

基于强空间集成的交通状态判别方法

刘擎超, 蔡英凤, 江浩斌, 何友国, 陈 龙

(江苏大学 汽车工程研究院, 江苏 镇江 212013)

摘 要: 为研究服务于交通诱导的路网宏观交通状态判别模型, 依据集成学习理论, 基于强空间集成, 提出一种交通状态判别方法。采用 K-近邻规则寻找与待判别交通流数据相似的一组训练样本, 构成待判别数据的邻域, 挖掘交通状态学习器的强空间, 进而输出交通运行状态等级标签。采用交通状态混淆矩阵, 查全率、查准率等进行实验, 结果表明该方法能够较准确地判断路网交通状态, 满足交通状态判别的实际应用。

关键词: 智能交通; 交通状态判别; 强空间; 混淆矩阵; 学习器

中文引用格式: 刘擎超, 蔡英凤, 江浩斌, 等. 基于强空间集成的交通状态判别方法[J]. 计算机工程, 2017, 43(11): 297-302.

英文引用格式: LIU Qingchao, CAI Yingfeng, JIANG Haobin, et al. Automatic Condition Identification Method Based on Strong Space Integration[J]. Computer Engineering, 2017, 43(11): 297-302.

Automatic Condition Identification Method Based on Strong Space Integration

LIU Qingchao, CAI Yingfeng, JIANG Haobin, HE Youguo, CHEN Long

(Automotive Engineering Research Institute, Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China)

[Abstract] In order to research the road network macroscopic automatic condition identification model which is used in traffic guidance, according to the ensemble learning theory, this paper proposes an automatic condition identification method based on strong space integration. It uses K-nearest neighbor rule to find a set of training samples similar to the traffic data to be discriminated, the neighborhood of the data to be discriminated, and excavates the strong space of the automatic condition learner, then outputs the automatic condition level label. Automatic condition confusion matrix, recall rate and precision rate are used in the experiment. Experimental results show that this model can accurately identify the automatic condition of the road network and meet the practical application of the automatic condition identification.

[Key words] intelligent transportation; automatic condition identification; strong space; confusion matrix; learner

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.11.048

0 概述

随着新的交通信息采集技术和通信技术的出现^[1-3], 交通管理部门可以获得大量、实时的交通流参数数据^[4-5], 并能对其实现有效传输, 这为新算法开发提供了更多的交通参数选择^[6-7]。新的数据分析技术(如机器学习、模式识别、知识发现等)的成熟也为新交通状态判别(Automatic Condition Identification, ACI)算法的开发奠定了分析数据的技术基础^[8-10]。文献[11]以定量分析路网中交通状态指标和模糊 C 均值聚类历史数据为基础, 分析路网空间分布密度, 从而计算各交通状态类中心簇的中心点, 并对城市道路实时采集的交通流数据进行线上

实时判别。文献[12]提出基于神经网络的交通状态预测模型, 为确定神经网络输入层的参数引入相关系数法。在预测的基础上以实测值与预测值之间的差值作为判别的依据, 判别道路的交通状态。文献[13]运用模糊 C 均值聚类对交通状态边界进行划分, 进而利用灰色聚类模型对交通状态进行判别。文献[14]采用改进模糊 C 均值算法实现了 4 种交通状态的聚类分析, 利用蒙特卡罗模拟方法建立交通状态辨识模型, 并采用交通状态辨识平均精度、召回率和 F-度量等指标进行综合评价。

交通状态自动判别问题实质上属于多分类学习问题, 将交通状态划分为多种交通状态等级, 如畅

基金项目: 国家自然科学基金(U1564201, 61601203, 61403172); 江苏省道路载运工具新技术应用重点实验室开放基金(BM20082061503); 江苏大学高级人才科研启动基金(16JDG046)。

作者简介: 刘擎超(1987—), 男, 讲师、博士, 主研方向为智能交通; 蔡英凤, 副教授、博士; 江浩斌, 教授、博士; 何友国, 副教授、博士; 陈 龙, 教授、博士。

收稿日期: 2017-04-17

修回日期: 2017-05-22

E-mail: lqc365@gmail.com

通、缓行、拥堵等,并对其进行识别。因此,以历史交通流数据为基础,构建多分类学习器,由此掌握交通状态的变化规律,从而实现对城市道路交通流进行状态等级判别。目前绝大多数学者构建的交通状态判别分类学习器属于单学习器,然而单学习器学习能力弱,无法考虑完整的交通状态信息,直接影响分类学习器的普适性。本文采用集成学习理论,构建多分类学习器集成,避免单分类学习器的片面性,集合多方面的交通状态信息,提升判别精度、判别误差和时间消耗等指标。

1 交通状态划分

交通状态可描述交通流的整体运行状况,具有与交通流相似的随机、易变、时空变化等特性。从微观角度看,交通状态可表现为车辆速度快慢、延误时间长短、交通流量大小、时间占有率长短等定量指标。从宏观角度看,交通状态可分为正常状态和异常状态。本文采用北京市地方标准《北京城市道路交通运行评价指标体系》将道路交通状态划分为 5 级,分别为畅通、基本畅通、轻度拥堵、中度拥堵、严重拥堵,用数字 1~5 表示。

2 交通状态判别模型构建

交通状态判别与集成学习之间的关系如图 1 所示。交通状态判别与交通事件检测二分类的不同在于类别数目,其实质上属于多分类问题。因此,交通状态判别学习器(Automatic Condition Identification Learner, ACIL)与交通事件学习器结构相似,由于交通事件检测是二分类,只有 2 种交通状态,需要对其交通状态标签列属性进行扩充。

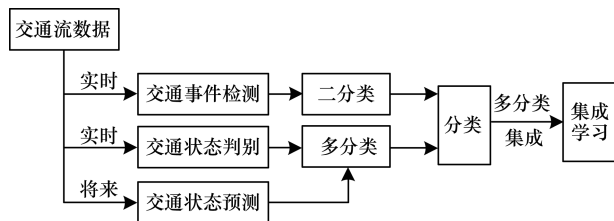


图 1 交通事件检测、交通状态判别、交通状态预测关系

学者通过理论推导和大量的实验证明,发现 Bagging 和 Boosting 集成方法可以有效增大基学习器的差异性,提高集成系统的整体学习性能,在集成学习领域公认为经典方法。本节简述 Bagging 和 Boosting 集成方法,并把它们与交通状态判别相结合,构造交通状态判别集成学习器。

2.1 Bagging 算法和 Boosting 算法

文献[15]提出了 Bagging 算法,通过选择一个学习算法 L 和交通流数据集 S ,让该学习算法训练多次,每次的数据集由初始交通流数据集采用 Bootstrap 重采样方法随机抽取 N 个样本组成多个交通流数据子集样本,训练后可得 N 个交通状态学习器,产生的不同交通流数据子集样本用于训练不同的模型,如果是分类模型,就采用 Vote 法构建一个最终的集成分类器,作为输出结果;如果是回归模型,可采用简单平均集成方法构建一个最终的集成交通状态学习器输出。Boosting 算法的基本思想^[16]:因为没有先验知识,初始的分布应该为等概率分布,也就是交通流数据集如果有 N 个样本,每个样本的分布概率为 $1/N$,每次循环后提高错误交通状态模式的分布概率,判别错的交通状态模式在训练集中所占权重逐渐增大,使得下一次循环的学习器能够集中优势对这些错误交通状态模式进行判断。

2.2 基于动态集成学习的动态交通状态判别方法

本文在文献[17]的研究基础上,提出一种基于局部精度的交通状态判别(Dynamic Automatic Condition Identification based Local Accuracy, DACI-LA)方法。该方法挖掘交通状态学习器的强空间,可以有效降低经典集成方法的误判概率,充分利用交通状态学习器的优势,全面考虑交通状态信息,弥补交通状态学习器彼此的不足,提高判别准确率。该方法采用 K-近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)规则来寻找与待判别交通流数据相似的一组训练样本,这些交通流数据样本构成了待判别数据的邻域,也称为交通状态学习器的强空间。各个交通状态学习器在该强空间内的局部性能可以体现其对于待判别交通流数据集的推断能力。

DACI-LA 的主要思想是首先计算每个交通状态学习器在待判别交通流数据样本邻域中的交通状态判别准确率,从而挑选出局部准确率最高的交通状态学习器对该待判别交通流数据样本进行状态判别,交通状态学习器的输出信息为交通状态等级标签。假设交通状态学习器 $ACIL_i (i=1, 2, \dots, N)$ 对待判别交通流数据样本 x 的判别状态等级为 ω ,且待判别交通流数据样本 x 在训练数据集中的 k 个邻居样本中有 j_1 个样本被交通状态学习器 $ACIL_i$ 判别为 ω ,其中有 j_2 个样本的交通状态是判别正确的,则交通状态学习器 $ACIL_i$ 的局部交通状态判别准确率 LCA 为:

$$LCA(x) = \frac{j_2}{j_1} \quad (1)$$

其中, LCA 为局部交通状态判别准确率, j_1 为交通状态学习器 $ACIL_i$ 判别为 ω 的数量, j_2 为其判别正确的数量。

2.3 评价指标

对于给定^[18]的交通状态等级集合 $S = [\text{畅通}, \text{基本畅通}, \text{轻度拥堵}, \text{中度拥堵}, \text{严重拥堵}]$, 交通状态混淆矩阵可以表示为表 1 中的形式。

表 1 交通状态混淆矩阵

实际交通状态	判别交通状态					合计 $S_{\cdot j}$
	状态 1	状态 2	状态 3	状态 4	状态 5	
状态 1	$s_{1,1}$	$s_{1,2}$	$s_{1,3}$	$s_{1,4}$	$s_{1,5}$	$\sum_{j=1}^5 s_{1,j}$
状态 2	$s_{2,1}$	$s_{2,2}$	$s_{2,3}$	$s_{2,4}$	$s_{2,5}$	$\sum_{j=1}^5 s_{2,j}$
状态 3	$s_{3,1}$	$s_{3,2}$	$s_{3,3}$	$s_{3,4}$	$s_{3,5}$	$\sum_{j=1}^5 s_{3,j}$
状态 4	$s_{4,1}$	$s_{4,2}$	$s_{4,3}$	$s_{4,4}$	$s_{4,5}$	$\sum_{j=1}^5 s_{4,j}$
状态 5	$s_{5,1}$	$s_{5,2}$	$s_{5,3}$	$s_{5,4}$	$s_{5,5}$	$\sum_{j=1}^5 s_{5,j}$

在表 1 中, $s_{i,j}$ 表示学习器将交通状态类别 s_i 中的样本识别为类别 s_j 的数量。混淆矩阵反映交通状态类别空间的分布情况, 体现交通状态学习器的识别性能。对某种交通状态, 其 *Precision* 和 *Recall* 的计算公式为式(2)和式(3)。

$$Precision_{s_j} = \frac{s_{j,j}}{s_{\cdot j}} \times 100\% \quad (2)$$

$$Recall_{s_j} = \frac{s_{j,j}}{s_{j \cdot}} \times 100\% \quad (3)$$

其中, *Precision* 和 *Recall* 分别反映第 i 行和第 j 列交通状态的精度和召回率。

3 模型验证与分析

3.1 实验数据

从图 2 中可以看出, 断面 A 和断面 B 一天 24 h 的变化曲线明显不同, 断面 A 全天的运行速度都在 50 km/h 浮动, 不超过 70 km/h, 甚至有些时段的速度低于 20 km/h, 断面 B 的平峰时段的速度都在 70 km/h 以上。显然, 不同断面描述交通状态存在很大差异, 所以分别对不同断面的数据进行对比分析, 尝试不同断面独立估算交通流状态。

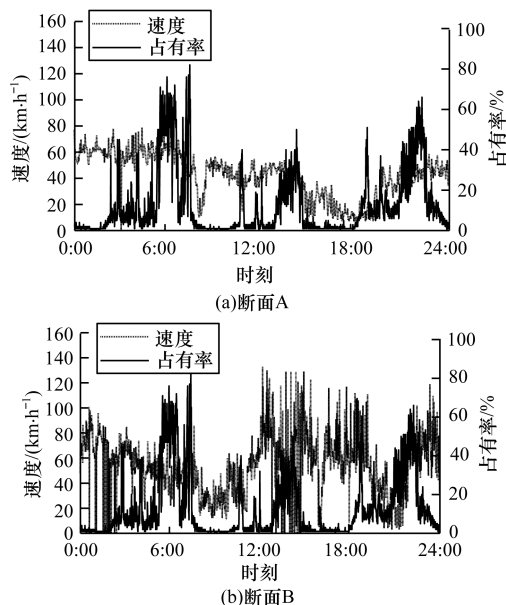


图 2 断面 A、断面 B 的速率、占有率变化

本文选取北京市三环路网中的重要路段, 如图 3 所示, 6 个断面 A, B, C, D, E, F, 利用安装在路段上的微波检测器 (RTMS) 所提供的平均车流量、平均占有率、平均车速 3 个参数时间序列为研究对象^[18], 对 6 个不同断面的交通状态进行判别。



图 3 断面数据采集位置点示意图

3.2 交通状态混淆矩阵对比

DACI-LA 算法首先需要确定邻域 K 的数目, K 的取值范围不宜过大, 超过 10 会影响全局的运行效率, 所以本文设定 K 的取值范围为 $[1, 10]$ 。然后分别比较在 K 取不同值时, 2 折 ~ 10 折交叉验证的交通状态判别准确率, 如图 4 所示, 通过多次实验对比, 不同折数的交叉验证整体的走势相近, 其中, 2 折、3 折交叉验证的震荡过大, 5 折 ~ 10 折的情况相似, 但是 10 折交叉验证相对其余折数平稳且准确

率较高,当 $K=5$ 时,趋于稳定。所以,本文设定 DACI-LA 算法默认采用 10 折交叉验证,邻域 K 值为 5,基学习器选择朴素贝叶斯学习器。

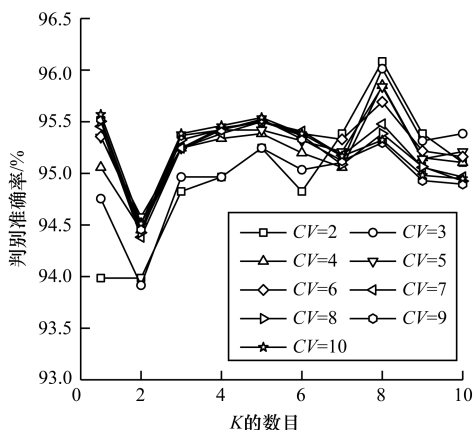


图 4 不同交叉验证折数的判别准确率

采用断面 C 的 RTMS 检测器数据,分别对 Bagging, Boosting 和 DACI-LA 交通状态判别算法生成的交通状态混淆矩阵进行对比,如表 2 ~ 表 4 所示。交通状态混淆矩阵第 1 列为实际交通状态,也就是实际交通流运行状态,反映道路运行的真实情况,第 1 行是判别交通状态,即为通过某种算法对线上实时传进来的交通流数据的判别值。第 2 列和第 2 行分别根据上节叙述的交通状态划分方法,划分为 5 种状态,在断面 D 采集的数据 5 种交通状态的比例分别为 1 288:1 287:776:207:617,严重拥堵的比例为 617:4 175,如表 2 最后一列所示。

表 2 Bagging 算法的交通状态混淆矩阵

实际交通状态	判别交通状态					合计 $S_{i,j}$
	状态 1	状态 2	状态 3	状态 4	状态 5	
状态 1	1 256	5	17	0	10	1 288
状态 2	7	1 279	0	0	1	1 287
状态 3	18	0	748	10	0	776
状态 4	4	0	7	196	0	207
状态 5	14	1	0	0	602	617
合计 $S_{i,j}$	1 299	1 285	772	206	613	4 175

表 3 Boosting 算法的交通状态混淆矩阵

实际交通状态	判别交通状态					合计 $S_{i,j}$
	状态 1	状态 2	状态 3	状态 4	状态 5	
状态 1	1 274	0	13	0	1	1 288
状态 2	9	1 273	0	0	5	1 287
状态 3	1	0	771	4	0	776
状态 4	2	0	2	203	0	207
状态 5	21	39	0	0	557	617
合计 $S_{i,j}$	1 307	1 312	786	207	563	4 175

表 4 DACI-LA 算法的交通状态混淆矩阵

实际交通状态	判别交通状态					合计 $S_{i,j}$
	状态 1	状态 2	状态 3	状态 4	状态 5	
状态 1	1 264	4	10	1	9	1 288
状态 2	7	1 280	0	0	0	1 287
状态 3	15	0	756	5	0	776
状态 4	4	0	9	194	0	207
状态 5	11	1	0	0	605	617
合计 $S_{i,j}$	1 301	1 285	775	200	614	4 175

以横向角度分析单个算法交通状态混淆矩阵,从表 2 中可以看出, Bagging 算法经过学习后判定正确交通状态 1 的数目为 1 256, 交通状态 2 的数目为 1 279, 交通状态 3 的数目为 748, 交通状态 4 的数目为 196, 交通状态 5 的数目为 602, 依次在表格的对角线上显示。实际交通状态等级是畅通, 但却误判为交通状态 2 发生了 5 次, 交通状态 3 误判 17 次, 交通状态 4 没有误判, 交通状态 5 误判 10 次; 从表 3 中可以看出, Boosting 算法通过历史交通流数据的训练后, 判定交通状态 1 的数目为 1 274, 交通状态 2 的数目为 1 273, 交通状态 3 的数目为 771, 交通状态 4 的数目为 203, 交通状态 5 的数目为 557, 实际交通状态等级为轻度拥堵, Boosting 误判为其他交通状态等级 5 次; DACI-LA 算法认为交通状态 1 的数目为 1 264, 交通状态 2 的数目为 1 280, 交通状态 3 的数目为 756, 交通状态 4 的数目为 194, 交通状态 5 的数目为 605, 实际交通状态等级为基本畅通, DACI-LA 算法误判为其他交通状态等级 7 次。

以纵向角度对比 3 个算法的交通状态混淆矩阵, Bagging 算法判别正确交通状态等级 1 的次数为 1 256, 而 Boosting 和 DACI-LA 分别为 1 274 和 1 264, 交通状态等级 1 的判别效果 Boosting 较好; 从交通状态等级 2 来看, 3 种算法的判定正确数分别为 1 279、1 273 和 1 280, 换言之精确度分别为 99.37%、98.91% 和 99.46%, Boosting 算法精度略低于其他 2 种算法。DACI-LA 算法的 5 种交通状态等级判定正确分别为 1 264、1 280、756、194、605, 虽然在交通状态 1 时误判数多于其他算法, 但是整体 5 种交通状态的判别正确率最高, 达到 98% 以上。

3.3 不同断面的准确率对比

为了进一步观察交叉验证折数 CV 对提出算法的影响, 本文采取进一步实验。在实验中, 分类器的学习算法设为 1-NN。集成大小设为 10, K 的取值设为 5, CV 的取值范围设为 2 ~ 10。基分类器选择朴素贝叶斯, 分类器集成方法选取 Bagging, Boosting 和 DACI-LA 对比 3 种方法的交通状态自动判别性能。

图 5 和图 6 分别为工作日和休息日 3 种不同集

成方法以断面 A、B、C、D、E 和 F 的 RTMS 交通流数据为实验的判别准确率。

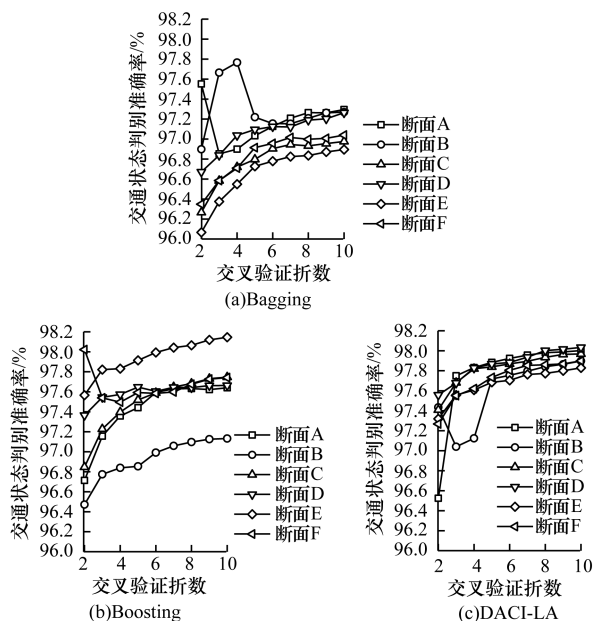


图 5 工作日交通路段状态识别准确率对比

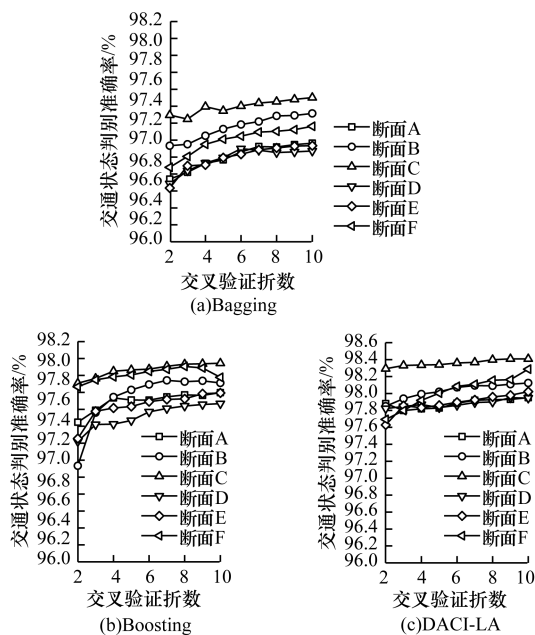


图 6 休息日路段交通状态识别准确率对比

在工作日如图 5 所示,从断面 A 数据看,Bagging 算法只有在 $CV=2$ 时,取得过最优值,DACI-LA 取得其余交叉验证折数的最优值;断面 B, $CV=5、6、7、8、9、10$ 时,DACI-LA 算法的判别准确率高于另外 2 种算法,达到 97.7% 以上;断面 C 以及断面 D 的判别效果更为明显, $CV=2、3、4、5、6、7、8、9、10$ 全部在 DACI-LA 算法取得最优值,当 $CV=10$,断面 D 的精确度甚至超过 98%;断面 E,当 $CV=2、5、6、7、8、9、10$,DACI-LA 的准确率没有 Boosting 算法高,但是差距不是很大;断面 F,除了

$CV=2$ 时,DACI-LA 的准确率低于 Boosting 的 98.022%。当 $CV=2$ 时,6 个断面的准确率,Bagging 算法只有一次最优值,Boosting 算法有 2 次,DACI-LA 获得 3 次。当 $CV=3、4$ 时,Bagging 算法在断面 B 取得 1 次最优值,DACI-LA 获得 5 次最优值,当 $CV=5、6、7、8、9、10$ 时,Boosting 算法在断面 E 获得 1 次最优值,DACI-LA 获得 5 次最优值。总体来说,DACI-LA 的获得较高判别准确率的次数要高于 Bagging 和 Boosting。

在休息日如图 6 所示,从断面 A 数据看,DACI-LA 算法只有在 $CV=2、3$ 时,取得最优值,Boosting 算法取得其余交叉验证折数的最优值;断面 B, $CV=2、3、4、10$ 时,DACI-LA 算法的判别准确率高于另外 2 种算法,达到 97.8% 以上;断面 C 以及断面 D 的效果更为明显, $CV=2、3、4、5、6、7、8、9、10$ 时,Bagging 和 Boosting 算法没有取得最优值,特别地,当 $CV=10$,断面 C 的精确度甚至超过 98.4%;断面 E,当 $CV=2、3、4、5、6、7、8、10$ 时,DACI-LA 算法的准确率都要高于 Bagging 和 Boosting 算法,但是和其他算法相比优势不是很大;断面 F,当 $CV=9$ 时,DACI-LA 算法的准确率 98.288% 高于 Boosting 和 Bagging,但是 $CV=2、3、4、5、6、7、8、10$ 时,Boosting 算法要高于 DACI-LA 算法。当 $CV=2、3、10$ 时,6 个断面的准确率,Boosting 算法只有 1 次最优值,Bagging 算法没有获得最优值,DACI-LA 算法获得 5 次。当 $CV=4$ 时,Boosting 算法在断面 A 和 F 分别取得 1 次最优值,DACI-LA 获得 4 次最优值。当 $CV=5、6、7、8$ 时,Boosting 算法在断面 A、B 和 F 分别获得 1 次最优值,DACI-LA 算法获得 3 次最优值。当 $CV=9$ 时,Boosting 算法取得 4 次最优值,DACI-LA 算法只取得 2 次。从总体来说,虽然休息日 DACI-LA 算法的自动判别的精确度略微逊于工作日,但获得较高判别准确率的次数仍要高于 Bagging 算法和 Boosting 算法。

4 结束语

本文针对交通状态自动判别算法进行深入研究,提出了基于动态学习器集成的 ACI 方法。将 ACI 转化成一个集成学习问题,在此基础上,引入动态分类器集成理论,从交通状态混淆矩阵角度出发,对比 3 种集成方法的判别准确率。以北京市 RTMS 真实交通流数据,分别从工作日、休息日、不同断面角度进行实验分析,结果表明,DACI-LA 集成方法都能够较大幅度地降低误差,提高判别精度,该方法的平均准确率都在 95% 以上,但是在处理高维交通流数据时,会出现时间效率降低的现象,如何进行降维转化将是下一步的研究重点。

参考文献

- [1] 崔艳玲,金蓓弘,张扶桑. 基于数据融合的高速公路交通状况检测[J]. 计算机学报,2017,40(8):1798-1812.
- [2] DURET A, YUAN Yufei. Traffic State Estimation Based on Eulerian and Lagrangian Observations in a Mesoscopic Modeling Framework [J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2017, 101: 51-71.
- [3] FOUNTOLAKIS M, BEKIARIS-LIBERIS N, RONCOLI C, et al. Highway Traffic State Estimation with Mixed Connected and Conventional Vehicles: Microscopic Simulation-based Testing [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2017, 49(3): 309-314.
- [4] 朱 燕,李宏伟,樊 超,等. 基于聚类的出租车异常轨迹检测[J]. 计算机工程,2017,43(2):16-20.
- [5] 刘应东,牛惠民,王建强. 考虑安全移动距离的交通流元胞自动机模型[J]. 计算机工程,2015,41(6):18-23.
- [6] 梁 轲,谭建军,李英远. 一种基于 MapReduce 的短时交通流预测方法[J]. 计算机工程,2015,41(1):174-179.
- [7] 韦 伟,毛保华,陈绍宽,等. 基于时空自相关的道路交通状态聚类方法[J]. 交通运输系统工程与信息,2016,16(2):57-63.
- [8] 徐天东,郝 媛,孙立军. 城市快速路实时交通状态估计器的构建[J]. 计算机工程,2008,34(17):26-27.
- [9] WANG Ren, LI Yanning, WORK D B. Comparing Traffic State Estimators for Mixed Human and Automated Traffic Flows [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2017, 78: 95-110.
- [10] 向长风,徐 圆,朱群雄. 一种面向景区导航的动态地图匹配算法[J]. 计算机工程,2016,42(10):32-37.
- [11] 董红召,马 帅,郭明飞. 基于 FCM 城市区域道路交通状态时空分层判别方法[J]. 计算机应用研究,2012,29(4):1263-1266.
- [12] 韦清波,苏 奎,何兆成,等. 基于参数预测的高速公路交通状态判别[J]. 交通信息与安全,2012,30(6):81-86.
- [13] 林信明,王伟智. 城市环路交通状态自适应判别方法[J]. 福州大学学报(自然科学版),2013,41(1):77-82.
- [14] 钱 超,徐 娜,许宏科,等. 基于蒙特卡罗模拟的交通状态辨识[J]. 交通运输系统工程与信息,2014,14(3):43-50.
- [15] BREIMAN L. Bagging Predictors [J]. Machine Learning, 1996, 24(2): 123-140.
- [16] FREUND Y, SCHAPIRE R E. A Decision-theoretic Generalization of On-line Learning and an Application to Boosting [J]. Journal of Computer and System Sciences, 1997, 55(1): 119-139.
- [17] KO A H, SABOURIN R, BRITTO A S. From Dynamic Classifier Selection to Dynamic Ensemble Selection [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(5): 1718-1731.
- [18] 刘擎超,陆 建,陈淑燕. 基于能力区域的交通状态预测方法[J]. 物理学报,2014,63(14):98-105.

编辑 顾逸斐

(上接第 296 页)

参考文献

- [1] 冯登国,张 阳,张玉清. 信息安全风险评估综述[J]. 通信学报,2004,25(7):10-18.
- [2] HWANG M S, LI L H. A New Remote User Authentication Scheme Using Smart Cards [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2000, 46(1): 28-30.
- [3] SELIMIS G, FOURNARIS A, KOSTOPOULOS G, et al. Software and Hardware Issues in Smart Card Technology [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2009, 11(3): 143-152.
- [4] 蔺守河. USB 加密卡的硬件架构研究与设计 [D]. 郑州:解放军信息工程大学,2006.
- [5] 李爱国,冯国松. 一种安全的 USB2.0 设备控制器设计[J]. 计算机工程,2012,38(24):288-290.
- [6] HENDRY M. 智能卡安全与应用 [M]. 杨义先,李志江,钮心忻,等,译. 北京:人民邮电出版社,2002.
- [7] 李秦岭,唐晓英,梁光明. 一种简易的 USB 加密狗的设计[J]. 计算机与现代化,2006(6):91-93.
- [8] 李 明,沈 汀. 一种 USB 软件加密狗的设计[J]. 电子器件,2006,29(1):205-208.
- [9] 潘 赞. CK-Core 嵌入式系统开发教程 [M]. 北京:科学出版社,2011.
- [10] LABROSSE J J. 嵌入式实时操作系统 $\mu\text{C}/\text{OS-II}$ [M]. 邵贝贝,译. 北京:北京航空航天大学出版社,2003.
- [11] AXELSON J. USB 开发大全 [M]. 李鸿鹏,郑瑞霞,陈香凝,等,译. 北京:人民邮电出版社,2011.
- [12] 孙 庚,蒋国强. USB 块传输设备的设计与实现 [J]. 计算机工程,2003,29(6):180-182.
- [13] 林文敏,吴 涛,沈 泊. 基于 AMBA 总线的 SoC 平台的设计和验证 [J]. 计算机工程与应用,2005,41(28):91-93.
- [14] 赵学秘,陆洪毅,戴 葵,等. 一种高性能大数模幂协处理器 SEA [J]. 计算机研究与发展,2005,42(6):924-929.
- [15] 黄凯杰,黄 凯,马 德,等. 基于 IP-XACT 标准的 SOC 集成方法 [J]. 浙江大学学报(工学版),2013,47(10):1770-1776.
- [16] Kruijtzter W, Wolf P V D, Kock E D, et al. Industrial IP Intergration Flows Based on IP-XACT Standards [C]// Proceedings of DATE'08. Munich, Germany: [s. n.], 2008:32-37.
- [17] 谢成山,薛 磊,陈家松,等. Windows 环境下 USB 应用程序实例的开发 [J]. 计算机工程,2004,30(14):196-197.

编辑 金胡考