

## 基于 PHOW 特征描述子和支持向量机的 航空侦察图像分类方法

刘松涛<sup>1</sup>, 吕明山<sup>1</sup>, 沈同圣<sup>2</sup>

(1. 海军大连舰艇学院信息作战系, 辽宁 大连 116018; 2. 中国国防科技信息中心, 北京 100142)

**摘要:** 在深入研究 PHOW 特征描述子的基础上, 提出了基于 PHOW 特征描述子和支持向量机的航空侦察图像分类方法。针对构建的 5 类航空侦察图像分类实验结果表明, 与基于 Gist 特征描述子的图像分类方法相比, 新方法可以实现快速准确的图像分类, 平均分类精度为 84.6%, 特征提取和分类的平均耗时为 37 ms。

**关键词:** 航空侦察图像; 图像分类; 塔式关键词直方图; 支持向量机

中图分类号: V271.4 文献标志码: A 文章编号: 1671-637X(2014)12-0010-05

## An Aerial Reconnaissance Image Classification Method Based on PHOW Feature Descriptor and SVM

LIU Song-tao<sup>1</sup>, LÜ Ming-shan<sup>1</sup>, SHEN Tong-sheng<sup>2</sup>

(1. Dept. of Information Operation, Dalian Naval Academy, Dalian 116018, China;

2. China Defense Science and Technology Information Center, Beijing 100142, China)

**Abstract:** The feature descriptor of Pyramid Histogram of Words (PHOW) was studied, and an aerial reconnaissance image classification method was proposed based on PHOW feature descriptor and Support Vector Machine (SVM) classifier. The experimental results on five kinds of aerial reconnaissance images show that, compared with the image classification method based on Gist feature descriptor, the new method is able to realize image classification rapidly and precisely. The average classification precision is about 84.6%, and the time used for feature extraction and classification is about 37 ms.

**Key words:** aerial reconnaissance image; image classification; pyramid histogram of words; Support Vector Machine(SVM)

### 0 引言

随着各种先进成像侦察设备的成功研制和大量应用, 航空侦察系统已经可以轻易获取全面的战场图像。但是要在较短的时间内对图像信息进行综合分析和解译, 判定目标属性, 形成有价值的战场实时情报, 仍是一项巨大的挑战。本文主要研究航空侦察图像处理中的图像分类技术。战场图像的自动分类技术可以在大型图像集合中挖掘有价值的信息, 避免非必要的目标检测以及节省存储空间和传输带宽, 从而提高图像情报的精确性和时效性。

目前, 关于图像分类的研究主要集中在以下两个方面: 1) 图像特征的提取和表示; 2) 分类器的设计。图像特征是指图像的原始特性或属性。每一幅图像都有其自身的特征, 其中有些是视觉直接感受到的自然特征, 如亮度、边缘、轮廓、纹理或色彩等, 有些是需要通过变换才能得到的人为特征, 如谱、直方图等。图像特征的提取和表示是图像分类的基础, 特征选择错误, 分类就不能分得准确, 甚至无法分类。在准确提取图像特征的基础上, 如何有效地实现图像分类, 关键在于分类器的设计。典型的分类器主要包括有监督分类和无监督分类两种, 比较常用的无监督分类器包括 ISODATA (Iterative Self-Organizing Data Analysis) 和 K 均值; 有监督分类器包括最小距离、马氏距离、最大似然、神经网络和支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 等。

依据图像特征的性质, 通常将图像分类方法概括

收稿日期: 2014-01-07

修回日期: 2014-01-26

基金项目: 国家自然科学基金(61303192); 国防预研基金(9140A01060113JB14013)

作者简介: 刘松涛(1978—), 男, 河南孟津人, 博士后, 副教授, 硕导, 研究方向为电子对抗、图像处理、光电制导等。

为 3 类。1) 基于图像低层特征的方法, 主要通过提取图像的低层全局或区域特征(如颜色、纹理、形状等), 并结合有监督分类器来对某些类别的图像场景(如户内/户外, 城市/乡村, 日落/森林等)进行识别, 代表性工作主要有文献[1]提出的基于内容的软标注(Content-Based Soft Annotation, CBSA)算法。2) 基于图像语义特征的方法, 利用图像的中层语义建模来实现图像场景识别, 是当前研究的热点和主流, 这类方法又可以归纳为以下 3 种: ①构建语义对象(semantic objects), 通过检测或识别出图像中的语义对象来描述整幅场景, 代表性工作见文献[2-3]; ②建立图像的局部语义概念(local semantic concepts), 主要思想是自动检测图像中的感兴趣点, 并采用局部描述子描述这些点, 然后建立局部描述子到某种局部语义概念的映射, 再利用局部语义概念的分布来实现图像场景的识别, 代表性工作详见文献[4-5]; ③图像场景的全局语义性质, 通常是图像的全局统计特性, 如自然度、开阔度和粗糙度等, 代表性工作为由文献[6]提出的场景中间层语义描述方法。3) 基于图像分割的方法, 基本思想是首先把图像分割成若干区域, 然后对这些区域进行识别, 最后综合所有区域的识别结果得到图像的类别, 常见方法有分层多尺度模型和语法解析模型等<sup>[7]</sup>。

本文深入研究了图像语义特征中的 PHOW (Pyramid Histogram of Words) 特征描述子, 提出了基于 PHOW 特征描述子和支持向量机的航空侦察图像分类方法, 该方法从分类正确率和计算耗时两个方面, 都优于基于 Gist 特征描述子和支持向量机的航空侦察图像分类方法, 基本满足航空侦察图像快速准确的图像分类需求。

## 1 基于 PHOW 描述子的图像特征提取方法

词包 (Bag of Words, BOW) 或称特征包 (Bag of Features, BOF) 模型的基本思想是借鉴文本分类技术, 将图像表示成一系列视觉关键词 (visual words) 的统计直方图。所谓视觉关键词就是由训练图像局部区域特征(如颜色、纹理、兴趣点)经过聚类形成的聚类中心, 视觉关键词的集合形成所谓词包。传统的词包模型忽略了图像的空间位置特征, 并且采用稀疏采样方式, 不利于图像结构特征的提取。文献[8]提出了一种基于空间塔式直方图的词包技术 (PHOW), 简称塔式关键词直方图。主要包括 4 步: 特征检测、特征描述、字典生成和矢量量化描述符并计算金字塔关键词直方图。

### 1) 特征检测。

所谓特征检测就是按照某种准则, 抽取图像中若干局部图像块或者区域。特征检测方法大致可以分为以下 3 类: 1) 规则网格法; 2) 兴趣点检测法; 3) 随机

采样 (random sampling) 等。PHOW 方法采用的稠密采样 (dense sample) 方式属于规则网格法。采样间隔设为 8 个像素, 每个像素块大小为  $16 \times 16$ 。

### 2) 特征描述。

PHOW 方法采用 SIFT 特征描述子。基本原理为以当前点为中心, 划分一个  $16 \times 16$  的窗口, 将这个窗口切成  $4 \times 4$  的子窗口。在每个  $4 \times 4$  的小块上计算 8 个方向的梯度方向直方图, 统计每个方向的累加值, 即形成一个种子点。一个中心点由  $4 \times 4$  共 16 个种子点组成, 每个种子点包含 8 个方向的信息, 这样, 由种子点生成的 SIFT 特征向量就有  $16 \times 8 = 128$  维。

### 3) 字典生成。

图像经过特征检测和描述之后, 得到一个描述符的集合, 记为  $S$ 。然后基于欧氏距离, 利用 K 均值算法把集合  $S$  聚成  $V$  类, 每个聚类中心相当于一个视觉关键词, 而由所有的聚类中心便构成了一个视觉字典, 记为  $W$ 。本文字典  $W$  的大小  $V$  由人工设定为 300。

### 4) 矢量量化描述符并计算金字塔关键词直方图。

对于  $\forall d_n \in D_{\text{train}}, n = 1, \dots, N$  ( $D_{\text{train}}$  为所有训练图像集合), 经过特征检测和特征描述之后, 得到图像  $d_n$  的描述符集合, 记为  $S_n$ 。然后根据最近邻规则, 按照欧氏距离把每个描述符矢量量化为字典  $W$  的某个关键词, 结果集合  $S_n$  的每个描述符便可以用其对应关键词在字典  $W$  的索引序号来表示。

为了引入位置信息, 首先生成图像  $d_n$  对应的空间金字塔  $P_n$ , 然后计算  $P_n$  的关键词直方图。假设空间金字塔  $P_n$  的深度为  $D$ , 即  $P_n$  共有  $D$  层, 每层又包含若干单元格 (cell)。 $P_n$  的第 1 层 ( $l = 1$ ) 就是图像  $d_n$  本身; 在第  $l$  ( $l > 1$ ) 层, 每个单元格分裂成 4 个互不重叠的单元格。重复分裂过程直至  $l = D$ 。这样, 金字塔  $P_n$  的第  $l$  层共有  $(2^{l-1})^2 = 2^{2(l-1)}$  个单元格; 若深度为  $D$ , 则  $P_n$  共有

$$\sum_{l=1}^D 2^{2(l-1)} \text{ 个单元格。}$$

对于金字塔  $P_n$  的第  $l$  层第  $c$  个单元格, 计算其视觉关键词直方图, 记为  $X_{nlc}$ , 其中,  $[X_{nlc}]_i$  表示关键词  $i$  在当前单元格中出现的次数,  $l = 1, \dots, D, c = 1, \dots, 2^{2(l-1)}, i = 1, \dots, V$ , 拼接金字塔图像  $P_n$  中所有单元格的关键词直方图便形成了图像  $d_n$  的金字塔关键词直方图, 即

$$X_n = (X_{nlc} \mid l = 1, \dots, D; c = 1, \dots, 2^{2(l-1)}) \quad (1)$$

式中,  $X_n$  的维数大小是  $L = V \times \sum_{l=1}^D 2^{2(l-1)}$ 。本文设定分解级数为 2, 则最终形成的 PHOW 的维数为  $300 + 300 \times 4 = 1500$ 。

## 2 航空侦察图像分类步骤

在特征提取及描述的基础上, 本文采用 SVM 进行

航空侦察图像分类,具体实现时利用 VL\_feat 软件包中 Pegasos 算法训练线性 SVM。训练 SVM 时,目标函数为

$$\frac{\lambda}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{N} \sum_i Loss(w, x(i), y(i)) \quad (2)$$

条件为:  $y_i(w \cdot x_i - b) \geq 1 - Loss(w, x_i, y_i)$ , Loss 为 hinge 损失,  $N$  是训练样本个数,任务是求取目标函数最小时的  $w$  和  $b$ 。输入参数主要有训练样本  $x$  及其类别  $y$ ,正则参数  $\lambda$ 、最大迭代次数和偏差  $b$  的系数。

测试时,将  $w$  和  $b$  代入式(3),对  $f$  的每一列求取最大值,即可得到对应图像的分类,即

$$f = w * T_{test} + b \quad (3)$$

通过前面对航空侦察图像特征提取方法和分类方法的具体阐述,可以将航空侦察图像的分类步骤概括在图 1 中,主要包括两部分,分别是训练过程和测试过程,这两个过程都要用到图像的特征提取及描述。在训练过程中,对每一幅训练图像进行稠密采样得到 SIFT 特征描述子,通过词包的思想形成每幅训练图像的关键词直方图,并与金字塔思想结合,形成 PHOW 描述子,其中,每幅训练图像的类别标签都是已知的,支持向量机利用每幅训练图像的 PHOW 特征描述子和其相应的类别标签,得到一个学习模型。测试时,对一幅测试图像进行稠密采样得到 SIFT 特征描述子,通过训练过程形成的词包,形成测试图像的关键词直方图,并与金字塔思想结合形成 PHOW 描述子。支持向量机通过测试图像 PHOW 描述子和学习模型,预测出测试图像的类别标签。对比预测标签与已知标签,从而得到航空侦察图像的分类正确率。

### 3 仿真实验

在图像分类实验部分,首先介绍本文构建的航空侦察图像分类(见图 1)数据库。

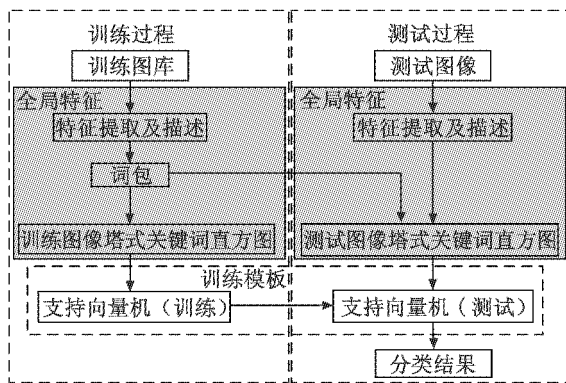


图 1 航空侦察图像分类步骤

Fig.1 Procedure of aerial reconnaissance image classification

然后做了两个实验:基于 Gist 描述子和 SVM 的图像分类实验,以及基于 PHOW 描述子和 SVM 的图像分类实验。在每个实验里,首先对描述子的特征提取性

能进行分析,然后评估 SVM 的分类效果,主要采用正确分类的图像数占总的图像数的比例来评估分类性能,以及运行时间来评估算法的实时性。仿真实验时软硬件配置为台式兼容机,硬件性能为 3.4 GHz CPU, 4 G 内存;操作系统为 WinXP SP3 32 位,开发软件为 Matlab7.6 和 vs2008。

### 3.1 航空侦察图像分类数据库

航空侦察图像分类数据库包括 5 类图像:第一类是 Highway and open country,即高速公路和乡村图像,选择原因是类似于海天背景,对图像分类算法有一定干扰作用;第二类是 Off-shore ship,即离岸边较远的深海舰船图像,这类图像中舰船的背景是全部海洋或者海面、天空都有;第三类是 Port ship,即港口舰船,这类图像中舰艇都处在港口之中;第四类是 Waterfront ship,即海滨舰船,这类图像中舰船靠近岸边,图像背景中有岸边、海面和天空等;第五类是 Sea,即海洋,选择原因也是对分类算法起干扰作用,图像背景中没有舰船,有海面、岸边、天空、岛屿等。上述 5 类图像的部分示例见图 2。数据库中所有图像的规格说明:1) 灰度图像,大小 256 × 256;2) Highway and open country 图像 600 张,Off-shore ship 图像 491 张,Port ship 图像 112 张,Waterfront ship 图像 522 张,Sea 图像 305 张。

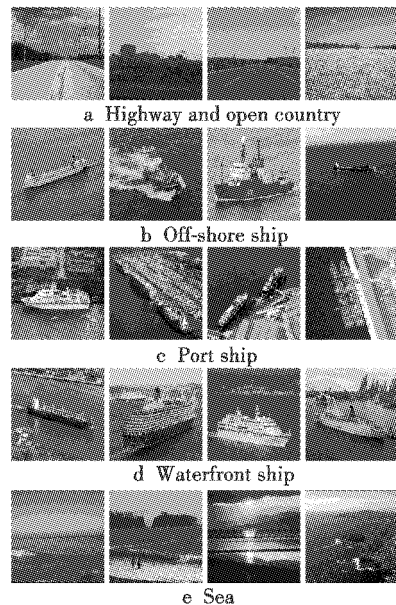


图 2 航空侦察图像分类数据库图像示例

Fig.2 Image examples of aerial reconnaissance image classification database

### 3.2 基于 Gist 描述子和 SVM 的图像分类实验

在实验之前,简单介绍一下基于 Gist 描述子和 SVM 的图像分类方法。基于 Gist 特征描述子进行图像分类有两种思路:1) 全局能量光谱和局部能量光谱定义了每幅图像的全局表示,直接基于这个表示可以进行图像分

类;2)从全局能量光谱和局部能量光谱表示来估计空间包络模型中的各个特性,然后利用这些特性的差别区分不同场景<sup>[6]</sup>。本文采用第一种思路来表示图像的全局特征,具体模型为:1)对输入图像进行预处理;2)将预处理后的图像划分为  $4 \times 4$  相等的且相互不重叠的小区域;3)对各个小区域实施 Gabor 变换,得到全局特征向量;4)利用加权平均的方法进行特征降维,每幅图像形成一个 512 维的特征向量。

在特征提取和描述的基础上,基于 Gist 特征描述子的图像分类方法只需将航空侦察图像分类步骤中全局特征部分更换为 Gist 特征描述子即可。

1) Gist 描述子特征提取参数分析。

Gist 描述子涉及的参数主要有 3 个:图像划分块数,预滤波参数,每尺度方向数。预滤波参数默认为 4,每尺度方向数为  $[8, 8, 8, 8]$ ,对描述子生成有明显影响的是图像划分块数。改变参量 numberBlocks,令其等于 4 和 10,观察实验结果的不同,见图 3。可以看出, numberBlocks 越大,模拟图片中分割点数就越多,就与原图像越相似,分类就越准确,但是计算消耗的时间就越多,为了平衡分类准确度和尽量减小计算时间, numberBlocks 取 4 较为合适。



图 3 改变图像划分块数生成的描述子

Fig.3 The descriptor generated by varying the number of blocks

2) 图像分类实验。

每类训练图像样本数为 100,其余全为测试图像。SVM 训练分类器的输入参数主要有训练样本  $x$  及其类别  $y$ ,正则参数  $\lambda$ 、最大迭代次数和偏差  $b$  的系数。实验经验值为: $\lambda = 1/10 \cdot L_{\text{train}}$  ( $L_{\text{train}}$  为训练集图像的数量),MaxIter 为  $50/\lambda$ ; BiasMultiplier 为 1。分类结果见表 1。横、纵坐标代表的是 5 类场景的名字,以第一行为例,表内的数字代表所有测试图像 (Highway and open country) 分到 5 类场景的百分比,很明显,这个场景与 Sea 场景非常相似,高达 10.8% 误分为 Sea 场景。深海舰船图像 (Off-shore ship) 的分类准确率最高,原因在于它与其他几类场景的区分度相对较高。港口图像 (Port ship) 明显与海洋和深海舰船图像不同,所以误分率为 0。海洋图像 (Sea) 与高速公路和乡村图像较相似,所以高达 13.66% 误分为高速公路和乡村图像。海滨图像 (Waterfront ship) 与深海舰船图像和港口图像都有较多相似之处,所以误分率较高。总之,平均分类正确率达到 81.44%,基本满足航空侦察图像

的分类需求。然而,测试计算耗时发现,Gist 特征提取部分耗时约 877 s,训练和测试部分耗时约 179 s,每幅图像分类的平均耗时约 520 ms,耗时主要集中在特征提取部分,因此需要研究更加合适的特征提取方法。

表 1 Gist 描述子图像分类准确率

Table 1 The correct ratio of image classification using Gist descriptor

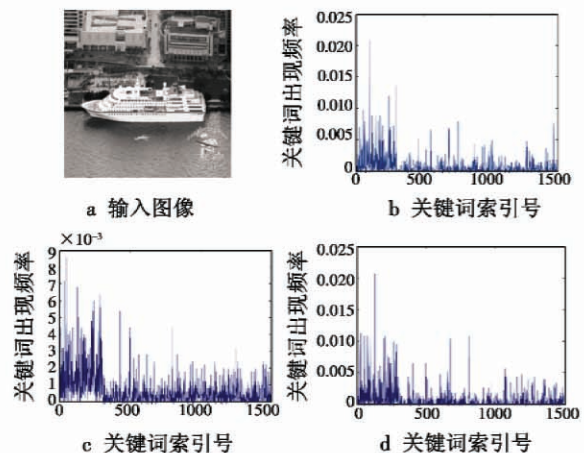
	%				
	Highway and open country	Off-shore ship	Port ship	Sea	Waterfront ship
Highway and open country	78.40	2	5.60	10.80	3.20
Off-shore ship	3.33	86.95	3.01	5.12	1.53
Port ship	8.33	0	83.34	0	8.33
Sea	13.66	1.47	0.97	82.93	0.97
Waterfront ship	2.61	10.42	7.58	3.79	75.60

3.3 基于 PHOW 描述子和 SVM 的图像分类实验

3.3.1 PHOW 描述子特征提取参数分析

PHOW 描述子涉及的参数包括:1) 网格大小 binsize,移动步长 step,实验时 binsize 为 7,step 为 5;2) 网格数量 binnumber,梯度方向数 gradnumber,实验时,binnumber 为 16,gradnumber 为 8;3) 字典大小  $V$ ,实验时, $V$  取 300;4) 金字塔层数  $l$ ,每层元胞个数  $d$ ,实验时, $l$  取 2, $d$  取  $2^{2(l-1)}$ 。

在上述参数中,需要调整的参数有:binsize, step,  $V, l$ 。调整一个参数,保持其他参数不变,观察对生成的 PHOW 描述子有何影响。所有参数不变时,港口图像生成的 PHOW 描述子见图 4b, binsize 调整为 3 时, PHOW 描述子见图 4c, step 调整为 7 时, PHOW 描述子见图 4d,  $V = 200$  时, PHOW 描述子见图 4e,  $l = 3$  时, PHOW 描述子见图 4f。很明显,参数的变化对 PHOW 描述子的形状影响不大,要么更精细、计算量更大,要么稍粗糙、计算量小,但对后续的目标识别影响很小。因此,可以说,基于 PHOW 描述子的特征提取方法对参数的变化不敏感,利用默认的实验参数,可以对不同图像具有较大的适应性。



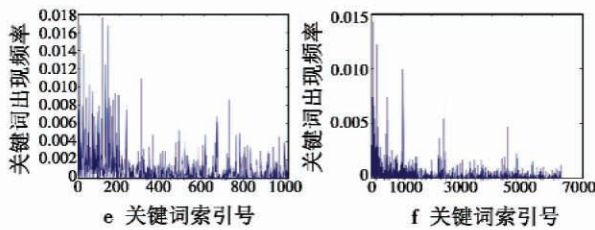


图 4 不同参数时港口图像生成的 PHOW 描述子

Fig. 4 The PHOW descriptors of port image using different parameters

### 3.3.2 图像分类实验

令训练样本、测试样本以及 SVM 训练分类器的输入参数与 Gist 描述子分类实验时相同,分类结果见表 2。很明显,港口图像明显与海洋和深海舰船图像不同,所以误分率为 0。与 Gist 描述子相比,对 Waterfront ship 的误分率也为 0,这说明 PHOW 特征描述子更能表示港口图像的本质特征。与 Gist 描述子类似,由于 Highway and open country 场景与 Sea 场景非常相似,PHOW 描述子的误分率也比较高,高达 12.2%。深海舰船图像的分类准确率最高,原因在于它与其他几类场景的区分度相对较高。海洋图像与高速公路和乡村图像较相似,所以高达 14.63% 误分为高速公路和乡村图像。海滨图像与深海舰船图像和港口图像都有较多相似之处,所以误分率较高。总之,平均分类正确率达到 84.62%,明显高于基于 Gist 描述子的图像分类方法。

表 2 PHOW 描述子图像分类准确率

Table 2 The correct ratio of image classification using PHOW descriptor

	Port ship	Highway and open country	Off-shore ship	Sea	Waterfront ship
Port ship	91.67	8.33	0	0	0
Highway and open country	5.4	80.2	0.8	12.2	1.4
Off-shore ship	4.34	0.3	92.32	1.78	1.26
Sea	0.97	14.63	4.39	79.03	0.98
Waterfront ship	8.29	1.42	9.48	0.95	79.86

测试计算耗时时发现,字典生成部分耗时约 46.45 s,直方图特征提取耗时约 75.17 s,SVM 分类器训练时间约 27.13 s,测试时间约 0.0469 s。则每幅图像 PHOW 特征提取和训练的平均时间为 91 ms,每幅图像 PHOW 特征提取和分类的平均耗时约 37 ms。因此,基于 PHOW 特征描述子和 SVM 的航空侦察图像分类方法可以实现快速准确的图像分类。

基于上述实验分析,可以得出如下结论:

1) 无论是 Gist 描述子,还是 PHOW 描述子,需要修改的参数对特征描述子的生成影响不大,这意味着通常情况下这些参数可以保持默认值,也说明这两个

描述子的图像适应性比较强;

2) Gist 描述子的特征提取时间偏长,而 PHOW 描述子的特征提取时间较短,且能更好地提取航空侦察图像的全局特征;

3) 利用线性 SVM 分类器即可满足分类需求,若有更复杂的分类情况,再考虑非线性 SVM 分类器;

4) 提出的基于 PHOW 描述子和线性 SVM 分类器的航空侦察图像分类方法无论从分类精度,还是计算耗时,基本可以满足航空侦察图像快速准确的图像分类需求。

## 4 结束语

本文在图像分类现状研究的基础上,首先重点分析了基于 PHOW 描述子的图像特征提取方法。获取 PHOW 特征的基本思路为:1) 采用稠密采样方式提取特征;2) 运用 SIFT 特征描述子描述局部区域;3) 利用 K 均值聚类生成视觉关键词;4) 矢量量化描述符并计算金字塔关键词直方图。结合 SVM 分类器,通过训练和测试两个阶段,实现航空侦察图像分类。仿真实验表明,提出的基于 PHOW 特征描述子和 SVM 的航空侦察图像分类方法的平均分类精度为 84.6%,特征提取和分类的平均耗时为 37 ms,具有较高的分类精度和较低的计算耗时,基本可以满足航空侦察图像快速准确的图像分类需求。

## 参考文献

- [1] CHANG E, GOH K, SYCHAY G, et al. CBSA: Content-based soft an-notation for multimodal image retrieval using Bayes point machines [J]. IEEE Transactions on Circuit and Systems for Video Technology, 2003, 13(1):26-38.
- [2] FAN J, GAO Y, LUO H, et al. Statistical modeling and conceptualization of natural images [J]. Pattern Recognition, 2005, 38(6):865-885.
- [3] LUO J, SAVAKIS A E, SINGHAL A. A Bayesian network-based frame work for semantic image understanding [J]. Pattern Recognition, 2005, 38(6):919-934.
- [4] BOSEH A, ZISSERMAN A, MUN X. Scene classification via PLSA [C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision, Graz, Austria, 2006:517-530.
- [5] LI F F, PERONA P. A Bayesian hierarchical model for natural scene categories [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, CA, USA, 2005:524-531.
- [6] 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.

(下转第 48 页)

但视觉上并不自然,人工痕迹较明显。伽玛校正法和本文算法的处理效果相似,但本文算法在过亮区域的抑制能力更优。

表 1 使用数字全变分(DTV)定量评价各算法的处理结果。可以看出 3 种方法的处理结果与原图相比 DTV 数值都有不同程度的提高,这表明它们对原图都有增强效果。然而小波变换法的 DTV 最大,说明经它处理后的图像对比度最大,细节也最丰富,这与图 3 和图 4 的结论相一致,但该方法的视觉效果并不理想。伽玛校正法和本文算法的 DTV 较接近,它们的处理效果也相似,但本文算法的 DTV 偏高,说明本文算法在过曝光区域抑制、细节保持等方面均较优。

表 1 各种算法处理结果的定量评价

Table 1 Quantitative evaluation to the processing results of each algorithm

	原图	小波变换法	伽玛校正法	本文算法
Parisnight	21.95	40.80	28.90	29.73
Flowers	9.29	19.14	12.03	12.84

图像对比度高并不能表明视觉效果就一定好,但对比度低则视觉效果一定不好。本文算法兼顾了这两方面优势,不但图像整体对比度大大提高,而且视觉效果也非常优秀,达到了图像增强的目的。

### 3 结论

本文提出了一种空域和变换域相结合的图像增强算法,它首先使用金字塔变换将图像细分成多个频段,然后在各个频段分别进行图像增强。这样,由于充分兼顾了两类增强算法的各自优势,因此不但可以提高欠曝光区域的对比度,而且对过曝光区域有一定抑制作用,具有较好的视觉效果<sup>[10]</sup>。仿真实验表明:本文算法与小波变换法相比,虽然 DTV 数值较低,但图像平滑自然,视觉效果较好;与伽玛校正法相比,本文算法在过曝光区域抑制、细节保持等方面均占优。

### 参 考 文 献

- [1] 于天河,郝富春,康为民,等. 红外图像增强技术综述[J]. 红外与激光工程,2007,36(s1):335-338.  
YU T H, HAO F C, KANG W M, et al. Summarization on the infrared image enhancement technology[J]. Infrared and Laser Engineering, 2007, 36(s1):335-338.
- [2] 克兢,侯榆青,王大凯,等. 一种改进型保持形状的图像对比度增强算法[J]. 光子学报,2009,38(1):214-219.  
KE J, HOU Y Q, WANG D K, et al. An improved algorithm for shape preserving contrast enhancement [J]. Acta Photonica Sinica, 2009, 38(1):214-219.
- [3] 刘松涛,吴钢. 基于广义直方图均衡的图像增强新方法[J]. 电光与控制,2010,17(3):12-15.  
LIU S T, WU G. A novel method for image enhancement based on generalized histogram [J]. Electronics Optics & Control, 2010, 17(3):12-15.
- [4] RAFAEL C G, RICHARD E W. Digital image processing [M]. 2nd ed. New Jersey:Pearson, 2008.
- [5] ZHANG C, BURT P J, GOOITZEN S W. Multi-scale multi-camera adaptive fusion with contrast normalization; US, 20090169102A1[P]. 2009-07-02.
- [6] 杨凯峰,金海燕,石美红. 基于 LP 融合和亮度变换的图像增强[J]. 计算机工程,2009,35(15):220-223.  
YANG K F, JIN H Y, SHI M H. Image enhancement based on Laplacian pyramid fusion and brightness transform [J]. Computer Engineering, 2009, 35(15):220-223.
- [7] 王刚,肖亮,贺安之. 脊小波变换域模糊自适应图像增强算法[J]. 光学学报,2007,27(7):1183-1190.  
WANG G, XIAO L, HE A Z. Algorithm research of adaptive fuzzy image enhancement in ridgelet transform domain [J]. Acta Optica Sinica, 2007, 27(7):1183-1190.
- [8] 李晓漫,雷英杰. 小波变换和粗糙集的图像增强方法[J]. 电光与控制,2007,14(6):29-32.  
LI X M, LEI Y J. An image enhancing method based on wavelet transform and rough sets [J]. Electronics Optics & Control, 2007, 14(6):29-32.
- [9] CHAN T F, OSHER S, SHEN J. The digital TV filter and nonlinear denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2):231-241.
- [10] 甘新胜. 一种基于改进 Hausdorff 距离的图像匹配方法[J]. 指挥控制与仿,2012,34(4):117-118.  
GAN X S. An image matching algorithm based on Hausdorff distance[J]. Command Control & Simulation, 2012, 34(4):117-118.
- [8] LAZEBNIK S, SCHMID C, PONCE J. Beyond bags of features: Spatial pyramid matching for recognizing natural scene categories[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, New York, NY, USA, 2006:2169-2178.

(上接第 14 页)

- [7] TU Z, CHEN X, YUILLE A L, et al. Image parsing: Unifying segmentation, detection and recognition [J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 63(2):113-140.