

# 智能车辆导航路径识别的模糊神经网络方法研究

纪寿文<sup>1</sup> 王荣本<sup>2</sup> 徐友春<sup>1</sup> 李 斌<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(清华大学汽车系, 北京 100084) <sup>2</sup>(吉林大学交通学院, 长春 130025)

**摘 要** 研究了采用模糊神经网络来识别 JLUIV-2 型视觉导航智能车辆模糊和脏污的导航路径的方法, 提出了两种模糊神经网络模型. 第 1 种模糊神经网络有 5 层结构, 采用正态分布概率函数作为模糊化函数; 第 2 种模糊神经网络有 6 层结构, 采用  $\pi$  函数作为模糊化函数. 同时采用改进的快速 BP 算法对这两种模糊神经网络进行训练, 并采用实际模糊和脏污的条带状导航路标图象进行了识别试验. 试验结果表明, 所提出的模糊神经网络可使智能车辆有效地识别出模糊和脏污的导航路径.

**关键词** 模式识别(520·2040) 模糊神经网络 智能车辆 视觉导航

**中图分类号:** TP183 TP242.62 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)02-0225-06

## Study on Blur and Smudge Navigating Lane Recognition by Fuzzy Neural Network for Vision Intelligent Vehicle

Ji Shou-wen<sup>1</sup>, WANG Rong-ben<sup>2</sup>, XU You chun<sup>1</sup>, LI Bin<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(Automobile Department of Tsinghua University, Beijing 100084)

<sup>2</sup>(Transportation College of Jilin University, Changchun 130025)

**Abstract** Intelligent vehicle can automatic drive, so the drive fatigue can be avoided totally and drive safety can be improved markedly. The research of intelligent vehicle is important aspect of intelligent transportation system. In order to ensure reliable navigating, the navigation mark should keep clean and clear. When the navigation mark becomes blur and smudges, the correct rate of the mark recognition descends, and the navigation reliability of intelligent vehicle also descends. In order to settle the problem, the method of recognizing blur and smudge navigation lane is studied by using fuzzy neural network for JLUIV-2 vision navigation intelligent vehicle. Two fuzzy neural network models are developed. One model is made up of 5 layers, its fuzzification function is a normal distribution probability function, another model has 6 layers, and its fuzzification function is  $\pi$  function. The modified quick BP algorithm is used to train the two fuzzy neural networks. Practical recognizing experiments are made by using image of blur and smudge stripe navigation mark. The results show the two fuzzy neural networks can effectively recognize the blur and smudge lane of JLUIV-2 intelligent vehicle. In order to satisfy the real-time requirement, a  $10 \times 300$  interesting area abstracted form  $222 \times 300$  image is processed in navigation.

**Keywords** Pattern recognition, Fuzzy neural network, Intelligent vehicle, Vision navigation

## 0 引 言

视觉导航智能车辆是一种基于机器视觉的无人驾驶车辆, 它可以自动跟踪导航路径实现自主驾驶. 视觉导航智能车辆是智能交通系统(ITS)的重要组成部分, 它的研究、推广和应用可以有效减轻驾驶员

的劳动负荷及减少交通事故, 从而得到了各国政府和研究人员的重视. 自 20 世纪 90 年代以来, 西方发达国家先后研制出了几种视觉智能车辆的研究平台, 如德国的 Vomoros 和 Vomoros-p 系统<sup>[1]</sup>, 美国 CMU 大学的 NAVLAB 系统<sup>[2]</sup>, 美国军方的 DEMO-I 和 DEMO-II 系统<sup>[1]</sup>.

JLUIV-2 型智能车辆是吉林大学智能车辆课

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(59875032); 国家博士点基金项目(97018508)

收稿日期: 2001 10 22; 改回日期: 2002-06-14

题组在 1997 年投入开发研制的一种视觉导航智能车辆,它可以跟踪条带状导航路标,以实现全自动无人驾驶.该视觉导航智能车辆上安装有 CCD 摄像系统、自动转向系统、自动制动系统等.其用 CCD 摄像机摄取路面图象,并通过图象处理识别出导航路径,然后由自动控制器完成路径的自动跟踪.

视觉导航智能车辆的导航路标在使用过程中,经常因为磨损、污染等原因变得模糊和脏污,导航路标的模糊和脏污给导航路径图象的识别带来了困难,使路径图象识别准确性和可靠性下降,也使智能车辆自主导航的可靠性和鲁棒性下降,从而直接影响了智能车辆的推广和应用.

Zadeh 教授提出的模糊逻辑对于处理某些模糊的和不确定的事物具有独特的效果.神经网络是对人脑神经元的简单近似模拟,具有单隐层的神经网络即可映射任意的输入输出关系,通过训练神经网络,可以满足所需的输入输出关系.神经网络具有并行性、容错性等特点.模糊逻辑和人工神经网络结合,可以利用神经网络的并行处理功能来解决模糊逻辑规则的组合爆炸问题;利用模糊逻辑的知识是由专家提供的特点,来弥补神经网络工作难理解的缺点.本文将针对模糊和脏污的导航图象,采用模糊神经网络的方法来进行模糊和脏污的导航路径的识别.

## 1 算法 1

### 1.1 算法概述

取导航图象像素点的亮度值  $H$ 、红色分量值  $R$ 、绿色分量值  $G$  和蓝色分量值  $B$  作为判别该点是背景还是导航路标的参数,设这些参数在背景和路标中的分布符合正态分布.采用对神经网络的输入进行模糊化的方法建立一个 5 层的模糊神经网络 I,具体方法是:首先求得  $H$ 、 $R$ 、 $G$ 、 $B$  在背景和路标中的均值和方差,然后求得其分布的概率密度,并根据其概率密度对各参数进行模糊化处理.选取有代表性的图象对模糊神经网络 I 进行训练,形成可用的权值和阈值.

### 1.2 模糊 BP 神经网络 I 的网络结构

取导航图象像素点的  $H$ 、 $R$ 、 $G$ 、 $B$  作为模糊和脏污图象的特征值,则导航图象的特征空间记为

$$F = \{f_1, f_2, f_3, f_4\} = \{H, R, G, B\} \quad (1)$$

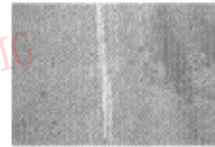
导航图象的像素点被分为 2 类:路标点和背景点,导航图象的待识别模式记为:  $M = \{k_1, k_2\}$ , 试验样本空间记为  $S = \{S_1, S_2\}$ , 每一类模式的样本数为

$n$ . 假设样本在特征空间中的分布符合正态分布规律,则通过对样本的统计,可以得到各类样本在各个特征上分布的均值  $u_{i,j}$  及方差  $\sigma_{i,j}$ , 并由此进一步建立每一类模式在特征空间上的概率密度函数  $P_{i,j}$  [3]

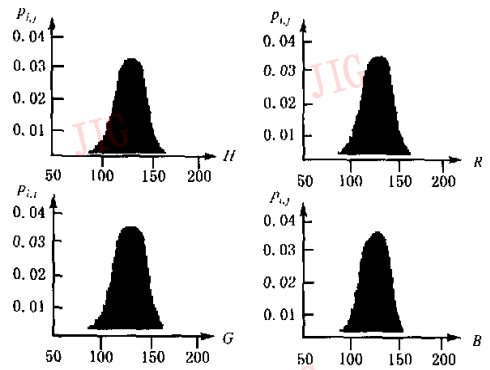
$$P_{i,j} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{i,j}} \exp\left\{-\frac{x_i - u_{i,j}}{2\sigma_{i,j}^2}\right\} \quad (2)$$

式中,  $x_i$  为导航图象像素点  $H$ 、 $R$ 、 $G$ 、 $B$  的实际值.

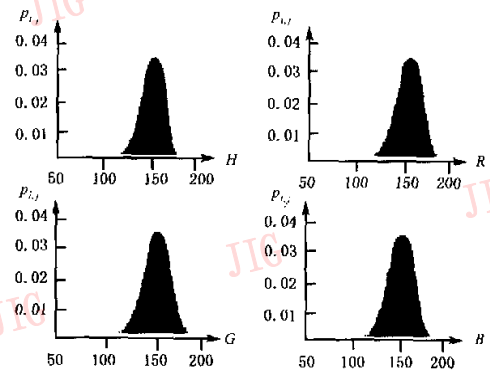
根据实际的导航路径的宽度,取背景点的样本数为 45 000 个,路标点的样本数为 4 500 个.取 1 幅含有模糊导航路径的典型图象,该图象的特征空间分布如图 1 所示,得到特征空间的均值  $u_{i,j}$  及方差  $\sigma_{i,j}$  如表 1 所示.



(a) 一幅典型的导航路径模糊和脏污的图象



(b) 导航图象中背景的概率密度分布



(c) 导航图象中路标的概率密度分布

图 1 图象空间的特征分布

表 1 特征空间的均值和方差

样本	亮度值 $H$	红色分量值 $R$	绿色分量值 $G$	蓝色分量值 $B$	
背景	均值 $\mu_{i,j}$	123.66	126.02	123.03	120.74
	方差 $\sigma_{i,j}$	13.16	13.30	13.21	13.32
	概率密度 $P_{i,j}$	0.018,	0.023,	0.012,	0.022,
		...	...	...	...
路标	均值 $\mu_{i,j}$	152.28	154.45	152.9	150.48
	方差 $\sigma_{i,j}$	13.1	13.01	13.17	13.37
	概率密度 $P_{i,j}$	0.002,	0.005,	0.003,	0.002,
		...	...	...	...

因为路标点和背景点的分布符合正态分布,所以对于一个像素点,如果该点是背景点,则其属于背景的概率较大,属于路标的概率则较小;如果该点是路标点,则其属于背景的概率较小,属于路标的概率则较大,因此可以将概率密度函数  $P_{i,j}$  作为隶属度函数,对神经网络的输入进行模糊化。

模糊神经网络 I 的结构如图 2 所示。输入层节点数为特征空间的维数 4。模糊化层由 4 组节点组成,每组有 2 个节点。模糊化层的输入输出关系满足式(1)。事实上,原有的输入特征向量,经模糊化处理后转化为特征值对应的属于各模式类的概率密度  $P_{i,j}$ 。

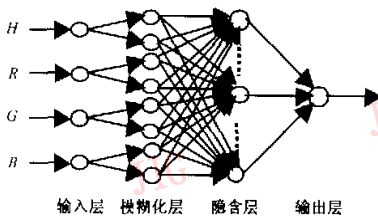


图 2 算法 1 的模糊 BP 网络结构

隐含层由 20 个节点组成,输出层包括 1 个节点,输出层与隐含层、隐含层与模糊化层之间的每个节点间实行全互连接。

1.3 模糊 BP 神经网络 I 的学习算法

由图 2 可以看出,输出层、隐层和模糊化输入层构成了一个传统的前馈神经网络,其训练方法采用快速动态 BP 算法,介绍该种方法的文献很多,在此不予赘述。图 3 为训练图象,分别经过 4 650 次和 5 275 次训练,网络收敛,得到隐含层和输出层的权值和阈值。



图 3 模糊 BP 神经网络的训练图象

2 算法 2

2.1 算法概述

算法 2 的核心是建立识别模糊和脏污路径的 6 层模糊 BP 神经网络 I。该网络的输入量依然为导航图象像素点的 H、R、G、B 值,采用  $\pi$  函数对网络的输入量进行模糊化,网络的第 3 层为模糊化后处理层,采用重要性系数对模糊化的数据进行了处理。

利用算法 1 中的训练图象,采用快速动态 BP 算法对网络进行训练。

2.2 模糊 BP 神经网络 II 的网络结构

模糊 BP 神经网络 I 分为输入层、模糊化层、模糊化后处理层、BP 隐含层、BP 输出层、反模糊化层等 6 层,网络的结构示意图如图 4 所示。

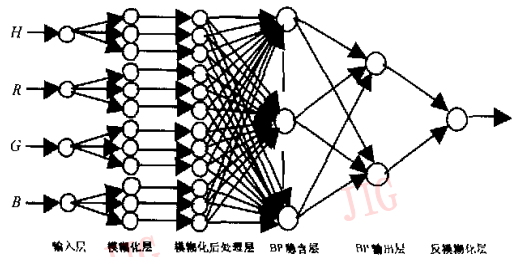


图 4 模糊 BP 神经网络 II 的结构

(1) 输入层

该层含有 4 个节点,输入向量与算法 1 中神经网络 I 的输入向量相同,均为:  $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\} = \{H, R, G, B\}$ , 节点直接与输入向量 X 的各分量相连,起着将输入值传送到下层的作用。

(2) 模糊化层

本层对输入向量的每一分量  $x_i$  都用隶属度表示成低( $m_l$ )、中( $m_m$ )、高( $m_h$ )3 种情况,所以 4 维输入向量  $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$  就经本层变化成了 12 维向量:

$$M = (m_1, m_{m1}, m_{h1}, m_{l2}, m_{m2}, m_{h2}, m_{l3}, m_{m3}, m_{h3}, m_{l4}, m_{m4}, m_{h4})$$

采用  $\pi$  函数作为隶属度函数,由于  $\pi$  函数可将任一待处理量模糊化成低、中、高 3 种情况,并且至少有一个情况的隶属度较高,因此恰好符合要求。

$\pi$  函数定义如下:

$$\pi(r, c, \lambda) = \begin{cases} 2 \left[ 1 - \frac{\|r-c\|}{\lambda} \right]^2 & \frac{\lambda}{2} \leq \|r-c\| \leq \lambda \\ 0 & \|r-c\| > \lambda \quad \|r-c\| < 0 \\ 1 - 2 \left[ \frac{\|r-c\|}{\lambda} \right]^2 & 0 \leq \|r-c\| \leq \frac{\lambda}{2} \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $\lambda$  为  $\pi$  函数的半径,  $c$  为中心点,  $r$  表示待模糊化的特征属性.

$H, R, G, B$  输入分量对应于  $m_1, m_m, m_h$  各种情况时的  $\lambda$  和  $c$  分别按以下各式选取:

$$\lambda_m(x_i) = \frac{1}{2}(x_{i,max} - x_{i,min}) \quad (4)$$

$$c_m(x_i) = x_{i,min} + \lambda_m(x_i)$$

$$\lambda_h(x_i) = \frac{1}{\alpha}(c_m(x_i) - x_{i,min}) \quad (5)$$

$$c_h(x_i) = c_m(x_i) - 0.5\lambda_h(x_i)$$

$$\lambda_h(x_i) = \frac{1}{\alpha}(x_{i,max} - c_m(x_i)) \quad (6)$$

$$c_h(x_i) = c_m(x_i) + 0.5\lambda_h(x_i)$$

式中,  $x_{i,max}, x_{i,min}$  分别为  $x_i$  的上、下界,  $\alpha$  为控制相邻模糊集重叠程度的参数, 取为 0.3.  $\lambda_1(x_i), \lambda_m(x_i), \lambda_h(x_i)$  分别为  $x_i$  对应于  $m_1, m_m, m_h$  时  $\lambda$  的取值,  $c_1(x_i), c_m(x_i), c_h(x_i)$  分别为  $x_i$  对应于  $m_1, m_m, m_h$  时  $c$  的取值.

按以上方法选取  $\lambda$  和  $c$ , 可保证对任一待模糊化  $x_i$ , 其 3 种情况  $m_1, m_m, m_h$  的隶属度总有一种大于 0.5. 通过分析模糊和脏污导航图象, 选取的  $x_{i,max}, x_{i,min}$  如表 2 所示.

表 2 输入向量的最大、最小值

	H	R	G	B
向量最大值 $x_{i,max}$	198	200	200	200
向量最小值 $x_{i,min}$	97	100	100	100

(3) 模糊化后处理层

本层的主要作用是将模糊化后的各特征量根据其重要性加以变换, 作为 BP 映射层的输入. 传统的 BP 神经网络作为分类器进行训练时, 一般是将输入量的各分量以完全“平等”的方式进行输入. 而在实际中, 各个输入分量与分类结果相关性的大小往往是不同的, 所以对分类结果评价的贡献也是不同的, 根据实际的考察,  $H, R, G, B$  的重要性系数用向量  $Q = (q_1, q_2, q_3, q_4)$  表示, 取为  $Q = (0.4, 0.2, 0.2, 0.2)$ . 在本层对经上层模糊化后形成的矢量  $M_j = (m_{1j}, m_{mj}, m_{hj})$  作如下变换

$$I_j = (i_1, i_m, i_h) = M_j \cdot q_j = (m_{1j}q_1, m_{mj}q_1, m_{hj}q_1) \quad j=1, 2, 3, 4 \quad (7)$$

$I_j$  作为神经网络的输入, 网络经过训练收敛后, 网络输入所携带的领域专家经验知识必然会反映于训练后形成的权阵  $H$  中. 也就是说, 利用引入的领域专家经验知识能比较主动地指导 BP 神经网络的

训练, 并使和分类结果相关性不密切的特征属性对网络训练造成的消极影响得到了抑制, 从而避免了传统的训练中对训练样本集被动的完全依赖.

(4) BP 隐含层

本层为传统 BP 神经网络的隐层, 有 20 个神经元, 完成从模糊化后处理层到 BP 输出层的非线性映射. 本层的输入为经上层处理后的各特征量的隶属度.

(5) BP 输出层

该层类似于传统 BP 神经网络的输出层, 输入为 BP 隐含层的输出, 输出为输入相对于背景和路标的隶属度, 而非传统的 0,1 形式, 输出层含有 2 个神经元.

因为模糊和脏污的图象中背景和导航路径的过渡是变化的, 反映在数据上表现为不同类的数据边缘的模糊不清. 在网络训练时, 把不同类型输入模式的期望输出, 用不同隶属度的形式给出, 以取代传统的 0,1 二值形式. 这样经过训练, 使网络具有反映集中输入输出隶属关系的能力.

对于具有背景和路标 2 个输出模式的 BP 神经网络, 某一训练模式  $X^m$  对第  $k$  类的隶属度函数定义为

$$\mu_k(X^m) = \frac{1}{1 + \left[ \frac{w_{m,k}}{\beta} \right]^\gamma} \quad m=1, 2, 3, \dots, n \quad (8)$$

其中,  $n$  为训练样本的个数, 训练模式  $X^m$  为 12 个输入变量的排列, 形式为

$$X^m = (x_1^m, x_2^m, x_3^m, x_4^m, x_5^m, x_6^m, x_7^m, x_8^m, x_9^m, x_{10}^m, x_{11}^m, x_{12}^m)$$

其中,  $\beta$  和  $\gamma$  为 2 个控制该隶属集模糊程度的常数, 取为  $\beta=0.3, \gamma=0.5$ .

对于  $H, R, G, B, w_{m,k}$  为

$$w_{m,k} = \left\{ \sum_{i=1}^n \left[ \frac{x_i^m - A_k}{U_k} \right]^2 \right\} \quad k=1, 2 \quad (9)$$

式中,  $A_k, U_k$  分别为第  $k$  类训练数据的均值和标准差,  $x_i^m$  为第  $m$  个训练样本中每个像素点输入变量.

由式(9)可知, 方差大的特征属性在分类时, 加权较小, 所以经过对 BP 神经网络期望输出的这种变换, 就从另一方面通过训练抑制了与分类结果相关性较差的特征属性对训练产生的消极影响.

(6) 反模糊化层

本层含有 1 个神经元, 其输入为 BP 输出层输出的隶属度, 其输出  $O$  表示最终识别出的结果类号, 其中  $O$  满足以下条件:

$$\begin{cases} \mu_1(k) - \mu_2(k) \geq 0 & O = 0; \text{背景} \\ \mu_1(k) - \mu_2(k) < 0 & O = 1; \text{路标} \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $\mu_1(k)$  和  $\mu_2(k)$  表示输出类的隶属度。

### 2.3 模糊 BP 神经网络 II 的学习算法

模糊 BP 神经网络 II 的训练方法采用快速动态 BP 算法, 训练图象同算法 I 中的训练图象. 分别经过 5 625 次和 4 800 次训练, 网络收敛, 且得到隐含层和输出层的权值和阈值。

## 3 实际的路径识别试验

在吉林大学基础楼、交通馆前的道路上, 采集模糊和脏污的 JLUIV-2 智能车辆的导航图象 185 幅, 在长春市人民大街上采集模糊和脏污的行车线图象 110 幅, 共 295 幅导航图象, 形成试验样本集. 选取其中有代表性的 2 幅导航图象作为训练样本集, 在剩下的 293 幅导航图象中, 选取 280 幅图象作为验证样本集, 分别用算法 1、算法 2 进行路径识别。

### 3.1 采用算法 1 识别模糊和脏污的导航路径

采用算法 1 中的模糊 BP 神经网络 I 对验证样本集的 280 幅导航图象进行路径识别, 这些导航图象的光照强度各不相同, 导航路径的模糊程度、脏污程度也各不相同, 其中有 255 幅图象正确识别出导航路径, 识别的正确率达到 91.1%, 识别一幅大小为  $222 \times 300$  pixels 图象中的导航路径所用时间为 2s, 部分识别结果如图 5 所示。

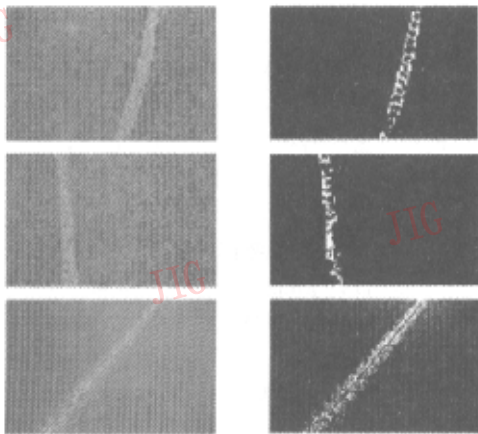


图 5 采用算法 1 识别模糊和脏污的导航路径

### 3.2 采用算法 2 识别模糊和脏污的导航路径

对验证样本集中的 280 幅导航图象, 采用算法 2 中的模糊 BP 神经网络 II 进行路径识别, 其中有 260 幅图象中的导航路径被正确识别出来, 识别的正确率达到 92.9%, 识别一幅大小为  $222 \times 300$  pixels 图象中的路径, 所用时间为 3s, 部分识别结果如图 6 所示。

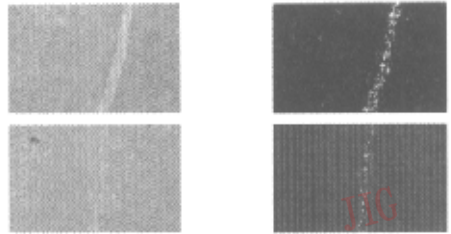


图 6 采用算法 2 识别模糊和脏污的导航路径

## 4 结 论

本文建立了两种模糊神经网络来识别模糊和脏污的导航路径, 两种网络分别采用正态分布概率函数和  $\pi$  函数作为隶属度函数, 试验结果表明, 两者的识别效果基本相当, 均能有效识别出模糊和脏污的导航路径, 采用  $\pi$  函数为隶属度函数的模糊神经网络的识别速度要慢于采用正态分布函数的网络。

由于算法中, 对  $222 \times 300$  pixels 大小的图象每一像素点均进行处理, 运算量巨大, 导致时间较长, 而在实际的导航试验中, 间隔 20 行抽取 1 行, 形成处理区域, 识别速度就可以满足自主导航实时性的要求. 今后将在进一步优化网络结构、提高网络的识别速度和识别效果等方面继续进行研究。

### 参 考 文 献

- 1 Hariyama Takeuchi T, Kemeyama M. Reliable stereo matching for highly safe intelligent vehicles and its VLSI implementation [A]. In: IEEE Symposium on Intelligent Vehicles 2000 [C]. Piscataway NJ: IEEE press, 2000, 123~128.
- 2 Jorhem T, Pomerlean D, Thorpe C. Vision guided lane transition [A]. In: IEEE Symposium on Intelligent Vehicles 1995 [C]. Piscataway NJ: IEEE press, 1995, 30~35.
- 3 Scott Myers. 4-D/RCS Reference Model Architecture for Demo II [EB/OL]. <http://www.isd.cmc.nist.gov/documents/albus/demo3.pdf>, 1996-05016/1997-04-201.



**纪寿文** 1967年生,博士后,参加过多项国家自然科学基金课题和其他省部课题,主要从事视觉导航、物流工程研究。



**徐友群** 1972年生,1998年获军事交通学院汽车运用工程硕士学位,现为清华大学博士后,主要从事智能车辆视觉技术及自动驾驶研究。



**王荣本** 1946年生,博士生导师,获省部级科技进步奖多项,主要从事智能车辆技术研究,出版有专著,发表论文多篇。



**李斌** 1973年生,工学博士,助理研究员,2002年毕业于吉林大学交通学院,现供职于交通部公路科学研究所、国家ITS工程技术研究中心,研究方向为智能车辆、智能公路系统、辅助安全驾驶、移动机器人、自动引导车辆等。

## 惠普举办 PS 130 免费使用活动

最近,中国惠普公司和迪派影像在上海和北京两地,共同开展了 photosmart 130 数码照片打印机的免费使用活动。

为了保证此次活动能够收到最好的效果,中国惠普公司提供了 50 台 PS 130 便携数码照片打印机、10000 张彩色相纸和 400 套墨盒,并且由迪派影像挑选出居住在上海、北京两座城市中的 400 名试用者在不同时间进行免费试用。每位试用者可以获得惠普公司提供的 PS 130 打印机 7 天免费试用和一个彩色墨盒、25 张彩色数码照片。

之所以选择 PS 130 作为此次免费使用活动的“主角”,是因为它最能体现数码照片打印机时尚、前卫特性的产品,而且是一款便携式的产品,体积只有一本汉语字典大小,重量仅为 1.33 公斤,既可自己使用,也能作为时尚的数码礼品赠送亲友。它采用的是惠普的第三代“富丽图”技术,PS 130 的色彩还原非常完美,分辨率高达 4800×1200dpi,输入精度达 1200×1200dpi,配合 200 万像素以上的数码照相机,可以得到与传统冲印相媲美的数码照片。

另外值得推荐的是,PS 130 不通过 PC 就能进行打印,它通过各种数码相机存储卡——Compact Flash、Smart Media、Secure Digital、Multi Media Card 以及 Memory Stick 等就可以直接、轻松地打印出照片。既能打印无边距的 4"×6"快照,也能打印钱包大小的照片或索引卡,以满足各种形式的打印需求。

试用结束后,活动参与者除归还 PS 130 打印机外,还可继续参加抽奖活动,另外,对于此次活动参与者提交的图片,由迪派影像和惠普共同进行评选,选出 100 幅精品,举办活动图片精品展示。