

基于 Adaboost 方法的高速公路事件检测

张良春, 夏利民

ZHANG Liang-chun, XIA Li-min

中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410075

Department of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410075, China

ZHANG Liang-chun, XIA Li-min. Freeway incident detection based on Adaboost method. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(28): 230-232.

Abstract: This paper describes the principle and algorithm of Adaboost method, and evaluates the adaptability of applying Adaboost algorithm combined with neural network to freeway incident detection. An improved freeway incident-detection algorithm is presented based on Adaboost method, which can highly enhance the performance of neural network algorithm and assesses the effectiveness of its application to freeway incident detection. The result of simulation experiment shows the algorithm's validity and feasibility.

Key words: Adaboost; freeway incident detection; neural network

摘要: 阐述 Adaboost 方法原理及算法, 提出采用 Adaboost 方法结合神经网络算法进行高速公路事件检测, 给出了基于 Adaboost 方法的事件检测算法。该算法可以明显提升神经网络算法性能, 适合进行高速公路事件检测, 仿真实验结果表明了该算法的有效性和可行性。

关键词: Adaboost; 高速公路事件检测; 神经网络

文章编号: 1002-8331(2007)28-0230-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP39

1 引言

高速公路事件是指非周期发生且使某段道路通行能力下降的事件, 包括停驻车辆、货物散落、交通事故、道路维护、气候影响等。由于高速车辆运行速度较高, 而事件产生的地点和时间地点是随机的, 无法预知, 故高速公路发生事故时, 后果较为严重, 如不及时排除, 还容易造成后继事故的发生等。所以建立高速公路自动事件检测系统显得十分必要。

自动事件检测系统能否成功运行的关键不仅在于检测数据是否精良, 还在于检测算法是否及时有效。目前应用的各种自动检测算法大致可以归纳为两大类: 一类为直接检测算法, 如视频检测法^[1], 是通过摄像机“看”到事件的发生, 并判别事件的性质, 该类算法可以从微观角度对事件性质进行检测, 但需要密集地安装摄像机, 成本较高; 另一类为间接检测算法, 如加利福尼亚算法、贝叶斯算法、McMaster 算法、时间序列算法、小波分析算法^[2-6]等等, 主要是根据事件对交通流的影响来检测事件的存在, 该类算法具有成本低、简单易操作等特点, 但是存在检测率较低, 误报率较高等问题。人工神经网络^[7]是一种智能的间接检测方法, 可以很好地应用到高速公路事件检测, 但是也存在诸多问题, 如检测率和误报率达不到要求, 神经网络结构不固定, 模型泛化能力不强等问题。

针对目前检测算法存在的问题, 本文提出采用 Adaboost 方法结合神经网络算法进行高速公路事件检测, 通过 Adaboost 方法对神经网络算法的组合加强, 可以明显改善事件检测算法

性能。文章对这一过程进行了描述并给出了具体的算法步骤, 同时对高速公路事件检测原理及神经网络结构的选取也做了详细的介绍, 以下章节是这样安排的, 第 2 章阐述了 Adaboost 方法的基本原理及算法; 高速公路事件检测原理及参数选择, 神经网络结构的确定以及本文的核心算法——基于 Adaboost 方法的事件检测算法分别在第 3 章给出, 第 4 章为仿真实验与结果分析, 最后一章是总结。

2 Adaboost 方法

Adaboost 方法是合并许多“弱”分类器的输出, 以产生有效系统的过程^[8], 也是 boosting 家族中最具代表性的算法, 其主要思想是: 首先给出任意一个弱学习算法和训练集 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)$, 此处 $x_i \in X$, X 表示某个域或实例空间, 在分类问题中是一个带类别标志的集合, $x_i \in X = \{+1, -1\}$ 。初始化时, Adaboost 为训练集指定分布为 $\frac{1}{m}$ 即每个训练例的权重都

相同为 $\frac{1}{m}$ 。接着, 调用弱学习算法进行 T 次迭代, 每次迭代后, 按照训练结果更新训练集上的分布, 对于训练失败的训练例赋予较大的权重, 使得下一次迭代更加关注这些训练例, 从而得到一个预测函数序列 h_1, h_2, \dots, h_T , 每个预测函数 h_i 也赋予一个权重, 预测效果好的, 相应的权重越大。 T 次迭代之后, 在分类问题中最终的预测函数 H 采用带权重的投票法产生。Ad-

aboost 算法描述如下:

输入: $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)$, 其中 $x_i \in X, y_i \in Y = \{+1, -1\}$ 。

初始化: $D_1(i) = \frac{1}{m}$ /* 表示第一次迭代, 训练样本权重为 $\frac{1}{m}$ */

for $t=1$ to T /* T 为迭代次数*/

在 D_t 下训练:

得到弱的假设: $h_t: X \rightarrow \{+1, -1\}$; /* 得到第 t 次预测函数 */

计算 h_t 的错误率: $\varepsilon_t = \sum D_t(i) h_t(x_i) \neq Y_i$ /* 错分样本 */

计算分类假设 h_t 权值: α_t /* h_t 的权重 */

更新权值: $D_{t+1} = D_t \times F(\varepsilon_t)$

输出最后的分类函数: $H(x) = \text{sign}(\sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x))$

3 基于 Adaboost 方法的高速公路事件检测

3.1 高速公路事件检测原理及参数选择

目前,高速公路交通事件检测主要是根据交通事件对交通特性的影响来进行的。高速公路交通流参数表示与交通状态相关联的模式,交通流具有道路与车辆间以及车辆相互之间的影响^[9]。高速公路上发生交通事件导致道路通行能力下降,不能满足当前的交通需求,造成交通拥挤。分析这种状态下基本参数的变化特征,正是衡量交通状况、建立检测算法、判断交通异常和进行交通控制的根本依据。

当高速公路上某一路段发生事件时,事件点通行能力立即下降。如果下降到低于交通需求时,交通流受到影响,产生偶发性交通拥挤,在出事地点上下游的一定范围内将出现交通流反常:上游车辆因交通受阻而减速,下游车辆稀少而加速;出事车道上的交通流量减少,相邻车道因交通流合并而车流量增多;上游道路的时间占有率增大,下游的时间占有率减小等等。而流量 q 、速度 v 和密度 k 则是表示交通流宏观模型的 3 个主要参数它们之间存在着如下的理论关系:

$$k = \frac{q}{v} \quad (1)$$

根据流量、速度和占有率之间存在一定的关系,可以直接采用三者中的两者作为参数。考虑到反映路面交通拥挤程度最为直接的参数是占有率,这里可以采用占有率和流量作为检测对象。为了准确检测由于事件引起的上下游占有率和流量之间的变化,应比较多个时刻(如, $T, T-1, T-2$ 等时刻)测出的速度和流量的变化,一般检测间隔可以选择 30 s~60 s,这里选择 30 s。上下游检测点距离大概 700 m~1 000 m,这里选取 1 000 m,同时考虑到高速公路上的车速一般大概为 70 km/h~220 km/h,所以从上游到下游所需时间大概为 1 min,正常情况下,下游 $T, T+1, T+2$ 测得的交通流参数应与上游 $T-2, T-1, T$ 时刻测得的交通流参数相一致,如果不同,则说明可能有事件发生。同时考虑到气候变化也会对路面情况造成影响,将气候条件也作为一个参数输入,此时我们将下游 $T, T+1, T+2$ 时刻测得的流量和占有率作为输入,而将上游 $T-2, T-1, T, T+1, T+2$ 时刻测得的流量和占有率也作为输入,因此选择的参数有 17 个。

3.2 神经网络结构的选择

神经网络结构的确定一直是个难点,迄今为止也没有一个统一而标准的方法,只能根据问题的实际情况采用相应的策略。本文中采用 3 层神经网络结构:输入层、隐层和输出层。结构图如图 1 所示。

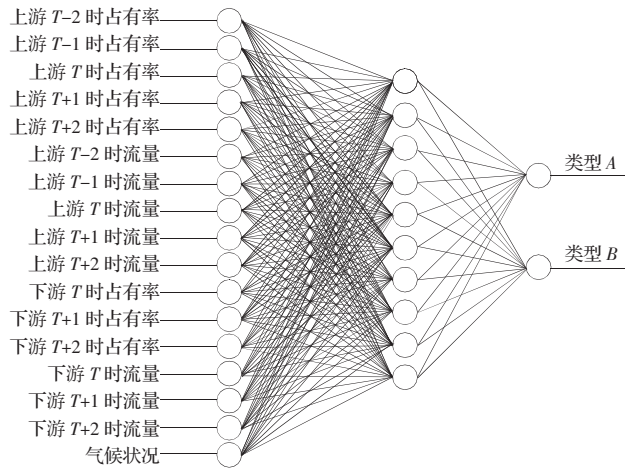


图 1 事件检测神经网络结构图

输入层: 输入层的 17 个节点输入代表交通流特性参数变量,由上面所述的上游 $T-2, T-1, T, T+1, T+2$ 时刻和下游 $T, T+1, T+2$ 时刻测得的流量和占有率还有一个表示天气状况的气候参数表示。

隐层: 这里只选择一个隐层,考虑到隐层结构的增多会增加神经网络的学习时间,以及我们会用到 Adaboost 方法对神经网络分类结果进行加强,故只选取了一个隐层,对于隐层节点数目 K 的确定,有下列公式:

$$2K+1 = \frac{N}{2} + 1 \quad (2)$$

m 取 0, 1, 2, N 为输入层节点数目。实验中可以利用误差函数计算,找到最合适的节点数目,这里 K 取为 10。

输出层: 按照有无事件发生,选择两个节点作为输出,分别表示有事件发生(A),正常交通(B)。

3.3 基于 Adaboost 方法的事件检测

据 3.1 节分析可知,高速公路事件检测可以通过检测上下游交通流参数数据有无某些变化进行。事实上,高速公路事件检测问题归结起来就是一个分类问题,目前采用的分类算法形式比较多,神经网络就是比较典型的一种,但是神经网络存在着结构不固定,分类精度不高等问题,针对这种情况,根据高速公路交通流参数特性选定了神经网络结构,然后通过 Adaboost 方法对 BP(神经网络)算法进行加强,得到一个使用弱分类算法但同时具有强分类性能的分类器,可以很好地提高事件检测的检测率和降低误报率。具体算法步骤如下:

步骤 1 初始化样本权重: $D_1(i) = \frac{1}{m}$

//表示第一次迭代, 训练样本权重为 $\frac{1}{m}$

步骤 2 对于 $t=1$ to T 进行迭代 // T 为迭代次数

根据分发权重 $D_t(i)$ 后的训练样本,使用 BP 算法训练得到弱分类假设:

$h_t: X \rightarrow \{+1, -1\}$; //得到第 t 次预测函数

(1) h_t 计算的错误率: $\varepsilon_t = \sum D_t(i) h_t(x_i) \neq Y_i$ //错分样本

(2) 计算分类假设 h_t 权值: $\alpha_t = 1/2 \ln(1-\varepsilon_t)/\varepsilon_t$ // h_t 的权重

(3) 更新权值:

$$D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i)}{Z_t} \times F(\varepsilon_t) = \frac{D_t(i)}{Z_t} \times \begin{cases} e^{-\alpha_t} & \text{if } h_t(x_i) = Y_i \\ e^{\alpha_t} & \text{if } h_t(x_i) \neq Y_i \end{cases}$$

表1 部分训练样本

上游数据										下游数据						天气状况
q_{i-2}	q_{i-1}	q_i	q_{i+1}	q_{i+2}	h_{i-2}	h_{i-1}	h_i	h_{i+1}	h_{i+2}	q_i	q_{i+1}	q_{i+2}	h_i	h_{i+1}	h_{i+2}	Q
1 320	1 328	1 324	1 325	1 327	43%	44%	42%	43%	44%	1 321	1 326	1 323	44%	43%	43%	晴
1 130	1 132	1 136	1 134	1 137	46%	45%	46%	44%	45%	1 132	1 134	1 135	45%	46%	45%	阴
1 210	1 063	951	832	721	48%	51%	56%	59%	64%	572	456	348	28%	25%	19%	晴
1 052	912	803	698	594	53%	56%	60%	63%	65%	439	327	204	25%	19%	11%	晴
891	738	624	513	405	46%	50%	57%	69%	73%	243	136	58	12%	10%	6%	晴

// Z_i 为归一化因子

步骤3 最后的输出分类函数:

$$H(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x)\right)$$

4 仿真实验

本文的实验数据由长信科技高速公路项目工程部提供,共有 100 组样本数据,其中部分数据如表 1 所示,其中天气状况 Q 表示为在 $[0, 1]$ 之间的数, h 为占有率,用百分比表示,流量 q 单位为:辆/小时/车道。

选取样本中的 50 组样本作为训练样本,其余 50 组作为测试样本,先对样本数据进行归一化,然后用本文提出的方法进行训练。值得一提的是,Adaboost 迭代次数可以通过计算测试错误率求得,实验中发现,对于本文,迭代次数 T 为 10 时,效果比较理想,然后对单独采用 BP 算法与本文提出的算法通过仿真实验进行了比较,结果如表 2。

表2 Adaboost 算法与神经网络实验结果比较

算法	指标		
	检测率	误报率	平均检测时间/min
神经网络	0.861	0.065	0.71
基于 Adaboost	0.972	0.000	1.02

由表 2 可见,基于 Adaboost 的检测率高达 97.2%,而神经网络算法的检测率只有 86.1%,在误报率上,两种算法的差距也相当明显,其原因主要在于 Adaboost 方法改善和提升了神经网络学习算法的性能。而两者之间的检测时间相差仅为 0.31 min,将该算法运用于实际的高速公路事件检测也是完全可行的。

5 总结

本文针对目前高速公路事件检测算法普遍存在检测率不高,误报率较大等问题,提出了基于 Adaboost 算法的高速公路事件检测算法,利用 Adaboost 方法对神经网络算法进行组合加强。通过实验对比发现,该方法可以明显提升神经网络预测

性能,这在实际应用中具有相当重要的意义。因为可以不必费力地去寻找某些具有较高精度的强学习算法,而只要找到某些预测精度略高于随机预测的弱学习算法就可以通过 Adaboost 方法进行算法性能的提升。当然采用 Adaboost 方法进行高速公路事件检测也存在某些问题,如训练精度对训练数据集存在一定的依赖性,对噪声比较敏感等,如何解决这些问题,也是以后研究的重点。

高速公路自动事件检测系统是近年来研究的一个热点,如何开发一个快速有效的事件检测算法具有非常重要而又现实的意义,本文只是做了部分有意义的探讨和尝试,并希望以后能继续这方面的研究。(收稿日期:2007 年 1 月)

参考文献:

- [1] 王兆华,刘志强.视频检测技术在交通安全中的应用[J].交通运输工程与信息学报,2005(3).
- [2] Payne H J, Helfenbein E D, Knobel H C. Development and testing of incident detection algorithms: volume 20 research methodology and detailed results[R]. Report No FHWA-RD-76-20 Federal Highway Administration, 1976.
- [3] Levin M, Krause G M. Incident detection: a bayesian approach[J]. Transportation Research Record, 1978(682): 52-581.
- [4] Perasnd B, Hall F L. Catastrophe theory and pattern in 30-second freeway traffic data-implication for incident detection[J]. Transportation Research 23A, 1989(2): 103-113.
- [5] Ahmed S A, Cook A R. Application of times-series analysis techniques for freeway incident[J]. Transportation Research Record, 1982(841): 19-211.
- [6] Teng Hualiang, Qi Yi. Application of wavelet technique to freeway incident detection[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2003: 289-308.
- [7] 吕琪,王慧.基于动态神经网络模型的交通事件检测算法[J].公路交通科技,2003(6).
- [8] Hastie T, Tibshirani R, Friedman J. The elements of statistical learning, data mining, inference, and prediction[M]. [S.l.]: Springer Verlag, 2004: 210-242.
- [9] 高朝晖.高速公路交通管理系统的应用研究[J].公路交通科技,2000(4).
- [8] 张洪亮,邓自旺.基于 DEM 的山区气温空间模拟方法[J].山地学报, 2002, 20(3): 360-364.
- [9] 毛锋,沈小华,艾丽双. ArcGis8 开发与实践[M].北京:科学出版社, 2002: 119-123.
- [10] 孟令奎,邓世军.基于网络的三维可视化技术及其在水利信息化中的应用[J].中国水利, 2005, 7: 50-54.
- [11] 胡鹏,黄杏元.地理信息系统教程[M].武汉:武汉大学出版社.
- [12] 刘品高,江南,谭萍.气象地理信息系统的设计与实现[J].应用气象学报, 2005, 16(4): 547-553.
- [13] 覃如府,许惠平.中国岩石圈三维结构数据库地理信息系统设计[J].吉林大学学报:地球科学版, 2005, 35(04): 529-234.

(上接 198 页)

meteorological institute[C]/ESRI International User Conference, Environmental Systems Research Institute, San Diego, California, 1997.

- [4] Wilhel mi O, Boehnert J. GIS initiative: developing an atmospheric data model for GIS[J]. Unidata Seminar, 2004, 8(30).
- [5] 李本纲,陶澍,林健枝,等.地理信息系统与主成分分析在多年气象观测数据处理中的应用[J].地球科学进展, 2000, 15(5): 509-515.
- [6] 盛绍学,马晓群.基于 GIS 的安徽省重大农业气象灾害测评系统[J].南京气象学院学报, 1998, 21(4): 703-708.
- [7] 钱锦霞,张建新.基于 CityStar 地理信息系统的农业气候资源网格点推算[J].中国农业气象, 2003, 24(1): 47-50.