

# 目标语义概率模型在类目标识别和地物场景分析中的算法研究

刘 玮 陈新武 田金文

(华中科技大学图像识别与人工智能研究所多谱信息处理技术国防重点实验室 武汉 430074)

**摘 要** 基于文本分析统计模型提出了图像类目标的语义概率模型,并且将这种概率模型应用于目标识别和复杂场景下的地物分析。首先将图像表示成多个特征局部区域的集合,然后根据目标语义概率模型得到图像、特征局部和目标语义之间的概率关系,通过计算后验概率可以实现目标语义类别的识别。目标概率模型通过 EM 算法获得模型估计参数。实验结果显示,在识别复杂背景中的目标达到了很好的效果。场景分析中根据图像中各局部区域与目标语义的概率分布可以实现场景中感兴趣区域的标注,实验结果说明此方法有可行性。

**关键词** 类目标识别,场景分析,语义概率模型,图模型

中图分类号 TP391.14 文献标识码 A

## Object Semantic Probabilistic Model and its Application in Category Object Recognition and Scene Analysis

LIU Wei CHEN Xin-wu TIAN Jin-wen

(State Key Laboratory for Multi-spectral Information Processing Technologies, Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

**Abstract** The article seek to discover the object categories' semantic probabilistic model based on statistical text analysis and we applied this new model on object recognition and Scene analysis. First, the image was represented by a set composed of local feature regions. Then, found the probability among image, local regions and semantic category based on the new model helps to calculate the posteriors and recognizing the object. EM algorithm was used to estimate the parameters of the model. Experiments show the good performance on object recognition in the cluster background and also show the feasibility of the scene analysis.

**Keywords** Category recognition, Scene analysis, Semantic probabilistic model, Graph model

### 1 引言

以往的目标识别算法是基于目标特征提取的基础之上的分类算法,这里目标的各种特征主要是底层特征,比如形状特征、纹理特征等,这种识别算法较适用于单个特定物体的识别<sup>[1-4]</sup>。而对于某一类目标的识别,这种方法就不太适用了,因为虽然为同一类目标,目标的形状和表面纹理也不尽相同。比如飞机类包含民用飞机和军用飞机,而民用飞机里又包含各种不同机型的飞机,包括大型飞机(如空客 A340、波音 747)、中型飞机(如波音 737、麦道 M82)、小型飞机(如国产 YN7、苏联的 AN4)。本文将自然语言处理中的语义统计模型应用于图像语义类别的发现与识别,建立了图像目标的语义概率模型。这种概率模型仅需要不多的训练图像就可以得到不错的类别识别效果。目前领域内的大多数识别方法通常都是一些监督算法,比如脸部检测<sup>[5,6]</sup>、行人<sup>[7]</sup>、手写字<sup>[8]</sup>和车辆识别<sup>[5,9]</sup>,这些算法的训练图像都必须进行标注或者是分

割处理。对于训练集非常庞大的情况,这种手工标注将是非常耗时耗力的方法。而这里采用目标语义概率模型,不需要对训练图像进行标注和分割,模型训练的迭代过程中提高了目标特征区域的概率,降低了背景干扰区域的概率。实验结果证明,不多的训练图像即可以实现不错的目标识别率,而且训练图像不需要分割或标注。即使目标处于复杂的背景中,依然可以达到高识别率。

这里目标新语义概率模型还可以应用于遥感图像复杂场景的分析中,可以实现对场景中感兴趣区域的寻找,并且标记出来。本文将此模型应用于复杂背景下机场场景的分析,实现了对场景中机场跑道区域的标注和机库区域的标注。文献[10]中有过对军用机场的分析,通过分割的方法分离出各个目标,但是这种方法局限于背景相对简单的情况,且目标的灰度特征明显。而本文语义概率模型的灵活性使得其在场景分析上突破了以上的局限性。本文为复杂地物场景分析提供了新的思路,且实验结果证明了此方法的有效性。此方法还有

到稿日期:2008-09-18 返修日期:2009-02-17 本课题受 863 项目(2007AA12Z153)资助。

刘 玮(1976-),女,博士,研究方向为计算机视觉、图像匹配和识别技术、组合导航系统设计与多媒体技术等,E-mail:liuwei@hust.edu.cn;陈新武(1969-),男,副教授,博士生,研究方向为小波分析、多尺度几何分析和超大规模集成电路可测试性设计;田金文(1960-),男,博士,教授,博士生导师,研究方向为遥感图像信息处理、流媒体技术及其应用、小波变换理论及其应用、图像数据压缩、目标检测与识别、增强现实与计算机软件仿真等。

进一步改进的空间,具有应用前景。

## 2 目标语义概率模型

本文将概率潜在语义分析 (PLSA; Probabilistic Latent Semantic Analysis)<sup>[11]</sup>的思想应用于图像目标建模中。PLSA 将高维词汇-文档共生矩阵映射到低维度的潜在语义空间,使表面不相关的词汇显示出深层次的联系<sup>[12]</sup>。PLSA 在学习文本的语义主旨中获得不错的结果。本文将 PLSA 的统计模型应用于学习图像的语义主旨,即识别图像所属目标类别。

本文仍然沿用 PLSA 模型在文本分析中的变量定义和名称。假设有一文档集  $D = \{d_1, \dots, d_N\}$  和一个词汇表 (codebook)  $W = \{w_1, \dots, w_M\}$ , 其对应  $N \times M$  的共生矩阵  $N = (n(d_i, w_j))_{ij}$ , 其中  $n(d, w)$  表示词汇  $w$  在文档  $d$  中出现的次数 (概率), 引入隐含变量  $z_k \in Z = \{z_1, \dots, z_K\}$  表示潜在语义。这里我们将图像看成是文档  $d$ , 图像被划分成许多个局部区域, 提取其中具有代表性的特征局部区域。这里的特征局部区域即看成是词汇表中的词汇  $w$ , 将图像中目标类别看成主旨  $z$ 。模型可以表示为词汇与文档的联合概率  $P(w, d)$ :

$$P(d_j, w_i) = P(d_j)P(w_i | d_j) \quad (1)$$

$$其中 P(w_i | d_j) = \sum_{k=1}^K P(z_k | d_j)P(w_i | z_k) \quad (2)$$

其中  $P(z_k | d_j)$  表示文档  $d_j$  的主旨是  $z_k$  的概率,  $P(w_i | z_k)$  表示主旨  $z_k$  中词汇  $w_i$  出现的概率。将式(2)带入式(1)再变换, 可得:

$$P(d, w) = \sum_{z \in Z} P(z)P(d|z)P(w|z) \quad (3)$$

所以  $P(w, d)$  具有如图 1 所示的图模型<sup>[11]</sup>, 图中显示了文档、词汇和语义之间的联系。

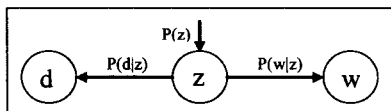


图 1 目标语义概率图模型

根据概率模型, 然后再通过 EM 算法在给定的训练数据集上找到这些潜在语义  $z$  的概率分布。下一节将详细叙述图像目标语义概率模型建立的算法实现步骤。

## 3 图像目标建模算法

假设训练图像集  $D = \{d_1, \dots, d_n\}$ , 将每个图像  $d_i$  看成许多特征局部区域的集合, 通过对所有特征局部区域的聚类学习确定词汇表 (codebook) 中的词汇, 用词汇表中词汇  $w$  不同的分布规律对不同的目标类型  $z_k$  建模。同样的方法将测试图像  $d_{test}$  表示成词汇表中词汇  $w$  的分布, 然后通过目标模型得到图像  $d_{test}$  和目标类别  $z_k$  之间的概率分布关系, 最后对图像进行分类和识别, 算法流程如图 2 所示。图像目标语义模型建模的步骤如下:

- (1) 特征区域的选择和描述符的提取;
- (2) 对特征区域描述子矢量量化, 产生词汇表;
- (3) 建立目标语义概率模型;
- (4) 用 EM 算法对目标模型进行最大似然估计, 得到模型参数  $P(w_i | z_k)$  等估计值。

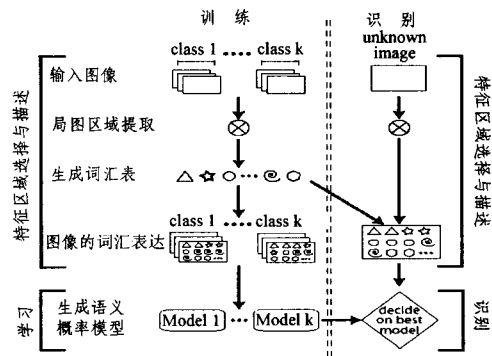


图 2 基于目标语义模型的目标识别算法流程

### 3.1 特征区域的选择和描述符的提取

所制作的词汇表要尽量适用于某类目标各种所有图像, 即词汇表能够对类内目标的形态变化具有一定的适应性, 同时对其他类目标的图像要具有区分性。也就是说, 词汇表所选的特征局部区域既要具有代表性, 又要具有普遍性。

因为人类视觉系统对于边缘轮廓信息的响应最为强烈<sup>[13]</sup>, 所以这里选用边缘信息来决定局部特征区域的取舍。以机场图像为例, 共有各种类型机场图片 30 幅, 对每一幅机场图片检测 canny 边缘。在所有边缘点中离散非相邻的随机选择  $L$  个边缘点, 提取以  $L$  个边缘点为中心所在的局部区域, 选择区域形状为圆形区域。区域半径大小从  $[10, 30]$  之间随机选择。部分机场特征区域图如图 3 所示。

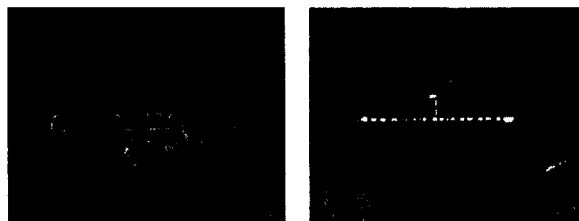


图 3 机场局部区域的选取

对局部区域的特征描述, 本文选用 SIFT 描述子。但是, 即使是同一类目标的相同区域的特征描述子, 也不可能完全相同。为了做出合理的概率统计, 需要对所有的区域特征描述子进行矢量量化 (VQ: Vector Quantization), 使得相似区域的特征描述子能够落到同一个量化区间内。

### 3.2 特征描述子 VQ 算法及词汇表

本文选用的矢量量化算法为基于合理聚类有效性分析的 VQ 算法。VQ 算法是根据失真最小的原则, 选择合适的码字组成码表。因此, 矢量量化的关键问题是性能优越的码表设计。我们所说的词汇表将由码表产生。采用 1980 年 Linda Buzo 和 Gray 提出的 LBG 算法<sup>[14]</sup>设计码表, LBG 算法实际上是一个迭代聚类的过程。假设总有  $H$  个图像 (包含各类目标图像), 每个图像提取  $L$  区域, 得到特征区域描述子集  $X = \{x_1, \dots, x_{H \cdot L}\}$ 。设码表大小为  $S$  个, 具体算法步骤参照文献<sup>[14]</sup>。从码表中选择聚类数目多的  $M$  个聚类中心作为词汇表的词汇。这里码表各个码字中的  $X$  聚类数目越多, 说明这个特征区域在各个图像中出现的次数越多, 也就是目标中具有代表性的区域。对于码表中聚类数目少的码字, 对应的  $X$  特征描述子作为干扰项去除, 码表筛选后得到所需的词汇表  $W = \{w_1, \dots, w_M\}$ 。

### 3.3 图像目标语义概率模型拟合

本文运用期望最大化(EM, Expectation Maximization)的方法实现了对概率模型的拟合。EM算法<sup>[15]</sup>是 Dempster 等人于 1977 年提出的一种求参数最大似然估计的一种方法,其核心思想是根据学习样本数据来递归估计似然函数。这里 EM 算法对语义概率模型的参数进行最大似然估计,EM 算法分为 E 步和 M 步。

其中 E 步:利用当前估计的参数值计算隐含量  $z$  的后验概率;

$$P(z|d, w) = \frac{P(z)P(d|z)P(w|z)}{\sum_z P(z')P(d|z')P(w|z')} \quad (4)$$

M 步:基于 E 步后验概率,更新参数值。

$$P(w|z) = \frac{1}{C_1} \sum_{d \in D} n(d, w)P(z|d, w)$$

$$P(d|z) = \frac{1}{C_2} \sum_{w \in W} n(d, w)P(z|d, w)$$

$$P(z) = \frac{1}{C_3} \sum_{d \in D} \sum_{w \in W} n(d, w)P(z|d, w)$$

其中  $C_1, C_2, C_3$  为实现数值归一化常数。又由共生矩阵  $n(d, w)$  和联合概率  $P(d, w)$  得到似然函数的函数式为

$$\begin{aligned} L &= \sum_{d \in D} \sum_{w \in W} n(d, w) \log(P(d, w)) \\ &= \sum_{d \in D} \sum_{w \in W} n(d, w) \log(P(z)P(d|z)P(w|z)) \end{aligned}$$

算法 E 步和 M 步不停迭代,直到  $L(i) - L(i-1)$  收敛为止。初始参数  $P(z), P(d|z)$  和  $P(w|z)$  取小于 1 的随机值。

## 4 语义概率模型的应用及实验结果

### 4.1 特征区域选择

特征区域的选择是以目标图像的 canny 边缘图像为基础,离散不相邻且随机提取  $L$  个边缘点,那么以这  $L$  个边缘点为中心的局部区域即为特征区域。这里以机场图像为例,列举了局部区域选择结果,如图 3 所示。这里  $L=200$ ,区域半径在 10~30 间随机选取。图中绿色点表示所选取的边缘点即区域中心,红色圆圈表示选取的圆形局部区域,为方便后续 SIFT 算子提取。

### 4.2 语义模型在目标识别中的应用

上一节根据对训练样本集的学习得到目标的语义概率模型,由此可以得到各类目标的词汇表概率分布  $P(w|z)$ 。对于一幅待识别图像  $d_{\text{test}}$ ,只要能够求得概率  $P(z|d_{\text{test}})$ ,便可以判断识别图像的类型。则识别图像的类型为  $i$ ,当下式成立:

$$z_i = \operatorname{argmax}(P(z_1|d_{\text{test}}), P(z_2|d_{\text{test}}), \dots, P(z_k|d_{\text{test}}))$$

其中概率  $P(z|d_{\text{test}})$  的计算公式如下

$$P(z|d_{\text{test}}) = \frac{P(d_{\text{test}}|z)}{P(d_{\text{test}})} = \frac{P(d_{\text{test}}|z)P(z)}{\sum_{k=1}^K P(d_{\text{test}}|z_k)} \quad (5)$$

所以概率  $P(z|d_{\text{test}})$  的计算仍然归结为求  $P(z_{\text{test}}), P(d_{\text{test}}|z)$ 。仍然运用 EM 算法来估计参数,只是不同于 3.3 节模型学习过程,这里  $P(w|z)$  由 3.3 节模型学习得到且在识别阶段是固定值,只要求  $P(d_{\text{test}}|z)$  和  $P(z_{\text{test}})$  即可,然后由式(5)判断可得图像目标类型。

这里实验图像所用的图像选自 MIT 大学的 CBCL<sup>[16]</sup> 图像库中的人脸、帆船和笔记本电脑,其中人脸图像共 100 幅,帆船图像共 100 幅,笔记本电脑图像共 40 幅。从各目标图像

中随机选择一半作为目标语义模型的训练样本,而另一半作为测试样本,两者互不重叠。无论是训练还是测试所用的样本大部分都是处于复杂背景中的,而且训练样本没有对目标进行标注或者分割。所有的实验图像转化为灰度图像,图像高度统一为 200。所用的实验仿真平台为 matlab7.0。

图 4 为各个目标的 ROC 曲线,图中红色曲线为人脸的 ROC 曲线,绿色为帆船的 ROC 曲线,蓝色为笔记本电脑的 ROC 曲线。可以看出,目标的语义概率模型对于各个目标都有不错的类区分能力。图 5(a)显示了 3 类目标的  $P(d|z)$ ,由于  $P(d|z)$  与  $P(z|d)$  是成正比的,所以也就表示了各个图像属于各类的概率,其中灰度由深到浅分别表示概率由小到大。灰度越亮表示此图像属于某类的概率越大。图 5(a)中可以看出,由目标语义概率模型得到各目标具有明显的类别识别能力,其中  $\text{image1} \sim 50$  为人脸图像,  $51 \sim 100$  为帆船图像,  $101 \sim 140$  为笔记本电脑图像。而类别从左到右分别为人脸、帆船和笔记本电脑。其中还可以看出帆船和笔记本电脑彼此之间存在混淆区域,彼此之间的区分能力较与人脸要差,可见分析结果与 ROC 曲线图一致。图 5(b)显示了词汇表词汇在各类别中出现的概率,word 为词汇表词汇,其词汇量  $M=300$ ,类别从左到右分布同上。各类中词汇出现的概率从大到小在图中分别以灰度从亮到暗表示。其中的亮线表示各类中具有代表性的词汇,即区域。可以看出各类目标的代表性区域彼此错落,互不重叠,也就表示了各类目标彼此具有的类区分度。各类目标的识别率分别为人脸 96%、帆船 88%、笔记本电脑 86%。

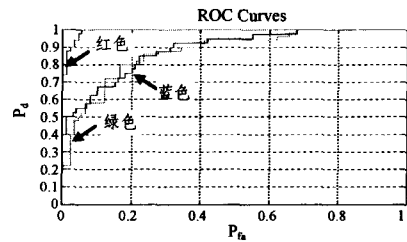


图 4 ROC 曲线

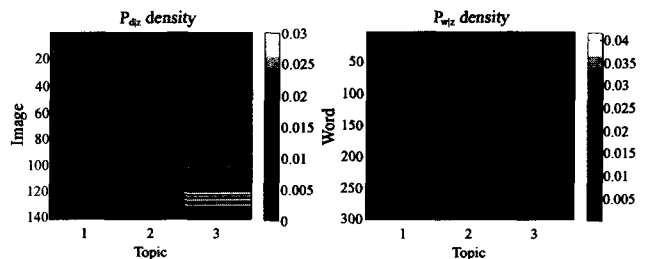


图 5  $P(z|d_{\text{test}})$  和  $P(w|z)$

### 4.3 语义模型在地物场景分析中的应用

地物场景的分析无论在民用的遥感图像分析中或是军用的导弹导航和识别攻击目标中都有着重要的意义。这里以复杂背景机场场景分析为例,讨论新语义概率模型在场景分析中的应用。以往的机场识别算法都只能够识别出机场跑道的区域,对于其他机场区域完全无法辨认和定位,主要在于遥感图像中背景的复杂性和多样性以及非跑道区域的目标具有形状、分布不定性。比如不同的军用机场,其机库的外形和分布

完全不同,没有任何规律可言。这里以新语义概率模型为基础,讨论如何实现机场场景中机场跑道区域的定位和机场机库区域的定位。

由语义概率模型可以得出后验概率  $P(z|d, w)$ , 如式(4)所示。比如  $P(z_k | d_{test}, w_i)$  表示检测图像  $d_{test}$  中词汇区域  $w_i$  属于目标  $z_k$  的概率, 其中隐含了位置信息。这里只取  $P(z_k | d_{test}, w_i) > 0.5$  的区域, 我们只认为  $P(z_k | d_{test}, w_i)$  大于 0.5 的区域才属于  $z_k$  类, 所以仅保留  $P(z_k | d_{test}, w_i) > 0.5$  的区域。换个角度说, 最后仅保留图像  $d_{test}$  中属于  $z_k$  类的区域  $w_i$ 。

这里实验的目的是对军用机场遥感图像进行场景分析, 定位感兴趣的目标区域。军用机场中以机场跑道和机库最具军事价值, 所以我们采用目标语义概率模型检测军用机场中的两个感兴趣区域。所用的图片为 Google 中搜集的机场图像共 70 幅, 其中 50 幅军用机场图像为测试图像, 其他非军用机场 20 幅为训练图像, 如图 6(a) 所示。部分从军用机场图像中截取的机库图像共 20 幅, 作为训练图像, 如图 6(b) 所示, 并采集了 20 幅不带机场的 Google 图像作为训练背景图像, 如图 6(c) 所示。注意这里的训练图像不需要进行分割标注, 而是包含背景在一起的图片。所有的图像在处理前都转为灰度图像, 且图像的高度统一为 600, 宽度按比例缩放。

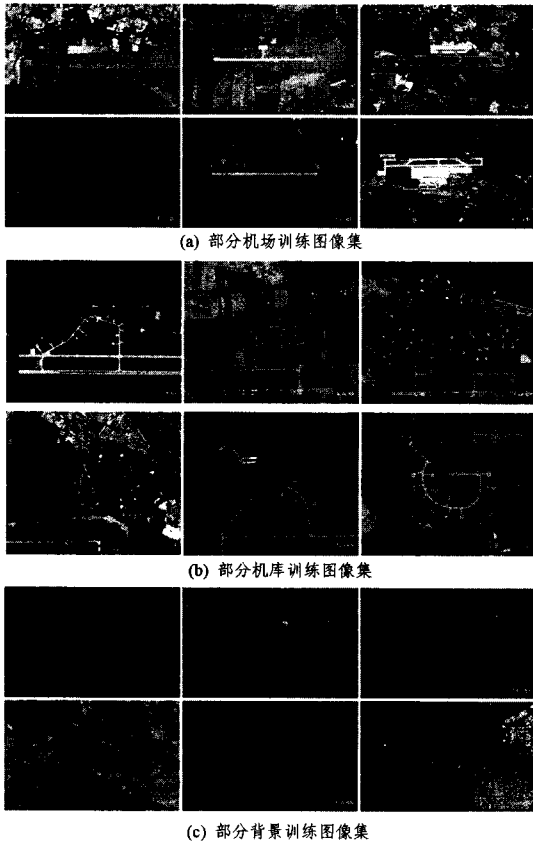
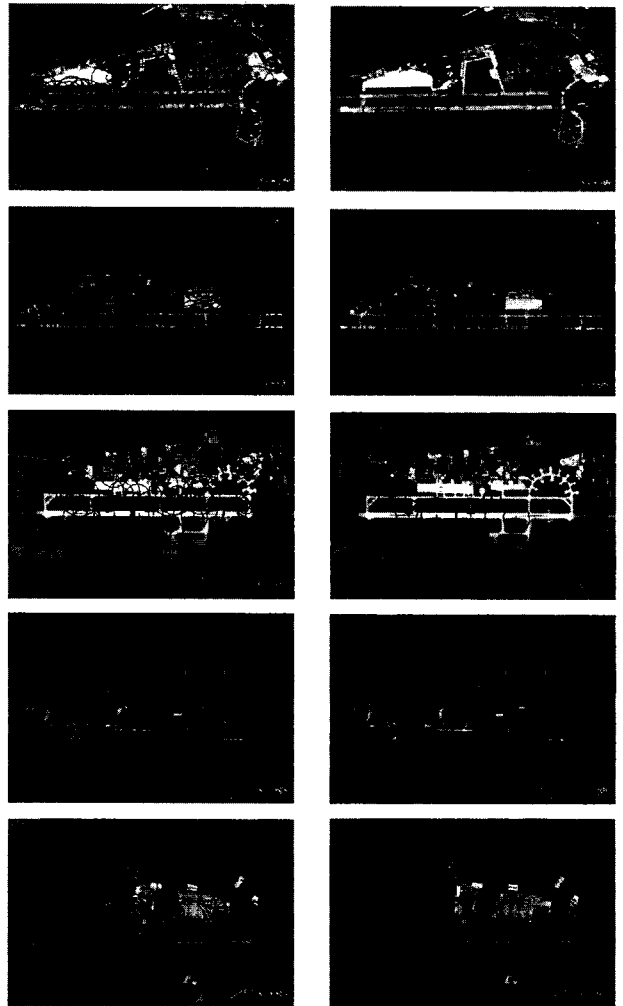


图 6 目标语义概率模型所用训练图像

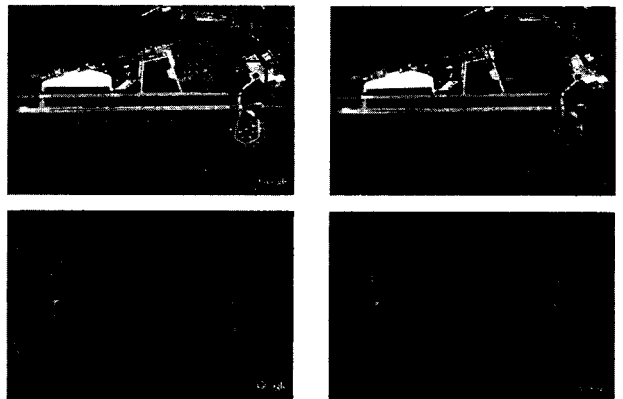
训练图像用来分别对机场跑道区、机库区和背景建模, 3 个目标的模型用于在测试图像中定位机场跑道区、机库区和背景区。这里研究目标语义概率模型在遥感图像中多目标定位的可行性, 因为遥感图像所含的信息量大, 背景非常复杂, 所以在遥感图像中定位目标区域相对来说难度很大, 实验结果如图 7 和图 8 所示。测试图像中仅有约一半的图像能够大致定位出机场跑道和机库区, 其他的结果存在一定的背景干

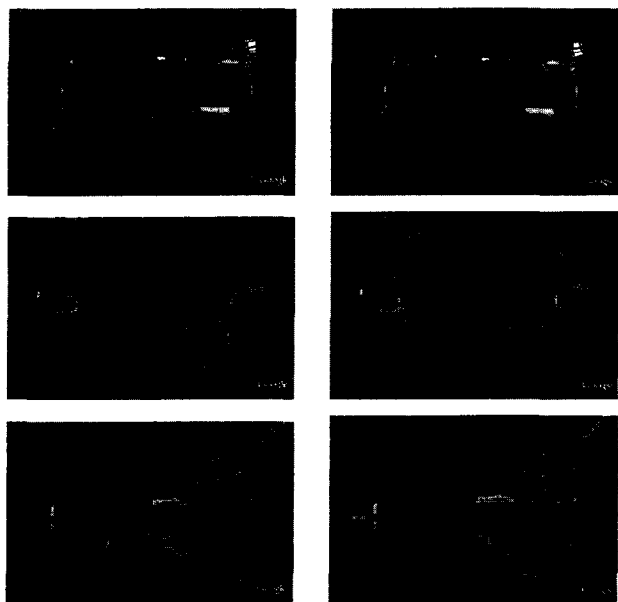
扰, 尤其是机库区域的定位。由于机库区域的训练图像中包含了很多的背景信息, 因此机库区很容易与背景区域发生混淆, 将背景区域检测成机库区, 或者机库区检测成背景区。如果机场跑道区周围有类似直线的边缘, 也可能被检测成为机场区域, 如图 7 所示的第二组图右边。实验结果显示了本算法在遥感图像复杂背景中多目标定位的可行性。而且可以通过对算法的进一步改进来提高复杂背景中目标区域的定位率。比如通过进一步改进模型构造提高机库和背景之间的区分率, 也可以融合其他如灰度分布信息来进一步提高机场和背景直线区的区分度。



图中从左自右分别为  $P(z_k | d_{test}, w_i)$  取大于 0 和大于 0.5 的结果

图 7 机场目标检测部分结果





图中左边是手动标注的机库区, 右边是自动检测的机库区

图8 军用机场机库检测部分结果

**结束语** 本文将自然语言分析中的统计方法应用于图像中, 得到新的目标语义概率模型。此模型能够实现某一类目标的识别, 并且训练图像在不需要标注和分割的情况下达到高的识别率。本文还为遥感图像中复杂场景的地物分析提供了新的思路。基于此模型可以实现对场景中感兴趣区域的识别和标记, 实验结果显示此算法有可行性。

进一步的工作包括: 改进特征区域的描述, 采用放射协变区域代替简单的局部区域, 使得区域的表达具有光照、视角等不变性, 实现特征区域的更精确表达; 可以根据具体某类目标改进目标统计模型, 根据目标的结构特征, 在模型中加入空间信息。通过进一步的算法改进, 可以使得识别率更高, 并且可以实现更加精确的地物局部定位标注。

### 参考文献

[1] Forsyth D, Zisserman A. Shape from Shading in the Light of Mutual Illumination[J]. *Image and Vision Computing*, 1900, 8(1):42-29

[2] Grimson W, Huttenlocher D. On the sensitivity of the Hough transform for object recognition[J]. *IEEE Transactions on Pa-*

(上接第 236 页)

[7] Vong C M, Leung T P, Wong P K. Case-based reasoning and adaptation in hydraulic production machine design[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2002, 15(6):567-585

[8] Kwong C K, Smith G F, Lau W S. Application of Case Based Reasoning in Injection Moulding[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 1997, 63(1-3):463-467

[9] Changchien S W, Lin M C. Design and implementation of a case-based reasoning system for marketing plans[J]. *Expert Systems with Applications*, 2005, 28(1):43-53

[10] Shin K S, Han I. Case-based reasoning supported by genetic algorithms for corporate bond rating[J]. *Expert Systems with Applications*, 1999, 16(2):85-95

[11] 任江涛, 卓晓岚, 许盛灿, 等. 基于 PSO 面向 K 近邻分类的特征权重学习算法[J]. *计算机科学*, 2007, 34(5):187-189

[12] Park C S, Han I. A case - based reasoning with the feature

tern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(3):255-274

[3] Lowe D. Object Recognition from Local Scale-invariant Features [C]//*Proc. International Conference on Computer Vision*, 1999, 2:1150-1157

[4] Rothganger F, Lazebnik S, Schmid C, et al. 3D Object Modeling and Recognition Using Local Affine-invariant Image Descriptors and Multi-view Spatial Constraints[J]. *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition*, 2003, 66(3):272-280

[5] Schneiderman H, Kanade T. A Statistical Approach to 3D Object Detection Applied to Faces and Cars[D]. Robotics Institute, Carnegie Mellon University, May 2000

[6] Viola P, Jones M. Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features[J]. *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001, 1:511-518

[7] Viola P, Jones M, Snow D. Detecting Pedestrians Using Patterns of Motion and Appearance[J]. *Proc. International Conference on Computer Vision*, 2003, 63(2):734-741

[8] LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. *Gradient - based Learning Applied to Document Recognition*[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11):2278-2324

[9] Fergus R, Perona P, Zisserman A. Object Class Recognition by Unsupervised Scale-invariant Learning[J]. *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition*, 2003, 2:264-271

[10] 叶斌, 彭嘉雄. 基于结构特征的军用机场识别与理解[J]. *华中科技大学学报*, 2001, 29(3):1-2

[11] Hofman T. Probabilistic latent semantic indexing[C]//*Annual ACM Conference on Research and Development in Information Retrieval*, 1999:50-57

[12] 石晶, 戴国忠. 基于 PLSA 模型的文本分割[J]. *计算机研究与发展*, 2007, 44(2):242-248

[13] Riesenhuber M, Poggio T. Hierarchical Models of Object Recognition in Cortex [J]. *Nature Neuroscience*, 1999, 2(11):1019-1024

[14] Linde Y, Buzo A. An Algorithm for Vector Quantizer Design [J]. *IEEE Trans. COM*, 1980, 28(1):84-95

[15] Laird D A P. Maximum Likelihood from Incompleted Data via the EM Algorithm[J]. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B(Methodological)*, 1977, 39(1):1-38

[16] Leung B. Component-based Car Detection in Street Scene Images[D]. Dept. of Electrical Eng. and Computer Science, Massachusetts Inst. of Technology, 2004

weights derived by analytic hierarchy process for bankruptcy prediction[J]. *Expert Systems With Applications*, 2002, 23(3):255-264

[13] Chiu C. A case-based customer classification approach for direct marketing[J]. *Expert Systems with Applications*, 2002, 22(2):163-168

[14] 孙翎, 张金隆, 迟嘉显. 基于粗糙集的 CBR 系统案例特征项权值确定[J]. *计算机工程与应用*, 2003, 39(30):44-46

[15] Krink T, Vesterstrom J S, Riget J. Particle swarm optimization with spatial particle extension[C]//*Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Honolulu, Hawaii, USA, 2002:1474-1497

[16] 张丽平, 俞欢军, 陈德钊, 等. 粒子群优化算法的分析与改进[J]. *信息与控制*, 2004, 33(5):515-516

[17] Higashi N, Iba H. Particle swarm optimization with Gaussian mutation[C]//*Proc. of the Congress on Evolutionary Computation*. Indianapolis, Indiana, 2003:72-79