

基于生物视觉显著性的车辆车型识别

陈振学 刘成云 常发亮

(山东大学控制科学与工程学院 济南 250061)

摘要 车型的识别问题是典型的目标识别问题,根据生物视觉与模式识别理论,对车辆车型的检测与识别进行了研究,提出了基于最小错误概率的特征显著性车型识别算法。该算法对车型的多个特征进行显著性比较,对较显著的特征赋予较大的权值,然后对多特征的识别结果进行融合处理。实验结果表明该算法对车型的识别具有较高的识别率。

关键词 特征选择,生物视觉显著性,最小错误概率,车型识别,特征融合

中图分类号 TP391 文献标识码 A

Vehicle Type Recognition Based on Biological Vision Saliency

CHEN Zhen-xue LIU Cheng-yun CHANG Fa-liang

(School of Control Science & Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China)

Abstract Vehicle type recognition is typical target recognition. According to biological vision and pattern recognition theory, the detection and recognition of vehicle type were researched. So, a novel method based on feature saliency was presented to recognize vehicle type. Firstly, this algorithm extracts the multi-features of vehicle type and compares their saliency. Then, the more salient feature was put larger power. Finally, the salient features were fused to recognize the vehicle type. The experimental results show that the algorithm has better identify rate.

Keywords Feature selection, Biological vision saliency, Minimum probability of error, Vehicle type recognition, Feature fusion

随着现代化交通事业的迅猛发展,车辆数目及种类的日益增多,客观上需要建立汽车的自动识别系统。对车辆进行的自动识别,除了车牌、车色识别外,也应该包括车型的识别^[1-6]。如在偷盗车辆拦截软件的开发中,有时由于作案者更换了车牌,因此单靠车牌识别就无能为力,这时对车型识别就显得格外重要。车型识别对于高速公路收费额的确定、大型停车场管理及公路交通监控系统等都具有非常重要的意义,是智能交通系统(ITS)的一个重要组成部分。目前对车型识别的研究还处于起步阶段,成功应用的文献不是很多。

实际上,车型识别是典型的目标识别问题,而与目标的检测和识别息息相关的是目标的特征,这就关系到一个特征提取和特征选择的问题。而现有的车型识别方法对使用何种特征缺乏有效的评价机制。如何寻找具有良好描述和分类性能的特征及如何提取这些特征就成为解决车型识别问题的关键^[7]。人类视觉注意机制研究表明:人对目标的识别过程,总是优先考虑最显著、最大限度与其它非目标区分的特征,然后依次使用次显著的特征,是一种序贯性的认知过程;并且,人对目标的识别决不是依靠单一的特征,而是一种多特征的融合识别过程^[8,9]。依据这个结论,本文提出了一种快速、实用的基于视觉显著性特征选择与融合的车型识别方法,以利用车辆的主要特征参数来自动完成车型的分类功能。

1 车型特征提取

在国家标准中,车辆被分成 3 类:客车、货车和轿车。一般来说,车型识别过程包含 3 个阶段,即车辆分割、特征提取和识别。本文着重介绍后面两个步骤:在特征提取阶段,选用具有显著性的特征,为了解决特征选择中的瓶颈问题(较大的计算量和有效性),提出了一种基于最小错误概率的特征选择策略;在最后的识别阶段,将待识别车辆的显著性特征集与不同的模板图像的特征集进行比较,通过计算,获得最高的置信度来确认待识别车辆的类型。

统计大量车辆的车型可知,大部分的车型具有以下特征:

1) 车篷的长度所占整个车辆长度的比重为 T_1 。一般来说,轿车约为 0.2~0.5 之间,所占比重再大的轿车比较罕见。对于客车来说,车篷的长度所占整个车辆长度的比重较大,例如城市中的公共客车,车篷与整个车身的长度之比近似为 1;长途客车的车篷与整个车身的长度之比也几乎在 0.85 以上。而相比之下,货车的车篷与整个车身的长度之比就小多了。因此,可以把车篷与整个车身的长度之比作为识别车辆类型的特征参数之一。

2) 以车辆的车篷中垂线为基准,车辆的前后部分之比为 T_2 。对于轿车来说,轿车的前后之比在 1~2.5 之间,低于 1 的比较少见。这是由于设计轿车时,车篷一般是坐落在车体

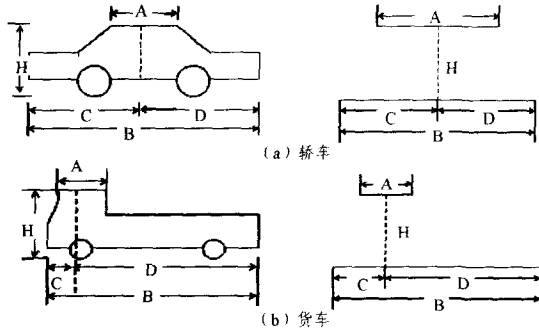
到稿日期:2009-03-31 返修日期:2009-06-17 本文受国家自然科学基金(60975025),教育部博士点专项基金(20090131120039),中国博士后科学基金特别资助(200902563),中国博士后科学基金面上资助(20080441123),山东省博士后创新项目专项资金(200802017)资助。

陈振学(1977-),男,博士后,讲师,研究领域为人工智能与神经网络、图像压缩、目标检测与识别等,E-mail:chenzhenxue@sdu.edu.cn.

的中央或者是靠后的位置。对于客车来说,这个比值为1左右。因为大部分的客车要尽可能地利用空间,一般会做成类长方体的形状,所以这个比值接近于1。

3) 车辆的车篷长度与其高度之比为 T_3 。一般地,轿车的顶高之比为中,一般为1左右;客车的顶高之比较大,一般在1.5以上;而货车的顶高之比在0.5~1左右。

图1以货车和轿车为例,说明了这3个显著性特征的意义。



(顶长比: $T_1 = A/B$; 前后比: $T_2 = C/D$; 顶高比: $T_3 = A/H$)

图1 车型显著性特征提取

2 视觉显著性计算

由于目标实时特征存在着很大的不确定性,视觉特征显著性度量准则不应是具有确定形式的函数,而应该是一个感知经验统计量。最显著特征对应着最大的概率值,同理,较显著特征则对应着较大的概率值。因此本文采用最小错误概率准则来描述特征的显著性。

根据模式识别理论,当采用某种准则把待识别模式判属某类时,判错的可能性是存在的,就是在用统计准则判决某一具体的模式 x 的类别时,判决结果可能是错误的,把实属 ω_i 类的模式判为属于 ω_j 类。

以两类问题为例,统计判决的基本方法是根据类的概率和概率密度将模式的特征空间划分成两个子区域 Ω_1 和 Ω_2 ,即:

$$\Omega_1 \cup \Omega_2 = \Omega, \Omega_1 \cap \Omega_2 = \Phi \quad (1)$$

其中, Φ 是空集。当 $x \in \Omega_1$ 时,判 $x \in \omega_1$ 类;当 $x \in \Omega_2$ 时,判 $x \in \omega_2$ 类。这时可能会发生两种错误,一种是把实属 ω_1 类的模式判属 ω_2 类,发生这类错误的原因是属于 ω_1 类的模式在特征空间中散布到 Ω_2 中去,从而将其判为属于 ω_2 类,这时的误判概率为:

$$\epsilon_{12} = \int_{\Omega_2} p(x/\omega_1) dx \quad (2)$$

类似地,另一种错误是把实属 ω_2 类的模式判属 ω_1 类,此时的误判概率为:

$$\epsilon_{21} = \int_{\Omega_1} p(x/\omega_2) dx \quad (3)$$

设 ω_1 和 ω_2 类出现的概率分别为 $P(\omega_1)$ 和 $P(\omega_2)$,则总的误判概率 $P(e)$ 为:

$$P(e) = P(\omega_1)\epsilon_{12} + P(\omega_2)\epsilon_{21} = P(\omega_1) \int_{\Omega_2} p(x/\omega_1) dx + P(\omega_2) \int_{\Omega_1} p(x/\omega_2) dx \quad (4)$$

图2给出一维模式的误判概率计算示意图。

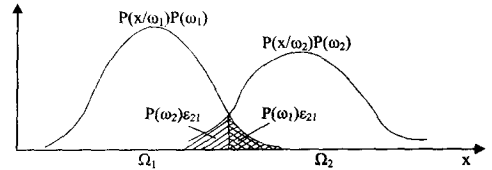


图2 一维模式的误判概率计算示意图

一般希望在总体上、统计上误判最少,因此所取的判决准则是使误判概率最小,这等价于使正确分类识别概率 $P(c)$ 最大,即:

$$P(c) = \int_{\Omega_1} P(\omega_1) p(x/\omega_1) dx + \int_{\Omega_2} P(\omega_2) p(x/\omega_2) dx \rightarrow \max \quad (5)$$

这就是最小错误概率准则。最小错误概率可以把某一特征的显著性度量问题转化为概率计算问题。

3 车型识别

根据显著性特征的概念,特征的显著性和用该特征识别所得结果的可靠性是成正比关系的,越显著的特征对于目标识别的结果就越可靠。本文采用前一部分提到的车型的3个显著性特征来计算车型目标类型的融合置信度估计值。根据显著性特征提取相应的特征 $\{T_1, T_2, T_3\}$,采用不同权重特征的并行融合算法来确定车辆的唯一车型类别。

假设有 n 个(这里 $n=3$)车型类别,定义它们的 T_1 特征分别为 $(T_{11}, T_{12}, \dots, T_{1n})$, T_2 特征分别为 $(T_{21}, T_{22}, \dots, T_{2n})$, T_3 特征分别为 $(T_{31}, T_{32}, \dots, T_{3n})$ 。根据第2节的分析,利用特征显著性的概念,对训练集进行统计学习,得到 T_1 特征、 T_2 特征和 T_3 特征的最小错误概率分别为0.114, 0.165和0.189,因此可以得出结论:显著性特征序列为 $T_1 > T_2 > T_3$ 。也就是说, T_1 特征是最显著特征,而 T_2 特征和 T_3 特征是次显著特征。由于越显著的特征越能够更大程度地表征识别的置信度,而越不显著的特征对置信度的影响相对较小,因此 T_1 特征的权重 W_1 应该比 T_2 特征和 T_3 特征的权重 W_2 和 W_3 相对大一些。3个权重满足条件: $W_1 > W_2 > W_3$, 且有 $W_1 + W_2 + W_3 = 1$ 。根据前一节的分析,特征越显著,对模式的分类就越有效,分类的错误概率 $P_i(e)$ 就越小,而 $(1 - P_i(e))$ 就越大。因此,本文将特征对应的最小错误概率作为特征的权重系数 W_i :

$$W_i = \frac{(1 - P_i(e))}{\sum_{i=1}^3 (1 - P_i(e))} \quad (i=1, 2, 3) \quad (6)$$

式(6)满足 $\sum_{i=1}^3 W_i = 1$ 。

设判断待识别车辆为某类车型的置信度为 P_i ($i=1, 2, \dots, n$),则有:

$$P_i = W_1 \cdot m_1(\cdot) + W_2 \cdot m_2(\cdot) + W_3 \cdot m_3(\cdot) \\ = W_1 \cdot \frac{|T_{1j} - T_1|^{-1}}{\sum_j |T_{1j} - T_1|^{-1}} + W_2 \cdot \frac{|T_{2j} - T_2|^{-1}}{\sum_j |T_{2j} - T_2|^{-1}} + \\ W_3 \cdot \frac{|T_{3j} - T_3|^{-1}}{\sum_j |T_{3j} - T_3|^{-1}} \quad (7)$$

归一化后的置信度为:

$$P_i' = \frac{P_i}{\sum_j P_j} \quad (8)$$

其中, $j=1, 2, \dots, n$ 。 $m_l(\cdot)$ 为特征 T_l ($l=1, 2, 3$) 得到车辆为

(下转第224页)

较高的特征和其它低精度特征组合的方法。对于对精度有较高要求的系统,可以采取多种高精度特征组合的方法。

表2 基于单一特征和基于多元特征生物识别模型性能对比

模型类型	参与生物特征	识别时间(s)	精确度
基于单一特征	指纹	2.9	93.1%
基于单一特征	虹膜	3.1	97.2%
基于单一特征	签名	2.3	92.3%
基于单一特征	语音	2.7	91.4%
基于多元特征	掌纹、指纹、体重	1.1	96.1%
基于多元特征	人脸、虹膜、身高、体重	2.1	98.2%
基于多元特征	签名、身高、体重	1.3	96.3%
基于多元特征	语音、身高、体重	1.7	96.1%

结束语 本文针对基于单一特征的生物识别模型中存在的缺陷,参照人类智能识别行为提出了一种基于多元特征的生物识别模型。它同时捕获识别对象的多种生物特征进行识别,并将多种特征应用于特征交叉索引和分级识别,实现了模型的历史相关性;通过关注特征与时间变化的关系,使模型优先关注发生变化的特征,实现了模型的增量敏感性。基于多元特征的生物识别模型,在保证系统的识别精度的同时,提高了系统的识别速度,具有广阔的应用前景。

参考文献

[1] 孙冬梅,裘正定. 生物特征识别技术综述[J]. 电子学报, 2001, 29(12A): 1744-1748
 [2] 胡瑾,田捷,陈新建,等. 一种指纹合成的方法及其实现[J]. 软件

学报, 2007, 18(3): 517-526

[3] 田启川,潘泉,程咏梅,等. 基于过零检测的虹膜特征提取算法[J]. 电子与信息学报, 2006, 28(8): 1231-1234
 [4] 何国辉,甘俊英,李春芝,等. 人脸与虹膜特征层融合模型的研究[J]. 电子学报, 2007, 35(7): 1365-1371
 [5] 刘培强,朱大铭,谢青松,等. 两元指纹向量聚类问题的复杂性与改进启发式算法[J]. 软件学报, 2008, 19(3): 500-510
 [6] Ross A, Nandakumar K, Anil K. Handbook of Multibiometrics [M]. Berlin: Springer, 2006
 [7] Ross A, Govindarajan R. Feature level fusion using hand and face biometrics [C] // Proc. of SPIE Conference on Biometric Technology for Human Identification. March 2005: 196-204
 [8] Tan X J, Bhanu B, Lin Y Q. Fingerprint Classification Based on Learned Features [J]. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 2005, 35(3): 287-300
 [9] Li J, Wang H. Fingerprint Indexing Based on Symmetrical Measurement [C] // Proc. of the 18th International Conf. on Pattern Recognition. Washington: IEEE Computer Society, 2006: 1038-1041
 [10] Meier-Ewert S, Lange J, Gerts H, et al. Comparative Gene Expression Profiling by Oligonucleotide Fingerprinting [J]. Nucleic Acids Research, 1998, 26(9): 2216-2223
 [11] 陈宏,田捷. 检验配准模式的指纹匹配算法[J]. 软件学报, 2005, 16(6): 1046-1053

(上接第 208 页)

某车型类别的置信度。 T_1 , T_2 和 T_3 分别为待识别车型的显著性特征。

由于本文中测试图像的车型是唯一的,因此,通过计算上面的置信度,可以将置信度最大的结果识别为待测车辆的类型。

4 实验结果分析

为了说明特征显著性融合算法的优越性,作者对实际采集到的 312 帧可见光条件下含有车辆的图像进行实验,将本文算法与单独使用 T_1 特征、 T_2 特征和 T_3 特征得到的结果进行比较,本文融合算法的权值采用式(6)的加权方法,比较结果如表 1 所列。

表1 不同特征的车型识别结果比较

车型特征	实验图像总数	准确识别数目	识别准确率(%)
特征 T_1	312	275	88.1
特征 T_2	312	266	85.3
特征 T_3	312	251	80.4
显著性特征融合	312	295	94.6

注:显著性特征为三级特征

从表 1 可以看出,用特征 T_1 识别车型的准确率要高于其它两种特征的识别准确率,而当运用 3 种特征的融合算法时,识别准确率大大地提高了,可达到 94.6%,因此其可以用于实际工程。

结束语 本文提出了一种快速、实用的基于特征显著性的车型识别方法。该方法提出了在目标识别中多特征之间的显著性分析问题。在实际识别过程中,根据各个特征的显著性不同,赋予了不同的权值,这样加大了有效特征的作用,提高了车型识别的准确率。上述显著性特征并行融合方式对于特征提取不到的环节不敏感,系统稳定性较高。但该方式对

所有的显著性特征都有使用,没有合适的终止规则,当置信度足够高时,系统仍然继续。而串行融合算法是将第 J 级的特征观测值与第 $J-1$ 级融合中心的判断结果组合起来传送到第 J 级融合中心,其优势在于当目标的置信度大于设定的阈值时,融合过程可以自动停止,而不需要用完所有的特征,在一定程度上,可以提高系统的实时性。

参考文献

[1] Naito T, Tsukada T, Yamada K. Robust license-plate recognition method for passing vehicles under outside environment [J]. IEEE Trans. Veh. Technol., 2000, 49(6): 2309-2319
 [2] 王年,任彬,等. 基于神经网络的汽车车型图象自动识别[J]. 中国图像图形学报, 1999, 4(8): 668-672
 [3] 魏小鹏,于万波,金一粟. 奇异值方法用于汽车车型识别[J]. 中国图像图形学报, 2003, 8(1): 47-50
 [4] 靳敏. 基于小波分析的车型识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2003, 17(2): 31-34
 [5] 葛广英. 基于 SVM 的车型检测和识别算法[J]. 计算机工程, 2007, 33(6): 6-8
 [6] 宋丹,徐蔚鸿. 基于模糊理论的车型识别[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(3): 47-49
 [7] Chen Z X, Wang G Y. Small targets detection under complex background based on targets feature salience [J]. International Journal of Advances in Systems Science and Applications, 2006, 9(1): 95-100
 [8] Chen X. An improved branch and bound algorithm for feature selection [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(12): 1925-1933
 [9] Guyon I, Elisseeff A. An introduction to variable and feature selection [J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 16(3): 1157-1182