出了一种模糊聚类的算法完成视觉单词的软分配,并取得了不错的效果。Guo 等^[7]在对视觉词典规模进行优化的基础上比较了硬分配和软分配的性能,软分配方法的结果较硬分配而言具有更加突出的优势。可见,软分配的方法的确能减小图像局部特征映射到视觉单词过程中带来的量化误差,有效减小视觉单词同义性和歧义性问题带来的影响,增强视觉单词的区分性,进一步提高图像的分类准确率。然而,上述的软分配方法都采用固定的分配个数,即每一个局部特征都映射到相同数量的视觉单词上,这样的处理难免会使得有些不具有歧义性的局部特征也都强制性地映射到了多个视觉单词上,容易造成新的冗余信息引入,降低了非歧义视觉单词的区分性;另一方面,软分配个数也需要人为提前地设定,选取不当反而会使得分类结果不如硬分配的方法。针对上述问题,本文提出了一种基于自适应软分配的图像分类方法。该方法通过分析局部特征与视觉单词之间的距离将其进行分类处理,并自适应地选择软分配个数,在减小视觉单词同义性和歧义性问题影响的同时,最大限度地避免新的冗余信息的引入。此外,本文还引入了卡方模型分析各视觉单词与图像类别的相关性大小,去除掉一部分相关性较小的视觉单词,最后重新构建视觉单词统计直方图,并输入到支持向量机完成训练和分类。实验结果表明,本文方法有效改善了视觉单词同义性和歧义性带来的影响,增强了视觉单词的语义分辨能力,提高了图像分类的准确率。

1 基于自适应软分配的图像分类方法

本文从如何改善视觉词典的质量,增强视觉单词的区分性并有效地降低量化误差,进而提高视觉单词语义分辨能力的角度分析,提出了一种基于自适应软分配的图像分类方法。具体实现流程如图 1 所示,主要分为训练阶段和测试阶段。

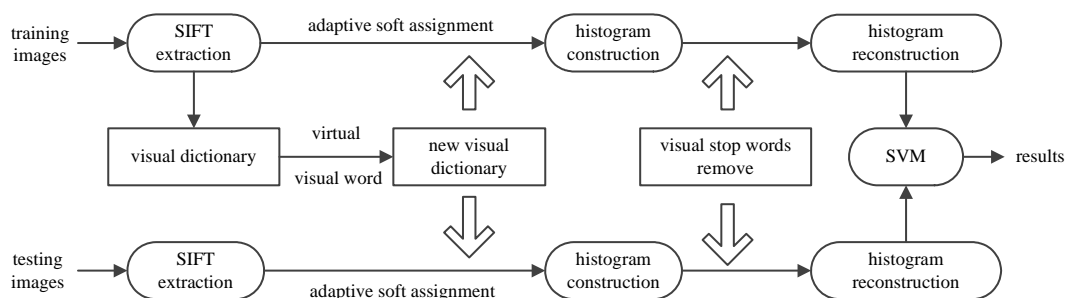


Fig.1 Flow chart of image classification based on adaptive soft assignment

图 1 基于自适应软分配的图像分类流程图

训练阶段,首先提取训练图像库中所有图像的 SIFT 特征点;然后采用 K-means 算法对这些 SIFT 特征点进行聚类,每一个聚类中心代表一个视觉单词,这样就生成了初始的视觉词典,并引入一个虚拟视觉单词(Virtual Visual Word, VVW)构成新的视觉词典;接着采用自适应软分配方式构建每幅图像的视觉词汇特征,然后利用卡方模型分析每一个视觉单词同图像类别之间的相关性,去除一定数量的视觉停用词,并重新构建图像的视觉词汇特征。

测试阶段,对于每一幅待分类图像,首先采用同样的方法提取该图像的 SIFT 特征,然后通过自适应软分配和视觉停用词去除构建新的视觉词汇特征;最后利用训练好的 SVM 分类器完成分类,得到该图像的分类。

1.1 自适应软分配原理

传统的视觉词袋模型在视觉词典生成以后,为了构建图像的视觉词汇特征,通常采用一对一的硬分配方式,将每一个 SIFT 特征映射到与其相距最近的视觉单词上,却忽略了视觉词袋模型引入的量化误差以及视觉单词同义性和歧义性问题带来的影响。相比硬分配方式,已有研究人员采用软分配的方式进行改进,有效减弱了这种影响,但目前大多数的软分配方式只是人为地为每一个视觉单词设定一个分配个数,然后将所有的 SIFT 特征分配给与其相距较近的多个视觉单词上。然而,这样固定个数的软分配方式容易出现过匹配现象,也没有考虑到 SIFT 特征的模糊性问题^[4],并且容易引入新的冗余信息。

由于训练数据的约束和聚类算法性能限制,以及各个 SIFT 特征存在着语义含义差别,可能对应的软分配个数也有所不同。因此,软分配方法应该建立在 SIFT 特征的模糊性程度分析之上。从这个角度出发,本文通过分析 SIFT 特征到视觉单词的距离估计其模糊性程度,并分成 3 类特征进行区别处理,如图 2 所示。其中圆圈代表视觉单词,小圆点代表 SIFT 特征,对于菱形特征而言,与视觉单词 A 相距很近,与其他视觉单词相距很远,

认为其语义含义和 A 相同, 模糊性最小, 定义这类可靠特征为第一类特征; 对于正方形特征而言, 处于视觉单词 B 和视觉单词 C 之间, 甚至与多个视觉单词的距离相当, 认为其语义含义具有较大的模糊性, 定义这类模糊特征为第二类特征; 对于三角形特征而言, 由于该特征距离所有的视觉单词都比较远, 认为其语义含义和任何一个视觉单词都不相同, 定义这类不可靠特征为第三类特征。

为了有效降低 SIFT 特征映射到视觉单词时的模糊性, 减弱视觉单词同义性和歧义性问题带来的影响。本文提出了一种新的自适应软分配方法。首先, 对每一个 SIFT 特征到视觉单词间的距离进行分析和归类, 然后对不同类别的 SIFT 特征采用不同的分配策略。假设已经生成好的视觉词典为 $V = \{w_1, w_2, \dots, w_M\}$, 其中 w_i 为第 i 个视觉单词, M 为视觉词典中视觉单词的个数。同时, 对于第一类特征和第二类特征, 都选择合适的分配个数映射到视觉词典 V 上, 而对于第三类不可靠特征而言, 本文引入了一个虚拟视觉单词 w_{new} , 与视觉词典 V 组成一个新的视觉词典, 记为 $V_{\text{new}} = \{V, w_{\text{new}}\}$, 并将所有第三类不可靠特征都映射到该视觉单词 w_{new} 上。其中, w_{new} 并不是一个实际存在的聚类中心, 而是一个虚拟出来的视觉单词, 用于弥补视觉词典构建过程中造成的数据缺失问题带来的影响。自适应软分配的具体实现步骤如下:

1) 首先, 假设每一个 SIFT 特征对应一个样本, 则对于图像 $I = \{f_1, f_2, \dots, f_T\}$ 中每一个样本 f_i , 其中 T 表示图像中的样本总数, 计算出 f_i 与所有视觉单词的欧式距离, 并按照从小到大的顺序进行排序, 记为 $d = \{d_1, d_2, \dots, d_M\}$, 其中, d_i 表示 f_i 与其相距第 i 个较近的视觉单词的距离。

2) 然后对每一个输入样本 f , 如果满足不等式(1), 则将样本 f 判别为第三类, 否则属于第一类或第二类。

$$d_1 > \lambda \cdot d(w_{d_1}, w_{d_2}) \quad (1)$$

式中: d_1 表示 f 与其相距最近的视觉单词的距离, λ 为判别第三类样本的比例因子, 取值通常在 2 到 4 之间, $d(w_{d_1}, w_{d_2})$ 表示 f 与其相距最近的 2 个视觉单词 w_{d_1} 和 w_{d_2} 之间的距离。

3) 如果样本 f 属于第三类, 则直接将 f 分配到视觉单词 w_{new} 上, 否则转到步骤 4)。

4) 如果样本 f 不属于第三类, 则根据式(2)自适应地判定样本 f 需要进行映射分配的个数 N , 然后根据“距离越近关系越密切”的原则, 按照式(3)重新分配该样本的权重, 以此来保证每一个视觉单词统计直方图的权重不会由于软分配的引入而增大。

$$N = \arg \max_i \{d_i \leq \alpha \cdot d_1\}, i = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

$$\beta_l = \frac{d_l}{\sum_{l=1}^N d_l}, d_l = \frac{1}{2^{l-1}}, l = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

式中: α 为自适应软分配因子, 通常是一个大于等于 1 的数值, 用来控制样本分配个数的比例。 β_l 是样本 f 分配到与其相距第 l 个最近的视觉单词的权重。特别说明的是, 当 N 等于 1 的时候, 样本 f 则属于第一类, 当 N 大于 1 的时候, 样本 f 属于第二类, 所以只有当样本 f 属于第一类和第三类时才采用硬分配方式, 而当样本 f 属于第二类时采用软分配方式, 且分配的个数随 f 模糊性程度的不同而取不同的值。

1.2 视觉停用词去除

虽然视觉词袋模型在图像分类中表现出良好的性能, 但是视觉词典同文本领域的词典仍然具有较大的差别。文本中的词汇都有具体的含义和词性, 而视觉词典中的视觉单词通常是由无监督聚类方法生成的, 难以将其与具体的语义内容相关联。另一方面, 图像背景噪声^[8-9]的引入和聚类算法的缺陷^[10], 使得某些视觉单词对图像分类而言不仅没有贡献, 反而会降低图像分类的准确率, 这类噪声视觉单词相当于文本中的“停用词”^[7], 称为视觉停用词。而视觉停用词又与文本中出现的停用词不同, 在视觉词袋模型中视觉停用词没有具体的语义, 且定义的方式也不一样。本文引入了卡方模型^[11]对视觉词典中的视觉单词进行统计分析, 将其与图像类别之间的相关性较小的视觉单词定义为视觉停用词, 并从视觉词典中进行去除, 以改善分类结果。

卡方模型是一种常用测量 2 个随机变量独立性的方法, 通过对视觉单词和图像类别进行统计分析, 可以估计出每一个视觉单词对图像类别的相关性程度。卡方值越小的表示该视觉单词对图像类别的相关性越小, 区分

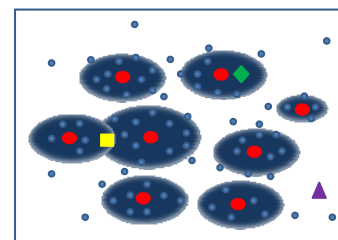


Fig.2 Fuzziness of SIFT
图 2 SIFT 特征的模糊性

性也就越小；反之，则对图像类别的相关性越大，区分性也就越大。因此，可以利用卡方模型估计的方法辨别出视觉停用词。此外，去除掉视觉停用词还可以减小图像视觉单词统计直方图的维度，降低图像分类过程中的计算复杂度。

假设已经构建好的视觉词典为 V_{new} ，图像类别为 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_K\}$ ，其中 C_i 表示第 i 个图像类别， K 表示图像类别的总数，通过自适应软分配之后可以得到训练图像的视觉单词统计直方图表示，然后按照式(4)对视觉词典中的视觉单词 w_i 进行卡方模型估计：

$$\delta = x_{w_i}^2 = \sum_{p=1}^2 \sum_{q=1}^K \frac{(Fn_{pq} - n_{p+}n_{+q})^2}{Fn_{p+}n_{+q}} \quad (4)$$

式中： n_{1q} 表示在图像类别 C_q 包含视觉单词 w_i 的图像个数， n_{2q} 表示在图像类别 C_q 不包含视觉单词 w_i 的图像个数， n_{+q} 表示在图像类别 C_q 中的图像总数， n_{1+} 表示在训练图像库中包含视觉单词 w_i 的图像总数， n_{2+} 表示在训练图像库中不包含视觉单词 w_i 的图像总数， F 表示训练图像库中所有图像的总数。

然后，对每一个视觉单词的卡方值按照从小到大的顺序进行排序，去除掉视觉词典中一定数量的视觉停用词，并重新构建每一幅图像的视觉单词统计直方图，利用支持向量机完成图像分类。

2 实验结果和分析

为了验证本文方法的有效性，实验采用来自 Fei-Fei 等^[12]构建的 Caltech-101 图像库，共包含了 101 个物品分类共 9146 幅图像。本文从图像库中选取飞机、汽车、人脸、钢琴、蝴蝶、向日葵共 6 个类别，每一类别图像的数量在 100 到 800 不等，且每一类都有较大的类内差异和复杂的背景，图 3 给出了每一类图像的示例。将整个图像数据库随机分为训练集和测试集 2 个部分，每一类图像随机选择 80 幅图像进行实验，其中 50 幅图像作为训练集，30 幅图像作为测试集。为了进一步验证本文方法的鲁棒性和可信度，每一次实验都是从随机选择的 80 幅图像中随机划分来生成相应的训练集和测试集图像，并且将重复 10 次得到的分类准确率的均值作为最终的平均分类准确率。实验中视觉词典大小为 300，第三类比例因子 λ 取值为 2。

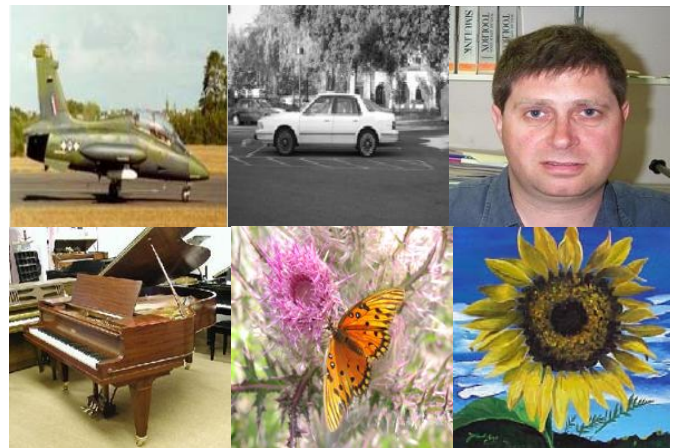


Fig.3 Examples of experimental images
图 3 各类实验图像示例

第 1 个实验未引入卡方模型去除视觉停用词，一方面验证虚拟视觉单词引入的有效性，另一方面验证自适应软分配方法的有效性，并且分析自适应软分配因子 α 对图像分类准确率的影响。如表 1 所示，其中 BoVW 表示传统的硬分配视觉词袋模型，BoVW+VWV 表示引入虚拟视觉单词的硬分配视觉词袋模型，后者只是对图像中的 SIFT 局部特征进行分析，并将第三类 SIFT 特征映射到虚拟视觉单词上，而第一类和第二类 SIFT 特征采用传统的硬分配方式映射到与其相距最近的视觉单词上。从实验结果中可以看出分类准确率有一定的提高，说明虚拟视觉单词的引入在一定程度上可以降低第三类 SIFT 特征造成的不利影响。

表 1 引入虚拟视觉单词的实验结果比较

Table1 Results of virtual visual word	
method	accuracy/%
BoVW	69.3
BoVW+VWV	71.8

然而，单纯依靠虚拟视觉单词并不能解决第二类 SIFT 特征映射到视觉单词的时候存在的模糊性问题。该实验又继续验证自适应软分配方法对克服 SIFT 特征模糊性问题的有效性，如图 4 所示。从图 4 中不难看出，当 $\alpha=1$ 时，即所有的 SIFT 特征只能映射到最近的一个视觉单词上，随着 α 的增大，带有不同模糊程度的 SIFT 特征自适应地被分配到一个或者多个视觉单词上，克服了

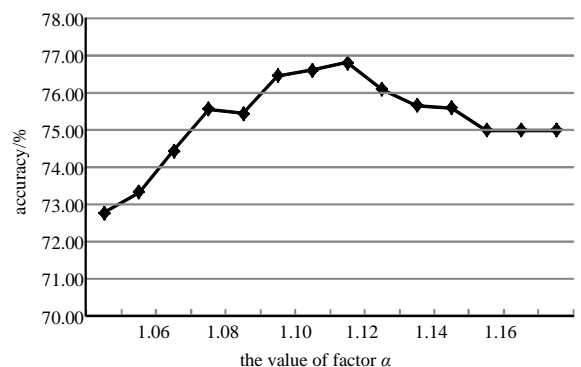


Fig.4 Impact of adaptive soft assignment factor with different values
图 4 自适应软分配因子取不同值时对分类结果的影响

SIFT 特征映射过程中的模糊性问题,进而有效解决视觉单词同义性和歧义性,提高了图像分类准确率。当 α 增大到一定程度时,图像分类准确率也不再增加,而且还有降低的趋势,因为随着自适应软分配因子 α 的增大, SIFT 特征的分类也会变得更粗糙,同样会造成过匹配现象并引入新的冗余信息,降低视觉单词的语义分辨能力。

第 2 个实验验证了引入卡方模型去除视觉停用词的有效性。在第一个实验结果的基础上,本文选取自适应软分配因子 α 的值为 1.12,并且引入卡方模型对视觉停用词进行去除,重新构建视觉单词统计直方图,实验结果如图 5 所示。从图 5 中可以看出,随着去除视觉单词数量的增加,分类准确率有进一步的提高,这说明图像背景噪声和聚类算法的局限性,而得到的视觉停用词的确会降低视觉单词的区分性,降低图像的分类准确率。同时,引入的卡方模型对视觉停用词去除之后,能够有效地降低视觉停用词的影响,改善视觉词典的质量,提高分类准确率。然而,从图 5 中也不难看出,当去除的视觉停用词数量过大的时候,会使得某些区分性强的视觉单词也被误判为视觉停用词,反而会降低图像的分类准确率,说明视觉词典中视觉停用词数量要控制在一定范围之内。

第 3 个实验将本文的基于自适应软分配的图像分类方法与传统的视觉词袋模型以及文献[7]和文献[13]中的软分配方法进行了实验对比,实验结果如表 2 所示,其中方法 1 表示传统的硬分配视觉词袋模型,方法 2 表示文献[7]中的方法,该方法提出了一种多层次的视觉词典构建方法,并且在优化视觉词典规模的同时结合了软分配方法;方法 3 表示文献[13]中的方法,该方法提出了一种改进的高斯混合模型软分配方法,利用可控因子优化了软分配权重的比例;方法 4 则表示基于自适应软分配的图像分类方法。虽然方法 2 对视觉词典进行了优化,方法 3 对软分配权重进行了改善,并且在一定程度上减小了视觉单词同义性和歧义性的影响,但仍然采用固定个数的软分配策略,不可避免地引入了一些新的冗余信息。而本文提出的自适应软分配有效地对 SIFT 特征进行区别对待,自适应地采用不同的分配策略,极大地避免了新的冗余信息的引入,并且结合卡方模型对图像中视觉停用词进行估计和去除,所以实验结果都优于其他方法。

3 结论

本文提出了一种基于自适应软分配的图像分类方法,首先针对传统硬分配和软分配方法的不足,采用了一种自适应软分配策略,即从 SIFT 特征映射到视觉单词的机制上进行分析,对 SIFT 特征进行准确合理的分类,并按照一定的自适应方法找到最合适的软分配个数。此外,针对视觉停用词对图像分类性能的不利影响,引入了卡方模型对视觉单词和图像类别之间进行相关性分析,最后,去除掉视觉词典中的视觉停用词,重新构建图像的视觉单词统计直方图,并进行分类。本文方法在减小视觉单词同义性和歧义性影响的同时,也有效降低了由图像背景噪声和聚类算法缺陷生成的视觉停用词的影响,增强了视觉单词的区分性,提高图像分类准确率。

参考文献:

- [1] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant key points[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.
- [2] 张瑜慧,王海燕,郑步芹,等. 一种结合边缘与区域信息的图像特征提取算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2013, 11(4):624-628. (ZHANG Yuhui,WANG Haiyan,ZHENG Buqin,et al. An image feature extraction algorithm based on edge and regional information[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2013,11(4):624-628.)
- [3] Philbin J,Chum O,Isard M,et al. Lost in quantization: improving particular object retrieval in large scale image databases[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Anchorage,AK:IEEE, 2008:1-8.
- [4] Van Gemert J C,Veenman C J,Smeulders A W M,et al. Visual word ambiguity[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010,32(7):1271-1283.

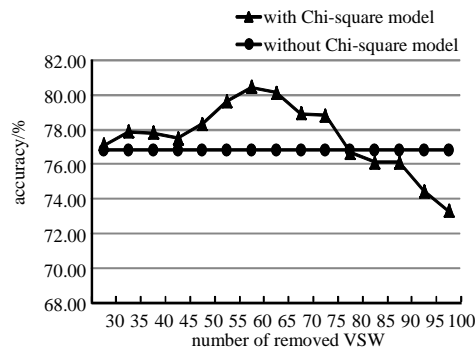


Fig.5 Impact of different filter numbers of visual words on classification results

图 5 过滤视觉单词个数取不同值时对分类结果的影响

表 2 本文方法和其他方法的性能比较

Table 2 Performance of 4 methods

method	the number of soft assignment	accuracy/%
method 1	1	69.3
method 2	4	74.7
method 3	4	75.9
method 4	—	80.2

- [5] Weinshall D, Levi G, Hanukaev D. Lda topic model with soft assignment of descriptors to words[C]// Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning. Atlanta:the International Machine Learning Society(ICML), 2013: 711–719.
- [6] Dell'Agnello D, Carneiro G, Chin T J, et al. Fuzzy clustering based encoding for visual object classification[C]// IFSA World Congress and NAFIPS Annual Meeting (IFSA/NAFIPS), 2013 Joint. Edmonton, Alberta, Canada:IEEE, 2013:1439–1444.
- [7] GUO J, QIU Z, Gurrin C. Exploring the optimal visual vocabulary sizes for semantic concept detection[C]// 11th International Workshop on Content-Based Multimedia Indexing (CBMI). Veszprem, Hungary:IEEE, 2013:109–114.
- [8] LIU S, BAI X. Discriminative features for image classification and retrieval[J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(6): 744–751.
- [9] Su Y, Jurie F. Visual word disambiguation by semantic contexts[C]// IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2011. Barcelona, Spain:IEEE, 2011:311–318.
- [10] 赵永威, 郭志刚. 基于随机化视觉词典组合上下文语义信息的目标检索方法[J]. 电子学报, 2012, 40(12):2472–2480. (ZHAO Yongwei, GUO Zhigang. Object retrieval method based on randomized visual dictionaries and contextual semantic information[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(12):2472–2480.)
- [11] Kesorn K, Poslad S. An enhanced bag-of-visual word vector space model to represent visual content in athletics images[J]. Multimedia, IEEE Transactions on, 2012, 14(1):211–222.
- [12] LI Feifei, Rob Fergus, Pietro Perona. Learning generative visual models from few training examples: an incremental Bayesian approach tested on 101 object categories[C]// IEEE Workshop Learning in Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) 2004. Washington, DC, USA:IEEE, 2004.
- [13] Koniusz P, Mikolajczyk K. Soft assignment of visual words as linear coordinate coding and optimization of its reconstruction error[C]// 18th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2011. Brussels:IEEE, 2011:2413–2416.

作者简介:



王挺进(1988–), 男, 贵州省遵义市人, 在读硕士研究生, 研究方向为图像分类和视觉语义表达. email:363078125@qq.com.

赵永威(1988–), 男, 河南省周口市人, 在读博士研究生, 主要研究方向为图像分析及处理.

李弼程(1970–), 男, 湖南省衡阳市人, 博士, 教授, 主要研究方向为智能信息处理.

全国第十一届 DSP 应用技术学术交流会成功召开

2014 年 12 月 13 日, 由中国电子学会主办, 北京航空航天大学电子信息工程学院与梧州学院共同承办的“全国第十一届 DSP 应用技术学术交流会”在梧州学院学术报告厅召开。

本次会议旨在推动 DSP 应用技术的发展, 推广 DSP 应用技术。北京航空航天大学毛士艺教授、李少洪教授、梧州学院院长杨奔教授、副校长玉振明教授等知名专家学者以及来自北京航空航天大学梧州学院的部分师生、电子 10 所等代表参加了本次交流会。会议由杨奔校长致开幕词, 由玉振明副校长主持。北京航空航天大学王俊教授、高飞副教授以及梧州学院黄腾老师等 9 位专家学者分别围绕雷达实时处理与多核 DSP 并行处理系统、SAR 图像的目标检测技术研究、远程显微工作站视频传输的研发等 DSP 应用技术作了专题学术报告。

会议围绕 DSP 技术发展现状及在专业领域的应用、DSP 新理论和算法及嵌入式技术、图像处理与多媒体技术、无线网络与通信中的信号处理等几个方面设立了主题, 收到来自北京航空航天大学、海军航空工程学院、中电 10 所、中国航空工业发展研究中心等高校及研究所的投稿, 并最终录用 43 篇论文。这些论文反映了近年来 DSP 应用技术的最新研究成果, 从不同侧面反映了会议的主题, 代表了 DSP 应用技术的热点与发展方向。

会议在一片热烈的探讨学习氛围中圆满结束, 并得到了与会专家的认可和主办方的肯定。

