

# 基于神经网络的室外移动机器人 前轮转向模型<sup>1)</sup>

杨欣欣 何克忠 郭木河 张 钹

(清华大学计算机科学与技术系智能技术与系统国家重点实验室 北京 100084)

(E-mail: YXX70@263.net)

**摘 要** 针对室外移动机器人的行驶特点,将车体模型划分为前轮转向模型、速度模型和位姿模型三个部分.提出用模糊集合与神经网络相结合来建立车体前轮转向模型的方法.首先将对前轮转向特性影响较大的行车速度模糊化,然后利用神经网络建立各模糊速度下的前轮转向模型,最后由逆模糊化过程求得模型的实际输出.实验结果表明,该方法能较准确地反映车体的前轮转向特性并具有鲁棒性强和易于实现的特点.

**关键词** 室外移动机器人,前轮转向模型,模糊集合,神经网络.

## A FRONT WHEEL STEERING MODEL OF OUTDOOR MOBILE ROBOT BASED ON NEURAL NETWORKS

YANG Xinxin HE Kezhong GUO Muhe ZHANG Bo

(The State Key Lab of Intelligent Technology and Systems, Dept. of Computer  
Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084)

**Abstract** A vehicle model of outdoor mobile robot which consists of a front wheel steering model, a speed model and a posture model is discussed based on the analysis of the driving characteristics of the robot. A method of establishing the front wheel steering model using fuzzy sets and neural networks is proposed. First the driving speed which influences the steering performance strongly is fuzzificated. Then the steering models for each fuzzy speed are constructed with neural networks. Finally the actual output of the model is calculated by a defuzzification process. It is shown by the results that the method can describe front wheel steering features exactly. The most remarkable superiority is its robustness and simplicity.

**Key words** Outdoor mobile robot, front wheel steering model, fuzzy sets, neural networks.

1)国家863计划资助项目.

## 1 引言

室外自主移动机器人(或称自主陆地车辆)是智能机器人研究中的一个重要分支.许多研究人员研制了各种原型机,其中著名的有美国 CMU 的 NavLab<sup>[1]</sup>系列,德国的 Va-MoRs 系统<sup>[2]</sup>与 Caravelle 系统<sup>[3]</sup>,中国的 7B8 系统和 THMR-Ⅲ 系统.这几个机器人的车体均是由四轮汽车改装而成.在移动机器人的研究过程中,建立其车体动力学和运动学模型是一项关键技术,因为它是车体规划和控制的基础.但是由于车体的非线性、轮胎与地面的轻微滑动和非完整约束等原因,建立这样一个系统的精确数学模型存在一定困难.针对机器人运行的特点,人们提出了各种建模方法.文献[4]描述了广泛采用的六自由度机器人模型,它对机器人的动力学特性和运动学特性都做了详细的描述,但这样一个模型的复杂度限制了其在实时规划与控制中的实用性.在文献[5,6]中,作者将轮式机器人的结构划分为五种类型,每种类型由不同的运动学和动力学方程来表示,但并未考虑车辆与路面的摩擦情况,主要侧重于运动学的描述.文献[7]引入了车体前后轮所受的侧向力和径向力,用状态方程描述了车体的二维平面坐标和所受力间的关系,但在使用时需要已知轮胎与地面之间的摩擦作用关系.文献[8]将四轮车模型简化为二轮车模型,并且也引入了轮胎与地面的摩擦作用系数.这种方法中,前轮转向系统被简化为一阶惯性环节并用传递函数加以描述.上述研究均表明一个简洁、实用的车体模型在实际研究中起着重要作用.

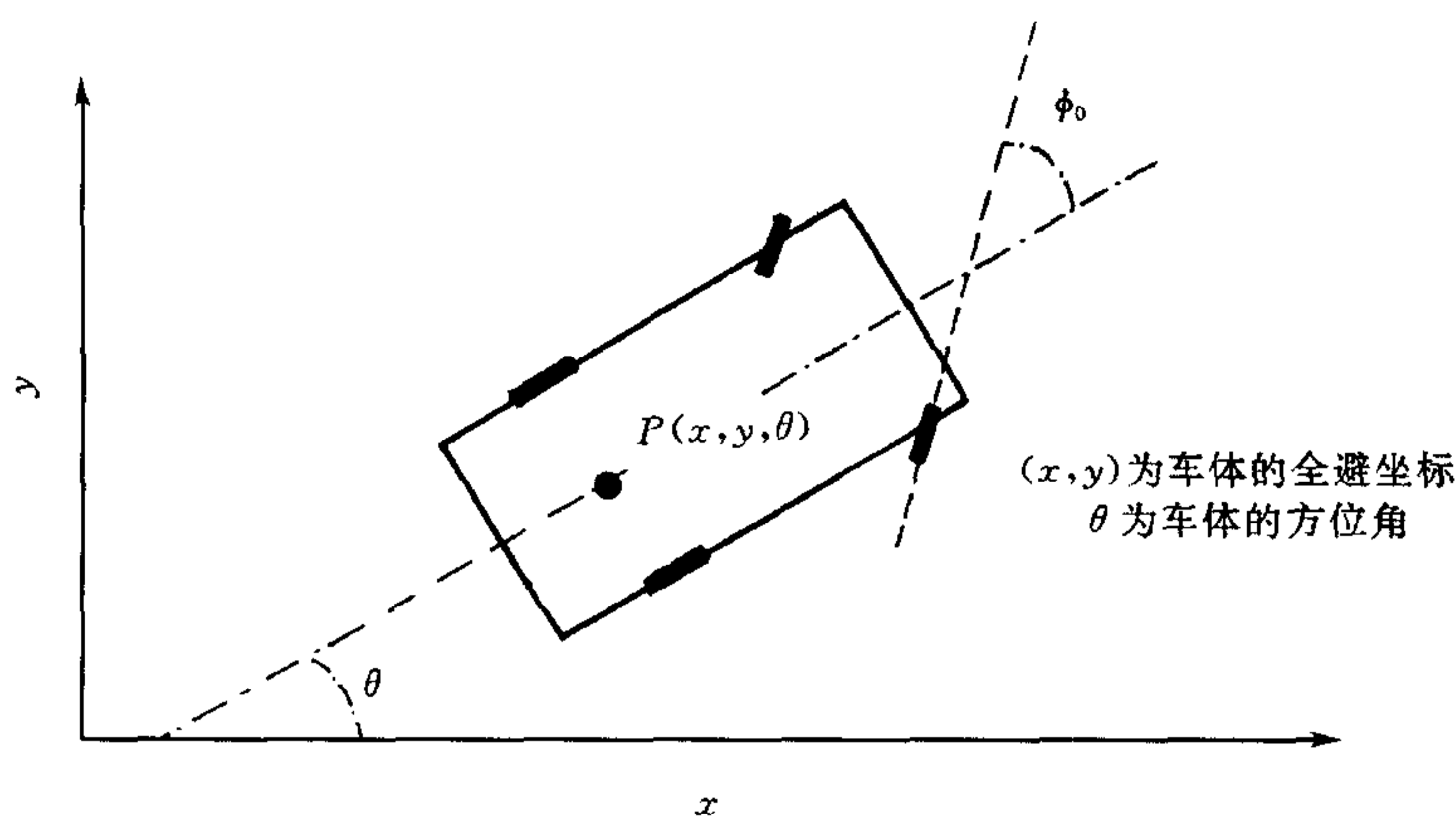
本文以清华大学智能技术与系统国家重点实验室自行研制的 THMR-Ⅲ 室外自主移动机器人为背景,在总结了实际经验的基础上,将车体模型划分为前轮转向模型、速度模型和位姿模型三个部分,重点研究了其中对车体性能起决定性作用的前轮转向模型的特点和建模过程.提出用模糊集合与神经网络相结合来建立车体前轮转向模型的方法.在该方法中,首先将对前轮转向特性影响较大的行车速度模糊化,然后利用神经网络建立每个模糊速度下的前轮转向模型,最后由逆模糊化过程求得模型的实际输出.仿真和实际应用的结果表明,这种方法能够较准确地反映车体的前轮转向特性,并具有鲁棒性强和简单、易于实现的特点.

## 2 移动机器人车体模型特性的分析

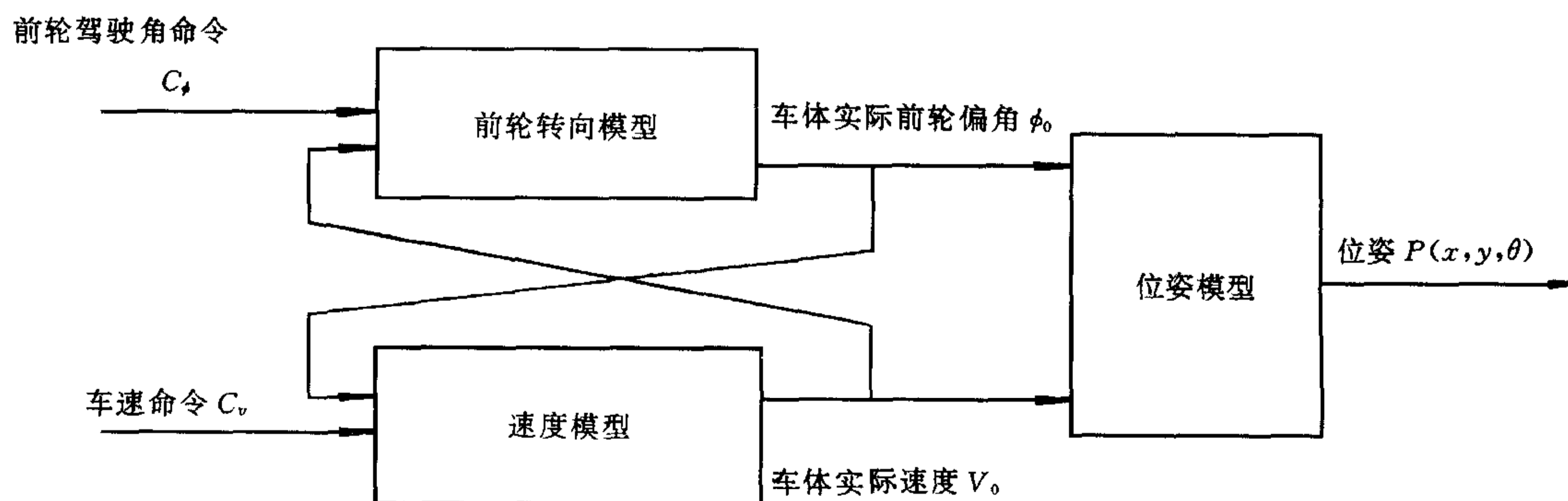
如图1所示,移动机器人的动力学模型包括前轮转向模型、速度模型和位姿模型三个部分.前轮转向模型描述了前轮驾驶角命令(给定驾驶角) $C_\delta$ 、车体实际速度  $V_o$  与车体实际前轮偏角  $\phi_o$  之间的关系;速度模型描述了车速命令(给定车速) $C_v$ 、实际前轮偏角  $\phi_o$  和车体实际车速  $V_o$  之间的关系;而位姿模型则描述了车体实际车速  $V_o$ 、实际前轮偏角  $\phi_o$  和车体位姿坐标  $P(x, y, \theta)$  间的关系.这三个模型中,前轮转向模型是最重要的,因为它直接决定了车体的转向特性,从而进一步影响了机器人的避障性能和路径跟踪性能.然而,建立这样一个系统的精确模型却存在一定困难,原因在于:

- 1) 前轮的转向机构存在非线性环节,例如传动机构的间隙、驱动电机调节器的非线性等;
- 2) 前轮所受的侧向力与诸多因素有关,例如地面材质、车体质量、轮胎充气程度等;

3) 车速对前轮转向特性有一定影响.



(a) 车体坐标与位姿角的定义



(b) 车体模型的三个组成部分及其关系

图1 移动机器人车体模型框图

为简化模型设计, 必须做以下准备工作:

1) 减少一些次要因素的影响. 例如, 车体质量和轮胎气压可基本保持不变, 视为常量, 忽略前束角的影响等等.

2) 将地面材质分类. 由于在全局路径规划中使用了地图, 因此当机器人在结构化道路与一般非结构化道路上(越野除外)行驶时, 道路的情况与特征对于机器人是已知的. 可将道路材质分类, 对应不同的类别, 建立起不同的前轮转向模型. 反映在神经网络模型中, 每种类别的道路对应应有各自的神经元连接权值.

3) 将车速模糊化. 车速对前轮转向特性有较强的影响, 但它们之间的关系却很难用传统的建模方法精确描述. 这里用模糊集合来表示速度的影响, 即将车速模糊化, 并建立每一个模糊速度下的车体前轮转向模型.

### 3 车体前轮转向模型的建立

#### 3.1 车体速度的模糊化

车速的模糊化应本着以下原则进行: 1) 模糊速度的等级应尽量少; 2) 每一个模糊速

度下,应使所建立的神经网络模型尽量准确地描述车体前轮转向系统的输入输出关系.以 THMR-Ⅲ 为例,它的速度可模糊化为{零,很低,低,中速,高,很高},表示为{Zero, Very-Low, Low, Middle, High, Very-High},其隶属度函数曲线为三角形和梯形.

### 3.2 建立每一模糊速度下的前轮转向模型

根据所得到的模糊车速,可分别建立 Very-Low, Low, Middle, High, Very-High 速度下的前轮转向模型.这里仅以一个模糊速度为例.在每一模糊速度内,可忽略车速的变化对前轮转向特性的影响,此时图1中所示的前轮转向系统可视为一个单输入单输出(SISO)系统:

$$\phi_o^p(k) = f[\phi_o^p(k-1), \dots, \phi_o^p(k-n); C_\phi(k-1), \dots, C_\phi(k-m)], \quad (1)$$

其中  $\phi_o^p(k)$  为  $k$  时刻系统的实际输出(前轮实际偏向角);  $C_\phi(k)$  为  $k$  时刻系统的实际输入(前轮驾驶角命令);  $f$  为表示前轮转向特性的非线性函数;  $m$  为系统输入的阶次;  $n$  为系统输出的阶次.

用神经网络建模,就是选择一个合适的神经网络模型来逼近实际的系统.已有的研究表明,多层前向神经网络可以逼近任意连续函数和非连续函数.在很宽的条件下,三层前向网络能够以任意精度逼近任意连续函数及其各阶导数<sup>[9]</sup>.由于它具有不用建立实际系统的辨识格式,并可对本质非线性系统建模以及收敛速度不依赖于实际系统的维数而仅与网络结构和学习算法有关等特点,因而适合对(1)式所示的系统建模.

用来辨识的神经网络模型可以表示为

$$\phi_o^M(k) = \hat{f}[\phi_o^p(k-1), \dots, \phi_o^p(k-n); C_\phi(k-1), \dots, C_\phi(k-m)], \quad (2)$$

其中  $\phi_o^M(k)$  为神经网络的输出;  $\hat{f}$  表示网络输入输出关系的非线性映射.

这里网络的输入值包括系统过去的实际输出(实际前轮偏角值).经过一定阶段的训练,网络的输出将足够近地逼近系统的实际输出,即  $\phi_o^M(k) \approx \phi_o^p(k)$ ,此时将网络的输出及其过去值引至网络的输入端.这样,网络的模型表示为

$$\phi_o^M(k) = \hat{f}[\phi_o^M(k-1), \dots, \phi_o^M(k-n); C_\phi(k-1), \dots, C_\phi(k-m)], \quad (3)$$

文献[10]详细讨论了模型(2),(3)的特点和异同.这里用模型(2)进行初期训练,将(3)作为后期训练模型和仿真模型.应该指出的是模型(3)是可以独立于车体而存在的.

神经网络的辨识结构如图2所示.前轮驾驶角命令经顺序延时后作为模型的一部分输入量.模型的另一部分输入是由系统的实际输出值和模型的输出值经过开关  $K$  选择后得到的.

网络的结构为三层前向网络.第零层为输入层,即

$$x_i^{(0)} = \begin{cases} \phi_o^p(k-i), & 1 \leq i \leq n, \\ \phi_o^M(k-i), & \\ C_\phi(k+n-i), & n < i \leq m+n, \end{cases} \quad (4)$$

其中  $m+n=n_0$ ,  $n_0$  为第零层神经元的个数.第一层为隐层,第二层为输出层,可表示为

$$\left. \begin{aligned} s_i^{(q)} &= \sum_{j=0}^{n_{q-1}} w_{ij}^{(q)} x_j^{(q-1)}, x_0^{(q-1)} = -1 \quad w_{i0}^{(q)} = \theta_i^{(q)}, \\ x_i^{(q)} &= f(s_i^{(q)}) = \frac{1 - e^{-s_i^{(q)}}}{1 + e^{-s_i^{(q)}}}, \quad \phi_o^M = x^{(2)}. \\ i &= 1, 2, \dots, n_q, \quad j = 1, 2, \dots, n_{q-1}, \quad q = 1, 2, \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

其中  $n_q$  为第  $q$  层神经元的个数,  $w_{ij}^{(q)}$  为第  $q$  层中第  $i$  个神经元与第  $q-1$  层中第  $j$  个神经元之间的连接权系数.

针对移动机器人的特点,网络的学习算法采用带有动量项的 BP 算法. 设误差的目标函数为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{r=1}^R (\phi_{o,r}^p - x_r^{(2)})^2, \quad (6)$$

其中  $R$  为样本总数. 第二层与第一层的权值修正公式分别为

$$\left. \begin{aligned} w_j^{(2)}(k+1) &= w_j^{(2)}(k) + \alpha \cdot [(1-\eta) \cdot D_j^{(2)}(k) + \eta \cdot D_j^{(2)}(k-1)], \\ &\quad (j = 1, \dots, n_1), \\ w_{ij}^{(1)}(k+1) &= w_{ij}^{(1)}(k) + \alpha \cdot [(1-\eta) \cdot D_{ij}^{(1)}(k) + \eta \cdot D_{ij}^{(1)}(k-1)], \\ &\quad (i = 1, \dots, n_1, j = 1, \dots, n_0), \\ \alpha > 0, \quad 0 < \eta < 1, \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

其中

$$D_j^{(2)} = \sum_{r=1}^R \delta_r^{(2)} \cdot x_{r,j}^{(1)}, \quad (j = 1, 2, \dots, n_1),$$

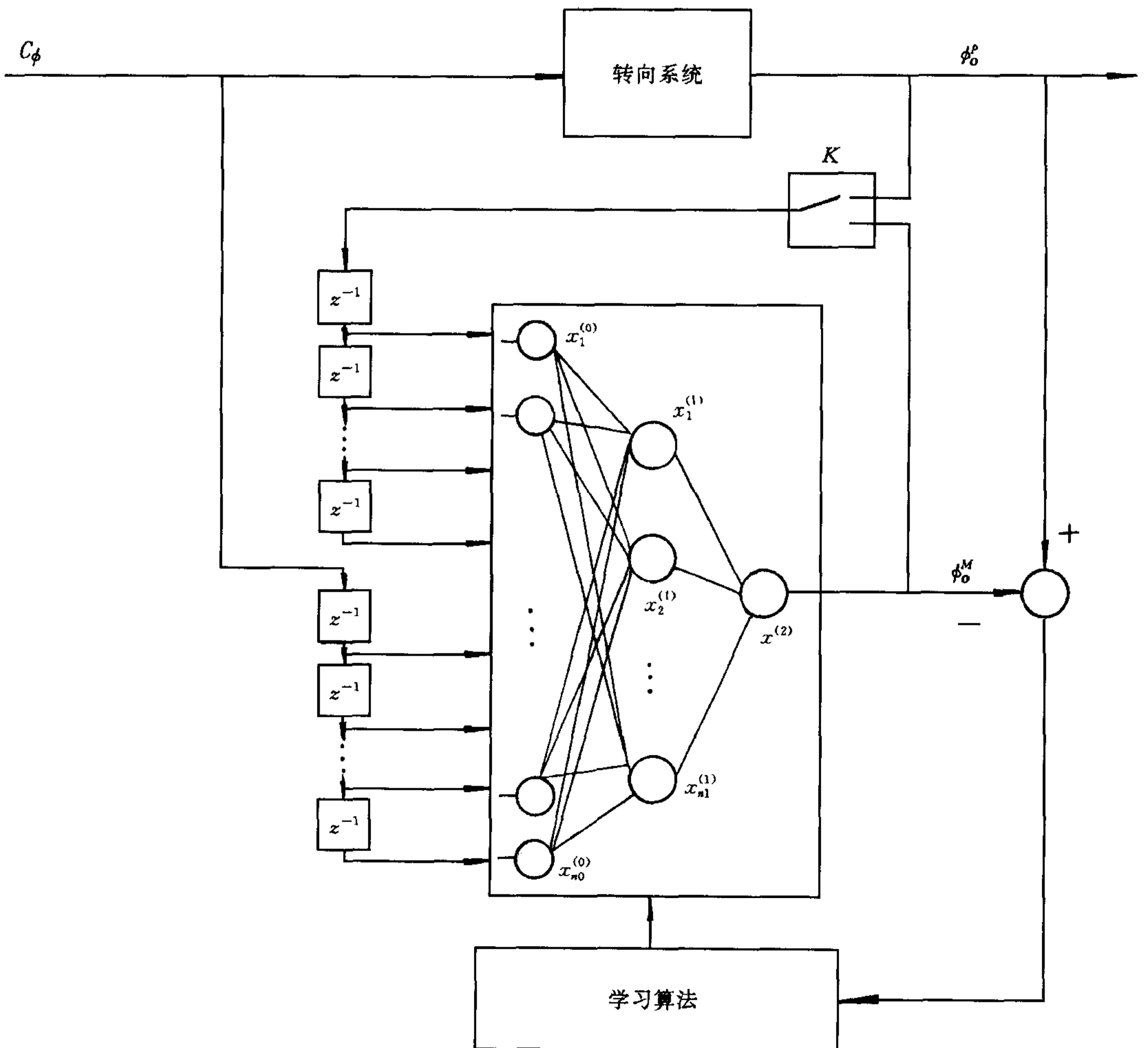


图2 移动机器人转向系统辨识的神经网络结构图

$$D_{ij}^{(1)} = \sum_{r=1}^R \delta_{r,j}^{(1)} \cdot x_{r,i}^{(0)}, \quad (i = 1, 2, \dots, n_1, j = 1, 2, \dots, n_0),$$

$$\delta_r^{(2)} = \frac{1}{2} (\phi_{o,r}^p - x_r^{(2)}) \cdot (1 + x_r^{(2)}) \cdot (1 - x_r^{(2)}),$$

$$\delta_{r,i}^{(1)} = \frac{1}{2} \delta_r^{(2)} \cdot w_i^{(2)} \cdot (1 + x_{r,i}^{(1)}) \cdot (1 - x_{r,i}^{(1)}), \quad (i = 1, 2, \dots, n_1).$$

依照上述算法,可分别训练得出在 Very-Low, Low, Middle, High, Very-High 模糊速度下的神经网络连接权矩阵  $W^{(1)}, W^{(2)}$ .

### 3.3 实际车速下前轮转向角的计算

在建立起每种模糊车速下的前轮转向模型后,即可计算实际车速下模型的前轮偏向角.这个过程实际上是一个模糊推理的过程.模糊规则为

$$\text{if } V_o = V_{\text{fuzzy},j} \quad \text{then } \phi_o = \phi_{o,j}^M, \quad (8)$$

其主要过程是逆模糊化,即

$$\phi_o^M = \frac{\sum_{j=1}^2 \mu(V_{\text{fuzzy},j}) \cdot \phi_{o,j}^M}{\sum_{j=1}^2 \mu(V_{\text{fuzzy},j})}. \quad (9)$$

## 4 实验结果

上述方法已成功地运用于 THMR-Ⅲ 机器人前轮转向系统的建模工作中.车体的方向盘由力矩电机驱动,前轮的实际偏角由安装在底盘下前轮转向架上的测量电位器测得,由方向控制计算机完成前轮转向子系统的闭环控制.前轮命令方向角由监控计算机产生并作为给定输入到方向控制计算机中.图3显示了柏油路面上的实际实验结果.此实验中,维持车速  $V_o \approx 2\text{m/s}$ ,以测量 Low 模糊速度下车体前轮转向系统的输入输出数据.图3(a)是从零时刻起的前轮命令角  $C_\phi$  曲线.图3(b)是在这个命令序列的作用下,前轮转向机构的实际输出  $\phi_o^p$ .根据对车体前轮转向机构的特性分析及多次实验的结果,用来

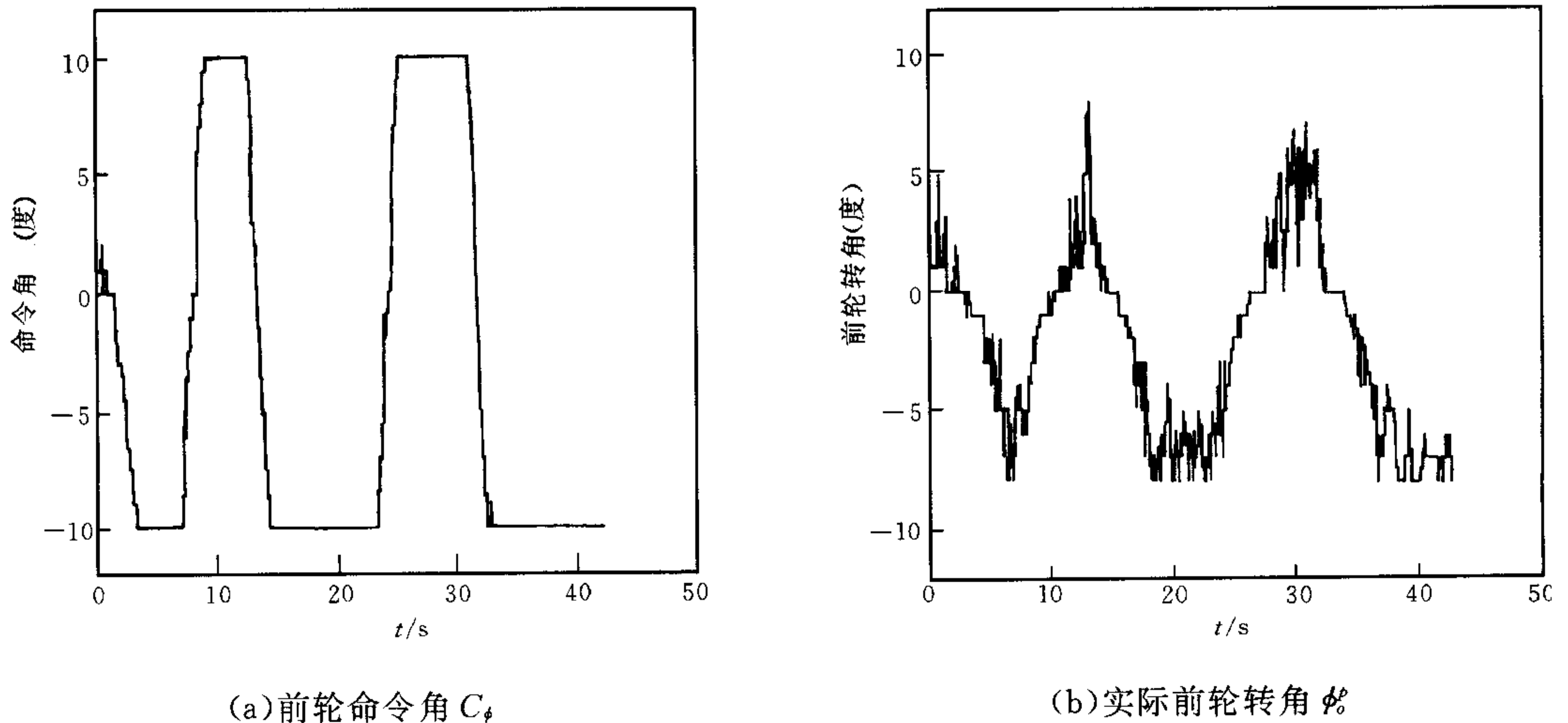


图3 THMR-Ⅲ 转向系统的实际输入与输出数据

建立前轮转向模型的神经网络结构中取  $m=3, n=3$ , 隐层神经元个数  $n_1=10$ . 将图3的数据作为样本输入到此网络中, 经过1 000步的离线训练, 可得到神经网络模型的连接权矩阵  $W^{(1)}, W^{(2)}$ . 此时模型的输出如图4所示, 图4(a)、(b)分别表示了模型(2)、(3)的输出. 从结果可看出, 模型(2)相对于模型(3)更易受实际系统噪声的影响, 这与文献[10]的分析是一致的. 但无论是模型(2)还是模型(3), 都能较好地反映车体的前轮转向特性.

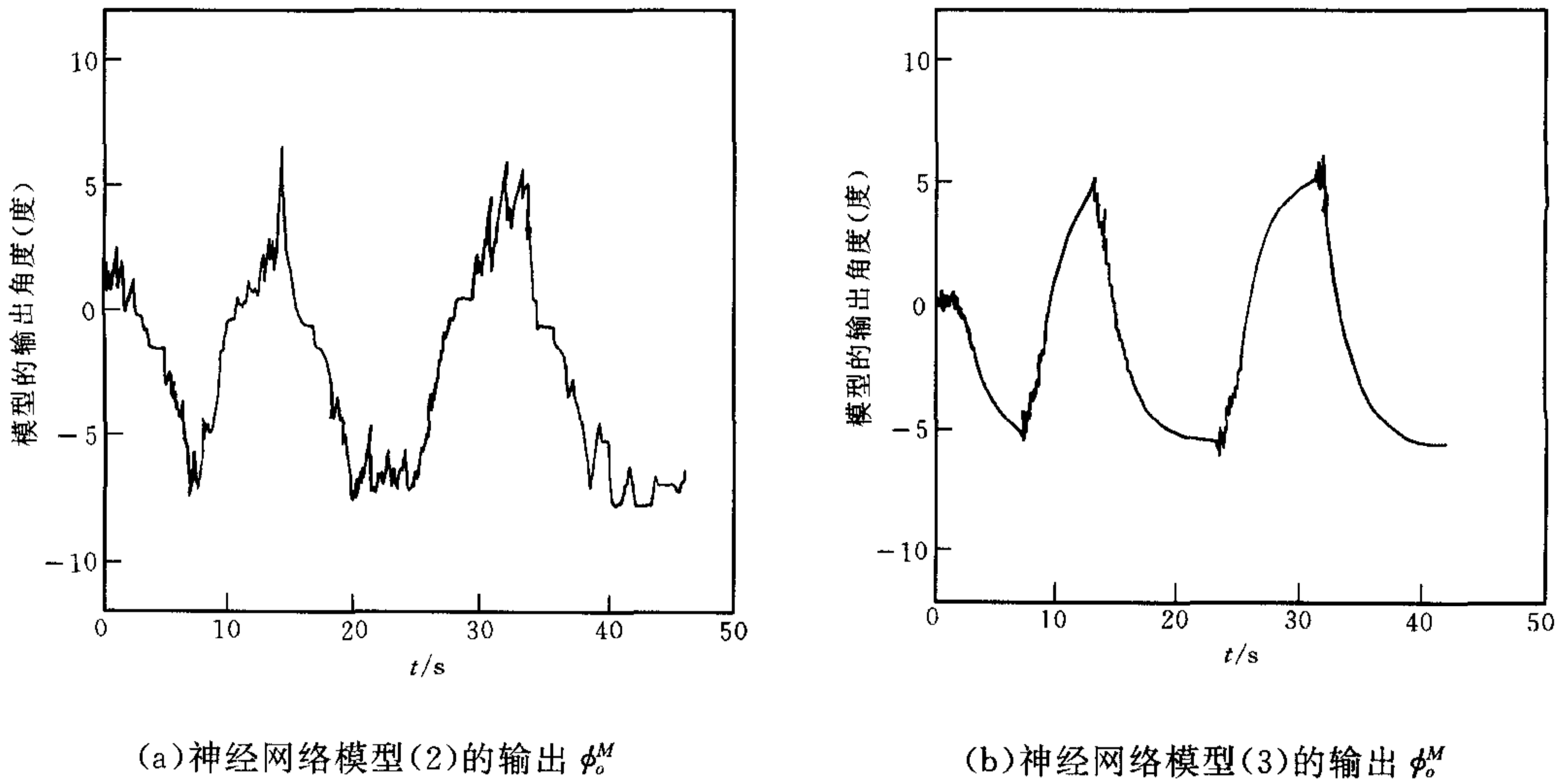


图4 所建神经网络模型的输出结果

保持上述神经网络的结构和权值矩阵不变, 当车速变化时, 模型的特性如图5所示. 引入速度模糊化过程, 并用式(9)计算系统的实际前轮偏角. 图5(a)是系统的实际输入输出值. 曲线1和曲线2分别表示前轮命令角序列  $C_o$  和前轮实际转角  $\phi_o$ . 图5(b)是车速实际变化的情况. 图5(c)显示了在同样的命令角作用下整个模型的输出  $\phi_o^M$ . 曲线1和曲线2分别表示由模型(2)和模型(3)经逆模糊化过程计算出的实际车速下的整个前轮转向模型的输出. 将这两条曲线与图5(a)中的曲线2比较可看出, 当车速在一定范围内变化时, 所建立的模型仍能较准确地反映机器人车体前轮转向环节的输入输出关系.

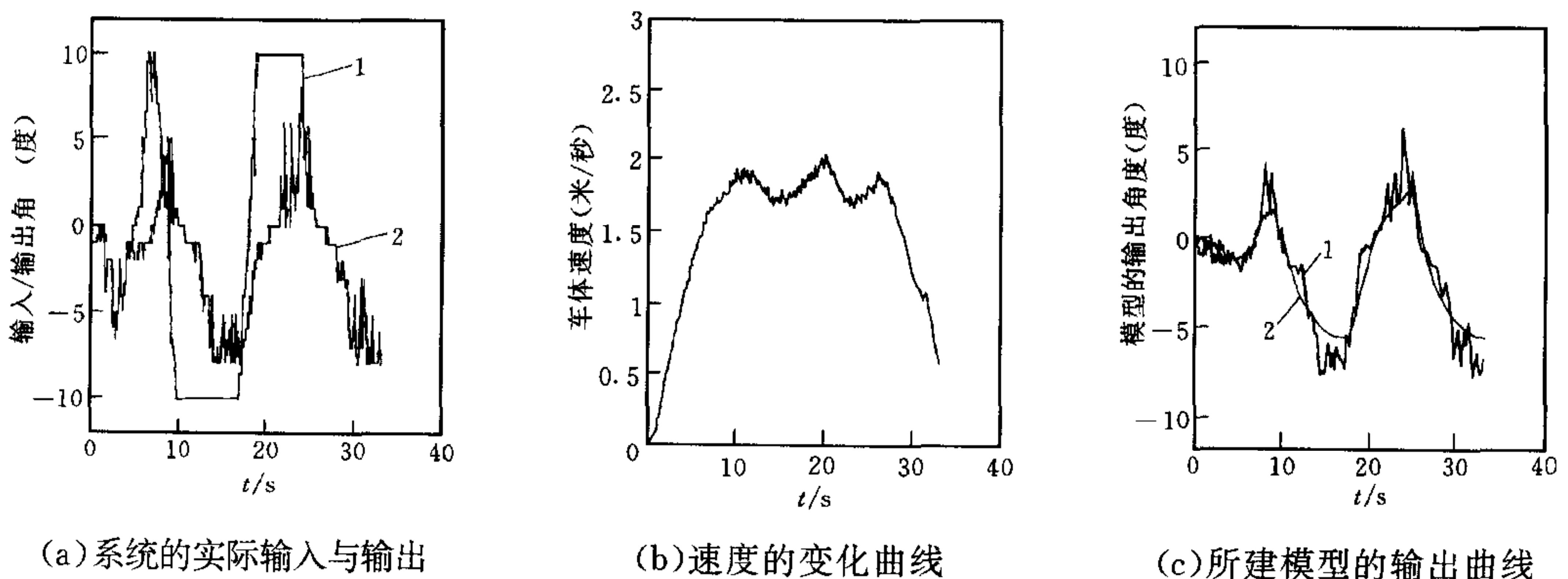


图5 速度变化时转向模型的实验结果

## 5 结论

本文针对室外移动机器人的特点,在总结了实际经验的基础上,将车体的模型划分为前轮转向模型、速度模型和位姿模型.重点研究了对车体性能起决定性作用的前轮转向模型的特性和建模方法,提出用模糊集合与神经网络相结合来建立车体前轮转向模型的方法.实验结果表明,这种方法是行之有效的,它能够较准确地反映车体的前轮转向特性.其特点是:1) 避免了对车体前轮转向机构做复杂的数学分析,不用建立其辨识格式;2) 可对前轮转向机构的非线性特性建模;3) 由于引入了速度的模糊化环节,因此受速度的变化影响小,具有一定的鲁棒性;4) 结构简单,易于实现.目前用上述方法所建立的模型已用于 THMR-Ⅲ 的仿真系统中,为进一步研究高性能的车体控制算法打下了良好的基础.

## 参 考 文 献

- 1 Thorpe C, Hebert M, Kanade T, Shafer S. Toward autonomous driving: The CMU navlab. *IEEE Expert*, 1991, 6(4): 31~52
- 2 Dickmanns E D. Vehicle capable of dynamic vision. In: Proc. 1997 International Joint Conference of Artificial Intelligence, 1997: 1577~1592
- 3 Manigel J, Leonhard W. Vehicle control by computer vision. *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, 1992, 39(3): 181~188
- 4 蔡金狮. 动力学系统辨识与建模. 北京: 国防工业出版社, 1991, 16~18
- 5 Campion G, Bastin G, Novel B. Structural properties and classification of kinematic and dynamic models of wheeled mobile robots. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, 1996, 12(1): 47~62
- 6 Novel B, Campion G, Bastin G. Control of nonholonomic wheeled mobile robots by state feedback linearization. *The International Journal of Robotics Research*, 1995, 14(6): 543~559
- 7 Freund E, Mayr R. Nonlinear path control in automated vehicle guidance. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, 1997, 13(1): 49~60
- 8 Lee A Y. A preview steering autopilot control algorithm for four-wheel-steering passenger vehicles. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 1992, 114(3): 401~408
- 9 王永骥, 涂健. 神经网络控制. 北京: 机械工业出版社, 1998, 166~167
- 10 Narendra K S, Parthasarathy K. Identification and control of dynamical systems using neural networks, *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1990, 1(1): 4~27

**杨欣欣** 男,生于1970年.1992年获大连理工大学工业电气自动化专业学士学位,1995年获同济大学工业自动化专业硕士学位,1995年至今于清华大学计算机科学与技术系攻读博士学位.研究领域为智能移动机器人的规划与控制、智能控制的理论与应用、工业过程控制等.

**何克忠** 男,生于1936年.1962年毕业于清华大学自动控制系.现为清华大学计算机科学与技术系教授.研究领域为自动控制、机器人技术、计算机应用、工业过程控制等.

**郭木河** 男,生于1939年.1964年毕业于清华大学自动控制系.现为清华大学计算机科学与技术系教授.研究领域为智能机器人、计算机控制等.

**张 钹** 男,生于1935年.1958年毕业于清华大学自动控制系.现为清华大学计算机科学与技术系教授、博士生导师、中国科学院院士.研究领域为人工智能的理论与应用、智能控制、智能机器人等.