

一种基于模糊神经网络的智能车运动控制器

以智能车为控制对象,为解决单一运动控制方法难以满足智能车控制准确度、稳定性等要求的问题,设计了一种基于模糊神经网络的智能车运动控制器。该控制器利用神经网络实现模糊推理,将智能车与预定轨迹之间的相对距离和方位信息模糊化后作为输入,并通过神经网络学习算法不断调整连接权值和模糊值中隶属函数的参数,提高了控制器的自适应能力,使智能车能够快速稳定地沿预定道路行驶。仿真和实验结果均表明,该控制器动态响应好、稳态误差小,能够满足智能车的运动控制要求。

张长勇 张鑫婵 赵 飞 王兴财/中国民航大学航空自动化学院

0 引言

智能车是集多种理论和技术于一体的综合体,是智能交通不可或缺的部分^[1]。运动控制是智能车的一项关键技术,其技术要求是在车载传感器检测出车体和车道线相对位置的前提下,智能车能依据这些信息用恰当的速度自行保持车道。目前,对于智能车的运动控制,已经提出了PID控制、滑模变结构控制及自适应控制等控制方法。HAYAKAWA等人采用PID控制法对车辆路径跟踪问题进行了研究^[2],经典PID控制方法的优点是原理简单、便于实现,但是在复杂的环境下适应性差、控制准确度不高;Park B.S.等人在机器人运动学建模时引入了滑模控制,将其作为一种鲁棒控制手段^[3],但是滑模控制会导致系统在不同控制逻辑间高速切换,出现“抖振”现象^[4];林焕新、胡跃明在基于机器视觉自动循线的基础上采用自适应模糊控制的方法,在线修正控制器参数,从而实现车体自动适应不同路况的目的^[5],但自适应方法实

现过程较复杂,实时性难以保证。

上述运动控制多采用单一方法,难以满足智能车控制准确度、稳定性等的要求。神经网络擅长融合非结构化信息,模糊控制则对处理结构化知识更为有效^[6]。为了充分利用二者各自具有的优点,实现性能互补,本文模仿人工驾驶过程中的预瞄行为,针对不同路段下智能车控制要求设计了一种基于模糊神经网络的智能车运动控制器,协调控制智能车运动速度和运动方向。仿真和实验结果表明,该模糊神经网络控制器能得到较为理想的运动控制效果。

1 智能车运动学建模

假设车辆在运动过程中车轮与地面之间不发生侧滑,只有纯滚动,根据阿克曼转向几何原理^[7],建立车体几何模型^[8],如图1所示,由车辆的运动特性可知其运动过程如图2所示。

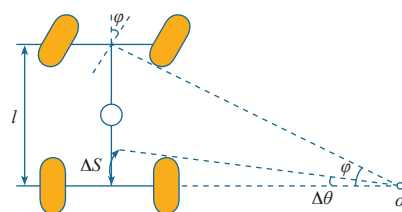


图1 车体几何模型

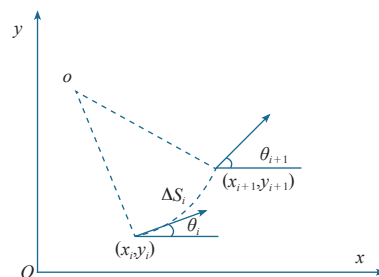


图2 车辆运动模型



张长勇/副教授

关键词/Keywords

智能车 ·
运动控制 ·
模糊控制 ·
模糊神经网络 ·

图1中, o 为车辆的瞬时旋转中心; l 为车辆前后轴距; φ 为前轮转向角; ΔS 和 $\Delta\theta$ 分别为两相邻时刻间车辆行驶的距离以及旋转的角度。由图1可知

$$\Delta\theta = \frac{\Delta S \tan(\varphi)}{l} \quad (1)$$

由图2可知, 智能车下一时刻位置与上一时刻位置的关系为

$$\begin{pmatrix} x_{i+1} \\ y_{i+1} \\ \theta_{i+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_i + \Delta S_i \cos(\theta_i + \Delta\theta_i / 2) \\ y_i + \Delta S_i \sin(\theta_i + \Delta\theta_i / 2) \\ \theta_i + \Delta\theta_i \end{pmatrix} \quad (2)$$

式中, x_i 、 y_i 和 θ_i 分别为第 i 时刻车辆在路口坐标系下的横、纵坐标以及旋转的角度。

2 运动控制器模糊实现

智能车运动控制策略与人工驾驶类似, 通过车载传感器识别道路环境和自身位姿, 输入运动控制器后输出合适的油门大小和方向盘转角, 保证智能车快速准确沿预定轨迹行驶, 从而实现了对智能车控制。该运动控制器设计主要包括模糊化、模糊规则、模糊推理、解模糊化、模糊神经网络结构设计以及学习算法。其中, 模糊化、模糊规则、模糊推理及解模糊化为智能车运动模糊控制的实现。智能车运动模糊控制结构如图3所示。首先, 将车载传感器检测到的相对距离和方向信息模糊化, 根据驾驶经验建立规则库; 然后根据模糊化后的输入信息和模糊规则进行模糊推理; 最后解模糊化, 将模糊量转化为准确控制量, 从而控制智能车自主行驶。

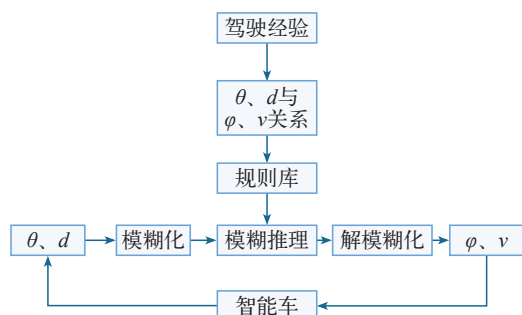


图3 智能车运动模糊控制结构图

2.1 选择输入和输出

所设计的运动控制器采用两输入两输出结构, 将由传感器获得的智能车与预定轨迹的距离信息 d 和方向信息 θ 作为输入, 输出智能车转角 φ 和速度 v 。

2.2 模糊化方法

模糊化是将准确的输入值转化为模糊的语言值。本文设定输入量智能车与预定行驶路线相对距离的基本论域为 $[-50, 50]$, 方位的基本论域为 $[-50, 50]$, 输出量智能车速度的基本论域为 $[0.5, 3]$, 转角基本论域为 $[-30, 30]$ 。取输入量模糊集论域为 $\{-5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5\}$, 则智能车与预定轨迹相对距离 d 的量化因子 $K_d = 0.2$, 方向量化因子 $K_\theta = 0.2$ 。将各输入量乘以量化因子即可将输入变量从基本论域转化到相应的模糊集论域。

选择各输入的语言变量值为 {负大, 负中, 负小, 零, 正小, 正中, 正大} 7个子集, 隶属度函数为高斯函数。综上, 将各个输入的准确值转化为模糊值, 并求出其对各语言值的隶属度即可完成模糊化。

2.3 模糊控制规则

模糊控制的关键是模糊规则的制定^[9], 控制器的设计思想是使智能车沿预定轨迹稳定行驶。按照驾驶经验, 智能车转向和行驶速度均与当前智能车和预跟踪轨迹的相对距离、预瞄驾驶角度即方向信息 θ 有关, 所以, 模糊控制规则表示为 “If A and B Then C” 型。根据以上理论, 前轮转向角 φ 和前进速度 v 的控制规则表分别如表1和表2所示。

表1 前轮转向角 φ 的控制规则

φ	d						
	负大	负中	负小	零	正小	正中	正大
负大	正大	正大	正大	正大	正中	正小	零
负中	正大	正大	正大	正中	正小	零	负小
负小	正大	正大	正中	正小	零	负小	负中
θ 零	正大	正中	正小	零	负小	负中	负大
正小	正中	正小	零	负小	负中	负大	负大
正中	正小	零	负小	负中	负大	负大	负大
正大	零	负小	负中	负大	负大	负大	负大

表2 前进速度 v 的控制规则

v	d							
		负大	负中	负小	零	正小	正中	正大
θ	负大	小	小	小	小	中	中	中
	负中	小	小	小	小	小	小	小
	负小	小	小	小	中	小	小	小
	零	小	小	中	大	中	小	小
	正小	小	小	小	中	小	小	小
	正中	小	小	小	小	小	小	小
	正大	中	中	中	小	小	小	小

2.4 模糊推理

利用Mamdani法, 根据输入的模糊量和规则库完成模糊推理。

2.5 解模糊化

经过模糊推理后必须将模糊值转化为准确值, 才能对被控对象进行控制。本文采用加权平均法进行运算

$$U = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_C(U_i) U_i}{\sum_{i=1}^n \mu_C(U_i)} \quad (3)$$

式中, C 为输出的模糊集; U_i 和 $\mu_C(U_i)$ 分别为隶属函数的质心和隶属度值。

3 模糊神经网络运动控制器

3.1 模糊神经网络运动控制器结构

采用单一的模糊控制方法, 控制规则和隶属度函数确定后就无法更改, 限制了其自适应、自学习能力。所以本文利用神经网络的自学习能力^[10], 设计了模糊神经网络控制器。该控制器利用神经网络的结构实现以上模糊控制的过程, 从而能够利用神经网络的自学习能力调整各参数, 达到较高准确度的控制目标。设计模糊神经网络控制器结构如图4所示。

第一层为输入层, 输入智能车与预定轨迹的距离信息 d 和方向信息 θ 。

第二层为模糊化层, 将两个输入的准确值按照上述方法进行模糊化, 本文选择高斯函数作为隶属度函数

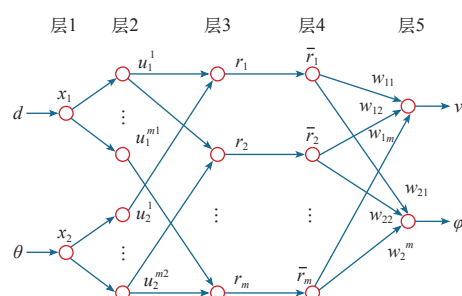


图4 模糊神经网络运动控制器结构图

$$u_i^j(x_i) = e^{-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}} \quad i=1,2 \quad j=1,2,\dots,m_i \quad (4)$$

式中, c_{ij} 为隶属函数的中心; σ_{ij} 为隶属函数的宽度。因两个输入各有7个语言值变量进行描述, 所以该层节点数为14。

第三层用于匹配模糊规则前件, 计算出每条规则的匹配度, 即

$$\begin{aligned} r_m &= u_1^{i_1} u_2^{i_2} \\ i_1 &\in \{1, 2, \dots, 7\} \\ i_2 &\in \{1, 2, \dots, 7\} \\ m &= 1, 2, \dots, 49 \end{aligned} \quad (5)$$

第四层进行归一化计算, 即

$$\bar{r}_m = r_m / \sum_{i=1}^{49} r_i \quad m=1, 2, \dots, 49 \quad (6)$$

第五层为输出层, 此处连接权值为 w_{im} 即

$$\begin{aligned} v &= \sum_{m=1}^{49} w_{1m} \bar{r}_m \\ \varphi &= \sum_{m=1}^{49} w_{2m} \bar{r}_m \end{aligned} \quad (7)$$

由以上可以看出, 此模糊神经网络控制器中只有参数值 c_{ij} 、 σ_{ij} ($i=1, 2; j=1, 2, \dots, 7$) 和 w_{rm} ($r=1, 2; m=1, 2, \dots, 49$) 需要训练调整, 从而使设计出的运动控制器能很好地模拟输入输出关系, 具有较高的控制准确度。

3.2 模糊神经网络运动控制器的学习算法

控制器进行学习时, 可以模仿BP网络误差反传的方法来修正权值。首先定义系统的误差函数, 然后利用误差反向传播算法对权值进行调整, 使实际输出不断逼近期望输出, 达到学习目的。现以智能车输出速度为例, 定义误差函数

$$E = \frac{1}{2}(v_{d_i} - v_i)^2 \quad (8)$$

式中, v_{d_i} 为期望输出的智能车速度, v_i 为变量实际输出。学习中对参数调整方法如式(9)~式(11)所示

$$w_{1j}(k+1) = w_{1j}(k) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{1j}} \quad j=1,2,\dots,49 \quad (9)$$

$$c_{ij}(k+1) = c_{ij}(k) - \eta \frac{\partial E}{\partial c_{ij}} \quad i=1,2 \quad j=1,2,\dots,7 \quad (10)$$

$$\sigma_{ij}(k+1) = \sigma_{ij}(k) - \eta \frac{\partial E}{\partial \sigma_{ij}} \quad i=1,2 \quad j=1,2,\dots,7 \quad (11)$$

式中, k 为迭代次数; $\eta > 0$ 为学习率。

4 实验结果及分析

为验证本文提出的模糊神经网络控制器的运动控制效果,选择正弦曲线作为仿真实验的预定道路。运动过程中控制器输出的前轮转向角和速度分别如图5和图6所示,将对应的前轮转向角和前进速度带入式(1)和式(2)中,绘出智能车

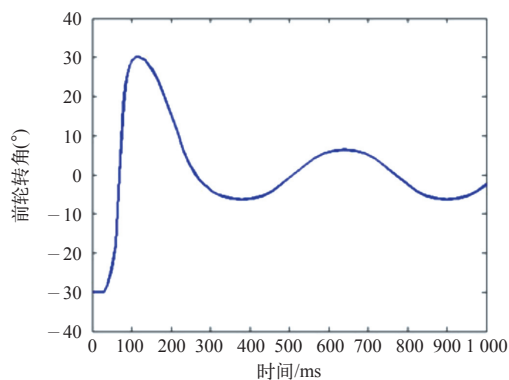


图5 模糊神经网络控制器输出的前轮转向角

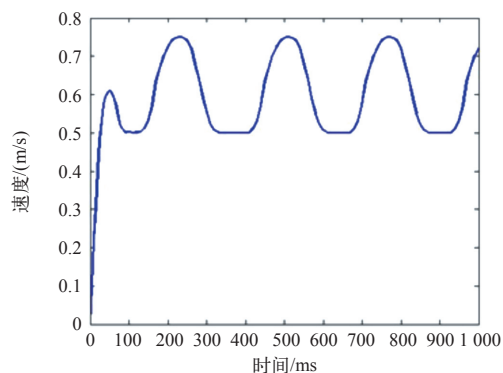


图6 模糊神经网络控制器输出的前进速度

运动轨迹。传统PID控制和模糊神经网络控制的路径跟踪效果分别如图7和图8所示。仿真过程中前轮转角限定在 $-30^\circ \sim 30^\circ$,速度限定在 $0.5 \sim 3$ m/s。

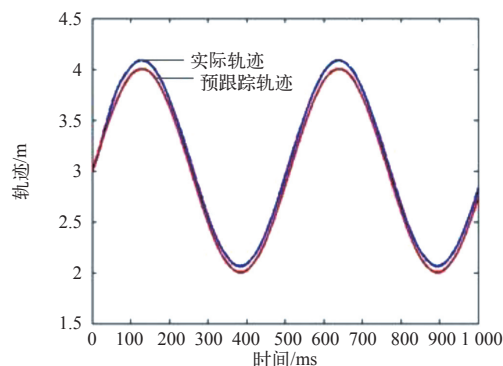


图7 PID控制跟踪效果

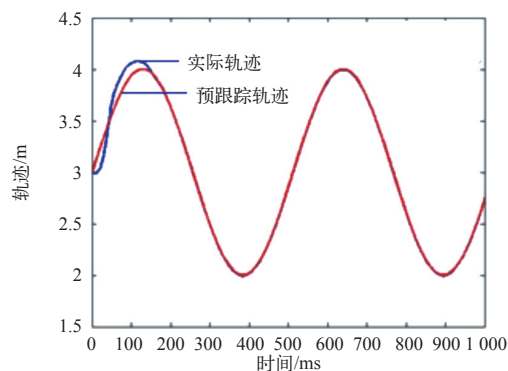


图8 模糊神经网络控制跟踪效果

由图7和图8可以看出,初始阶段两种控制方法都有一定的超调误差,相比于PID控制法,本控制器在系统处于稳态时表现出更好的跟随性能。如图5和图6所示,控制器只在超调阶段时前轮转角达到限定值,稳定后前轮随跟踪路径做有规律的摆动。同时,整个运动过程中最大速度均未超过 0.8 m/s,运动到正弦曲线曲率最大的时刻时,控制器输出的速度为最小限定值,与人们日常驾驶习惯相吻合。

为进一步验证本文所设计控制器的实际应用效果,选择校园环境一段路线作为实验场地,实验中所用智能车由电动车改造而成,车体长 2.6 m,宽 1 m,前后轴距 1.65 m,车轮直径 0.4 m。实验中用GPS记录智能车运动位置的经纬度,实验路线及智能车硬件结构分别如图9和图10所示,实验中实测转角数据和速度数据分别如图11和图12所示,PID路径跟踪曲线和模糊神经网络跟踪曲线分别如



图9 实验路线图

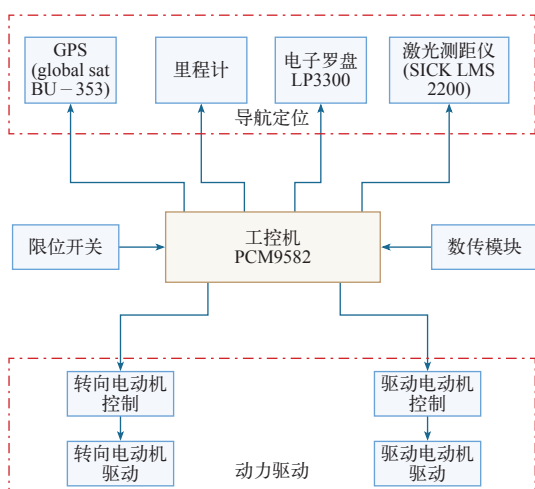


图10 智能车硬件框图

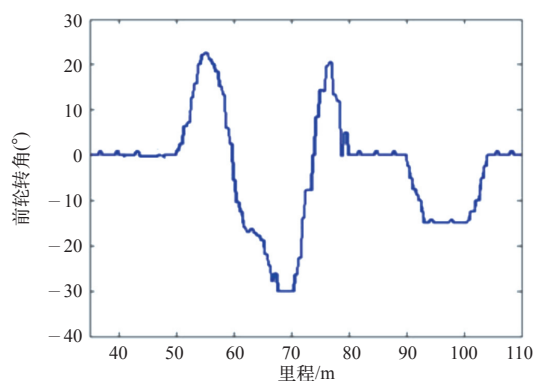


图11 前轮转向角实测数据

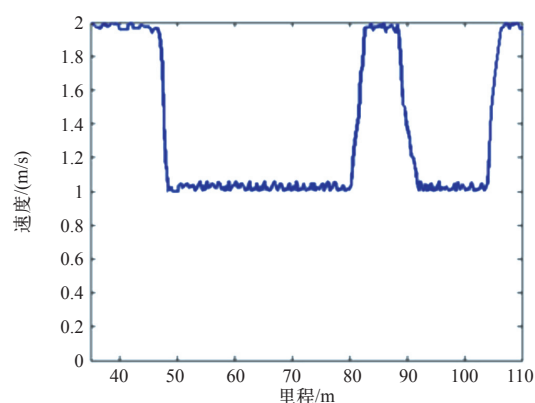


图12 前进速度实测数据

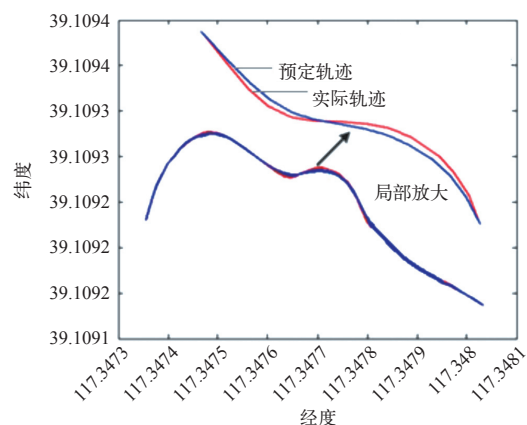


图13 PID控制路径跟踪曲线

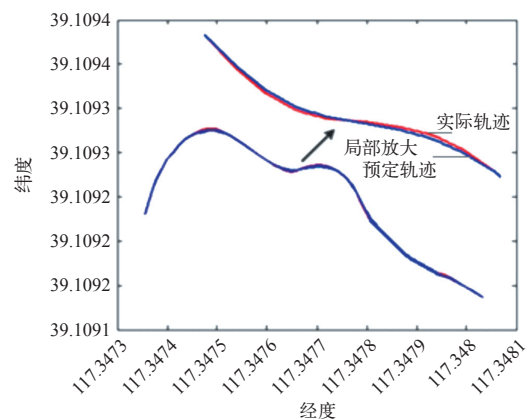


图14 模糊神经网络路径跟踪曲线

图13和图14所示。

如图13和图14所示,无论在直线路段,曲线路段还是拐弯路段,所设计的模糊神经网络控制器都取得理想的路径跟踪效果。特别地,在曲线路段控制器跟踪准确度高,稳态误差小,较传统PID控制超调量明显减小。由以上分析可知,所设

计的运动控制器可使智能车在复杂的实际环境和多变的行驶状态中运行的更加平顺稳定。

5 结束语

本文针对智能车的运动控制问题进行了研究,设计了智能车运动控制器,将模糊控制与神经网络有机结合在一起,充分利用了模糊神经网络

络的推理能力和自适应能力。仿真结果和实验结果均表明,与传统PID控制相比,该控制器跟踪准确度高、稳态误差小,满足智能车的运动控制要求。

参考文献

- [1] 徐友春,王荣本,李兵,等.世界智能车辆近况综述[J].汽车工程,2001,23(5):289-295.
- [2] Hayakawa Y, White R, Kimura T, et al. Driver-compatible steering system for wide speed-range path following [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2004, 9(3): 544-552.
- [3] Park B S, Yoo S J, Park J B, et al. Adaptive neural sliding mode control of nonholonomic wheeled mobile robots with model uncertainty [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2009, 17(1): 207-214.
- [4] 胡跃明.非线性控制系统理论与应用[M].北

京:国防工业出版社,2002.

- [5] 林焕新,胡跃明,陈安.基于自适应模糊控制的智能车控制系统研究[J].计算机测量与控制,2011,19(1):78-80.
- [6] 钱夔,宋爱国,章华涛,等.基于自适应模糊神经网络的机器人路径规划方法[J].东南大学学报:自然科学版,2012,42(4):637-642.
- [7] 孟刚.车辆的转向特性与阿克曼转向原理的分析[J].机械研究与应用,2007,20(4):36-38.
- [8] 任孝平,蔡自兴.基于阿克曼原理的车式移动机器人运动学建模[J].智能系统学报,2009,4(6):534-537.
- [9] 王仲民,刘开绪.动态环境下移动机器人路径跟踪与避障[J].控制工程,2010,17(3):397-400.
- [10] 李明.智能车辆避障路径规划及横向控制研究[D].大连:大连理工大学,2013.

(收稿日期:2015-08-02) **EA**

(上接第23页)

4 结束语

智能配电网主站通信作为站内通信系统中至关重要的一环,关系通信系统以及变电站的稳定可靠运行。本文研究智能配电网主站MMS通信的机制,基于开源软件开发实现了智能配电网主站与终端的MMS通信模块,通过搭建通信测试平台并结合WireShark网络报文分析软件对主站通信模块进行验证,报文分析结果显示了所开发主站MMS通信模块达到预期功能要求。

参考文献

- [1] 赵瑜.变电站智能电子设备(终端)数据通信技术研究[D].天津:河北工业大学,2010.
- [2] 石峻峰.IEC 61850标准在配网自动化系统馈线保护装置中的研究[D].北京:华北电力大学,2009.
- [3] 杨俊伟.IEC 61850通信体系的研究和实践[D].

北京:华北电力大学,2005.

- [4] 薛诚星.电力系统通信协议及IEC 61850体系的研究与应用[D].厦门:厦门大学,2007.
- [5] 林知明,杨丰萍,余瑛.IEC 61850到MMS映射分析及实现[J].继电器,2007(2).
- [6] 杨桂松,牛志刚,张浩.IEC 61850网关中典型抽象通信服务接口对象模型与MMS之间的映射方法[J].电网技术,2007(12).
- [7] 董科,关彬,王巍.IEC 61850与MMS的映射的研究[J].电力系统保护与控制,2010(5).
- [8] 李永亮,袁志雄,陈斌,等.对基于TCP/IP的IEC 61850特定通信服务映射MMS的分析与实现[J].电网技术,2004(12).
- [9] 罗青林,徐克付,臧文羽,等.Wireshark环境下的网络协议解析与验证方法[J].计算机工程与设计,2011(3).

(收稿日期:2015-09-11) **EA**