

基于模糊神经网络的智能车辆个性 自动驾驶系统的设计与实现

林粤彤¹ 王飞跃^{1,2} 肖 靖¹ 王知学²

¹(美国亚利桑那大学系统工业工程系 亚利桑那州图森市 美国)

²(中国科学院自动化研究所智能控制与系统工程中心 北京 100080)

摘 要 介绍了一种利用模糊神经网络实现车辆自动驾驶的设计方案。其基本设计思想是首先通过模糊逻辑描述驾驶者的驾驶行为，然后利用驾驶者实际驾驶时采集的车辆运行情况作为训练数据，通过神经网络的自学习功能修改和改进模糊控制所需的输入 / 输出信号的隶属度函数以及模糊推理的运算关系，做到简单控制实现与复杂学习算法的有效结合，从而实现模糊神经元控制。本方案为智能车辆实现个性化自主或辅助自动驾驶提供了一种非常有效的机制。

关键词 模糊神经网络, 智能车辆, 智能交通系统, 自动车辆驾驶。

1 简 介

随着经济和社会的迅速发展，交通基础设施的瓶颈制约作用越来越明显。这种制约不仅体现在交通堵塞问题日益突出，同时还体现在由于交通不畅而造成的环境污染问题及相对落后的道路和车辆对人们的生命、财产所形成的安全隐患。正因为如此，智能交通系统 (Intelligent Transportation Systems, ITS) 日益受到许多发达国家政府的重视并成为研究热点 [1~8]。

ITS 一般有两部分组成，即智能道路及交通控制系统和智能车辆。目前智能道路系统的构筑还处于起步阶段，相应的基础设施建设周期长且投资大，所以发展智能车辆及车辆自动驾驶系统，通过提高车辆自身的智能的方案是目前实现安全、高效的自动驾驶的最佳选择，同时它还可以为开发将来在完备的自动高速交通网络环境中运行的智能车辆奠定基础。

车辆自动驾驶控制系统主要有两个要求：一，保证车辆行驶在车道的中间 (横向控制)；二，适当地加速或减速以保持车距在安全范围内 (纵向控制)。长期以来，有关车辆自动驾驶控制系统的研究大多数都是采用基于根据牛顿动力学定律建立车辆行驶的动态模型的传统控制方法 (如 PID 反馈控制) [9~12]。显然，这些方法在实际中很难得到有效的应用，其原因在于：第一，传统控制技术需要有准确的车辆动态参数，如发动机的时间参数，机械牵引力等，而这些参数在实际中是很难得到的；第二，由传感器采集进来的数据不可避免地要受到噪声的干扰，这使得 PID 控制器很难形成准确的控制输出；最后，通常的增益规划 (Gain scheduling) 技术只在某些特定的平衡点才有效，而由于车辆的纵向速度变化很大，非线性效应突出，所以类似的控制手段无法得到令人满意的效果 [13~24]。

近年来，模糊逻辑和神经网络的研究以及它们在控制领域的应用取得了很大的进展。对于模型未知的复杂非线性系统或是动态特性常变的控制对象，两者的不依赖精确数学模

型的控制特性具有无可比拟的优势^[25~32]。同时,由于模糊逻辑和神经网络之间在系统建模等方面有着极强的互补性,所以人们对把模糊逻辑和神经网络结合起来应用在智能控制系统中也表现出了越来越浓厚的兴趣,并且相继提出了一些模糊逻辑描述和神经网络实现相结合的方案^[33~37]。

自 1990 年以来,我们致力于研究利用神经网络实现模糊控制系统。这种方案的优点在于,模糊控制系统的知识结构被完整地保持在神经网络的实现中,这使得模糊控制系统可以对模糊推理规则、输入和输出信号的模糊集隶属度函数等进行自适应修正,并且能将这些修正通过神经元子网逐一、完整地再现。模糊神经网络的离线训练和在线学习的优化是通过梯度算法实现的^[38~46]。

本文介绍了如何将上述模糊神经控制系统应用到车辆控制中。文章余下章节结构如下:第 2 节给出了用模糊逻辑表示的车辆运动信息。在第 3 节中叙述了如何根据模糊知识集构建模糊神经网络。第 4 节介绍并讨论了将上述控制机制应用到 VISTA 上的试验结果。最后,第 5 节作一小结。

2 模糊逻辑和模糊神经元网络

本节简要介绍模糊逻辑基本概念。有关模糊神经网络的详细介绍请参见有关参考文献。

2.1 模糊逻辑

假定一个控制系统,它的输入

$$\mathbf{s} = (s_1, s_2, \dots, s_m),$$

有 m 个传感器采样读数组成输入,其控制输出 u 有 n 个控制分量。假定每个传感器读数和
控制分量都用一组语言变量来描述,即对于 s_i ,我们有

$$A_i = \{S_i^1, S_i^2, \dots, S_i^{p_i}\},$$

对于 u_j , 有

$$\mathbf{u} = (u_1, u_2, \dots, u_n), \quad i = 1, \dots, m; \quad j = 1, \dots, n.$$

同时假定该控制系统的控制行为可以通过以下 R 个 IF-THEN 规则描述

$$\begin{array}{ll} \text{规则 1:} & \begin{array}{l} \text{IF} \quad s_1 = S_1^{k11}, \dots, s_m = S_m^{km1}, \\ \text{THEN} \quad u_1 = U_1^{c11}, \dots, u_n = U_n^{cn1}. \\ \dots \end{array} \\ \text{规则 } r: & \begin{array}{l} \text{IF} \quad s_1 = S_1^{k1r}, \dots, s_m = S_m^{kmr}, \\ \text{THEN} \quad u_1 = U_1^{c1r}, \dots, u_n = U_n^{cnr}. \\ \dots \end{array} \\ \text{规则 } R: & \begin{array}{l} \text{IF} \quad s_1 = S_1^{k1R}, \dots, s_m = S_m^{kmR}, \\ \text{THEN} \quad u_1 = U_1^{c1R}, \dots, u_n = U_n^{cnR}. \end{array} \end{array}$$

其中 $S_i^{k1r} \in A_i$, $U_j^{cjr} \in B_j$; $r = 1, \dots, n$; $i = 1, \dots, m$; $j = 1, \dots, n$ 。

2.2 车辆纵向运动控制所需的模糊集定义

首先考虑驾驶员驾驶时的情况。驾驶员为了对车辆进行纵向控制,首先要对所驾驶的车辆和前面车辆之间的距离和相对速度进行估计。如果前导车距离很远,则可以该段高速的最高限速行驶;如果前导车距离比较近,则驾驶员需要尽量将车距保持在安全距离。如果车距拉近过快,驾驶者就需要紧急刹车。在实际中,驾驶者就是通过踩刹车或是油门,使车辆减

速或加速，进而改变车辆的运行状态。例如，如果需要快速加速，则油门踏板就加压；如果需要快速减速，则刹车踏板加压。显然，这些驾驶技巧可以通过模糊逻辑来描述。

与前导车的车距及与前导车之间的相对速度可作为两个输入信号。加在油门 / 刹车踏板上的压力作为输出控制信号。这些信号首先转化成七个模糊子集：负大 (NB), 负中 (NM), 负小 (NS), 零, 正小 (PS), 正中 (PM), 正大 (PB)。利用这些模糊子集，一个驾驶者的实际经验可以用下列形式表示：

如果车距是负小，相对速度是正大，那么施加正中的压力。

同上述七个模糊子集相对应，可以建立 49 条模糊规则 (参见表 1, 其中 \hat{d} 和 \hat{v} 是已经模糊化的车距和相对速度)。根据这些模糊规则构造模糊控制器。首先输入信号被线性规范在 $[-3,3]$ 范围内，然后再转化为模糊子集。相应的映射由图 1 显示。

图 1 中假定设定车距为 10 米，并且可以在 5.5 米和 14.5 米间变化；设定的相对车速为 0 米 / 秒，并且可以在 -4.5 米 / 秒和 4.5 米 / 秒变化。模糊控制器的输出是压力清晰值 F 。当 $F > 0$ 时，通过加大油门的张开的角度来增大推进力；当 $F < 0$ 时，通过踩刹车来加大刹车力。由于车辆本身动力参数的高非线性特性，很难得到油门 / 刹车的位置与前趋 / 后退力之间的精确关系。但是，可以定性地知道油门控制值与前向力之间以及刹车控制值与减速力之间存在着正相关的关系，基于这个常识能够根据 F 生成相应的油门 / 刹车控制命令。模糊控制器的输入 / 输出关系请见图 2 中的检索表。

表 1 车辆控制器的模糊规则集合

$\hat{v} \backslash \hat{d}$	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
NB	NB	NB	NB	NB	NM	NS	ZE
NM	NB	NB	NB	NM	NS	ZE	PS
NS	NB	NM	NM	NS	ZE	PS	PM
ZE	NS	NS	NS	ZE	PS	PM	PB
PS	NS	NS	ZE	PS	PM	PB	PB
PM	ZE	ZE	PS	PM	PB	PB	PB
PB	PS	PS	PM	PB	PB	PB	PB

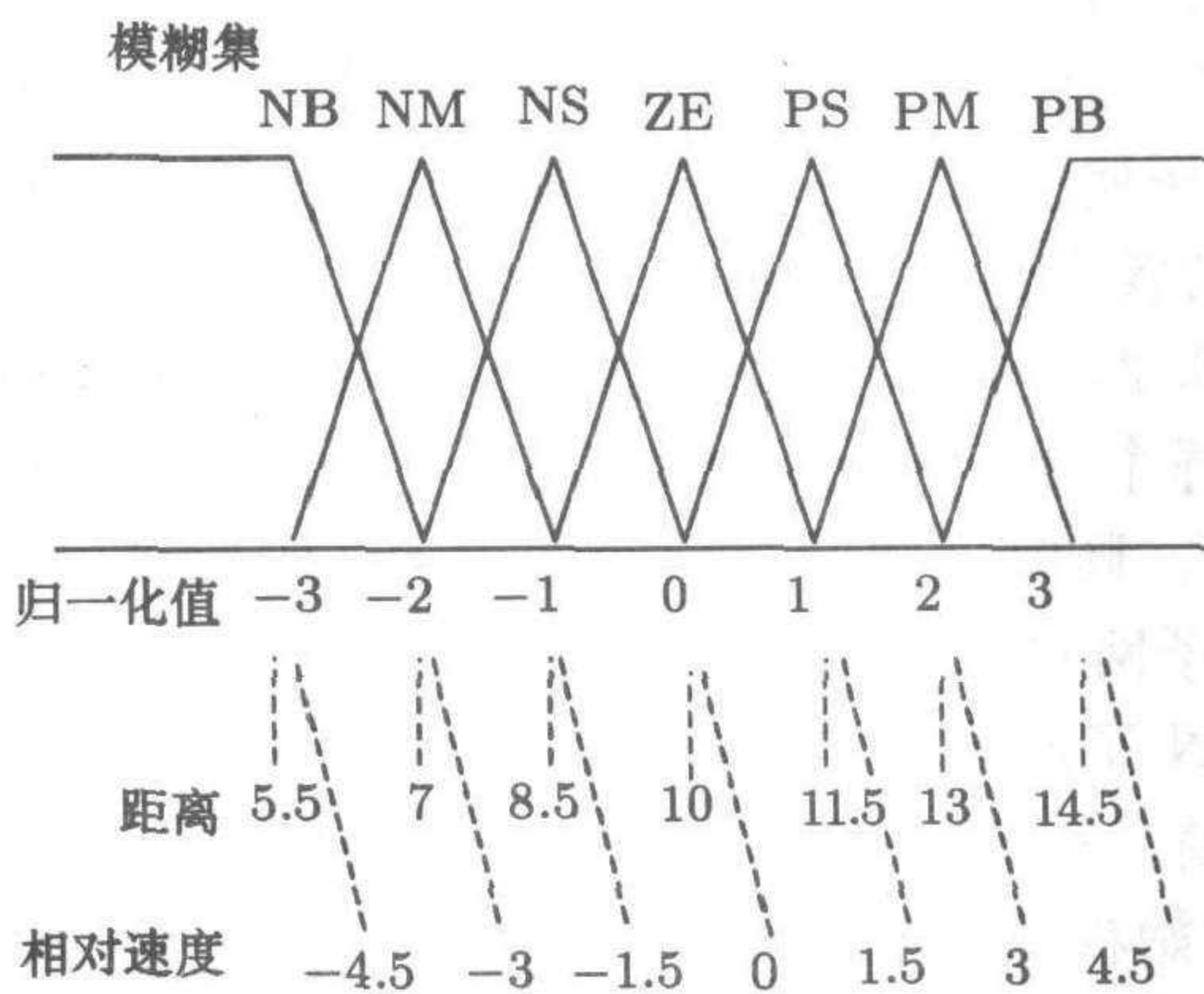


图 1 输入信号与语言集合之间的映射关系

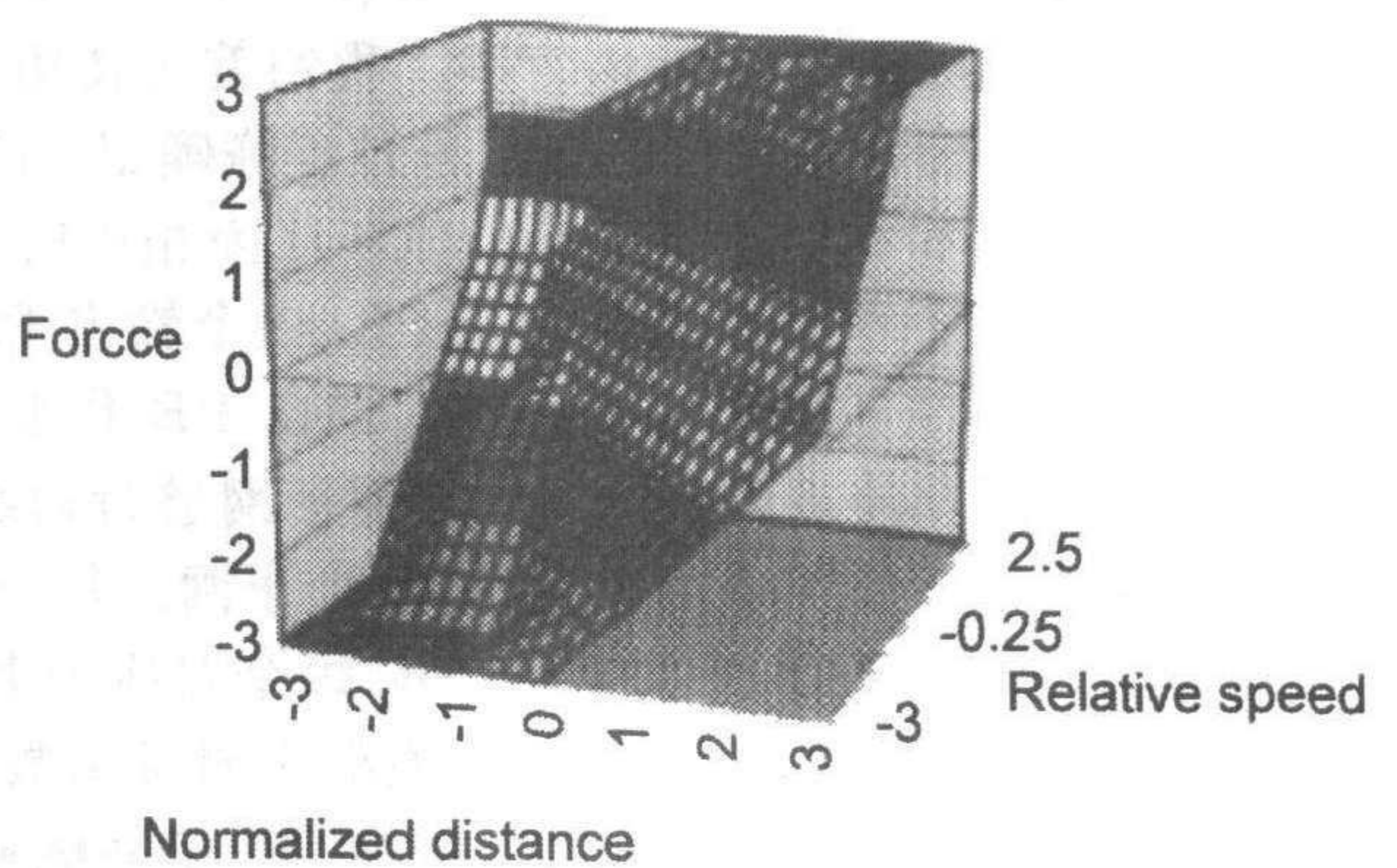


图 2 模糊控制规则关系对照图

图 3 显示了模糊控制器的性能。由图 3 可见，装有该控制器的被控汽车与前导车之间的距离保持在 10 米左右，最近和最远距离分别为 7.8 米和 12.9 米。两车间的相对速度在 -5.4 米 / 秒到 9.6 米 / 秒之间变化。上述结果说明尽管车距的波动还不够小，而且相对速度也偶尔超出设计要求，该控制器基本能够做到按设计工作。实际上，这是采用模糊控制的主要目的，下节将介绍如何向利用神经网络来进一步改进驾驶水平，并实现驾驶的个性化。

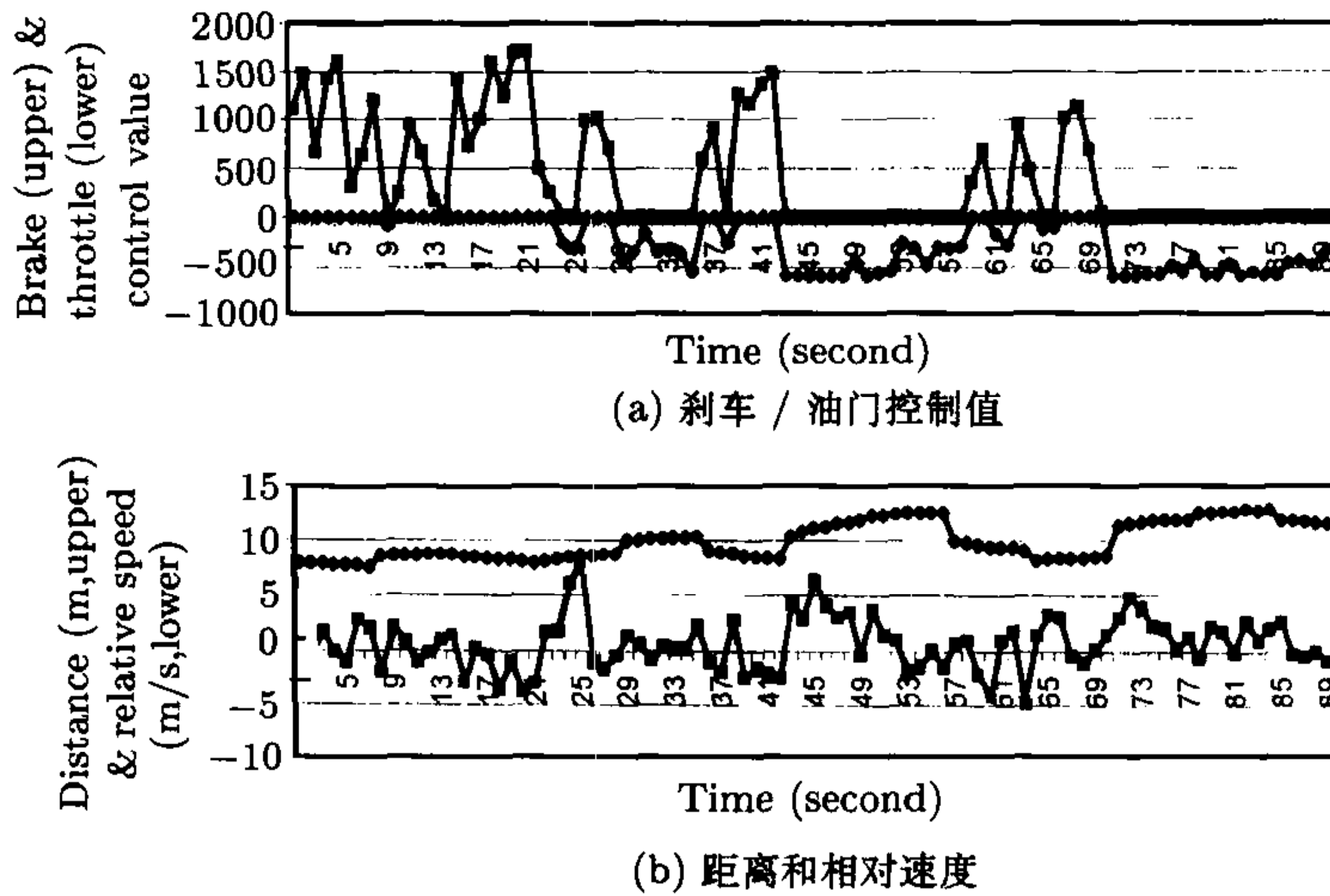


图 3 模糊控制器的性能

3 汽车驾驶行为的监督学习

根据汽车驾驶的所需的模糊逻辑知识，我们构造了相应的模糊神经元网络。同时利用 BP(Back-Propagation) 算法进行监督学习，从而修改模糊神经元网络以使智能车辆驾驶行为优化并达到个性化驾驶的要求。

3.1 基于模糊控制规则构造模糊神经元网络

我们所实现的模糊神经元网络由两个 SN 子网，49 个 RN 子网和一个 CN 子网组成。它们独立构造和训练。

每个 SN 子网有一个输入单元 (Process Element, PE)，七个输出单元，对应于输入信号的七个语言项。对于不同语言项，我们首先使用若干组距离 / 隶属度函数值对子网进行训练。隐含层和隐含层 PE 的数目通过训练确定。该子网一经训练完毕，可以复制为两个，分别用来将距离和相对速度的清晰值转化为相应的隶属度函数。

每个 RN 子网具有两个输入 PE，一个输出 PE。两个输入 PE 分别对应于描述距离和相对速度的语言项的隶属度函数值。输出 PE 代表每个模糊规则的激活强度。我们首先用距离、相对速度及其相应的激活强度对子网进行训练，同时决定隐含层和隐含 PE 的数目。训练一经结束，该子网就被复制为 49 个子网，每个子网对应于一个模糊规则。

每个 CN 子网有 49 个输入 PE，每个对应于 RN 子网输出的模糊规则激活强度；七个隐含 PE，分别对应于输出控制力的模糊隶属度函数值；一个输出 PE，用来产生输出控制力的清晰值。可按第二节中提到的方法为 CN 子网赋初始权值。通过将三个子网集成在一起，我们可以由此得到车辆自动驾驶所需的模糊神经元网络控制器。

3.2 利用 BP 算法进行监督学习

多层前向神经网络中所用到的 BP 算法可以很容易地扩展到模糊神经元网络中。模糊神经元网络可以利用 BP 算法调整权值，以取得与真人驾驶相似的控制效果。为了得到模糊神经元网络的监督学习算法，我们首先定义误差函数为

$$e = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \|u_j^d - u_j\|^2,$$

其中 u_j^d 是油门 / 刹车的马达控制值. 第一层 CN 子网 CN_j 的权值更新规则需要修改为

$$\omega_{jkr}(t+1) = \omega_{jkr}(t) + \eta \alpha_r (u_j^d - u_j) \left(\gamma_{jk} - \sum_{l=1}^{n_j} u_{jl} \mu_{jl} / \sigma_j^2 \right) f'(\mu_{jk}),$$

其中

$$f'(x) = \begin{cases} 1 & 0 < x < 1, \\ 0 & , \end{cases}$$

$0 < \eta < 1$ 是学习速度. 反向传播到 RN_r 的误差为

$$\delta_r = \sum_{j=1}^n (u_j^d - u_j) \frac{\partial u_j}{\partial \alpha_r},$$

$$\frac{\partial u_j}{\partial \alpha_r} = \sum_{k=1}^{n_j} \bar{\omega}_{jkr} \left(\gamma_{jk} - \sum_{l=1}^{n_j} u_{jl} \mu_{jl} / \sigma_j^2 \right) f'(\mu_{jk}).$$

在监督学习完成后, 可以通过将模糊神经网络分解为模式识别, 模糊推理和控制合成三个子网来恢复相应的隶属度函数和模糊运算关系. 需要指出的是, 经过训练, 不同的控制规则会有不同的运算关系. 为了得到更新后的隶属度函数, 只需将一个输入激活, 而使其它输入为 0, 这样从输出神经元得到的值就可得到相应的隶属度函数.

4 试验数据和结果分析

4.1 项目背景

本文的研究工作是在美国高速公路管理署和亚利桑那州交通部 VISTA (Vehicles with Intelligent Systems for Transportation Automation) 项目的资助下进行的. 根据亚利桑那州的规划, 即将在连接 Phoenix 市和 Tucson 市的跨州高速公路 I-10 上扩建快速车道, 而 VISTA 项目的目的就是研究开发能在未来 5~10 年内可以应用到这条快速车道的实用型智能车辆.

对于智能车辆的基本要求是: 尽可能减少对额外硬件基础设施的要求, 同时车辆必须具备高可靠性和高鲁棒性以适应各种突发交通情况. 为此, 我们采用了以下几项新技术.

1) 基于调校 (Calibration-based) 的车辆控制方法

目前车辆自动驾驶的研究主要是基于导航 (Guidance-based) 的车辆控制, 即对现有道路进行改造, 增铺磁轨或是在路旁增设传感器, 为车的行进提供路况和交通信息, 这种方案的缺陷是造价高, 建设时间长, 而且对路况的适时感知能力差. 基于调校的车辆控制通过在车辆上增加照相机和雷达等传感设备, 使车辆在行进过程中能实时地感知各种交通信息, 从而降低了车辆对外界数据源的依赖程度.

2) 轨迹规划和优化 (Trajectory Planning and Optimization)

通过实时获取远程路况, 对车辆运行作出规划, 从而大大减少了车辆自身的能量消耗, 有利于减少对环境的污染, 并能提高整个道路系统的交通流量.

3) 基于代理 (Agent) 的分布式分层控制结构 (Hierarchical Structure)

传统的控制系统结构将控制系统按功能分解成传感, 规划和驱动等部分. 这种结构使得一个简单任务的完成也必须经过整套操作过程, 所以势必要求系统具备很高的计算、通信和决策功能. 而基于代理的控制结构是将控制任务分解能完成特定功能的代理程序, 通常情况下这些程序可直接获取传感信息, 它对系统的运算和存储能力的要求都不高. 每个代理程序都是建立在相应的模糊决策规则和模糊语言描述上, 从而使人们在不同环境下的驾驶经验

可以很自然地转换为控制算法。层次控制结构最早是为解决智能机上如何集成传感信息和控制任务而提出的,而这也正是智能车辆系统中所需解决的问题。所以各个代理程序都在分层控制结构的基础上集成。图 4 显示了 VISTA 智能车项目的分层控制结构。

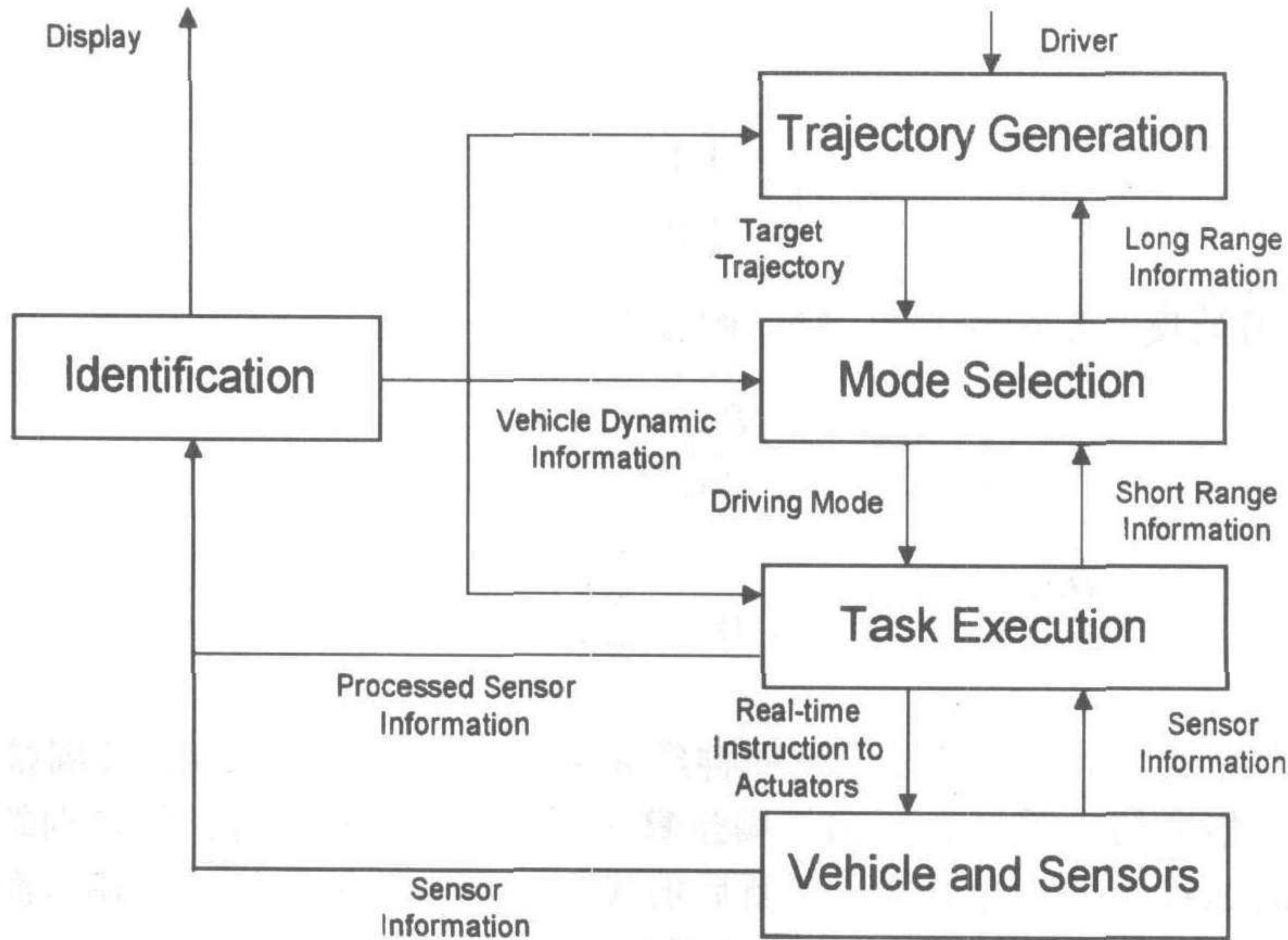


图 4 VISTA 项目的分层控制结构

4.2 硬件系统

项目所用的车辆是 1989 年的 Chevrolet Station Wagon(图 5)。

主要的硬件设备有:

- 1) 车载计算机: Pentium II Gateway PC; 采用自主开发的 Linux 实时多进程操作系统;
- 2) DMC1700 数据采集和通信接口板(图 6);
- 3) 车载照相机(图 7);
- 4) 传感器: OEI distance radar(图 8), 3030AN tachometer, E15 encoders;
- 5) PWM 伺服放大器;

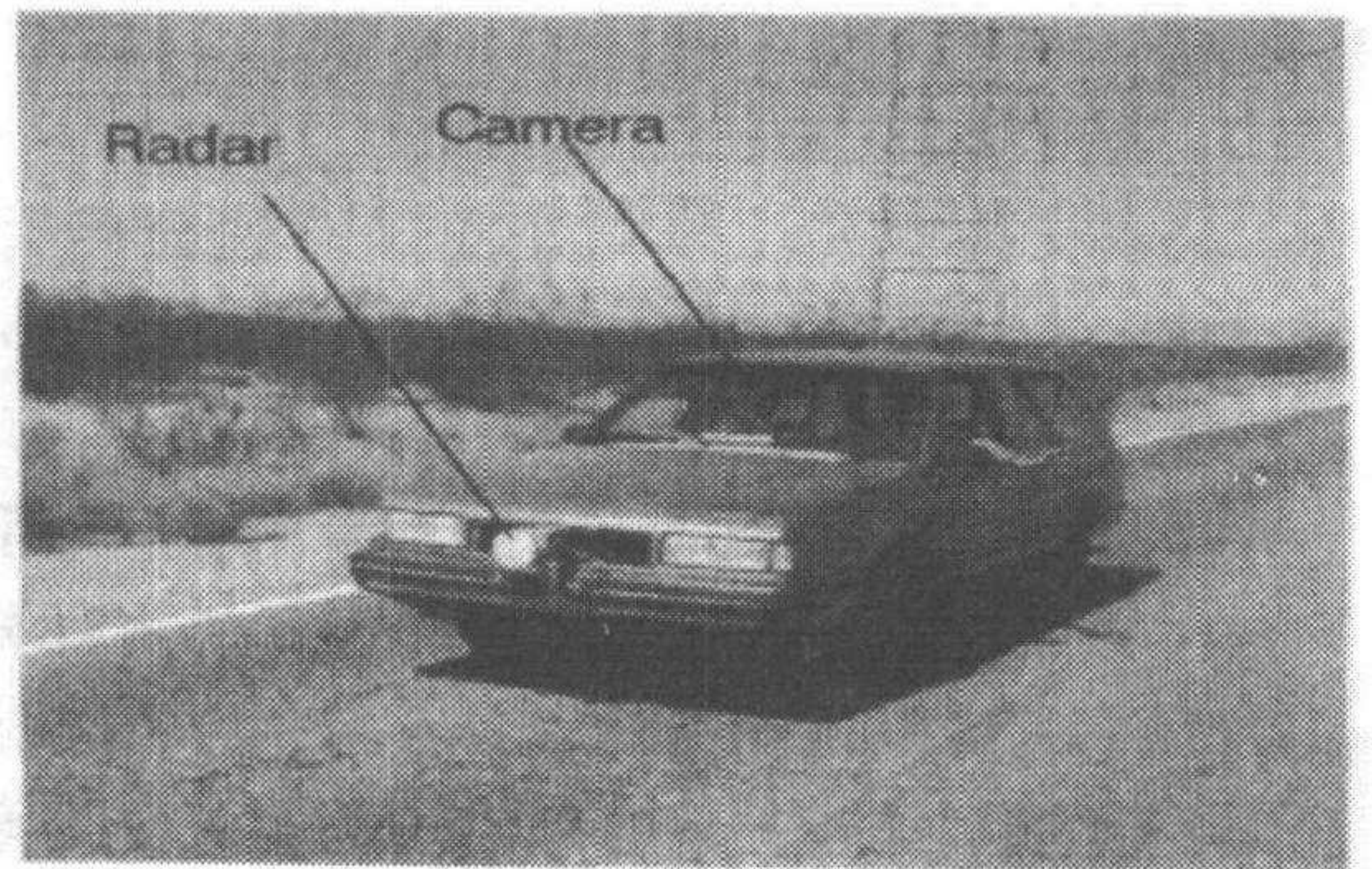


图 5 项目所用的车辆

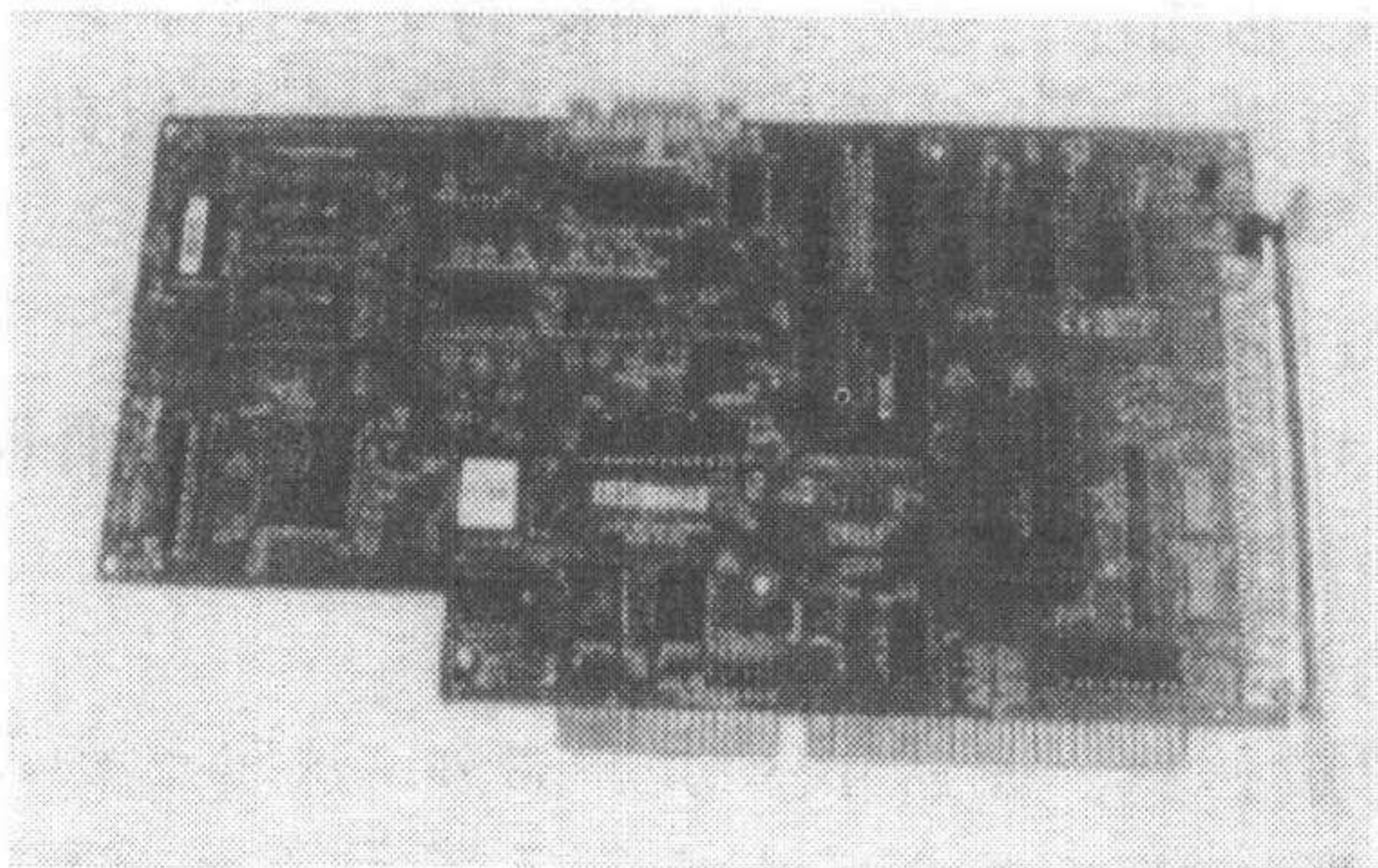


图 6 数据采集和通信接口

- 6) 伺服电机。

根据项目需要,我们对所用车辆进行了必要的改造,其中包括为车的转向和油门装置各附加了一个伺服电机,以控制车辆的行进方向及加速度;在刹车装置上增加了另一个伺服电机和一个驱动器以控制车的刹车。图 9 为各硬件组成部分在车辆中的具体位置配置。

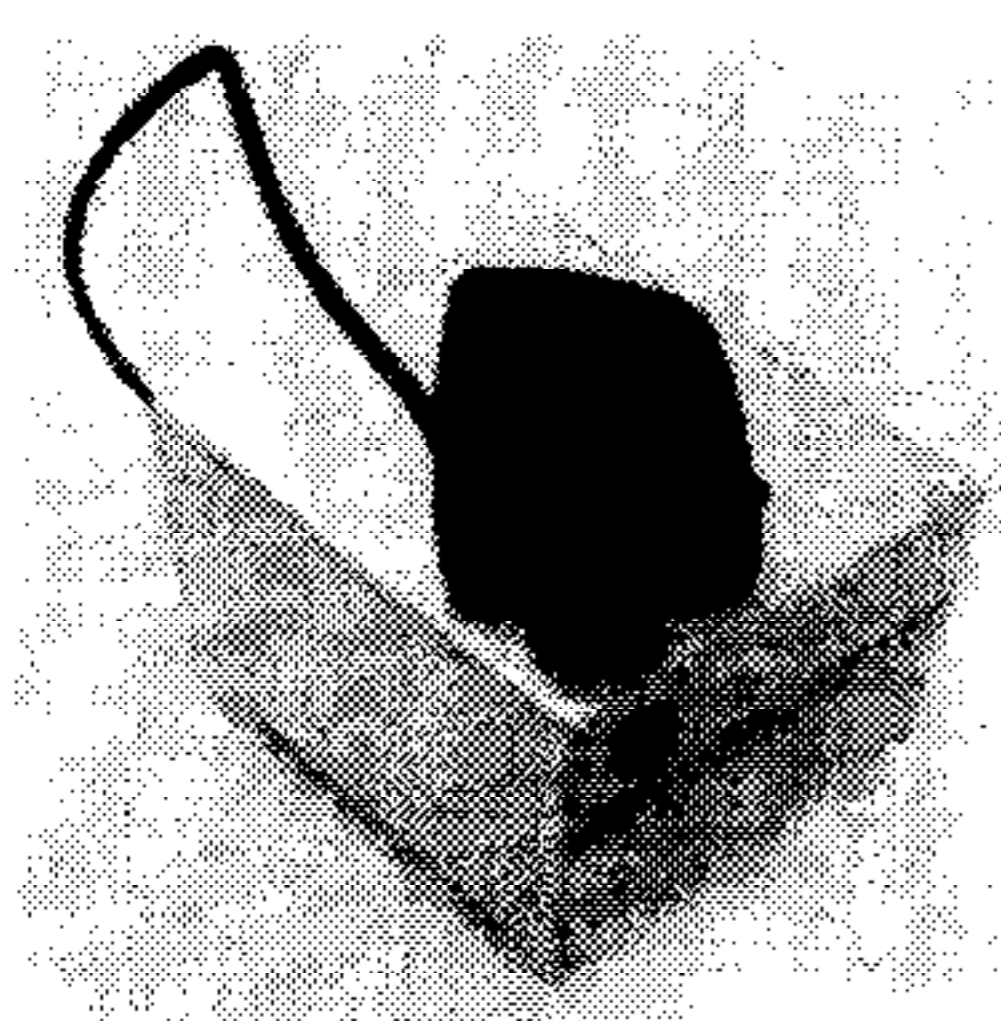


图 7 照相机

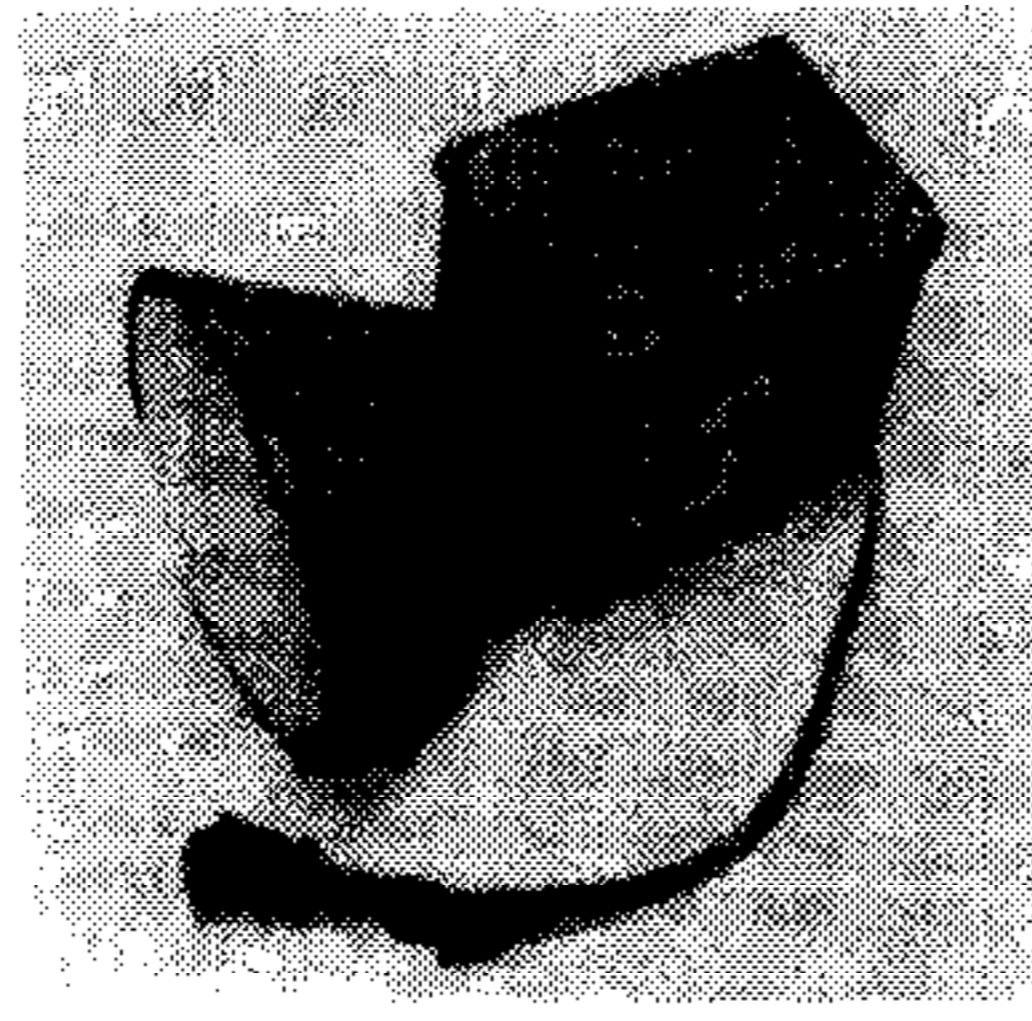


图 8 雷达

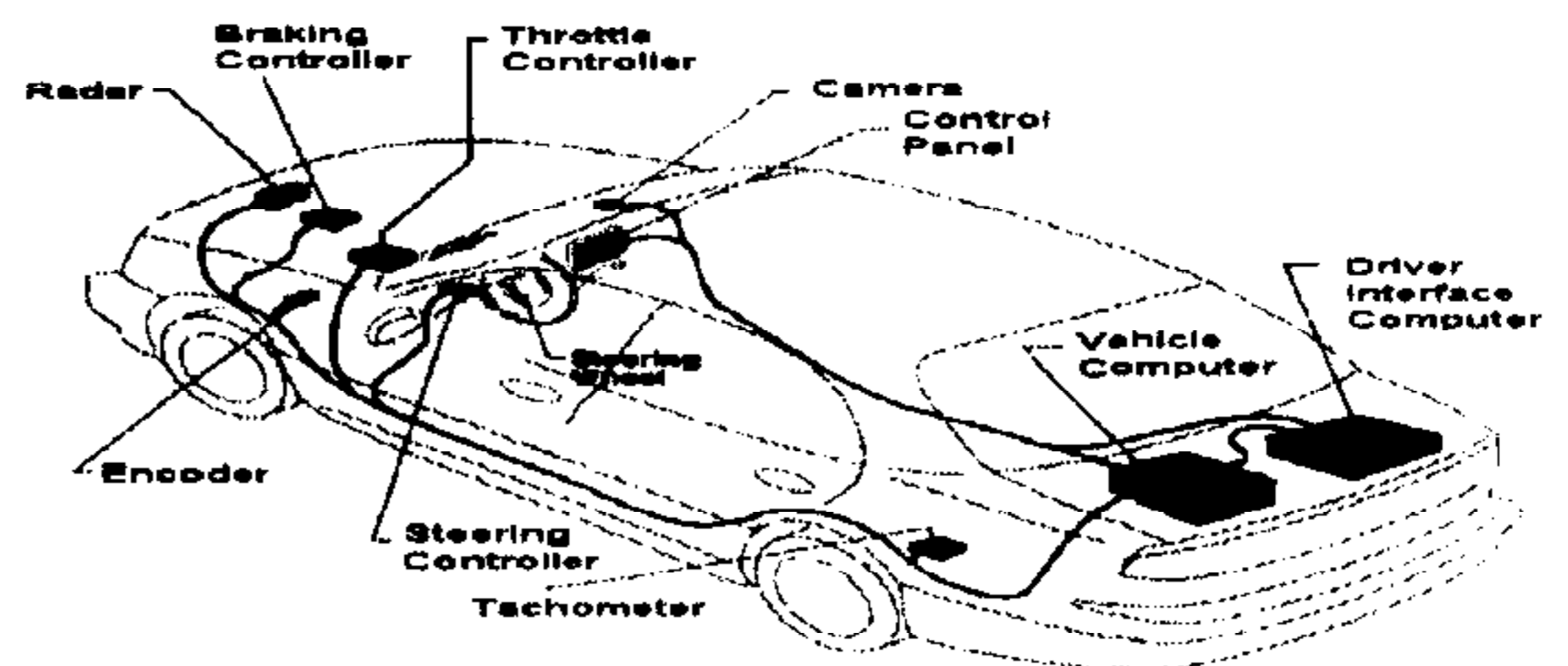


图 9 各硬件组成部分在车中的具体位置配置

4.3 试验结果分析

实验一 未经过训练的模糊神经元控制器驾驶时汽车运行效果

图 10 记录了实验汽车油门和刹车的控制信号 (a), 以及两辆汽车之间的距离和相对速度 (b)。从图上可以看出, 这两辆汽车之间的距离基本上保持在要求值附近, 但是有较大的波动: 从最小距离 8.0 米到最大距离 13.2 米。从效果上看, 这个控制器与模糊逻辑控制器很相似。它们都像是一个新手司机: 知道基本的驾驶规则, 但是缺乏足够的驾驶经验来熟练地控制汽车。

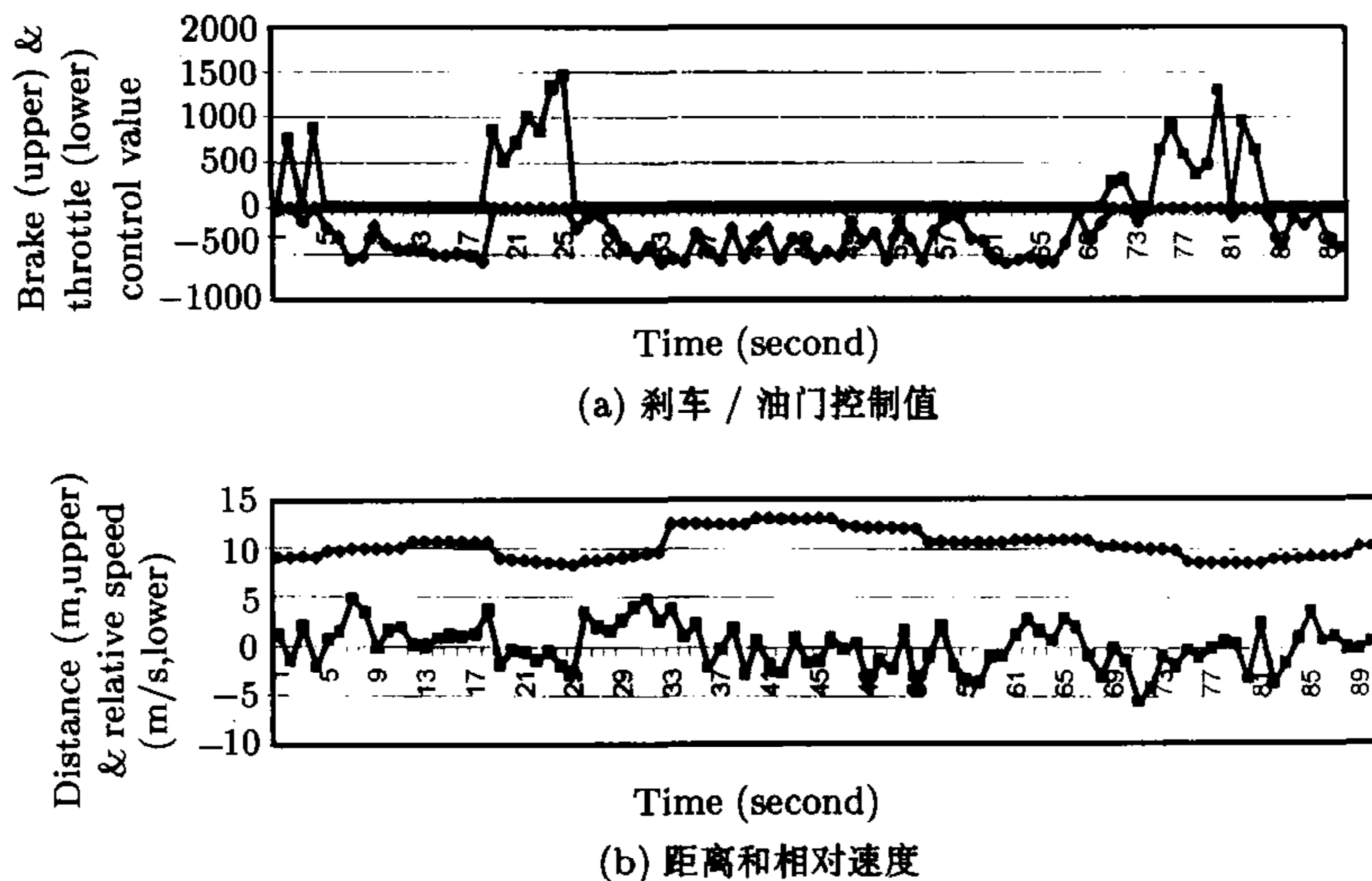


图 10 未经训练的模糊神经元控制器驾驶时的汽车运行效果

实验二 实际驾驶员驾驶时汽车运行效果

驾驶者的目的是尽量保持两辆汽车之间 10 米的距离。图 11 记录了这次实验的结果。从图上可以看出, 这两辆汽车之间的平均距离 (10.45 米) 比要求值稍微大一点。这是因为司机用眼睛来估测距离, 不可能获得如雷达一样的精确数据。尽管如此, 这个距离的波动值要比上一次实验的波动值小得多。从图上还可以看出, 真正的司机通过不断小幅度地调节油门 / 车闸的控制值来保持两辆汽车的距离。这样, 汽车之间的相对速度就比较小, 它们之间的距离也就比较稳定。

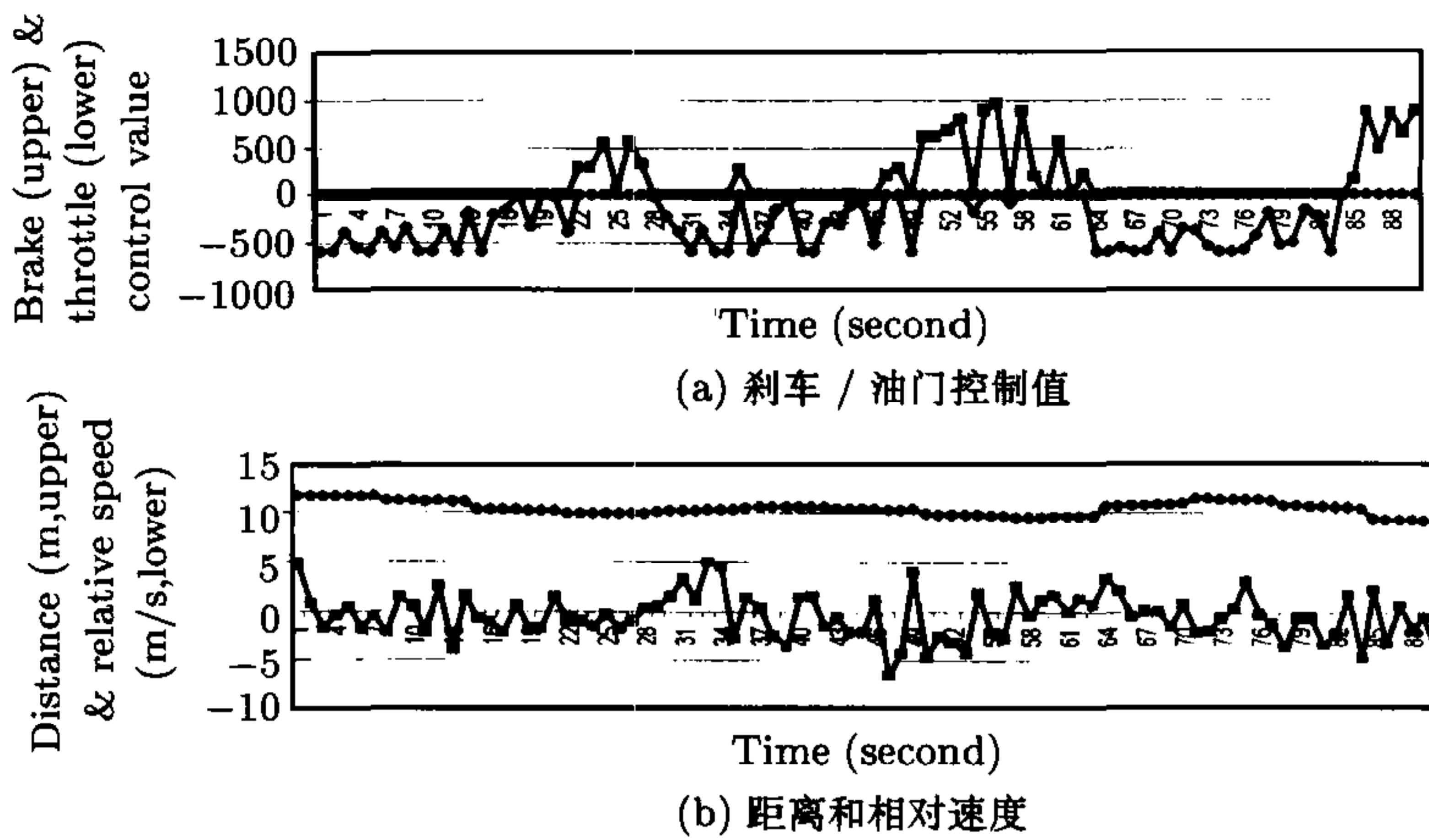


图 11 实际驾驶员驾驶时汽车运行效果

实验三 经过训练的模糊神经元控制器驾驶时汽车运行效果

我们首先用第二次实验的结果训练模糊神经控制器. 然后用这个经过训练的控制来控制汽车. 图 12 记录了这次实验的结果. 从图 12(b) 可以看出, 两辆汽车之间的距离基本保持在 10 米: 最小距离 8.3 米到最大距离 11.8 米. 距离的波动也要比训练之前的实验结果小得多. 同时, 在这次实验中, 汽车之间的相对速度基本在 -5 米 / 秒和 5 米 / 秒之间. 从图 12(a) 可以看出, 这个模糊神经控制器也是通过不断小幅度调节油门 / 车闸的控制值来控制汽车. 这就说明通过学习, 模糊神经控制器能够做到部分模仿一个真正司机的驾驶行为.

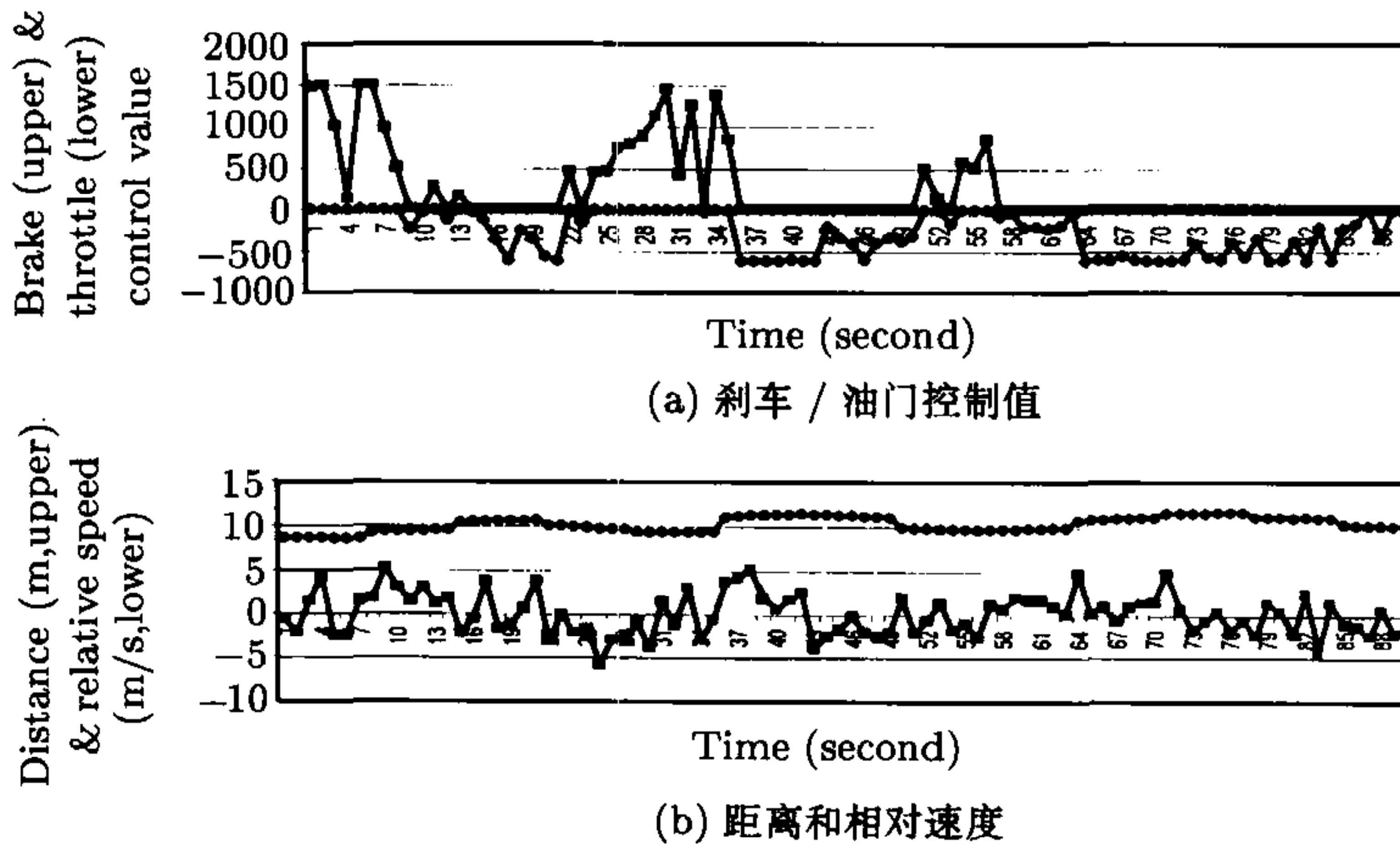


图 12 经训练后的模糊神经元控制器驾驶时的汽车运行效果

为了说明通过模糊神经控制器能够提高系统性能的原因, 以下我们通过把 NFN 分解成三层子网, 并通过恢复训练后的成员函数和修改后的模糊并操作来进行分析.

图 13(a) 比较了训练前与训练后的距离隶属度函数. 从图中可以看出, 通过学习, 不同语义值之间的界线变得“模糊”了. 每个语义值的范围较以前变宽了, 从而造成多个模糊值重叠在一起. 模糊值 NM 和 NS , PM 和 PS 在大多数情况下都相符. 这说明人不太容易区分 NM 和 NA , PM 和 PS . 同样的现象在图 10(b) 中也可以发现. 图 10(b) 比较了训练前与训练后的速度隶属度函数. 图 10(b) 显示, 训练后的隶属度函数有一些右移. 说明司机对相对速度的降低比增加更敏感.

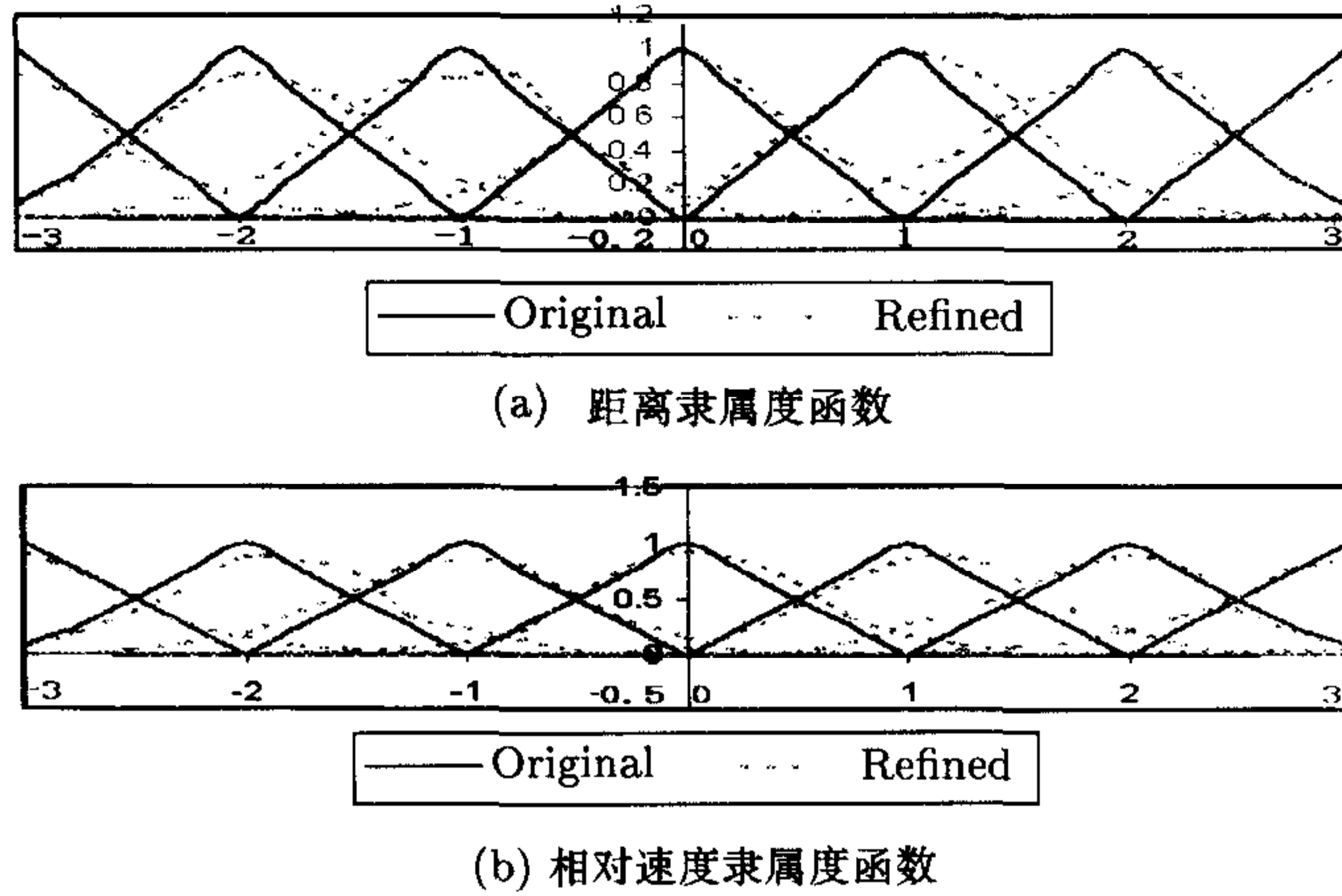


图 13 由模式识别子网恢复出的隶属度函数

图 14 记录了训练后的对规则 1 和规则 24 的模糊并操作. 在训练前的神经模糊控制器中, 所有规则都采用算术乘运算符. 但是在训练后, 不同的规则则采用不同的运算符. 从图中可以看出, 训练后规则 1 仍然采用算术乘运算符, 但是规则 24 则改用交集操作, 从而增强了它的影响力. 这说明通过训练, 规则 24 的比重变得比以前大.

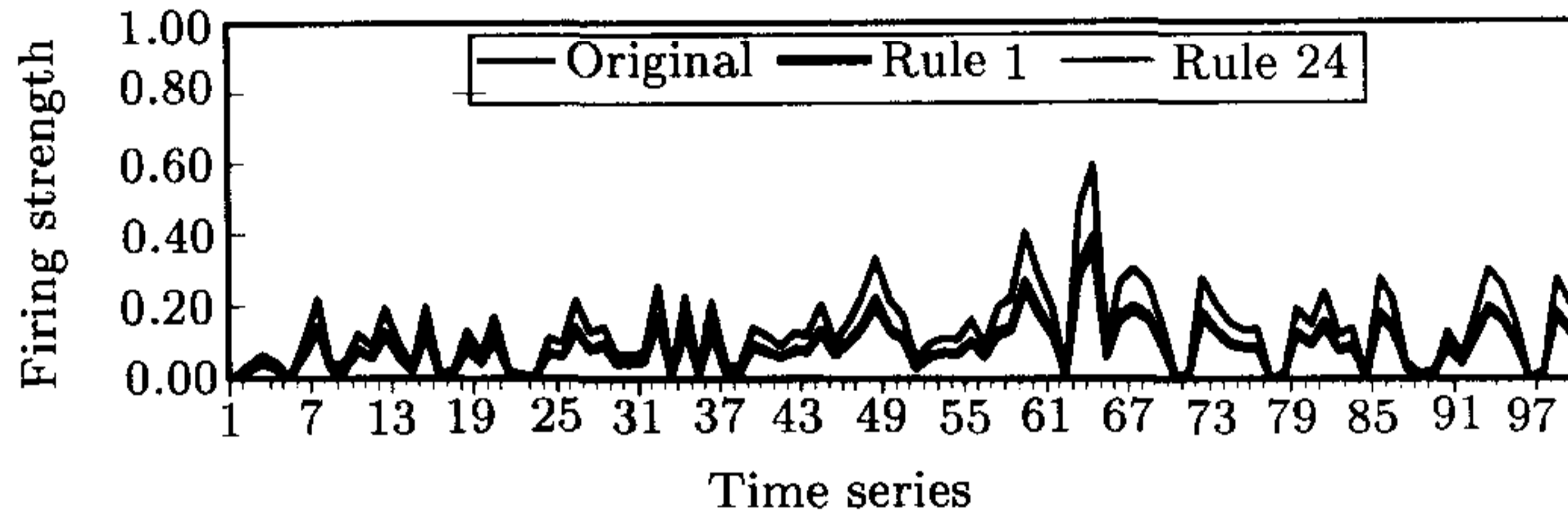


图 14 由模糊推理子网恢复出的模糊并运算符

图 15 显示了从控制合成神经网络恢复后的成员函数. 可以看出在训练后, 所有模糊值 (除了 ZE) 的范围都向中间移动. 这说明对一个给定的控制输出值, 控制器将产生一个较以前要小的输出值.

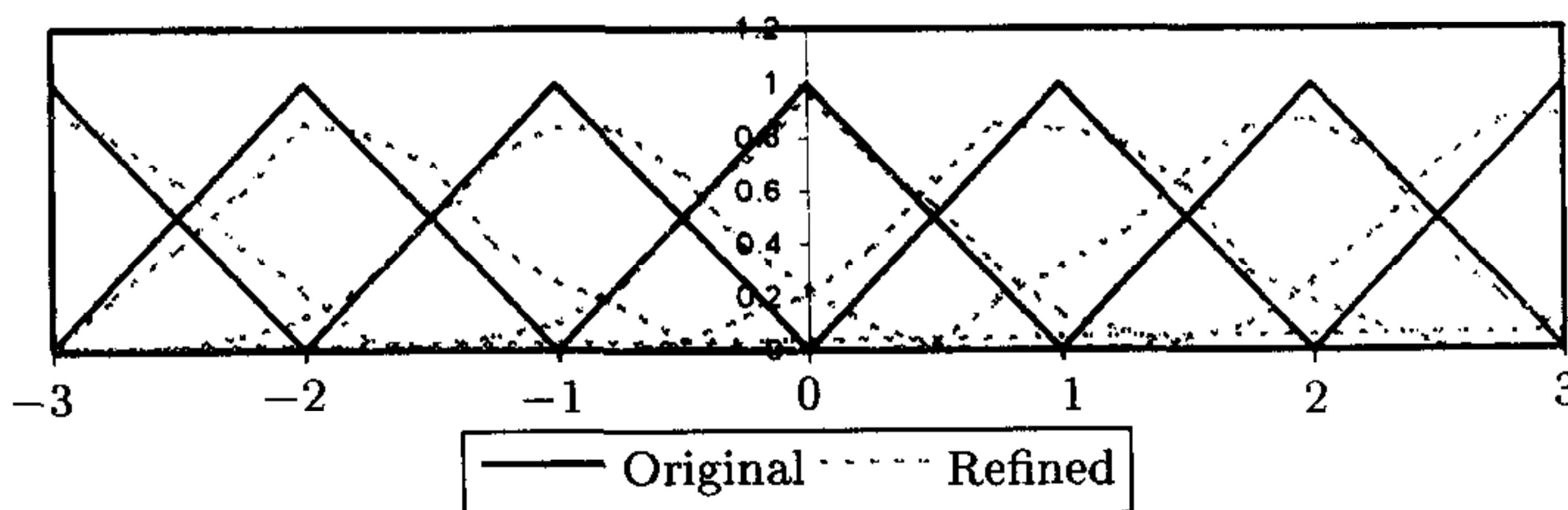


图 15 由控制合成子网恢复出的隶属度函数

这个实验从某种意义上说明了训练后的控制器为什么和怎么样提高了性能. 要指出的是这个修改仅仅是针对一个特定的司机, 不同的司机有不同的驾驶习惯, 将产生不同的修改值. 通过这种方式, 这个自动驾驶系统能从特定的司机那里获取的特定的“个性”.

5 结论

计算机自主或辅助驾驶系统是未来智能交通系统的一个重要组成部分。

按照美国联邦交通部的智能车辆研究计划, 智能车辆研究的主要目的是提高行驶的安全性, 其次是提高旅行的舒适性. 实现自主或辅助驾驶系统的个性化, 即系统学习和适应个性的驾驶行为和习惯, 是同时确保行驶安全和旅行舒适的重要手段. 本文提出的基于模糊神经元网络实现个性化自动驾驶, 是低成本高性能实现智能车辆研究目标的有效手段.

参 考 文 献

- 1 Fenton R E. IVHS/AHS: Driving into the future. *IEEE Control Systems Magazine*, 1994, **9**: 13~20
- 2 Shladover S E. Review of the state of development of advanced vehicle control systems (AVCS). *Vehicle System Dynamics*, 1995, **24**(6~7): 551~595
- 3 Fenton R E, Mayhan R J. Automated highway studies at the Ohio State University - an overview. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 1991, **40**(1): 100~113
- 4 Caudill R J, Blasnik S L. Model-reference longitudinal control for automated vehicle systems. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 1980, **102**(3): 77~102
- 5 Sheikholeslam S, Desoer C A, Hedrick J, Tomizuka M, Walrand J, Zhang W, McMahan D, Peng H, Sheikholeslam S, McKeown N. Automated vehicle control developments in the PATH program. *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, 1991, **40**(1): 114~130
- 6 Varaiya P. Smart cars on smart roads: problem of control. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1993, **38**(2): 195~207
- 7 Hedrick J K, Tomizuka M, Varaiya P. Control issues in automated highway systems. *IEEE Control Systems Magazine*, 1994: 21~32
- 8 Rajamani R, Choi S B, Hedrick J K, Law B, Prohaska R, Kretz P. Design and experimental implementation of control for a platoon of automated vehicles. In: Proceedings of the ASME Dynamic Systems and Control Division, 1998, **64**: 681~689
- 9 Sheikholeslam S, Desoer C A. Longitudinal control of a platoon of vehicles. In: Proceedings of 1990 American Control Conference, San Diego, 1990: 291~296
- 10 Yang J. A simulation study for the control of a platoon of vehicles. In: Proceedings of 1994 American Control Conference, Baltimore, 1994: 423~424
- 11 Warnick S C, Rodriguez A A. Longitudinal control of a platoon of vehicles with multiple saturating nonlinearities. In: Proceedings of 1994 American Control Conference. Baltimore, 1994: 403~407
- 12 Godbole D N, Lygeros J. Longitudinal control of the lead car of a platoon. In: Proceedings of 1994 American Control Conference. Baltimore, 1994: 398~402
- 13 McMahan D, Narendran V K, Swaroop D, Hedric J, Chang K S, Devlin P E. Longitudinal vehicle controllers for IVHS: theory and experiment. In: Proceedings of 1992 American Control Conference, Chicago, IL, 1992: 1753~1757
- 14 Hsu A, Sachs S, Eskafi F, Varaiya P. The design of platoon maneuvers for IVHS. In: Proceedings of 1991 American Control Conference, Boston, MA, 1991: 2545~2550
- 15 Hedrick J K, McMahan D, Narendran V, Swaroop D. Longitudinal vehicle controller design for IVHS system. In: Proceedings of 1991 American Control Conference. Boston, MA, 1991: 3107~3112
- 16 Swaroop D, Hedric J K. Direct adaptive longitudinal control of vehicle platoons. In: Proceedings of the 33rd Conference on Decision and Control. Lake Buena Vista, FL, 1994: 684~689
- 17 Connolly T R, Hedrick J K. Longitudinal transition maneuvers in an automated highway system. In: Proceedings of the ASME Dynamic Systems and Control Division, 1996, **58**: 25~32
- 18 Omae M, Fujioka T. Longitudinal control of platoon treated as one dynamic system. In: Proceedings of the ASME Dynamic Systems and Control Division, 1998, **64**: 691~703
- 19 Li P, Alvarez L, Horowitz R, Chen P, Carbaugh J. A safe velocity tracking controller for AHS platoon leaders. In: IEEE Proceedings of the 35th Conference on Decision and Control, Kobe, Japan, 1996. 2283~2288

- 20 Sheikholeslam S, Desoer C A. Longitudinal control of a platoon vehicles with no communication of lead vehicle information. In: Proceedings of 1991 American Control Conference, Boston, MA, 1991. 3102~3107
- 21 Chien C C, Ioannou P A. Automatic vehicle-following. In: Proceedings of 1992 American Control Conference, Chicago, IL, June 1992. 1748~1752
- 22 Chien C C, Zhang Y, Cheng C Y. Autonomous intelligent cruise control using both front and back information for tight vehicle following maneuvers. In: Proceedings of 1995 American Control Conference, Seattle, WA, 1995: 3091~3095
- 23 Raza H, Ioannou P. Vehicle following control design for automated highway systems. *IEEE Control Systems Magazine*, 1996, 43~60
- 24 Shladover S E. Vehicle-follower control for dynamic entrainment of automated guideway transit vehicles. *Journal of Dynamic Systems. Measurement, and Control*, 1979, 101(6): 314~320
- 25 Yasunobu S, Miyamoto S, Ihara H. Fuzzy control for automatic train operation system. *IFAC Control in Transportation Systems*, Bader-Bader, Germany: 1983, 33~39.
- 26 Yasunobu S, Miyamoto S. Automatic train operation system by predictive fuzzy control. In: Industrial Applic. of Fuzzy Control, Elsevier, New York, 1985
- 27 Bosacchi B, Masaki I. Fuzzy logic technology & the Intelligent Highway System (HIS). *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, San Francisco, CA, 1993, 65~70
- 28 Kehtarnavaz N, Nakamura E, Griswold N, Yen J. Autonomous vehicle following by a fuzzy logic controller. In: IEEE NAFIPS/IFIS NASA'94, 1994. 333~337
- 29 Germann S, Isermann R. Modeling and control of longitudinal vehicle motion. In: Proceedings of 1994 American Control Conference, Baltimore, MD, 1994. 1~5
- 30 Germann S, Isermann R. Nonlinear distance and cruise control for passenger cars. In: Proceedings of 1995 American Control Conference, Seattle, WA, 1995. 3081~3085
- 31 Yen J. Fuzzy Logic Intelligent, Control, and Information, Prentice Hall, 1999
- 32 Fritz H. Model-based neural distance control for autonomous road vehicles. *IEEE Intelligent Vehicle Symposium*, 1996. 29~34
- 33 Pao Y. Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks, Reading, MA, Addison-Wesley 1992
- 34 Lee C C. Fuzzy logic in control systems: fuzzy logic controller, I & II. *IEEE Transaction of System, Man and Cybernetics*, 1990, 20(2): 404~435
- 35 Berenji H R. Neural networks and fuzzy logic in intelligent control. In: Proc. 1990 IEEE Int. Symp. Intell. Control, Phil., PA, 1990, 916~919
- 36 Antsaklis P. Neural networks in control systems. *IEEE Control Systems Magazine*, 1992, 12(2): 8~10
- 37 Werbos P. Neurocontrol and fuzzy logic: connection and design. *International Journal of Approximate Reasoning*, 1992, (6): 185~219
- 38 Wang F. Building Knowledge Structures into Neural Networks Using Fuzzy Logic. In: Robotics and Manufacturing: Recent Trend, Eds. M. Jamshidi *et al.*, ASME Press, 1992
- 39 Wang F. Design of adaptive fuzzy control systems using neural networks. In: Proc. of 1st Chinese World Congress on Intelligent Control and Intelligent Automation, Beijing, China, 1993. 516~522
- 40 Wang F Chen D. Learning laws for neural network implementation of fuzzy control systems. In: Proc. of IEEE Int. Conf. on Man, Systems, and Cybernetics, San Antonio, TX, 1994
- 41 Wang F, Kim H, Zhou M. Dynamic back propagation for neuro-fuzzy networks. In: Proc. of International Conf. on Electronics and Information Technology, Beijing, China, 1994
- 42 Wang F, Kim H. Implementing adaptive fuzzy logic controllers with neural networks: a design paradigm. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, 1995, 3(3): 165~180
- 43 Wang F, Chen D. Rule generation and modification for intelligent controls using fuzzy logic and neural networks. *Journal of Intelligent Automation and Soft Computing*, 1997
- 44 Wang F, Huang Z, Chen D, Lever P. Refinement and generation of decision rules through training and augmentation of neural networks. *International Journal of Intelligent Control and Systems*, 1998, 2(3): 329~360
- 45 Wang F. Implementation of Neuro-Fuzzy Networks using Radial-Basis Function Networks. RAL Technical Report #10-1, SIE Dept., U. of Arizona, Tucson, AZ, 1997
- 46 Wang F. Network-Based Neuro-Fuzzy Control Technology: Hardware and Software Systems. US Patent Pending, 1999

Design and Implementation of a Neruo-Fuzzy based Control System Intelligent Vehicles

LIN Yue-Tong¹, WANG Fei-Yue^{1,2}, XIAO Jing¹, WANG Zhi-Xue²

¹ (Center of Intelligent Control and System Engineering Instiute of Automation,
Chinese Academy of Sciences, PO Box 2728, Beijing 100080)

²(System and Industrial Engineering, University of Arizona, Tucson AZ 85721, U.S.A.)

Abstract This paper presents an innovative method for designing and implementing automatic vehicle control system for intelligent vehicles using neuro-fuzzy network. The basic design and implementation procedure is as following: 1) Describing driving behaviors of a human driver under various situations using fuzzy logic-based rules; 2) Improving the driving performance using a neural networks specifically conduction according to the fuzzy driving rules (this type of neural networks are called neuro-fuzzy networks, and can be used to refine the input/output membership functions and fuzzy reasoning operators); 3) Implementing the fuzzy driving rules in the driving control hardware, and the neuro-fuzzy networks in the host control computer. In this way, the low cost control implementation and sophisticated refinement and learning capability can be achieved effectively. The proposed method can be utilized for individually automatic driving for intelligent vehicles. Experimental studies used VISTA vehicles had been conducted to verify the suggested advantages.

Key words Neuro-fuzzy network, intelligent vehicle, intelligent transport system, automatic driving.

林粤彤 美国亚利桑那大学系统工业工程系博士, 研究方向为智能车辆和智能控制.

王飞跃 1990年毕业于美国伦瑟利尔理工学院电机计算机与系统工程系, 获博士学位. 1990至1999年, 在美国亚利桑那大学系统与工业工程系任副教授, 副教授, 终身正教授. 1999年入选“引入国外杰出人才”计划回国, 到中国科学院自动化研究所工作, 创建智能控制与系统工程中心, 任主任、研究员、博士生导师. 1998年任IEEE智能控制国际会议程序主席, 现任国际智能控制与智能自动化丛书主编, 国际智能控制与系统杂志主编, 北美笠司桢教育基金会副主席兼学者选取委员会主席, 全美科学与技术协会顾问和董事, 清华大学等多所大学兼职教授. 在美国期间, 主持和参加过NASA, NSF, NIH, DOE, DOT, IBM, BHP, Caterpillar 和 HP 等政府和企业的近30项大型科研开发项目. 主要研究方向: 1) 大型综合项目的研究开发以及系统的产品化, 包括智能交通系统, 智能车辆安全与自动化系统开发等; 2) 基础理论的研究, 包括语言动力学的计算理论, 复杂系统的控制机制, 智能交通系统的先进控制与优化方法等; 3) 基础技术的研究, 微电子芯片设计及ASIC, SOC, SOPL设计, 以及内嵌实时操作系统.

肖 靖 美国亚利桑那大学系统工业工程系博士, 研究方向为智能交通.

王知学 中科院自动化研究所博士研究生, 研究方向为数字信号处理与智能控制.