基于 TMR 传感器的车辆检测分类算法研究

吴兆明
(南京交通职业技术学院电子信息工程学院，江苏南京 211188)

摘要：车辆检测与分类是智能交通运输系统研究的核心技术之一，具有广泛的应用前景。深入研究了隧穿磁阻(Tunneling Magneto Resistance，TMR)传感器的产生机理，结合双节点动态采样机制以及车辆波形窗口斜率拐点的加权欧氏距离算法，提出了一种基于 TMR 传感器的车辆检测技术。经道路车辆检测数据显示，与感应线圈检测法等相比，该检测方法功耗低、使用寿命长，且不易受外界环境影响，能实时、精确地检测车流量及速率，完成车辆类型的识别与分类。

关键词：隧道磁阻传感器；车辆检测；智能交通；欧氏距离
中图分类号：TB391.41 **文献标识码：**A **文章编号：**1000-3630(2017)-06-0596-06
DOI 编码：10.16300/j.cnki.1000-3630.2017.06.016

Research on vehicle detection and classification algorithm by TMR sensor

WU Zhao-ming
(*Department of Electrical & Information Engineering, Nanjing Communications Institute of Technology, Nanjing* 211188, *Jiangsu, China*)

Abstract: Vehicle detection and classification is one of the key techniques in intelligent transportation system, and it has a broad application prospect. This paper studies the working mechanism of tunneling magneto resistance (TMR) sensor, and proposes a TMR sensor based vehicle detection technique by combining the double point dynamic sampling mechanism and the weighted Euclidean distance method for knee slopes of vehicle waveform. The experiments of road vehicle detection show that the feature of this detection method is low power consumption and long service life comparing with the induction coil detection; and it is not easily affected by external environment. Moreover, it can detect the vehicle flow and speed accurately and complete the identification and classification of vehicle types.

Key words: Tunnel Magneto Resistance (TMR) sensor; vehicle detection; intelligent transportation system; euclidean distance method

0 引 言

随着城市化进程的不断加快，智能交通系统(Intelligent Transportation System，ITS)的研究与建设也日趋深入，主要涉及到交通管理及车辆控制、车辆检测与识别、交通信号灯智能控制、车位检测与停车诱导系统等多方面[1]。其中车辆作为 ITS 的构成主体之一，其自动识别与检测技术更是当前人们研究的热点和难点。

目前世界上的道路车辆检测技术有以下几种方式：基于地感线圈、超声波、红外线、视频图像、射频识别(Radio Frequency Identification，RFID)以及地磁传感。其中，地感线圈、视频图像和超声波技术以其性能稳定、安装方便等优势，在我国交通系统中已广泛应用。文献[2]利用小波变换方法，结合遗传算法及复数特征值计算方法，能自动识别交通振动试验中行走的车辆参数；文献[3]通过对采集的前后方车辆的视频图像信息进行处理，结合非线性支持向量机算法，实现小波去噪，成功识别车辆分类；文献[4]采用各向异性磁阻(Anisotropic Magneto Resistance，AMR)传感器，可根据不同车型的整车长度、车型尺寸等进行车辆分类。以上车辆检测方法都取得了一定的效果，但仍然存在局限性。比如地感线圈检测系统对安装要求高、使用寿命短，不易维护；视频图像系统的精确度不高，且算法实时性差，道路高峰期的车流量、车型等参数都有一定的时延。另外，无线磁阻检测器通信容易受到路面积水、积雪的影响，检测灵敏度、功耗及稳定性方面也得不到进一步提升，这些问题限制了其大范围推广。

为此，本文结合隧穿磁阻传感器(Tunneling

收稿日期：2016-06-05；**修回日期：**2016-07-20
作者简介：吴兆明(1976－)，男，江苏盐城人，硕士，副教授，研究方向为智能交通技术应用、网络技术应用。
通讯作者：吴兆明，E-mail: 466018253@qq.com

Magneto Resistance，TMR)，提出了一种基于特征波形向量提取的改进算法，用于道路车辆监测与类型识别。实验结果显示，该方法精确性高、功耗低，有较强的实用性。

1　TMR 传感器

1.1　TMR 传感器的原理

磁电阻效应是指强磁性材料在受到外加磁场作用时引起电阻变化的现象[5]，按照电阻变化率的高低，可将磁传感器划分为霍尔传感器、各向异性磁电阻 AMR 传感器、巨磁电阻(Giant Magneto Resistance，GMR)传感器以及隧道磁电阻 TMR 传感器四类。其中，TMR 传感器电阻变化率最大，且温度稳定性高、功耗低、线性度好，是目前工业应用中最为广泛的一种。

TMR 传感器的产生机理是自旋相关的隧穿效应，一般结构为铁磁层 FM/非磁绝缘层 I/铁磁层 FM (The Ferromagnetic Layer / Non-magnetic Insulation/ The Ferromagnetic layer/FM)的三明治结构[6]，分别对应钉扎层、隧道势垒层以及自由层，其理想响应曲线如图 1 所示。其中，横坐标为外加磁场作用 H，纵坐标为磁电阻 R；R_L 为低阻态阻值，R_H 之为高阻态阻值，H_0 为曲线的对称中心，是典型的偏移磁场，通常称为“奈尔耦合”[6]；H_S、$-H_S$ 是线性区域切线分别与高低阻态切线的交点；白色箭头表示自由层磁矩的方向，黑色箭头表示钉扎层磁矩的方向。

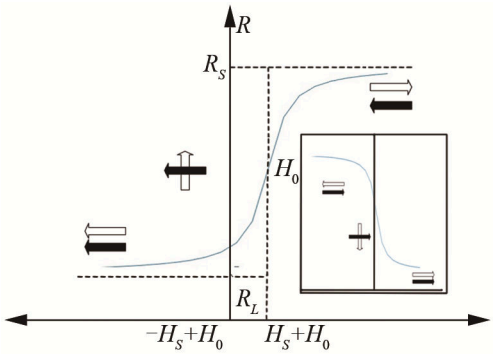


图 1　TMR 元件的理想响应曲线

Fig.1　The ideal response curve of TMR element

由图 1 可知：

(1) 在区间[$-H_S+H_0$，H_S+H_0]内，元件处于理想状态，磁电阻 R 随外场 H 的变化是完美的线性关系，同时没有磁滞(曲线滞后右移的现象)。斜率越大，证明元件灵敏度越高。

(2) 理想状态左侧为低阻态，右侧为高阻态。白色箭头代表第一层 F 层磁矩，黑色箭头代表第三层 F 层磁矩。具有自旋的电子通过量子隧穿效应穿过中间绝缘层时，磁电阻曲线随磁矩之间的角度发生变化。当两个箭头反平行时，曲线对应高阻态，平行时则对应低阻态[7]。

(3) 当两层磁矩垂直时，对应理想状态的工作点 H，即位于 R_L 及 R_H 之间。

1.2　TMR 传感器的优点

TMR 元件是近年来工业应用的新型磁电阻效应传感器，性能较优。表 1 是 AMR、GMR 以及 TMR 元件的技术参数对比。

表 1　磁传感技术参数对比

Table 1　Comparison of technical parameters between magnetic sensors

传感器类型	功耗/W	灵敏度/Oe	分辨率/mOe	温度特性/℃
AMR	1～10	1	0.1	<150
GMR	1～10	3	2	<150
TMR	0.001～0.01…	20	0.1	<200

由表 1 可知，TMR 元件具有更好的温度稳定性、更高的灵敏度、更宽的线性范围和更低的功耗。

2　基于 TMR 的车辆检测分类算法

2.1　基本原理

本文采用 TMR 传感器，结合双节点动态采样及基于拐点斜率的加权欧氏距离分类法，提出了一种改进的车辆检测分类算法，拟在第一时间内监测到车辆信息，并能快速识别出车辆类型。

在车辆检测环节，采用 TMR 传感器作为检测元器件。由于 TMR 效应具有极佳的稳定性，磁滞现象几乎可以忽略不计，只要不是人为加入强磁场干扰，一般安装初始化后，TMR 传感器检测节点就能以固定阈值来检测车辆，且检测效果较好。同时，为了降低元件的功耗，算法还引入了双节点动态采样及唤醒机制，有利于延长传感器的使用寿命。

在车型识别方面，常见的算法较多，有固定阈值、自适应分类、状态机检测法等，但模式识别方式需要大量的运算，且不适合在低功耗场合应用。因此，本文采用基于拐点斜率的加权欧氏距离算法来实现车型识别。由于该算法计算量低，自主学习效率高，很容易集成到单片机中运行，是一种较为可靠的检测算法。

2.2　TMR 检测节点设计

本文选用的 TMR 传感器，其集成芯片内部采用推挽式惠斯通全桥结构，包含四个非屏蔽高灵敏

度 TMR 元件。当检测车辆经过 TMR 效应传感器时，外加磁场将沿平行于传感器敏感的方向变化，惠斯通全桥提供差分电压输出，具有良好的温度稳定性。利用 TMR 效应传感器设计的无线车辆检测节点将能获得更加丰富的车辆波形数据，提高车辆识别精度。

图 2 为 TMR 传感器检测到的某大货车检测波形，图 3 为 TMR 传感器检测到的某小轿车检测波形。其中，横轴为采样点、纵轴为对应的强度。

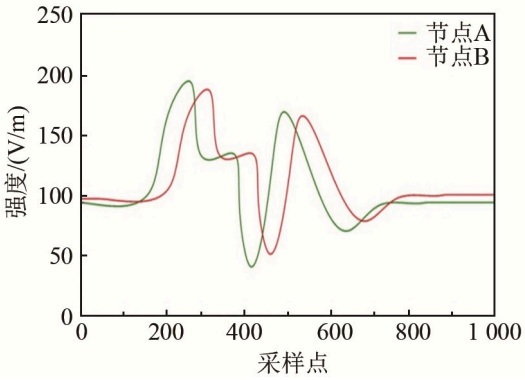


图 2 某大货车检测波形

Fig.2 The actually detected waveforms of a large truck

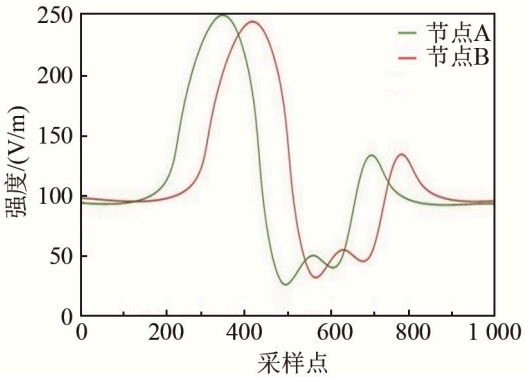


图 3 某小轿车检测波形

Fig.3 The actually detected waveforms of a car

图 3 中第一波峰为检测到的车头位置，第一波谷为检测到的底盘位置。对比发现，小轿车底盘较低，车头也较矮，由此导致磁场变化较大，波峰波谷的数值变化也比大货车的明显，车辆识别效果较好。

2.3 双节点动态采样法

在实际应用中，为减少检测难度，很多节点在获取车辆经过传感器波形时使用的是固定的采样率，即使在无车经过、甚至夜晚少车的空闲时段，也按常规采样率进行采样，其功耗比重较大[8]，对节点寿命非常不利。

为减少功耗，可以采用单点间歇、双点交替的混合动态采样间隔和唤醒控制。如图 4 所示，单点间歇主要采取按一定的时间间隔 T_0 采集信号，采集一段时间 T_1，休眠一段时间 $T_0(T_0>T_1)$，在采集时间段 t 内如果有车辆经过，则停止休眠，产生波形曲线，然后进行算法处理，判别车辆状态，再唤醒无线发送。

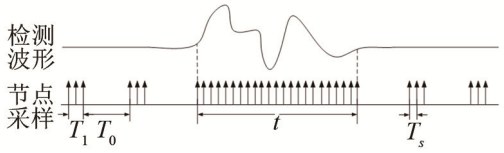


图 4 单点间歇采样时序

Fig.4 Single point intermittent sampling time sequence

双点交替主要采取同步交替时序机制，节点 A 休眠时 B 工作，节点 B 休眠时 A 工作，使得空闲休眠时间 T_0 可加大，从而极大地降低功耗，同时减少车辆漏检的情况，两节点交替检测时序如图 5 所示。

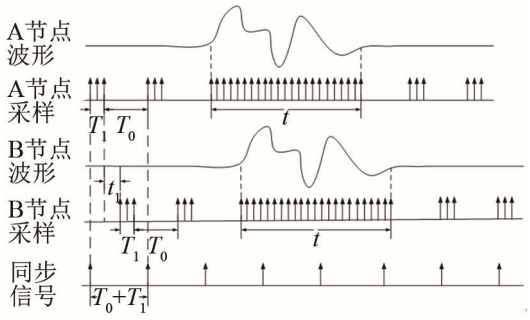


图 5 两节点交替检测时序

Fig.5 Two nodes alternate detection sampling time sequence

2.4 基于斜率拐点的加权欧氏距离法

通过对大量采样后的车辆波形曲线进行分析，发现不同车型的波形不一，即使是同一款车，以不同速度或方向行驶，通过同一地点的波形都不尽相同，但是曲线的突变点(或称拐点)的数量及类型却非常相似。此种变化完全可以用不同阶段内的斜率特征来体现。因此，本文提出了基于窗口斜率拐点的加权欧氏距离算法进行车辆分类识别。具体描述如下：

(1) 数据预处理

对于检测到的波形数据进行数字滤波以及归一化处理。

(2) 划分网格

对于一个完整的车辆波形曲线，横坐标为观测时间段内波形的采样点数，纵坐标则为处理后的采样点幅值。利用平行于 x 轴和 y 轴的直线将整个坐标轴分割成网格状，这样二维波形曲线在平面内被划分为很多网格[9]，如图 6 所示。

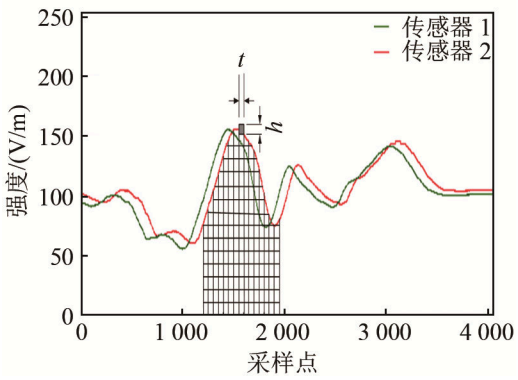


图 6　完整的小轿车波形曲线

Fig.6　Complete car waveform curves

(3) 计算窗口斜率

设定窗口阈值为 t，网格高度为 h。对于任一窗口，幅值可表示为 a_i，其窗口斜率为

$$V(i)=\frac{\mathrm{man}(a_i)-\min(a_i)}{h} \tag{1}$$

通过计算波形窗口斜率，可直观反映出曲线变化的急剧程度，但要注意阈值 t 的选取。

(4) 得出拐点特征向量

根据斜率变化得出未知车辆的斜率拐点特征向量 $\boldsymbol{V}_x=(V_{x1},...,V_{xn})^{\mathrm{T}}$，以及波形拐点数量，并判断出波峰、波谷数量。

(5) 计算欧氏加权距离

通过大数据分析，已确定并在数据库中存储了 M 种已知车型的斜率拐点特征向量，其中，第 i 种车型的特征值表示为 $\boldsymbol{V}_i=(V_{i1},...,V_{iM})^{\mathrm{T}}$。当传感器检测到未知车辆时，通过计算该车辆的特征向量 $\boldsymbol{V}_x$ 与数据库中已知车型的斜率拐点特征向量 $\boldsymbol{V}_i$ 的欧氏距离，即可匹配出该车辆的车型，计算公式如下。

$$D_i(\boldsymbol{V}_x,\boldsymbol{V}_i)=\left(\sum_{k=1}^{M} w_k(V_{Xk}-V_{ik})^2\right)^{\frac{1}{2}} \tag{2}$$

其中，w_k 表示加权量，该值与待测车辆速度有关系，归一化之后一般可设置为 1。$D_i(\boldsymbol{V}_x,\boldsymbol{V}_i)$ 表示未知车型的特征值与已知车型特征值之间的距离，数值越小，代表两者越相似。如果 $D_k(\boldsymbol{V}_x,\boldsymbol{V}_k)$ 最小，则判定未知车辆的车型为第 k 类。

3　实验及结果分析

为检测该算法效果，本实验采用实地检测，将 2 个 TMR 中+CC 系列传感器与线圈安装至选定道路同一位置进行自由流检测，记录过往车辆的数据并保存至文件。

3.1　算法分析

(1) 数据采样及预处理

采用双节点动态采样机制，设 T_1=20 ms，T_0=100 ms 时效果较好。将两个 TMR 传感器采样后的数据存储至软件，可显示出不同类型车辆的波形特征。其中横轴为采样点数、纵轴为采样值。图 7 为某大货车实际检测波形，图 8 是某小轿车实际检测波形。

由于小轿车底盘较低，车头也较矮，离 TMR 传感器距离近，因此检测到的波形峰值变化较为明显。

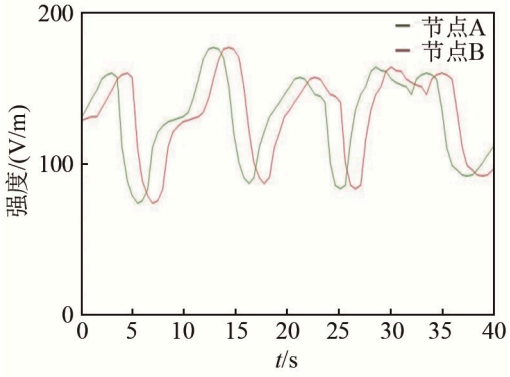


图 7　两个 TMR 传感器采样后某大货车检测波形

Fig.7　A large truck waveform detected by two TMR sensors sampling

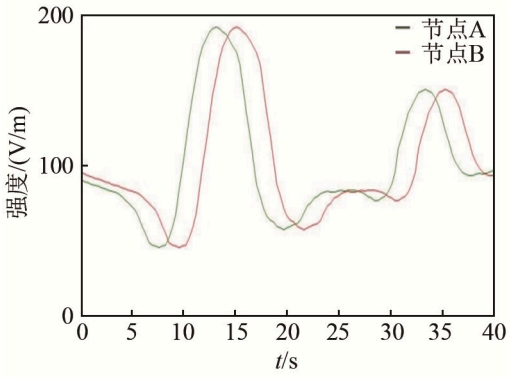


图 8　两个 TMR 传感器采样后某小轿车检测波形

Fig.8　A car waveform detected by two TMR sensors sampling

(2) 根据图形特征，划分网格，并计算拐点的特征值大小

以图 5 节点 A 为例，通过网格划分，设窗口阈值 t=1 s，则可得出每个窗口的斜率，由此确定拐点及数目，排除干扰点。其该车辆有 5 个极大值点，采样的强度值分别为 159、176、156、163、159，另有 4 个极小值点，采样的强度值分别为 73、86、83、91，则该车辆的极大值拐点特征向量为 $\boldsymbol{V}_{\max}$=(159，176，156，163，159)，极小值拐点特征向量为 $\boldsymbol{V}_{\min}$=(73，86，83，91)。

(3) 计算加权欧氏距离

表 2 为已存储的部分车辆极大值拐点特征向量，表 3 为对应的极小值拐点特征向量。

根据式(2)，计算待测车辆与已知模板的特征值发现，V_{max} 与模板 7 的欧氏距离最接近，V_{min} 与模板 7 的欧氏距离最接近。对照模板表发现，该车辆为大型车，与人工监测结果一致，且计算时耗低，效率高。

表 2 部分车辆极大值拐点特征向量

Table 2 The part of feature vectors of vehicle maximum inflection points

模版序号(极大)	车型	波动范围	1 维	2 维	3 维	4 维	5 维	6 维
1	小型车	20	225					
2	小型车	20	225	180				
3	小型车	20	225	180	180			
4	中型车	20	160	200	180	200		
5	中型车	20	160	200	160	160	200	
6	中型车	20	160	200	160	160	160	200
7	大型车	20	145	180	145	200	200	200
8	大型车	20	145	180	145	145	200	200
9	大型车	20	145	180	145	145	145	200
10	大型车	20	145	180	145	145	145	145

表 3 部分车辆极小值拐点特征向量

Table 3 The part of feature vectors of vehicle minimum inflection points

模版序号(极大)	车型	波动范围	1 维	2 维	3 维	4 维	5 维	6 维
1	小型车	20	50					
2	小型车	20	50	50				
3	小型车	20	50	50	50			
4	中型车	20	70	70	70	70		
5	中型车	20	70	70	70	70	70	
6	大型车	20	70	70	70	70	70	70
7	大型车	20	90	90	90	90	90	90
8	大型车	20	90	90	90	90	90	90
9	大型车	20	90	90	90	90	90	90
10	大型车	20	90	90	90	90	90	90

3.2 实验结果

为了更直观地监测和识别车辆信息，本实验结合 C 语言及串口通信技术，开发了一套同步 TMR 车型识别软件。该软件可将 TMR 传感器采集到的数据以波形图的方式实时显示，并根据以上加权欧氏距离算法，快速地进行车型匹配，得出结论。

图 9～11 分别为 2.2 节提到的小中大型车辆的显示效果图。

通过对比极大值、极小值以及波形图可发现：车型越大，波形图的拐点或极值点就越多；极大值对应于车头，车头距离地面越近，采样幅值越大；极小值对应于车辆底盘，底盘越低，对应的采样幅值越高。因此，随着车型的不断增大，极大值幅值越小，而极小值幅值越大。

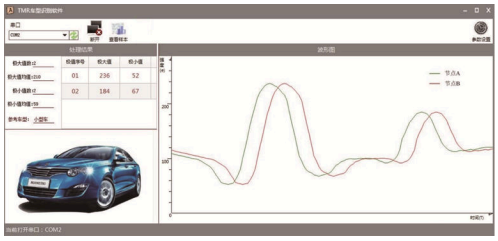


图 9 某小型车识别效果

Fig.9 The recognition effect of a small car

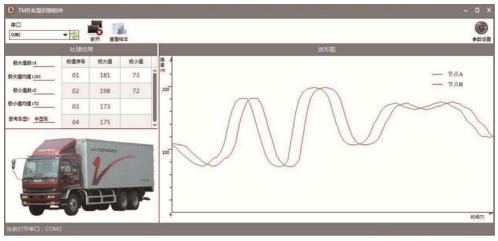


图 10 某中型车识别效果

Fig.10 The recognition effect of a medium car

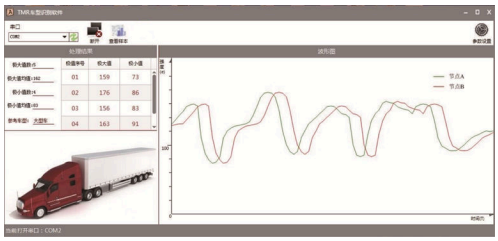


图 11 某大型车识别效果

Fig.11 The recognition effect of a large car

3.3 性能分析

本文通过 TMR 传感器及线圈对实际道路车辆进行检测，其流量和车速统计结果如表 4、5 所示。

表 4 流量测试验证

Table 4 Flow test validation

实际车辆数	2 328	精度
TMR 识别车辆数	2 325	99.87%
线圈识别车辆数	2 326	99.91%

表 5 速度测试验证

Table 5 Speed test validation

	人工摄像计算平均时速/(km/h)	TMR 识别车辆平均时速/(km/h)	线圈识别车辆平均时速/(km/h)
8:00-9:00 平均时速	26.82	24.12	23.10
精度		89.93%	86.13%
15:00-16:00 平均时速	48.26	48.90	46.44
精度		98.67%	96.23%
18:00-19:00 平均时速	29.69	26.30	26.20
精度		88.58%	88.25%
平均精度		92.39%	90.2%

从以上测试结果来看，TMR 效应检测器在流量检测方面略低于线圈检测器的检测，但在速度检测方面都高于线圈检测器，且 TMR 传感器功耗低、维护简单，无传输时延。总的来说，TMR 效应检测器在车辆检测技术中能达到比较好的检测效果，可广泛应用于智能交通的车辆检测中。

4　总 结

本文分析了隧道结磁性电阻效应 TMR 的原理及特点，并提出单点间歇、双点交替的动态采样间隔和唤醒互补检测方法，配合斜率拐点的加权欧氏距离算法，使得检测器节点具有功耗更低、体积更小的特点，提高了检测效率。实验结果表明，TMR 效应检测技术具有较好的车辆检测效果，能实时准确地检测和识别出车辆类型，且使用寿命长，维护方便，该算法是可行和有效的。作为先进的磁效应技术，对其深入研究将具有深远的实际意义，相信该技术将能够为智能交通领域注入新的动力。

参 考 文 献

[1] 陆化普, 李瑞敏. 城市智能交通系统的发展现状与趋势工程研究[J]. 跨学科视野中的工程, 2014, **6**(1): 6-19.
LU Huapu, LI Ruimin. Development status and trend of Urban Intelligent Transportation System[J]. Journal of Engineering Studies, 2014, **6**(1): 6-19.

[2] 谢旭, 李季隆, 赵俊亮, 等. 基于遗传算法的车辆参数识别方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2010, **44**(8): 1818-1824.
XIE Xu, LI Jilong, ZHAO Junliang, Identification of vehicle parameters based on genetic algorithm[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2010, **44**(8): 1818-1824.

[3] 周辰雨, 张亚岐, 李健. 基于 SVM 的车辆识别技术[J]. 科技导报, 2012, **30**(30): 53-57.
ZHOU Chenyu, ZHANG Yaqi, LI Jian. Vehicle identification technology based on SVM[J]. Science & Technology Review, 2012, **30**(30): 53-57

[4] 雷旭, 侯莹莹, 武奇生. 地磁车辆检测器车型分类算法设计[J]. 长安大学学报(自然科学版), 2013, **33**(5): 118-123.
LEI Xu, HOU Yingying, WU Qisheng. Design of vehicle classification algorithm for geomagnetic vehicle detector[J]. Journal of Chang'an University(Natural Science Edition, 2013, **33**(5): 118-123.

[5] 吕华, 刘明峰, 曹江伟. 隧道磁电阻(TMR)磁传感器的特性与应用[J]. 磁性材料及器件, 2012, **43**(3): 1-5.
LV Hua, LIU Mingfeng, CAO Jiangwei. Performance and applications of magnetic sensors based on TMR effect[J]. Journal of Magnetic Materials and Devices, 2012, **43**(3): 1-5.

[6] 钱正洪, 白茹, 孙宇澄. GMR/TMR 材料及相关自旋电子芯片研究[J]. 功能材料, 2014, 45(10): 10005-10014.
QIAN Zhenghong, BAI Ru, SUN Yucheng. Study on GMR/TMR materials and related spintronic chips[J]. Journal of Functional Materials, 2014, **45**(10): 10005-10014.

[7] 薛凌云, 谢作孟. 基于 TMR 检测的遗传 BP 神经网络车辆分类算法[J]. 杭州电子科技大学学报(自然科学版), 2015, **35**(4): 84-87.
XUE Linyun, XIE Zhuomeng. Genetic BP neural network vehicle classification algorithm based on TMR detection[J]. Journal of Hangzhou Dianzi University(Natural Sciences), 2015, **35**(4): 84-87.

[8] 王丽丽, 贾诚. 巨磁阻效应研究的最近进展[J]. 哈尔滨师范大学自然科学学报, 2005, **21**(1): 48-50.
WANG Lili, JIA Cheng. Recent progress in the study of giant magnetoresistance[J]. Natural Science Journal of Harbin Normal University, 2005, **21**(1): 48-50.

[9] 张建军, 陈晓, 赵意. 一种无线传感器节点动态采样策略[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, **30**(2): 249-255.
ZHANG Jianjun, CHEN Xiao, ZHAO Yi. A dynamic sampling strategy for wireless sensor nodes[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, **30**(2): 249-255.