

基于动态时间弯曲的多模板匹配车型分类

傅 惠¹, 徐建闽²

(1. 广东工业大学 机电工程学院, 广东 广州 510060; 2. 华南理工大学 交通学院, 广东 广州 510640)

摘要: 感应线圈采集到的频率变化曲线, 取决于车速、车辆自身结构及其通过感应线圈时的相对位置. 针对同类车辆的频率变化曲线存在伸长或压缩情况, 研究一种基于动态时间弯曲(DTW)的车型分类新方法. 首先对采集到的车辆频率变化数据序列进行预处理; 其次, 结合DTW方法和最优聚类分析原理, 选取同类车型的多个频率变化特征曲线作为分类模板, 以改善单模板匹配方法的分类正确率; 再次, 确定同类车型的局部区分度指标, 并优化调整局部区分度指标范围; 最后对考察车辆的采样曲线进行多模板匹配分析, 得出车型分类结论. 仿真实验分析了本文方法与其他方法比较存在的优势.

关键词: 动态时间弯曲; 多模板匹配; 车型分类; 感应线圈; 信息熵

中图分类号: U491 **文献标识码:** A

Multiple templates matching for vehicle's classification based on dynamic time warping

FU Hui¹, XU Jian-min²

(1. Faculty of Electromechanical Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou Guangdong 510060, China;
2. College of Traffic and Communication, South China University of Technology, Guangzhou Guangdong 510640, China)

Abstract: A vehicle's frequency-response curve is determined by its velocity, structural framework and the relative location to an inductive coil detector. As the frequency-response curves of vehicles of the same type are varied in length, a novel classification method based on the dynamic-time-warping (DTW) algorithm is proposed. After a pretreatment on the obtained frequency-response curves, multiple curves are selected as vehicle classification-templates for DTW algorithm and the optimal clustering method. This will improve the classification properties of the single-template matching method. Next, we determine the dissimilarity-indices and their ranges for the vehicles of the same type. Finally, the classification result is obtained by matching the sample curve to the multiple templates using DTW algorithm. A simulation is given to illustrate the advantage of the method.

Key words: DTW(dynamic time warping); multiple templates matching; vehicle's classification; inductive loop; information entropy

1 引言(Introduction)

我国道路交通属于典型的混合交通, 混合交通流的实体构成包括不同类型的机动车流、非机动车流和人流. 不仅人车之间相互干扰严重, 而且对于机动车流而言, 也存在车体结构和性能上的差异^[1]. 未来一定时期内混合交通条件还将是我国城市交通的主体交通环境.

研究实时、高精度的车型分类算法, 以实时获取交通路网车型组成比例来建立动态路网交通流模型, 对于改善城市交通管理水平, 解决交通拥挤问题具有重要意义.

国内外最具代表性的车型信息采集方法主要有

感应线圈和视频等, 其中感应线圈具有成本低、性能稳定等优点, 是目前应用最为广泛的车型分类检测器之一. 由于基于感应线圈的采样波形与车辆自身结构以及车辆通过线圈时的速度、相对位置有关, 并可能受到相邻车道车辆的影响, 因此, 同一车辆不时刻通过线圈时的频率变化曲线也存在伸长或收缩情况, 这就要求车型分类方法应具有非线性弯曲匹配特性.

2 区分度指标分析(Analysis of dissimilarity indices)

DTW(dynamic time warping)算法是一种模板匹配分类方法, 最早被应用于声音和视觉模式识别等

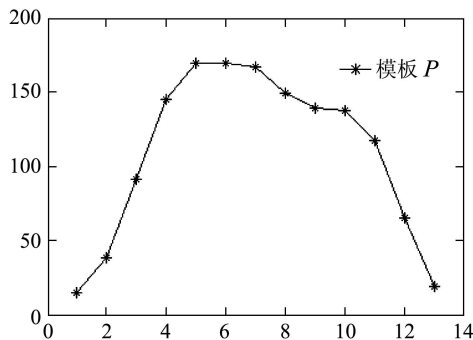
研究领域. J.Berndt和James Clifford提出将DTW引入小型时间序列分析领域. 目前DTW算法已广泛应用于时间序列的模式识别^[2]、话者语音识别以及车型分类^[3]等方面. 与其他分类分析方法比较^[4], DTW算法充分利用了采样信号的整体信息, 具有动态时间规整的优势; 然而也存在全局寻优时间复杂度较大, 相异程度指标选取困难的问题. 因此, 近年来国内外学者开展了一些改进型DTW算法研究^[5,6]. 以下重点研究基于DTW算法的相异程度度量指标选取方法.

2.1 DTW算法介绍(Introduction of DTW algorithm)

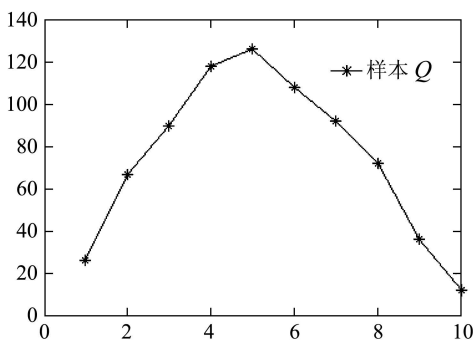
考虑模板序列 $P = (p_1, p_2, \dots, p_M)$ 和样本序列 $Q = (q_1, q_2, \dots, q_N)$ (其中 m, n 为整数, $M \geq m \geq 1, N \geq n \geq 1$, 序列规模 $M \neq N$), 建立如图1所示的 $M \times N$ 单元网格坐标系, 其中网格上第 (m, n) 点的值 d 定义为 p_m 与 q_n 的相异性度量, 即 $d(< m, n >) = (\|p_m - q_n\|)^2$. 在网格坐标系中, 可找到一条最优弯曲路径 $W = \{w_1, w_2, \dots, w_K\}$ 使得下式成立:

$$D_{\text{dtw}}(P, Q) = \min \sum_{k=1}^K d(w_k), \quad (1)$$

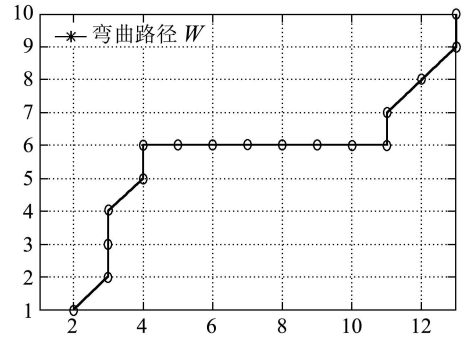
其中: $\max(M, N) \leq K \leq M + N - 1$, $w_k = < m(k), n(k) >$, 表示模板序列中第 $m(k)$ 点与样本序列中第 $n(k)$ 点的偏序关系.



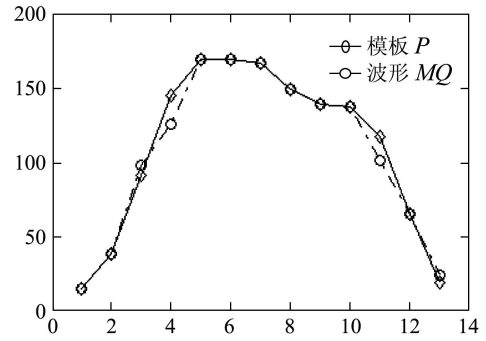
(a) 模板序列 P



(b) 样本序列 Q



(c) 弯曲路径 W



(d) 模板 P 与样本 Q 的校正波形 MQ

图1 DTW算法弯曲路径求解与波形校正

Fig. 1 Warping path's computation and wave revision of DTW

从图(c)中可以看出, 最优弯曲路径 $W = w_1, w_2, \dots, w_K$ 表示两序列点与点之间的非对称式对应关系. 为了进一步对样本序列进行非线性时间弯曲校正, 可以通过合并弯曲路径上具有相同横坐标的点并取其相异度平均值, 来解决样本序列中一点对应模板序列中多点的问题, 使得弯曲路径长度等于模板序列长度 M . 对如图(b)所示的样本序列 Q 进行非线性时间弯曲校正, 得到如图(d)所示的校正序列 MQ .

2.2 分类区分度指标选取(Selection of dissimilarity indexes)

对于模板序列 $P = (p_1, p_2, \dots, p_M)$ 和样本序列 $Q = (q_1, q_2, \dots, q_N)$, 根据DTW算法得到其最优弯曲路径为 $W = \{w_1, w_2, \dots, w_K\}$, 给出以下全局性的区分度指标.

定义1 序列间的相异度 $D_{\text{dtw}}(P, Q)$ 为式(1).

定义2 模板序列与样本序列之间的相似熵 $R_{(P,Q)}$ 为

$$R_{(P,Q)} = - \frac{\max\{q_n\}}{\max\{p_m\}} \sum_{k=1}^K c_k \ln c_k, \quad (2)$$

其中 $\max\{q_n\}$ 和 $\max\{p_m\}$ 分别表示模板序列和样本序列的最大值; $c_k = d(w_k) / \sum_{k=1}^K d(w_k)$ 表示第 k 对点匹配误差占总匹配误差之比.

定义3 以 P 为模板对样本序列 $Q = (q_1, q_2, \dots, q_N)$ 进行非线性时间弯曲校正, 得到校正序列 $MQ = (q'_1, q'_2, \dots, q'_M)$, 则校正后误差 $T_{(P,Q)}$ 为

$$T_{(P,Q)} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (p_i - q'_i)^2. \quad (3)$$

相似熵 $R_{(P,Q)}$ 包含了匹配序列之间的极值信息和拟合均匀程度信息; 校正后误差 $T_{(P,Q)}$ 描述的是在局部最优条件下, 对样本序列进行非线性时间弯曲校正后与模板序列之间的相异程度。

由DTW算法思想可知, 相异度指标 $D_{\text{dtw}}(P, Q)$ 反映的是模板序列与样本序列之间的全局相异程度, 忽略了波形局部特征与车辆属性之间的关系. 以相异度指标 $D_{\text{dtw}}(P, Q)$ 作为唯一指标用于车型分类存在一定局限性, 应综合选取波形的全局与局部特征作为车型分类指标, 局部性的区分度指标包括波峰值、波峰数、数据规模等。

3 多模板匹配车型分类方法(Method of multiple templates matching for vehicle's classification)

由于实际采样频率曲线与车辆底盘结构、车速、车辆掠过线圈时的位置情况有关, 即使同一辆车不同时刻生成的特征波形都有所不同. 为反映出同一车型不同条件下频率变化曲线的特征差异, 提高车型分类的准确度, 减少车型间的误判率, 本文采用基于最优聚类^[7]的多模板匹配方法。

最优聚类的目的就是使同一聚类的类内距离尽可能小, 使聚类间的距离尽可能大. 其主要思路是, 给定聚类的个数 C , 首先用向量量化方法产生初始聚类中心, 再用基于DTW距离的 k -均值方法将训练样本集聚为 C 类, 对于预先给定的聚类评价函数, 不断调整聚类个数 C 的大小直到分类评价函数为最优^[8]。

根据车辆频率变化数据序列长度不齐的特点, 这里定义一种基于DTW距离的聚类评价函数:

1) 第 i 个聚类的平均类内距离:

$$D_1(i) = \frac{\sum_{j=1}^{N_i} D_{\text{dtw}}(S_j, \mu_i)}{N_i}, \quad (4)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, C$, $N_i \geq j \geq 1$, N_i 为第 i 个聚类的样本数, μ_i 为聚类中心, S_j 为车辆频率变化数据序列集。

2) 第 i 和第 j 聚类间的距离:

$$D_2(i, j) = D_{\text{dtw}}(\mu_i, \mu_j), \quad (5)$$

其中 $i, j = 1, 2, \dots, C$, 以下同。

3) 第 i 和第 j 聚类的类内类间距离比:

$$D_3(i, j) = [D_1(i) + D_1(j)]/D_2(i, j), \quad (6)$$

4) 第 i 个聚类的类内类间距离比:

$$D_4(i) = \max_{j=1, 2, \dots, C, j \neq i} D_3(i, j), \quad (7)$$

5) 聚类数为 C 时的评价函数:

$$J_C = 1/[\sum_{i=1}^C D_4(i)/C]. \quad (8)$$

评价指标 J_C 反应了当前聚类策略下平均类内类间距离比的倒数, 使得 J_C 最大的聚类数 C 即为最优聚类数, 据此可以选取 C 个最优聚类的聚类中心作为车型分类的最优模板。

根据以上思路, 设计基于DTW的多模板匹配车型分类算法如下:

步骤1 采集不同车辆的频率变化曲线, 根据统计规律初选出每类车辆的一组特征曲线;

步骤2 对所有可能的 C , 根据最优聚类方法, 计算评价函数确定最优模板数 C 及最优模板;

步骤3 根据检测信息特征确定局部区分度指标, 给出不同车型的局部区分度指标范围;

步骤4 提取样本曲线的局部区分度, 计算样本曲线与某车型多个模板波形的全局匹配指标值, 如果样本曲线的局部区分度和全局匹配指标值, 均满足模板所属车型的给定分类条件, 则该样本与模板为同一车型; 否则与另一车型的多个模板和局部区分度条件进行匹配, 直到得出分类结果为止。

4 仿真试验(Simulation)

仿真实验数据来源于课题组开发的TS-DR3.0基础交通数据检测分析系统, 现安装于广州105国道上某交通观测站, 系统结构及现场安装情况如图2所示. 此系统采用全局、局部区分度指标相结合的方法, 已确定了超过7类机动车的特征模板, 车型分类精度经有关权威机构检测处于国内领先水平。

为说明本车型分类算法的有效性, 以公路交通调查车辆分类方法为依据, 7类机动车的分类实验需统计49种分类错误率, 限于篇幅仅给出小货车识别性能分析, 考察小货车被误判为其他车型的错误率(误拒率)和其他车型被误判为小货车时的错误率(误纳率)。

根据最优聚类方法得到用于小货车识别匹配的最优模板数为5, 最优模板曲线由现场实验确定; 选取相异度、相似熵、校正后误差等全局性区分度指标, 以及波峰值、波峰数、波宽等作为局部区分度指标; 用1000个由小货车、中货车、大货车、小客车、大客车、摩托车和托挂车组成的样本曲线与5个模板进行匹配, 如果样本曲线的全局及局部区分度指标均满足小货车的区分度指标判断条件, 则样本来自于小货车; 否则进行其他车型匹配计算。

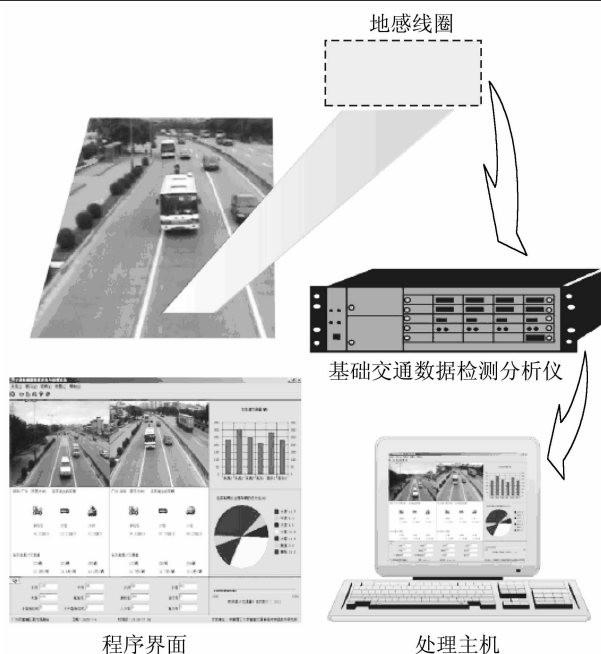


图2 交通数据检测系统结构图

Fig. 2 Figure of traffic data detecting system's structure

误判和误纳情况统计如表1所示,表中方法1指单模板单全局性指标、方法2指多模板单全局性指标、方法3指单模板多指标,本文方法指多模板多指标;E1:小货车误拒率,E2:中货车误纳率,E3:大货车误纳率,E4:小客车误纳率,E5:大客车误纳率,E6:摩托车误纳率,E7:拖挂车误纳率。

实验采用了多模板多指标方法,在大量小货车样本曲线中选取5个特征曲线作为车型匹配模板,实验结果表明,相比其他三种车型分类方法而言,本文方法综合了动态时间弯曲和多模板匹配两方面的优势,故车型分类结果具有较低的误拒率和误纳率。

表1 车型分类方法比较

Table 1 Comparison of vehicle's classification methods

方法	错误率/%						
	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7
方法1	26.3	4.2	3.9	0.0	0.0	0.0	0.0
方法2	5.1	11.1	5.8	0.0	0.0	0.0	0.0
方法3	15.2	8.3	5.8	0.0	0.0	0.0	0.0
本文方法	9.1	6.9	5.8	0.0	0.0	0.0	0.0

5 结语(Conclusion)

车辆通过感应线圈检测器所产生的频率变化曲线具有时间上的弯曲特征,采用DTW算法可以解决

样本和模板波形匹配中的数据长度不齐整问题.本文结合最优聚类思想选取同类车辆的多个特征模板,通过调整局部区分度指标范围,以降低车型分类中的误拒率与误纳率,从而改善了车型分类算法的性能。

基于DTW的多模板匹配车型分类算法具有分类准确率较高、鲁棒性较好的优点,但其最优模板数计算方法的实时性还有待提高,最优模板也应引入在线学习机制,以提高模板对环境的适应性。

参考文献(References):

- [1] 杨兆升, 杨志宏, 赵丹华. 高速公路收费系统的车型自动分类[J]. 吉林大学学报(工学版), 2002, 32(3): 6-9.
(YANG Zhaosheng, YANG Zhihong, ZHAO Danhua. Research on vehicle auto-classification of freeway toll collection system[J]. *Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition)*, 2002, 32(3): 6-9.)
- [2] CHEN G Q, WEI Q, ZHANG H. Discovering similar time-series patterns with fuzzy clustering and DTW methods[C] // *IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference*. Vancouver, Canada: IEEE Press, 2001, 4: 2160-2164.
- [3] WENG G Q, HE T N, CHEN M J, et al. The vehicle's classification recognition system based on DTW algorithm[C] // *Proceedings of the 5th World Congress on Intelligent Control and Automation*. Hangzhou, China: IEEE Press, 2004, 5: 4169-4171.
- [4] PARIZEAU M, PLAMONDON R. A comparative analysis of regional correlation, dynamic time warping, and skeletal tree matching for signature verification[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 1990, 12(7): 710-717.
- [5] YANIV R, BURSHTEN D. An enhanced dynamic time warping model for improved estimation of DTW parameters[J]. *IEEE Transactions on Speech Audio Processing*, 2003, 11(3): 216-228.
- [6] HOBBS J, HERMON G, WARNER S, et al. An enhanced dynamic programming approach for unit commitment[J]. *IEEE Transactions on Power System*, 1988, 3(3): 1201-1205.
- [7] 郑小松, 王绍霖. 基于最优分类系数及分类熵准则的模糊c-均值聚类算法[J]. 电子学报, 1994, 22(7): 84-88.
(ZHENG Xiaosong, WANG Shaolin. A Fuzzy c-means algorithm with the criterion of optimal partition coefficient and wntropy[J]. *Acta Electronica Sinica*, 1994, 22(7): 84-88.)
- [8] 袁超, 张长水. 基于多模板匹配的自动人脸检测[J]. 电子学报, 2000, 28(3): 95-98.
(YUAN Chao, ZHANG Changshui. Multiple template matching for frontal-view face detection[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2000, 28(3): 95-98.)

作者简介:

傅 惠 (1981—), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为智能交通系统与物流、智能信息处理技术, E-mail: fuhu@gdut.edu.cn;

徐建闽 (1960—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为现代交通流信息检测与处理、智能交通系统及现代交通控制, E-mail: aujmxu@scut.edu.cn.