

文章编号: 1001-0645(2006)11-0978-05

一种基于贝叶斯理论的目标验证方法

金泰松¹, 魏本杰^{1,3}, 李翠华², 刘明业¹

(1. 北京理工大学 计算机科学技术学院, 北京 100081; 2. 厦门大学 信息科学与技术学院, 福建, 厦门 361005;
3. 北京电子科技学院 计算机系, 北京 100070)

摘要: 提出了一种验证图像中候选目标的新方案. 综合目标的先验知识, 将目标验证转化为给定候选目标的条件下, 图像特征观察集合的条件概率问题. 同时, 提取图像的短线段特征, 利用短线段特征的观察, 给出了一种目标验证方法排除复杂场景图像中虚假建筑物目标. 在自然图像集上进行的实验表明, 所提出的方法能有效排除虚假目标, 满足处理自然图像的要求.

关键词: 贝叶斯理论; 目标验证; 短线段
中图分类号: TP 391 **文献标识码:** A

A New Approach to Object Verification Based on Bayesian Theory

JIN Tai-song¹, WEI Ben-jie^{1,3}, LI Cui-hua², LIU Ming-ye¹

(1. School of Computer Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;
2. School of Information Science and Technology, Xiamen University, Xiamen, Fujian 361005, China;
3. Department School of Computer Science, Beijing Electronic Science and Technology Institute, Beijing 100070, China)

Abstract: A novel framework of object verification is proposed. Integrating by the prior knowledge of object, object verification is turned into a conditional probability of a set of observable cues available conditioned upon an object hypothesis. Then features of short line segments are extracted, and a new algorithm which verifies objects of building in complex scenes is presented using observation of line segments. Tests on natural image sets showed that the proposed algorithm could effectively eliminate false objects, and satisfy the request of processing natural images on time performance.

Key words: Bayesian theory; object verification; short line segment

目标验证是目标检测和目标识别的重要一步, 利用它可排除图像中虚假目标, 识别出真正目标. 通常基于模板的目标验证方法利用模板特征和图像特征关系验证候选目标. 例如, 利用属性关系图模型推理目标中被遮挡的结构^[1]验证候选目标; 利用不同图像特征满足一定分类准则的特点, 排除图像中虚假目标^[2].

贝叶斯理论已经广泛用于目标识别问题^[3-4], 其优点是将先验知识纳入目标识别过程中. 然而, 利用贝叶斯理论进行目标验证, 国内外文献中相关论述很少.

作者根据目标特征和背景特征差异, 给出了特征观察的定义, 利用贝叶斯理论提出了一种目标验证的新方案.

收稿日期: 2006-04-13

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60175008); 国家创新研究群体资助项目(60024301); 厦门大学“985”二期信息创新平台项目
作者简介: 金泰松(1978-), 男, 博士生, E-mail: jtsong-2005@yahoo.com; 刘明业(1934-), 男, 教授, 博士生导师.

1 目标验证方案

1.1 图像特征观察的定义

存在候选目标集合 $H = \{H_i\}$, $i \in \{1, 2, \dots, m\}$, 其中, H_i 是第 i 个候选目标.

图像特征集合 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$, 定义 $N^I = |T|$. 每个候选目标将集合 T 分成两部分: 目标特征集合 M^O , 定义 $N^O = |M^O|$; 背景特征集合 M^B , 定义 $N^B = |M^B|$. 图像特征分组(只考虑两个特征组成的分组)集合 $R = \{r_{ij}\}$, $i, j \in \{1, 2, \dots, m\}$, $i \neq j$, 定义 $N^R = |R|$. 每个候选目标将集合 R 分成 3 部分: 目标特征分组集合 $R^{OO} = \{r_{ij} | t_i, t_j \in M^O\}$, 定义 $N^{OO} = |R^{OO}|$; 背景特征分组集合 $R^{BB} = \{r_{ij} | t_i, t_j \in M^B\}$, 定义 $N^{BB} = |R^{BB}|$; 特征分组集合 $R^{OB} = \{r_{ij} | t_i \in M^O, t_j \in M^B\}$, 定义 $N^{OB} = |R^{OB}|$.

根据特征观察和特征分组观察的不同, 将图像观察集合 D 分成两部分: 观察特征集合 $D^\alpha = \{d_1, d_2, \dots, d_m\}$, 其中, $d_i = \{d_i^1, d_i^2, \dots, d_i^p\}$ 是特征 t_i 的观察集合, 例如, 短线段的长度、角度是短线段特征的不同观察; 观察的特征分组集合 $D^\beta = \{d_{ij}\}$, $i, j \in \{1, 2, \dots, m\}$, $i \neq j$, 其中, $d_{ij} = \{d_{ij}^1, d_{ij}^2, \dots, d_{ij}^l\}$ 是特征分组 r_{ij} 的观察集合. 例如, 组成分组的特征 t_i, t_j 是否满足平行、连续、邻近、闭合准则, 是特征分组的不同观察.

1.2 基于贝叶斯理论的目标验证方法

定义了图像特征观察后, 目标验证转化为给定图像观察集合条件下, 各个候选目标发生的概率, 由最大后验概率得到:

$$h^* = \arg \max_h [P(h | D)], \quad (1)$$

式中 $h \in H$, H 是候选目标集合.

利用贝叶斯公式:

$$h^* = \arg \max_H [P(D | h)P(h)], \quad (2)$$

假设不同候选目标是真正目标的可能性相同, 则

$$h^* = \arg \max_H [P(D | h)], \quad (3)$$

从而可得

$$h^* = \arg \max \log_a P(D | h), \quad (4)$$

式中对数的底 $a > 1$.

假设在给定候选目标的条件下, 不同特征和特征分组的观察相互独立, 则

$$\log_a P(D | h) = \sum_{t_i \in T} \log_a P(d_i | h) +$$

$$\sum_{t_i, t_j \in T} \log_a P(d_{ij} | h). \quad (5)$$

根据目标(背景)特征的不同, 定义

$$P(d_i | h) = \begin{cases} P^O(d_i | h) & t_i \in M^O \\ P^B(d_i | h) & t_i \in M^B \end{cases}. \quad (6)$$

同理, 根据特征分组的不同, 定义

$$P(d_{ij} | h) = \begin{cases} P^O(d_{ij} | h) & t_i \in M^O, t_j \in M^O \\ P^1(d_{ij} | h) & t_i \in M^O, t_j \in M^B \\ P^2(d_{ij} | h) & t_i \in M^B, t_j \in M^B \end{cases}. \quad (7)$$

将式(6)(7)代入式(5)可得

$$\begin{aligned} \log_a P(D | h) = & N^O \log_a P^O(d_i | h) + \\ & N^B \log_a P^B(d_i | h) + N^{OO} \log_a P^O(d_{ij} | h) + \\ & N^{OB} \log_a P^1(d_{ij} | h) + N^{BB} \log_a P^2(d_{ij} | h). \end{aligned} \quad (8)$$

假设在给定候选目标条件下, 每个特征和特征分组的观察相互独立, 则

$$\begin{cases} P(d_i | h) = \prod_{k=1}^p P(d_i^k | h), \\ P(d_{ij} | h) = \prod_{c=1}^l P(d_{ij}^c | h). \end{cases} \quad (9)$$

最终,

$$\begin{aligned} \log_a P(D | h) = & N^O \sum_{k=1}^p \log_a P^O(d_i^k | h) + \\ & N^B \sum_{k=1}^p \log_a P^B(d_i^k | h) + \\ & N^{OO} \sum_{c=1}^l \log_a P^O(d_{ij}^c | h) + \\ & N^{OB} \sum_{c=1}^l \log_a P^1(d_{ij}^c | h) + \\ & N^{BB} \sum_{c=1}^l \log_a P^2(d_{ij}^c | h). \end{aligned} \quad (10)$$

对每个候选目标, 计算 $\log_a P(D | h)$, 取其最大值的候选目标为图像中真正目标.

2 建筑物目标验证方法

2.1 建筑物图像观察的定义

建筑物边缘图像中, 建筑物目标被分割成大量的短线段集合, 因此, 作者提取短线段特征作为图像特征. 文献[5]中提取短线段特征的方法, 能有效地提取建筑物图像的短线段特征. 该方法采用自适应多尺度边缘提取算法进行边缘提取, 然后利用贪婪算法将边缘点聚类成短线段. 由于噪声遮挡及边缘处理误差等因素, 导致得到的短线段都是断裂的, 所

以,对得到的短线段进行了线段连接.对模板图像和建筑物图像,利用该方法提取的短线段特征集合分别是 $T^m = \{ T_1, T_2, \dots, T_m \}$, $T^n = \{ t_1, t_2, \dots, t_n \}$.每个短线段,用它的端点和角度来表示(图 1).

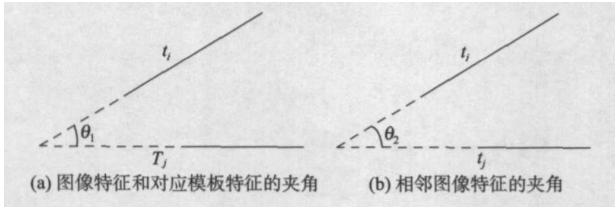


图 1 不同特征夹角示意图

Fig. 1 Angle between different features

得到图像特征集合后,针对建筑物目标的特点,给出短线段特征和特征分组的定义.

由于光照和噪声等的影响,导致目标特征和对应的模板特征不一致.利用线段夹角相对不变的特点,观察图像特征和对应的模板特征夹角 θ_1 ,如图 1 所示.其中, T_j 是 t_i 对应的模板特征,并定义

$$d_i = \begin{cases} 1 & \theta_1 < k_1 \\ 0 & \theta_1 \geq k_1 \end{cases} \quad (11)$$

式中 k_1 为定角.

建筑物图像中,建筑物目标和其它目标相比,满足平行关系的特征分组比较多,这大多对应着门、窗等平行结构的边缘.观察组成分组的特征是否满足平行关系,并定义

$$d_{ij} = \begin{cases} 1 & t_i // t_j \\ 0 & t_i, t_j \text{ 不平行} \end{cases} \quad (12)$$

实际上,由于噪声、遮挡的影响,建筑物的平行结构如门、窗等,在图像中并不完全平行.利用两个线段夹角 θ_2 (见图 1,其中 t_i, t_j 是相邻的图像特征)判断平行关系,并定义满足 $\theta_2 < k_2$ 关系的分组是平行分组,其中 k_2 为定角.

2.2 验证图像中建筑物目标的方法

建筑物图像特征的观察集合 $D = D^1 \cup D^2$,其中,观察的特征集合 $D^1 = \{ d_1, d_2, \dots, d_m \}$,观察的特征分组集合 $D^2 = \{ d_{ij} \}$, $i, j \in \{ 1, 2, \dots, m \}$, $i \neq j$.定义 h_\emptyset 是图像中不存在建筑物目标的情况,此时, $N^0 = 0$, $N^{00} = N^{0B} = 0$, $N^B = N^1$, $N^{BB} = N^{11}$,则

$$\log_a P(D|h_\emptyset) = N^B \log_a P^1(d_i|h) + N^{BB} \log_a P^2(d_{ij}|h) \quad (13)$$

最终,给出一个评判分数

$$S_{co}(h) = \log_a P(D|h) - \log_a P(D|h_\emptyset) =$$

$$N^0 \log_a \frac{P^0(d_i|h)}{P^1(d_i|h)} + N^{00} \log_a \frac{P^0(d_{ij}|h)}{P^2(d_{ij}|h)} + N^{0B} \log_a \frac{P^1(d_{ij}|h)}{P^2(d_{ij}|h)} \quad (14)$$

将表 1~表 4 中的值代入式(14)可得

$$S_{co}(h) = S_{co}^0(h) + S_{co}^1(h) \quad (15)$$

$$\text{式中: } S_{co}^0(h) = N_0^0 \log_a \frac{\eta_{miss}}{1 - \eta_{bq}} + N_1^0 \log_a \frac{1 - \eta_{miss}}{\eta_{bq}};$$

$$S_{co}^1(h) = N_0^{00} \log_a \frac{\xi_{miss}}{1 - \xi_{bg}} + N_1^{00} \log_a \frac{1 - \xi_{miss}}{\xi_{bg}} +$$

$$N_0^{0B} \log_a \frac{1 - \xi_{fa}}{1 - \xi_{bg}} + N_1^{0B} \log_a \frac{\xi_{fa}}{\xi_{bg}}.$$

表 1 $P(d_i|h)$ 的取值

Tab. 1 Probability value of $P(d_i|h)$

d_i	$P(d_i h)$	
	$t_i \in M^0$	$t_i \in M^B$
0	η_{miss}	$1 - \eta_{bq}$
1	$1 - \eta_{miss}$	η_{bq}

表 2 短线段特征的个数

Tab. 2 The number of line segments

d_i	短线段特征数	
	$t_i \in M^0$	$t_i \in M^B$
0	N_0^0	N_0^B
1	N_1^0	N_1^B

表 3 $P(d_{ij}|h)$ 的取值

Tab. 3 Probability value of $P(d_{ij}|h)$

d_{ij}	$P(d_{ij} h)$		
	$r_{ij} \in R^{00}$	$r_{ij} \in R^{0B}$	$r_{ij} \in R^{BB}$
0	ξ_{miss}	$1 - \xi_{fa}$	$1 - \xi_{bg}$
1	$1 - \xi_{miss}$	ξ_{fa}	ξ_{bg}

表 4 特征分组的个数

Tab. 4 The number of group of line segments

d_{ij}	特征分组数		
	$r_{ij} \in R^{00}$	$r_{ij} \in R^{0B}$	$r_{ij} \in R^{BB}$
0	N_0^{00}	N_0^{0B}	N_0^{BB}
1	N_1^{00}	N_1^{0B}	N_1^{BB}

从式(15)看到:评判分数 $S_{co}(h)$ 由两部分组成: $S_{co}^0(h)$ 是利用特征观察的评判分数; $S_{co}^1(h)$ 是利用特征分组观察的评判分数.

计算各个候选目标的评判分数, 取评判分数最大的候选目标为图像中真正的建筑物目标. 同时, 可以利用评判分数对各个目标是真正目标的可能性进行排序.

3 实验结果及分析

3.1 算法参数值的估计

利用 ETH 视觉研究团体提供的 ZuBud 标准图像库估计算法的参数值^[6]. ZuBud 标准图像库包括 201 个建筑物, 共 1 005 个图像. 这些图像是在不同

季节, 不同天气条件下拍摄的. 实验中, 建立建筑物模板, 并统计不同短线段特征夹角的分布, 如图 2 所示.

从图 2 中可看出: 大部分目标特征和对应的模板特征的夹角 $\theta_1 \in [0^\circ, 40^\circ]$, 然而, 由于噪声、遮挡等的影响, 一部分夹角 $\theta_1 > 40^\circ$; 同时, 大部分相邻目标特征的夹角 $\theta_2 \in [0^\circ, 20^\circ]$, 并且具有垂直关系的分组较多.

定义 $k_1 = 40^\circ$, $k_2 = 20^\circ$, 利用不同特征夹角的分布, 统计出表 1 和表 3 中各个概率的值.

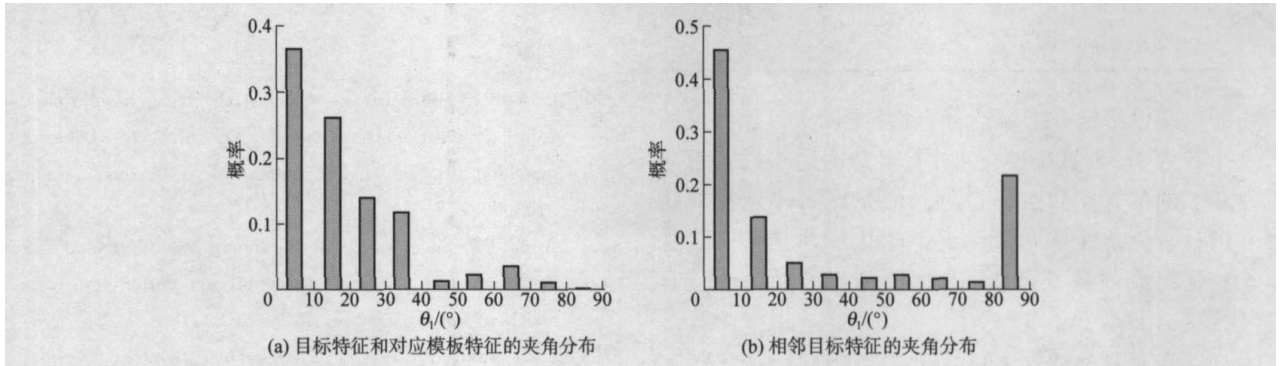


图 2 不同特征的夹角分布情况

Fig. 2 Distribution of angle between different features

3.2 利用自然图像集进行实验

作者实地拍摄了一些建筑物图像, 图像中建筑物处于建筑物群背景或者自然背景中, 并且一些建筑物目标被其他目标遮挡. 利用拍摄的自然图像集作为测试集图像进行了比较实验.

A.Amir 等提出了一种和本文相似的目标验证算法. 该算法利用不同图像特征满足一定分类准则的特点, 给出了一个评判分数, 本文中用 $S_A(h)$ 表示.

为了与本文中算法进行比较, 实验中, 该方法定义的观察是判断两个相邻短线段特征是否满足平行关系.

利用建筑物目标外轮廓特征, 在边缘图像中运行 Hausdorff 距离匹配算法^[7]进行粗匹配, 在图像中寻找平移变换的目标实例. 得到候选目标集合后, 利用面积、纹理等特征进行简单的后处理, 排除一些虚假目标, 最终, 利用目标验证方法进行验证. 图 3 是典型图片的处理结果.

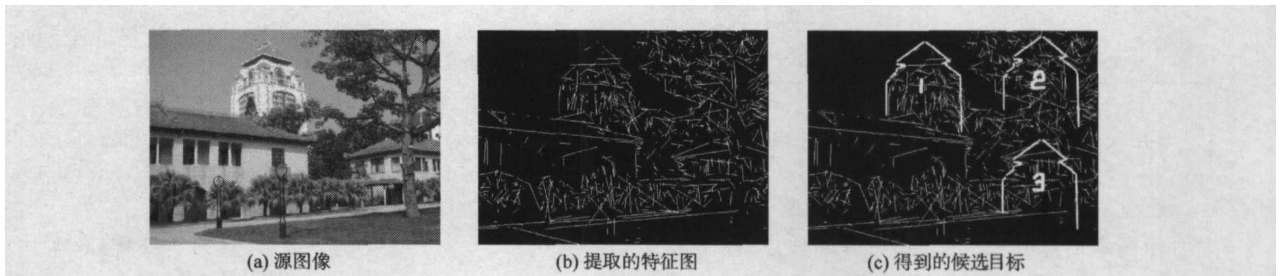


图 3 提取候选目标的过程图示

Fig. 3 Process of drawing alternative hypotheses

从图 3 看到: 粗匹配方法得到 3 个候选目标, 用白线标示. 其中, 目标 1 是真正目标; 目标 2, 3 都是虚假目标. 利用目标验证方法进行验证后, 表 5 是各个算法评估分数的取值情况. 作者给出的算法中, 取对数的底 $a = e$.

从表 5 看出: 目标 1 的评估分数值最大并且很容易和目标 2 及目标 3 的评测分数相区分; 文献[2]给出的方法中, 目标 2 和目标 3 的评估分数的值接近, 不容易区分这两个目标. 而作者提出的方法综合了短线段和短线段分组的观察, 目标 2 和目标 3

的评估分数差别较大,因此排除了虚假目标 3.

本文中给出的评估分数由两部分组成. 其中, 计算 $S_{co}^0(h)$ 的部分, 称为算法步一; 计算 $S_{co}^1(h)$ 的部分, 称为为算法步二.

表 5 各个候选目标的评判分数的取值情况

Tab. 5 Score of alternative hypotheses

候选目标	评判分数	
	$S_{co}(h)$	$S_A(h)$
候选目标 1	-21	-18
候选目标 2	-38	-33
候选目标 3	-58	-37

假设给定一个候选目标后, 图像中目标特征的个数为 N , 则算法步一的计算复杂性是 $O(n)$, 算法步二的计算复杂性是 $O(n^2)$. 所以, 作者给出算法的计算复杂性是 $O(n^2)$. 实验中, 只考虑相邻图像特征组成的特征分组, 进一步提高了算法的运算速度.

作者对各种算法的运行时间也进行了比较. 实验环境是 PIV 处理器, 主频 3 GHz, 1 GB 内存. 表 6 是各种算法运行时间的比较结果.

从表 6 看出: 算法步一的平均运行时间最少, 本文中提出的算法的平均运行时间低于文献[2]中提出算法的运行时间, 满足处理自然图像的一般要求.

表 6 算法的平均运行时间

Tab. 6 Average computing time of algorithms

算法	平均运行时间/s	
本文算法	步一	0.2
	步二	0.6
文献[2]算法	1.1	

4 结 论

通过对图像特征的观察, 将目标验证转化为最大后验概率估计问题, 并利用贝叶斯理论, 提出了一

种验证图像中候选目标的新方案. 同时, 综合图像中短线段特征和特征分组的观察, 给出了一种建筑物目标验证方法. 利用实地拍摄的自然图像进行实验表明: 所提出的方法能有效地排除图像中虚假目标, 确定真正目标, 并且算法的时间性能满足处理自然图像的一般要求.

进一步的工作中, 将引入更多特征和特征分组的观察, 以提高目标验证方法的识别率. 同时, 利用其他统计方法估算概率, 使得估算出的概率值更接近真实值.

参考文献:

- [1] Park B G, Lee K M, Lee S U, et al. Recognition of partially occluded objects using probabilistic ARG-based matching[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2003, 90: 217-241.
- [2] Amir A, Lindenbaum M. Grouping based non-additive verification[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(2): 186-192.
- [3] MacCormick J, Blake A. A probabilistic contour discriminate for object localization[C] // Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision. Bombay, India; IEEE Computer Society, 1998: 390-395.
- [4] Sullivan J, Blake A, Isard M, et al. Bayesian object localization in images[J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 44(2): 111-135.
- [5] Elder J H, Krupnik A, Johnston L A. Contour grouping with prior models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(6): 661-674.
- [6] Shao T S H, Gool L V. Zubud-zurich buildings database for image based recognition. No. 260[R]. [S. l.]: Computer Vision Lab, Swiss Federal Institute of Technology, 2003.
- [7] Rucklidge W J. Efficiently locating objects using Hausdorff distance[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 24(3): 251-270.

(责任编辑: 李玉丹)