

基于 PNN 的退化交通标志图像的识别算法研究

李伦波 马广富

(哈尔滨工业大学控制科学与工程系 哈尔滨 150001)

摘要: 为了识别退化的交通标志图像, 该文采用一种新的特征提取算法。该算法在处理图像退化问题时, 采用模糊-仿射联合不变矩直接提取图像的特征, 从而避免了需要较大计算量的图像复原处理过程。针对各阶模糊-仿射联合不变矩数量级差异较大问题, 提出一种数量级标准化算法。在深入分析 PNN 与 K-means 聚类算法的基础上, 提出采用全局 K-均值算法优化设计概率神经网络分类器, 并将其用于交通标志图像的分类识别。仿真结果表明: 模糊-仿射联合不变矩是一种有效的处理退化交通标志图像的方法, 所设计的概率神经网络分类器不仅具有精简的结构而且具有较好的推广性能。

关键词: 模式识别; 概率神经网络; 交通标志; 模糊-仿射联合不变矩; 全局 K-均值算法

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)07-1703-05

Identification of Degraded Traffic Sign Symbols Using PNN

Li Lun-bo Ma Guang-fu

(Dept. of Control Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: A novel feature extraction algorithm is presented for the recognition of traffic sign symbols undergoing degradations in this paper. In order to cope with the degradations, the Combined Blur-Affine Invariants (CBAs) are adopted to extract the features of traffic sign symbols without any restorations which usually need a great amount of computations. A new magnitude normalization method is proposed for the great differences of magnitude of combined blur-affine invariants. Under the deep discussion of PNN and K-means algorithm, a probabilistic neural network classifier is designed using global K-means algorithm and applied to the classification of degraded traffic signs. The simulation results indicate that CBAs are efficient for the feature extraction of degraded images, and the designed network is not only parsimonious but also has better generalization performance.

Key words: Pattern recognition; Probabilistic Neural Networks (PNN); Traffic sign; Combined Blur-Affine Invariants (CBAs); Global K-means algorithm

1 引言

近年来, 机动车辅助驾驶系统的研究越来越受到各国研究学者关注^[1-8]。辅助驾驶系统是通过安装在机动车上的摄像机拍摄自然场景下道路的信息, 然后由相关的处理电路实时地处理这些信息, 并且, 给驾驶员提供道路的提示、警告等信息, 这样, 可大大减少了驾驶员由于疲劳等因素带来的驾驶危险, 增强了道路交通以及驾驶员人身的安全性。其中, 交通标志的识别是辅助驾驶系统的重要任务之一; 而交通标志的识别任务又可分为两点: 一是交通标志的侦测; 二是交通标志图像的分类。对于交通标志的侦测算法, 国内外学者已提出了许多算法并取得了不错的效果, 如基于边缘检测的侦测算法^[1]、基于形状信息的侦测算法^[2]、基于模板匹配的侦测算法^[3]以及基于彩色信息的侦测算法^[4]等。而在另一方

面, 对侦测出的交通标志图像的分类算法研究相对较少; 而且, 这些算法中主要是针对高质量的交通标志图像, 很少涉及退化的交通标志图像^[5-8]。交通标志图像的退化是不可避免的, 这是由于在交通标志图像获取过程中光照条件变化、摄像机相对交通标志的视角变化、摄像机焦距的失调、机动车行驶给摄像机带来的震动以及系统随机噪声等因素造成的。针对退化的交通标志图像, 一般的做法是先将对图像实施清晰复原处理, 然后, 再提取其特征向量用于分类; 而图像的清晰复原处理需要大量的相关计算, 这不满足交通标志图像识别系统的实时性要求; 因此, 希望能直接提取退化的交通图像一组不变的特征向量。作者受到文献[9]的启发, 采用模糊-仿射联合不变矩来提取退化的交通标志图像的一组不变特征。

神经网络分类方法是目前交通标志识别分类算法研究和应用最多的一类算法, 取得了较多的成果^[1,5-8]。其中, Arturo de la Escalera 等人采用三层感知器网络对 9 种不同

2007-10-16 收到, 2008-01-30 改回

高等学校博士学科点专项科研基金(20050213010)和国家自然科学基金(60674101)资助课题

的交通标志进行分类,取得较好的效果^[1]; Phil Douville 则以交通标志图像的规则化 Gabor 值作为特征,采用三层感知器网络对停止标志、速度标志、横过标志和绕道标志进行分类,其隐层节点数根据经验选取^[5]; Yok-Yen Nguwi 等人分别采用弹性 BP 和 SCG 算法训练四层感知器网络,对交通标志进行识别,取得不错的结果,但网络的计算时间较长并不适合实时应用^[6]。文献[7]采用径向基神经网络对交通标志进行了分类研究,但并没有解决选取合适径向基函数的一般准则; Cyganek 采用仿射不变矩与概率神经网络来对圆形交通标志图像识别研究,并取得了较好的结果^[8]; 但概率神经网络的隐层中心节点数等于训练样本数,这大大增加了硬件实现的成本。

根据机动车辅助驾驶系统的实时性的要求,本文采用 PNN 和模糊-仿射联合不变矩来对退化的交通标志图像进行识别研究,采用 global K-means 算法来优化选取隐层中心向量,实现降维映射。

2 图像的特征提取

在交通标志图像的获取中,图像不可避免的存在尺度变化、平移、旋转和模糊等情况,分别进行处理势必大大增加计算量;另一方面,如果以图像的全部像素作为特征进行分类,特征空间太大,将造成分类算法的复杂和硬件实现的困难。因此,选择合适的图像特征、降低特征空间的维数,是解决交通标志分类问题的基础。

2.1 模糊-仿射联合不变矩

为了提取图像的统计不变特征, Hu 首先引入不变矩,并将其应用在图像的特征提取和识别领域^[10]。在 Hu 不变矩的基础上, Reiss^[11]与 Flusser^[12]分别独立提出了具有尺度、平移和旋转变化的仿射不变矩。为了避免较大计算量的图像清晰化复原处理, Suk 等人提出了模糊-仿射联合不变矩^[9]。由于高阶不变矩不稳定,这里略去由七阶中心矩构成的仿射不变矩,仅给出由三阶和五阶中心矩构成的 5 个仿射不变矩。

(1) 仅由三阶中心矩构成的仿射不变矩

$$I_1 = (\mu_{30}^2\mu_{03}^2 - 6\mu_{30}\mu_{21}\mu_{12}\mu_{03} + 4\mu_{30}^3\mu_{12}^3 + 4\mu_{21}^3\mu_{03} - 3\mu_{21}^2\mu_{12}^2) / \mu_{00}^{10} \quad (1)$$

(2) 仅由五阶中心矩构成的仿射不变矩

$$I_2 = (\mu_{50}^2\mu_{05}^2 - 10\mu_{50}\mu_{41}\mu_{14}\mu_{05} + 4\mu_{50}\mu_{32}\mu_{23}\mu_{05} + 16\mu_{50}\mu_{32}\mu_{14}^2 - 12\mu_{50}\mu_{23}^2\mu_{14} + 16\mu_{41}^2\mu_{23}\mu_{05} + 9\mu_{41}^2\mu_{14}^2 - 12\mu_{41}\mu_{32}^2\mu_{05} - 76\mu_{41}\mu_{32}\mu_{23}\mu_{14} + 48\mu_{41}\mu_{23}^3 + 48\mu_{32}^3\mu_{14} - 32\mu_{32}^2\mu_{23}^2) / \mu_{00}^{14} \quad (2)$$

(3) 由三阶和五阶中心矩构成的仿射不变矩

$$I_3 = (\mu_{30}^2\mu_{12}\mu_{05} - \mu_{30}^2\mu_{03}\mu_{14} - \mu_{30}\mu_{21}^2\mu_{05} - 2\mu_{30}\mu_{21}\mu_{12}\mu_{14} + 4\mu_{30}\mu_{21}\mu_{03}\mu_{23} + 2\mu_{30}\mu_{12}\mu_{23} - 4\mu_{30}\mu_{12}\mu_{03}\mu_{32} + \mu_{30}\mu_{03}^2\mu_{41} + 3\mu_{21}^3\mu_{14} - 6\mu_{21}^2\mu_{12}\mu_{23} - 2\mu_{21}^2\mu_{03}\mu_{32} + 6\mu_{21}\mu_{12}^2\mu_{32} + 2\mu_{21}\mu_{12}\mu_{03}\mu_{41} - \mu_{21}\mu_{03}^2\mu_{50} - 3\mu_{12}^3\mu_{41} + \mu_{12}^2\mu_{03}\mu_{50}) / \mu_{00}^{11} \quad (3)$$

$$I_4 = (2\mu_{30}\mu_{12}\mu_{41}\mu_{05} - 8\mu_{30}\mu_{12}\mu_{32}\mu_{14} + 6\mu_{30}\mu_{12}\mu_{23}^2 - \mu_{30}\mu_{03}\mu_{50}\mu_{05} + 3\mu_{30}\mu_{03}\mu_{41}\mu_{14} - 2\mu_{30}\mu_{03}\mu_{32}\mu_{23} - 2\mu_{21}^2\mu_{41}\mu_{05} + 8\mu_{21}^2\mu_{32}\mu_{14} - 6\mu_{21}^2\mu_{23}^2 + \mu_{21}\mu_{12}\mu_{50}\mu_{05} - 3\mu_{21}\mu_{12}\mu_{41}\mu_{14} + 2\mu_{21}\mu_{12}\mu_{32}\mu_{23} + 2\mu_{21}\mu_{03}\mu_{50}\mu_{14} - 8\mu_{21}\mu_{03}\mu_{41}\mu_{23} + 6\mu_{21}\mu_{03}\mu_{32}^2 - 2\mu_{12}^2\mu_{50}\mu_{14} + 8\mu_{12}^2\mu_{41}\mu_{23} - 6\mu_{12}^2\mu_{32}^2) / \mu_{00}^{12} \quad (4)$$

$$I_5 = (\mu_{30}\mu_{41}\mu_{23}\mu_{05} - \mu_{30}\mu_{41}\mu_{14}^2 - \mu_{30}\mu_{32}^2\mu_{05} + 2\mu_{30}\mu_{32}\mu_{23}\mu_{14} - \mu_{30}\mu_{23}^3 - \mu_{21}\mu_{50}\mu_{23}\mu_{05} + \mu_{21}\mu_{50}\mu_{14}^2 + \mu_{21}\mu_{41}\mu_{32}\mu_{05} - \mu_{21}\mu_{41}\mu_{23}\mu_{14} - \mu_{21}\mu_{32}^2\mu_{14} + \mu_{21}\mu_{32}\mu_{23}^2 + \mu_{12}\mu_{50}\mu_{32}\mu_{05} - \mu_{12}\mu_{50}\mu_{23}\mu_{14} - \mu_{12}\mu_{41}^2\mu_{05} + \mu_{12}\mu_{41}\mu_{32}\mu_{14} + \mu_{12}\mu_{41}\mu_{23}^2 - \mu_{12}\mu_{32}^2\mu_{23} - \mu_{03}\mu_{50}\mu_{32}\mu_{14} + \mu_{03}\mu_{50}\mu_{23}^2 + \mu_{03}\mu_{41}^2\mu_{14} - 2\mu_{03}\mu_{41}\mu_{32}\mu_{23} + \mu_{03}\mu_{32}^3) / \mu_{00}^{13} \quad (5)$$

现在,可将仿射不变矩中 μ_{pq} 替换为模糊不变矩 $C(p, q)$ 即可得到模糊-仿射不变矩,需要代入仿射不变矩中的模糊不变矩如下:

(1) 三阶模糊不变矩

$$C(3, 0) = \mu_{30} \quad (6)$$

$$C(2, 1) = \mu_{21} \quad (7)$$

$$C(1, 2) = \mu_{12} \quad (8)$$

$$C(0, 3) = \mu_{03} \quad (9)$$

(2) 五阶模糊不变矩

$$C(5, 0) = \mu_{50} - 10\mu_{30}\mu_{20} / \mu_{00} \quad (10)$$

$$C(4, 1) = \mu_{41} - 2(3\mu_{21}\mu_{20} + 2\mu_{30}\mu_{11}) / \mu_{00} \quad (11)$$

$$C(3, 2) = \mu_{32} - (3\mu_{12}\mu_{20} + \mu_{30}\mu_{02} + 6\mu_{21}\mu_{11}) / \mu_{00} \quad (12)$$

$$C(2, 3) = \mu_{23} - (3\mu_{21}\mu_{02} + \mu_{03}\mu_{20} + 6\mu_{12}\mu_{11}) / \mu_{00} \quad (13)$$

$$C(1, 4) = \mu_{14} - (3\mu_{12}\mu_{02} + 2\mu_{03}\mu_{11}) / \mu_{00} \quad (14)$$

$$C(0, 5) = \mu_{05} - 10\mu_{03}\mu_{02} / \mu_{00} \quad (15)$$

2.2 不变矩的数量级标准化算法

尽管不变矩的数值是由图像的形状和灰度分布决定的,但各个不变矩的数量级往往存在较大的差异;如果直接将它们作为特征向量进行分类识别,不同数量级对识别的影响差异是很大的;因此,在利用不变矩进行图像识别时,将各阶不变矩的数量级标准化是非常必要的。然而,文献[9]并没有给出模糊-仿射联合不变矩的数量级标准化算法,作者深入研究发现,仿射不变矩可以写成如下通式

$$I = \left(\sum_{i=1}^n k_i \prod_{j=1}^m \mu_{p_j q_j} \right) / \mu_{00}^l \quad (16)$$

由于仿射不变矩多项式中的任意一项中的 m , l 都是固定的,这样,当图像的灰度值变化为 $\lambda f(x, y)$, 易得中心矩 μ_{pq} 相应地变成 $\lambda \mu_{pq}$, 仿射不变矩 I 即变为 I / λ^{l-m} 。因此,提出如下数量级标准化方法

$$\bar{I} = \text{sgn}(I)^{(l-m)} \sqrt[l]{|I|} \quad (17)$$

其中

$$\operatorname{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x = 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \quad (18)$$

这样,各阶不变矩均与 λ^{-1} 成正比,都处于同样数量级上,这对后期的分类识别是非常有利的。

3 概率神经网络

概率神经网络(Probabilistic Neural Networks, PNN)是 Specht 于 1988 年提出的一种神经网络模型^[13]。它与传统的 BP 网络相比, PNN 的主要优点有:

(1)训练速度快,没有 BP 网络的误差反向传播过程,而其训练时间略大于读取数据的时间;

(2)收敛性较好,无论待分类的问题多么复杂,只要训练样本足够多,就可以保证获得贝叶斯的最优解;

(3)网络结构设计灵活方便,允许增加或减少训练样本而不需要重新进行长时间的训练。

基于上述优点, PNN 已广泛用于模式识别、回归拟合、故障诊断与专家系统等领域;但是,常规的 PNN 的隐层节点数等于训练样本个数,当训练样本量非常大时, PNN 的结构将变得非常复杂,使其硬件实现的成本代价非常高。因此,有必要对训练集进行约减,以便实现 PNN 的优化设计;这不仅涉及隐层节点的增加或删除,还包括核函数控制参数的优化。本文在优化设计 PNN 分类器时,隐层节点由 global K-means 算法优化选取,其核函数控制参数采用经验方法给出^[14]。

4 Global K-means 算法

传统 K-means 算法是指对于给定的有限样本集 $\Omega = \{x_1, \dots, x_N\}$ ($x_i \in \mathbb{R}^m, i = 1, \dots, N$),以及给定的类别数 K ,将该样本集分成 K 个聚类的过程,在分类过程中使得样本集中的每个成员与相应的每个聚类中心的距离之和最小。由于每个类别的初始中心为随机选取,所以传统 K-means 算法在空间中很容易陷入局部最小。

Likas 等人针对传统 K-means 算法缺点提出 global K-means 算法^[15]; Hansen 等人指出该算法并不能对所有的聚类问题得到全局最优解^[16],但与现有的各种 K-means 算法比较结果表明:当样本集的样本数 $N \leq 150$ 、类别数 $K \leq 7$ 时, global K-means 算法可以获得最优的聚类结果;当样本集容量和类别数增大时,其聚类误差也较小。因此, global K-means 算法不失为优秀的聚类算法,具体的算法步骤如下:

(1)(初始化)计算样本集 Ω 的第 1 个聚类中心 c_1

$$c_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \quad x_i \in \Omega$$

设定 $k = 1$;

(2) $k = k + 1$, 存储上次迭代的 $k - 1$ 个聚类中心 $c_1, \dots,$

c_{k-1} ;

(3)取样本集中的每个样本作为第 k 个聚类中心,这样第 k 次聚类就获得个 N 个初始聚类中心点 (c_1, \dots, c_{k-1}, x) ;对每个初始聚类应用 K-means 算法,这样可得到最优的 k 类聚类,其聚类中心为 c_1, \dots, c_k ;

(4)(算法停止准则)当 $k = K$ 时,算法停止,否则转入(2)。

为了优化 PNN 网络的结构,采用 global K-means 聚类算法来选取隐层中心数及其位置,具体算法如下:

(1)(初始化)设定每类样本的聚类中心数 $k = 1$;

(2)根据各类的聚类中心数 k 采用 global K-means 算法计算各类样本的聚类中心矢量;

(3)根据各类的聚类中心矢量设计 PNN 分类器,计算其对训练样本的分类误差;

(4)检验训练样本的分类误差是否达到给定的误差标准,达到则算法停止,否则 $k = k + 1$,并转入(2)。

5 仿真结果与讨论

本文考虑的是红色、圆形禁令标志图像。我国标准的禁令标志图像共有 42 幅,除去非红色、非圆形的标志图像以及禁止自行车上下坡标志图像中一幅后,剩下 38 幅标志图像,如图 1 所示。首先,从其中选一幅图像生成各种模糊、仿射退化后的图像来测试模糊-仿射联合不变矩的性能;然后,优化设计 PNN 分类器,测试该分类器的性能。

5.1 模糊-仿射联合不变矩

首先,验证模糊-仿射联合不变矩数量级标准化算法的有效性。从禁令标志中任选取一幅图像如图 2 所示,标准图像在图 2 第 1 行(a)位置,是一幅 64×64 像素的灰度图像。第 1 行中(b)~(f)分别是不同的仿射退化后的图像,第 2 行中(b)~(f)分别是第 1 行对应位置图像分别经过模糊退化后的图像,这里模糊退化函数选用圆形退化模板,其半径分别为 3, 5, 7, 9, 11 像素。

表 1,表 2 是图 2 中相应交通标志图像的模糊-仿射联合不变矩。其中,表 1 为未经数量级标准化的数据,可以看出不仅各个不变矩的数量级差异较大,而且各不变矩的均方差与均值比也较大,因此,不适合直接用来作为特征输入;表 2 是经过数量级标准化后的模糊-仿射联合不变矩数据,可以看出不仅各不变矩处于同一数量级上,而且其标准差与均值之比相对于未经标准化数据减小了近 10 倍,数据稳定性提高了很多,这样就非常有利于后续的分类识别。

5.2 交通标志图像的分类

为了对图 1 中 38 幅禁令交通标志图像进行分类识别,先将每幅图像分别经过 6 种不同的尺度变换,然后分别经过 6 种旋转变换,得到 1368 幅样本图像;从每类选取 18 幅作为训练样本,这样共有 684 个训练样本。采用 global K-means 算法优化 PNN 的隐层中心矢量的个数及其位置,并根据经验算法确定核函数的控制参数,优化的结果是第一隐层中心



图 1 标准禁令交通标志图像



图 2 第 1 行: (a) 为原图像, (b)~(f) 是原图像仿射退化后的图像, 第 2 行中 (b)~(f) 分别是第 1 行相应位置的模糊退化图像

的个数由 684 个减少到 76 个, 结构压缩率为 88.89%。

为了测试所设计的 PNN 网络的分类精度和泛化性能, 设计了如下的测试样本集: 先将 1368 幅训练样本经过 9 种不同模糊退化, 其圆形退化模板的半径分别为 3 像素, 5 像素, ..., 19 像素, 加上标准的图像, 共有 10 组样本; 然后,

对这 10 组样本分别叠加加性高斯噪声, 其均值为 0, 均方差分别为 0, 0.01, ..., 0.09, 这样就生成了 100 组测试样本集。对于该测试样本集, 优化设计的 PNN 分类器的分类结果如图 3 所示。

从图 3 可以看出, 对于没有叠加噪声的模糊、仿射退化后测试样本, 当模糊模板半径小于 9 像素时, 优化设计的 PNN 具有较高的正确识别率; 这说明采用模糊-仿射联合不变矩方法提取退化交通标志图像的特征以及采用 global K-means 算法优化设计的 PNN 分类器是非常有效的。对于被噪声污染的模糊、仿射退化交通标志图像, 当噪声均方差小于 0.04, 圆形模糊模板半径小于 7 时, PNN 分类器具有较高的正确识别率; 这说明采用模糊-仿射联合不变矩作为退化交通标志图像的特征不仅对模糊、仿射退化的图像十分有

表 1 图 2 中原图像与其仿射、模糊退化后图像的模糊-仿射不变矩

	图 2(a)	图 2(b)	图 2(c)	图 2(d)	图 2(e)	图 2(f)	m	δ	δ/m (%)
$I_1(10^{-11})$	0.1697	0.1487	0.1699	0.1452	0.1710	0.1767	0.1635	0.0120	7.34
$I_2(10^{-11})$	0.1762	0.1574	0.1807	0.1392	0.1774	0.1825	0.1689	0.0156	9.24
$I_3(10^{-12})$	0.4468	0.4029	0.4419	0.3809	0.4429	0.4599	0.4292	0.0278	6.48
$I_4(10^{-11})$	-0.1705	-0.1508	-0.1726	-0.1396	-0.1724	-0.1770	-0.1638	0.0137	-8.36
$I_5(10^{-13})$	0.2186	0.2554	0.2145	0.2021	0.2150	0.2171	0.2205	0.0165	7.48

表 2 图 2 中原图像与其仿射、模糊退化后图像的模糊-仿射联合不变矩数量级标准化后的数值

	图 2(a)	图 2(b)	图 2(c)	图 2(d)	图 2(e)	图 2(f)	m	$\delta(10^{-3})$	δ/m (%)
I_1	0.0109	0.0107	0.0109	0.0106	0.0109	0.0110	0.0108	0.1355	1.2546
I_2	0.0668	0.0660	0.0669	0.0652	0.0668	0.0670	0.0668	0.6439	0.9683
I_3	0.0172	0.0170	0.0172	0.0168	0.0172	0.0173	0.0171	0.1617	0.9456
I_4	-0.0338	-0.0333	-0.0339	-0.0330	-0.0338	-0.0340	-0.0336	0.3636	-1.0821
I_5	0.0304	0.0309	0.0303	0.0301	0.0303	0.0303	0.0304	0.2431	0.7997

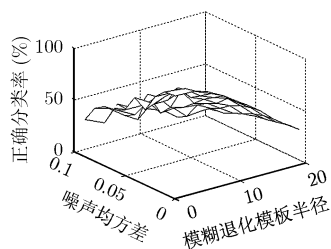


图3 叠加噪声的退化图像的正确识别率

效而且对噪声也有较强的抗干扰能力。

需要指出的是,当模糊模板尺寸不再远小于图像尺寸时,模糊滤波器带来的边缘效应造成模糊图像发生畸变,这就是当模糊模板半径增大时,交通标志图像识别率逐渐降低的主要原因。

6 结束语

交通标志的识别与理解是辅助驾驶系统的重要任务之一,而交通标志图像的获取过程中不可避免地会使图像受到模糊、仿射等退化影响,这使得提取交通标志图像的不变特征变得非常困难。本文采用模糊-仿射联合不变矩提取退化的交通标志图像的不变特征,提出一种模糊-仿射联合不变矩的数量级标准化算法。数值仿真表明,标准化后的不变矩不仅处于同一数量级上,而且方差与均值之比也改善了很多,这有利于交通标志图像的识别。

在交通标志图像的分类算法研究中,本文在深入分析 PNN 与 global K-means 聚类算法的基础上,优化设计了 PNN 分类器,取得了很高的结构压缩率。数值仿真结果表明本文采用模糊-仿射联合不变矩方法来提取退化的交通标志图像的特征是非常有效的且具有较强的噪声抗干扰能力;所设计 PNN 分类器不仅具有精简的结构,而且具有很高的正确识别率和较好的泛化性能。

参考文献

- [1] De la Escalera A and Salichs M. Road traffic sign detection and classification. *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, 1997, 44(6): 848-859.
- [2] Gavrilu D. Multi-feature hierarchical template matching using distance transforms. IEEE 14th International Conference on Pattern Recognition, Brisbane, Australia, 1998: 439-444.
- [3] Miura J, Kanda T, and Shirai Y. An active vision system for real-time traffic sign recognition. Proceedings of IEEE Intelligent Transportation Systems, Dearborn, MI, USA, 2000: 52-57.
- [4] Fleyeh H. Shadow and highlight invariant color segmentation algorithm for traffic signs. IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, Bangkok, Thailand, 2006: 1-7.
- [5] Douville P. Real-time classification of traffic signs. *Real-Time Imaging*, 2000, 6(3): 185-193.
- [6] Nguwi Yok-Yen and Z Kouzani Abbas. Detection and classification of road signs in natural environments. *Neural Computing & Applications*, 2007, DOI: 10.1007/s00521-007-0120-z.
- [7] Gavrilu D. Traffic Sign Recognition Revisited. Proc. of the 21st DAGM Symposium, Bonn, Germany, 1999: 86-93.
- [8] Cyganek B. Circular road signs recognition with affine moment invariants and the probabilistic neural classifier. *Lecture Notes in Computer Science 4432*, Springer, Berlin, 2007: 508-516.
- [9] Suk T and Flusser J. Combined blur and affine moment invariants and their use in pattern recognition. *Pattern Recognition*, 2003, 36(12): 2895-2907.
- [10] Hu M K. Visual pattern by moment invariants. *IEEE IRE Trans. on Information Theory*, 1962, 8(1): 179-187.
- [11] Reiss T H. The revised fundamental theorem of moment invariants. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(8): 830-834.
- [12] Flusser J and Suk T. Pattern recognition by affine moment invariants. *Pattern Recognition*, 1993, 26(1): 167-174.
- [13] Specht D F. Probabilistic neural networks for classification, mapping or associative memory. IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, New Jersey, USA, 1988: 525-532.
- [14] Masters T. *Practical Neural Network Recipes in C++*. San Diego: Academic Press Inc, 1993: 201-222.
- [15] Likas A, Vlassis N, and Verbeek J J. The global K-means clustering algorithm. *Pattern Recognition*, 2003, 36(2): 451-461.
- [16] Hansen P, Ngai E, and Cheung B K, et al. Analysis of global K-means, an incremental heuristic for minimum sum-of-squares clustering. *Journal of Classification*, 2005, 22(2): 287-310.

李伦波: 男, 1977年生, 博士生, 研究方向为模式识别与计算智能等。

马广富: 男, 1963年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为导航系统智能信息处理、卫星姿态控制、飞行器控制等。