

基于粒子群算法和云模型的车型识别

唐朝霞, 俞扬信, 张 粤

(淮阴工学院 计算机工程学院, 江苏 淮安 223003)

摘 要: 分析了车辆的大小、形状和边缘特征, 将粒子群算法和云模型理论具体运用到车型识别问题中. 通过粒子群编码, 设计适应值函数, 然后训练样本, 通过 5 类车型的云模型参数和属性相似度计算各特征的在分类中的权值, 然后通过单分类器和多分类器进行车型识别, 车型分类效果较好.

关键词: 车型识别; 粒子群算法; 云模型

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)11-0080-04

Vehicle Recognition Based on Particle Swarm Optimization and Cloud Mode

TANG Zhao-xia, YU Yang-xin, ZHANG Yue

(Department of Computer Engineering, Huaiyin University of Technology, Huaan 223003, China)

Abstract: Vehicle classes are recognized according to Particle Swarm Optimization and cloud mode theory. Vehicle features, such as vehicle size, shape information and edge feature are extracted for PSO training. Through cloud model parameters and the attribute similarity of five kind of vehicle calculate various characteristics weight, then carries vehicle recognition by the single sorter and the multi-sorters, the vehicle classification effect is good.

Key words: vehicle recognition; particle swarm optimization; cloud mode

1 引言

经济的发展导致了汽车的广泛使用, 虽然给人们的工作与生活提供了便利, 同时也带来交通拥堵情况. 智能交通系统(ITS)综合运用各种先进的信息技术, 通过对道路交通进行实时监测, 根据交通的动态变化及时地做出各种交通诱导控制, 从而有效地减轻道路拥塞程度. 随着智能交通系统的深入研究, 车型识别已成为模式识别和智能交通系统中一个研究热点, 具有较大的实际意义. 目前车型识别方法主要有以下几种:

(1)通过电磁线圈感应进行识别^[1], 在要检测的路段预先埋下线圈, 当汽车经过路面, 对于压过线圈的车辆, 由于车辆外形和轻重不同, 设备检测出的波形会有不同. 此种检测方法设备安装时需要破坏路

面, 引起交通不便, 容易受到外界因素的干扰, 识别率较低.

(2)利用神经网络对车型识别^[2], 对于在大量的运动物体, 通过对这些物体的特征量, 这些特征有目标在图像中所占的面积, 物体的分散性和物体颜色特征等, 实现对车型的识别.

(3)利用图像处理技术对车型识别, 获取几何形状中的高特征点和低特征点, 由于这两种特征点的移动的速度是不同的, 所以可以获得车辆的轮廓后, 再对车型识别.

在众多识别车型的方法中, 通过图像处理技术进行的车型的识别, 相比较而言成本低, 是一种比较好的车型识别方法. 由于车型识别本质上是基于多维特征的模式识别问题. 为了准确地识别车型, 需要尽可能多的提取特征. 而智能算法在这方面表现出

了良好的优势. 本文将粒子群算法和云模型理论具体应用到车型识别问题中.

2 车型特征

由于实际应用中汽车以侧视图居多, 本文的车型识别样本采用俯视图, 样本中共有 5 种车辆类型, 分别为公共汽车、卡车、中型客车、小汽车和微型客车.

从图 1 的 5 种车辆类型的边缘特征看, 公共汽车和卡车的外形特征和其他车辆有着比较明显的区别. 但在小汽车、微型客车和中型客车的外形特征并没有明显的区别, 而且中型客车和微型客车的边缘分布特征比较相似, 中型客车头部的边缘密度比其车身的边缘密度要明显大得多, 而小汽车的头部的边缘密度要比在车身的边缘密度明显小很多. 因此, 可以采用边缘密度分布特征来区分中、微型客车和小汽车. 因此本文所选取的 3 级特征集为^[3]

$$F1 = \{\text{Length, Width, Area, Perimeter}\}$$

$$F2 = \{\text{Edge, Area} - \text{Perimeter Ratio}\}$$

$$F3 = \{\text{Length, Width}\}$$

其中, Length 表示长度、width 表示宽度、Perimeter 表示周长、Area 表示面积, Area - Perimeter Ratio 表示面积周长比, Edge 表示边缘特征, 公式如下:

$$\text{Edge} = \text{Edge-h} / \text{Edge-b} \quad (1)$$

式中, Edge-h 为车辆头部的边缘点数总和, Edge-b 为车身的边缘点数目总和.

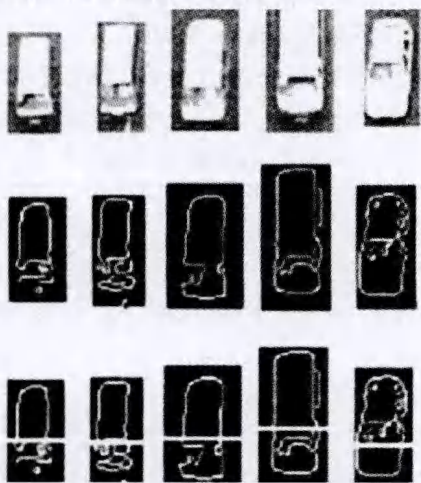


图 1 5 种车辆类型的边缘特征

3 基于粒子群的车型识别

3.1 粒子群编码

设车型图像样本库中有 C 类不同车辆, 图像样

本为 $S = S_1, S_2, S_3, \dots, S_n$, n 为样本总数, 其中单个粒子表示 C 个类质心, 粒子 i 的编码为

$$P_i = \{P_i(1), P_i(2), \dots, P_i(C)\} \quad (2)$$

式中, $P_i(j)$ 表示第 i 个粒子的第 j 个质心.

3.2 适应值函数

由于两个类质心的类距离越大, 则分类效果一般而一言更好^[4]. 在适应值函数中, 该类间距离取倒数, 即类间距离越大, 适应值函数值越小; 其次分类样本错误数目越小, 适应值函数值越小. 本文在适应值函数中增加了类质心的距离求和部分^[5], 因此适应值函数包括两个类质心的欧几里得距离、分类错误统计和样本和类质心的距离. 当两个类质心的类间距离越大, 分类效果更好, 再对分类错误的样本数目进行统计分类样本错误数目越小, 适应值函数值越小, 其次样本和类质心的距离越小, 则适应值函数值越小, 公式如下:

$$F = \lambda_1 \times D_1 + \lambda_2 \times E + \lambda_3 \times D_2 \quad (3)$$

$$D_1 = \sum_{j=1}^c 1/d(p_i, p_j)$$

$$E = \sum_{l=1}^N E_l$$

$$D_2 = \sum_{j=1}^n d(S_i, p_k(c(s_i)))$$

其中, $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 表示权值; E 表示训练样本中不正确分类的数目; $c(s_i)$ 表示样本库中已知的类别.

3.3 粒子群算法训练流程

初始化粒子群, 随机生成各类质心

设迭代次数 $i = l$, 粒子数 $j = 1$

For $i = 1$ to 迭代最大次数

For $j = l$ to 粒子最大数目

根据样本与类质心距离, 设置各样本初始类别^[5]

根据式(3) 计算粒子的适应值函数

比较每个粒子的适应度值和经历过的最佳位置 p_i^k 的适应度值, 并更新 p_i^k ;

比较每个粒子的适应度值和整个粒子群经历过的最佳位置 p_g^k , 并更新 p_g^k ;

更新粒子类质心

End for

If 迭代误差 < 误差阈值 迭代结束

End for

4 基于云分类器的车型识别

云模型理论是针对模糊数学中隶属函数的一些

缺陷问题提出的新理论. 云模型的数字特征主要有期望值 Ex 、熵 En 和超熵 He 三个数值来表征, 它把模糊性和随机性完全集成到一起, 构成定性和定量相互间的映射, 为定性定量相结合的信息处理提供了有力手段. 所以它成为令人瞩目的处理模糊信息的有效工具. 期望值云滴在论域空间的分布期望, 就是最能代表定性概念的点, 也是这个概念量化的最典型样本. 定性概念的不确定性度量, 由概念的随机性和模糊性共同决定. 一方面 En 是定性概念随机性的度量, 反映了能够代表这个定性概念的云滴的离散程度; 另一方面又是定性概念亦此亦彼性的度量, 反映了论域空间中可被概念接受的云滴的取值范围. 超熵是熵的不确定性的度量, 即是熵的熵, 由熵的随机性和模糊性共同决定^[5-6].

设分类问题的类别有 T 类, 属性数有 M 个, 属性间相互独立, 根据属性相似度来计算属性权值. 设车型类别 i 的样本集 $x_i = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, X_{ij} 表示类别 i 的第 j 个属性集合, 其期望为 Ex_{ij} , 最小值为 $x_{\min, ij}$, 最大值为 $x_{\max, ij}$ ($i = 1, 2, \dots, T; j = 1, 2, \dots, M$). 根据基于属性相似度的云分类器算法^[8], 车型识别算法如下:

(1) 计算属性相似度

$$s_j = 1 - \min \left| \frac{Ex_{ij} - Ex_{kj}}{3(\sigma_{ij} + \sigma_{kj})} \right|$$

(4)

其中:

$$Ex_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_{ij}, \dots, \sigma_{ij} = (x_{\max, ij} - x_{\min, ij})/6$$

(2) 计算属性权重

(2) 计算属性权重

$$w_j = \frac{1 - \epsilon_j}{\sum_{j=1}^m (1 - \epsilon_j)}$$

(5)

(3) 计算样本在各个类别的隶属度, 最大值所在类别即为样本的类别.

$$p_i = \sum_{j=1}^m w_j \exp \left(-\frac{x - Ex_{ij}}{2\sigma_{ij}^2} \right)$$

(6)

5 实验与结果

实验 1: 粒子群训练

选择 100 个 5 类车型样本, 训练参数 $W=l, C_1=C_2=2$, 对于特征集 {Length, Width, Area, Perimeter, Form-Factor}, 即车长、车宽、车面积、车周长和形状因子, 通过粒子群训练后, 得到上述 5 类车型的类质心. 训练结果如表 1 所示.

根据 5 类车型的类质心, 确定各个样本的类别, 公式如下:

$$\text{Class}(S_i) = \text{Min}\{d(S_i, c(j)) \mid j = 1, 2, \dots, n\}$$

(7)

式中, S_i 为车辆样本, $c(j)$ 为第 j 类的类质心.

表 1 粒子群训练结果

车型	Length	Width	Area	Form-Factor	Perimeter
Car	45.4	23.7	750.7	1.8	130.8
bus	108.9	45.6	2 940.2	3	341
truck	70.8	35	1 646.2	2.3	215
Med-bus	56.4	24	1 051	1	152
Mir-bus	40	16	472	3	105

分别计算分类样本的特征值与 5 类车型质心的欧式距离, 取距离最短的类作为该样本所属类别. 实验测试了 100 帧图像系列, 车辆分类的结果如表 2 所示.

表 2 单分类器分类结果

车型	总数量	正确分类数量
Bus	20	20
Truck	10	9
Med-bus	20	10
Mir-bus	10	7
Car	40	32

从表 2 可以看出, 卡车和公共汽车的分类比较准确, 而中、微型客车和汽车的分类有较多的错误, 原因在于这三类车辆的边缘相似.

根据特征集 {Length, Width, Area, Perimeter, Form-Factor} 进行一级分类, 车辆可以被分为公汽、卡车和其他车辆 3 类, 云参数 Ex 如表 3 所示.

表 3 云参数 Ex 结果

车型	Length	Width	Area	Form-Factor	Perimeter
Bus	108.9	42.2	2 903.9	3	333.9
Truck	74.1	30.1	1 744.1	2.3	214.1
其他	45.6	21.6	725.6	1.8	125.6
权重	0.24	0.21	0.24	0.06	0.24

第一级分类后, 其他包括有小汽车、微型客车和中型客车, 根据属性相似度 Ex 的权重来进行判断, 如表 4 所示, 边缘信息特征具有最大的分类权重, 因此本文选择边缘特征作为闭值对小汽车、微型客车和中型客车进行分类. 第三级分类直接通过阈值判断来划分类, 云参数和分类结果如表 5、表 6 所示.

表 4 分类特征权重

特征	Edge	Length Width	Area Perimeter	Form Fact
权重	0.52	0.38	0.09	0.01

表 5 第二级和第三级分类的 Ex 值

第二级分类		第三级分类		
车型	Edge	车型	Length	Width
Car	2.2	Med-bus	54.6	21.6
其他	0.8	Mir-bus	39.2	17.3

表 6 多分类器的分类结果

车型	总数量	正确分类数量
Bus	20	20
Truck	10	9
Med-bus	20	18
Mir-bus	10	9
Car	40	38

6 结束语

本文针对实际场景,对车辆的俯视图样本的边缘进行了分析,提取了 3 级车型特征集,然后采用粒子群优化算法,对车型进行了分类识别,通过对云参数的计算,分别采用单分类器和多分类器对车型进行了识别,通过两种分类方法比较,多分类器的效果要好于单分类器,车型分类效果较好.

参考文献:

[1] Kaewkamnerd R, Pongthornseri J, Chinrungrueng T. Silawan, automatic vehicle classification using wireless magnetic sensor[J]. IEEE International Workshop on Intelligent Data Advanced Computing Systems ; Technology and Applications, 2009(9): 420-424.

[2] Benjamin Coifman, Seoung Bum Kim. Speed estimation and length based vehicle classification from freeway single[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2009, 17(4): 349-364.

[3] Tang Zhao-xia, Zhang Hui. Vehicle recognition based on particle swarm optimization and decision tree[J]. International Journal of Digital Content Technology and its Applications, 2012, 45(7): 860-864.

[4] 唐朝霞,章慧,徐冬梅. 一种改进的粒子群和相关反馈的图像检索[J]. 计算机科学, 2011, 38(10): 279-285.

[5] 李波. 基于图像分析的车辆识别与跟踪若干关键技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2011.

[6] 张国英,沙芸,余有明,等. 基于属性相似度的云分类器[J],北京理工大学学报 2005, 25(6): 499-503.

作者简介:

唐朝霞 女, (1978-), 讲师、硕士. 研究方向为算法与程序设计.

俞扬信 男, (1970-), 硕士, 副教授. 研究方向为信息检索研究.

张 粤 女, (1968-), 硕士, 副教授. 研究方向为控制理论与控制工程.