

# 基于 GA-RBF 神经网络及边界不变特征的车辆识别

张 涛, 费树岷, 李晓东

(东南大学 复杂工程系统测量与控制教育部重点实验室, 江苏 南京 210096)

**摘 要:**修正的边界不变矩在目标旋转、缩放和平移过程中能保持不变性. 将其作为车辆目标的识别特征, 并且利用遗传算法(GA)优化径向基函数(RBF)神经网络参数, 能很好地实现对车辆目标的识别. 实验表明, 该方法在复杂背景下对目标的识别具有很强的鲁棒性, 能快速准确地识别车辆类型; 并且边界不变特征的引入, 减少了数据运算量, 提高了识别效率.

**关键词:**车辆识别; 遗传算法; 径向基函数网络; 边界矩不变量

**中图分类号:**TP391.41 **文献标识码:**A **文章编号:**1673-4785(2009)03-0278-05

## Vehicle recognition using boundary invariants and a genetic algorithm trained radial basis function neural network

ZHANG Tao, FEI Shu-min, LI Xiao-dong

(Key Laboratory of Measurement and Control of Complex Systems of Engineering of Ministry of Education, Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract:** A method for vehicle recognition using the modified boundary invariant moments and a genetic algorithm trained radial basis function (GA-RBF) neural network was developed. The modified boundary invariant moments have the accustomed invariance for rotation, scaling and translation of targets, which can be used as the invariant characteristic vectors. Using these features as the inputs of a neural network, the vehicle targets can then be recognized accurately. In order to improve recognition accuracy and speed, the genetic algorithm (GA) was used to optimize the RBF parameters: centers, variance, and numbers of hidden nodes. Experimental results indicated that this method, which introduces invariants based on boundaries, yields robust target recognition with greatly reduced computation time and improved efficiency.

**Keywords:** vehicle recognition; genetic algorithms; radial basis function neural network; boundary invariant moments

车辆识别对于高速公路收费额的确定、大型停车场管理及公路交通监视控制等都具有非常重要的意义, 同时它也是智能交通系统的一个重要组成部分. 目前对车辆的识别方法基本上可以分为3类: 1) 基于边缘轮廓型<sup>[1-2]</sup>. 这种方法主要依据车辆本身具有的明显的边缘特征, 对车辆的外围轮廓进行提取, 从而进行不同车型的识别. 该方法实现简单、直观, 但是当不同车型的轮廓区别不大, 或遇到干扰边缘提取不准确, 车辆角度有少许变化时, 该方法的识别性能有所下降. 2) 基于代数特征型<sup>[3-4]</sup>. 提取车

辆的代数特征(如不变矩特征)进行识别, 可以在一定程度上解决上述问题, 增强识别的鲁棒性; 但是提取代数特征时, 往往需要增加较多的计算量和存储负担, 实时性较差. 3) 基于学习的方法<sup>[5-6]</sup>. 这种方法的本质是利用神经网络对大量的车辆图像进行训练, 然后通过分类器进行分类.

本文以修正的边界不变矩作为目标识别特征, 并采用遗传算法(GA)优化的径向基函数(RBF)神经网络对车辆特征进行学习、分类. 实验表明该方法能够克服一些环境的影响, 取得较好的识别效果.

### 1 基于边界的不变矩特征

不变矩在目标形态和位置发生变化后仍然保持

不变.其中,Hu氏不变矩<sup>[7]</sup>广泛运用于模式识别和图像分类领域.Hu不变矩的计算是基于区域的,计算量很大.利用目标边界计算不变矩是降低计算量的有效途径,并且使用轮廓序列的矩比基于面积的矩会获得较低概率的误分类.Chen<sup>[8]</sup>证明了连续情况下基于边界的不变矩的RST(rotation、scale、translation)不变性.由于实际处理的是数字图像,所以采用离散化后的不变量作为目标的识别特征<sup>[9-11]</sup>.

对于边界提取后的数字图像,图像的 $p+q$ 阶矩 $m_{pq}^c$ 和中心矩 $u_{pq}^c$ 分别为

$$m_{pq}^c = \sum_{(x,y) \in C} x^p y^q \Delta s, \quad (1)$$

$$u_{pq}^c = \sum_{(x,y) \in C} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q \Delta s. \quad (2)$$

式中: $\bar{x} = m_{10}^c / m_{00}^c, \bar{y} = m_{01}^c / m_{00}^c$ .

归一化中心矩为

$$u_{pq}^c = u_{pq}^c / (u_{00}^c)^{\frac{p+q}{2}+1}. \quad (3)$$

式中: $\Delta s$ 为离散化的单位弧长,根据像素的联通域可取为1或 $\sqrt{2}$ ,这里 $\Delta s = 1$ ,则式(1)、式(2)简化为

$$m_{pq}^c = \sum_{(x,y) \in C} x^p y^q, \quad (4)$$

$$u_{pq}^c = \sum_{(x,y) \in C} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q. \quad (5)$$

式中: $\bar{x} = m_{10}^c / m_{00}^c, \bar{y} = m_{01}^c / m_{00}^c$ .

在此基础上,可以计算出基于边界的不变矩:

$$\phi_1 = \mu_{02} + \mu_{20},$$

$$\phi_2 = (\mu_{02} + \mu_{20})^2 + 4\mu_{11}^2,$$

$$\phi_3 = (\mu_{30} - 3\mu_{12})^2 + (3\mu_{21} - \mu_{03})^2,$$

$$\phi_4 = (\mu_{30} - \mu_{12})^2 + (\mu_{21} - \mu_{03})^2,$$

$$\phi_5 = (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{30} + \mu_{12})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2] + (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{21} + \mu_{03})[(3\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2],$$

$$\phi_6 = (\mu_{20} - \mu_{02})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] + 4\mu_{11}(3\mu_{30} + \mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03}),$$

$$\phi_7 = (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{30} + \mu_{12})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2] - (\mu_{03} - 3\mu_{21})(\mu_{21} + \mu_{03}) \cdot [(3\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2].$$

由于在离散情况下比例不变性不成立,因此需要对这7个不变矩进行修正,修正后的不变矩将具有比例、旋转和平移不变性.

进行修正的矩计算式如下:

$$\phi'_1 = \phi_1, \phi'_2 = \phi_2 / \phi_1^2,$$

$$\phi'_3 = \phi_3 / \phi_1^3, \phi'_4 = \phi_4 / \phi_1^3,$$

$$\phi'_5 = \phi_5 / \phi_1^6, \phi'_6 = \phi_6 / \phi_1^4, \phi'_7 = \phi_7 / \phi_1^6.$$

## 2 基于自适应遗传算法(AGA)的RBF网络学习算法

运用自适应遗传算法对RBF网络优化就是要对网络隐层节点数、每一隐层节点的中心参数 $c_i$ 和宽度参数 $\delta_i$ 进行优化,使网络能完成从输入空间到输出空间的映射,从而保证RBF网络的泛化能力<sup>[12-14]</sup>.

### 2.1 RBF神经网络

采用的RBF网络的输入层的节点数由提取的待识别图像的特征向量维数决定.由于有7个不变矩,因此,输入节点数为7.输出层节点由识别的类别数确定,文章只对轿车和卡车进行识别;所以可以设定1个输出层节点,输出0代表目标为轿车,输出1代表目标为卡车.其结构如图1所示.

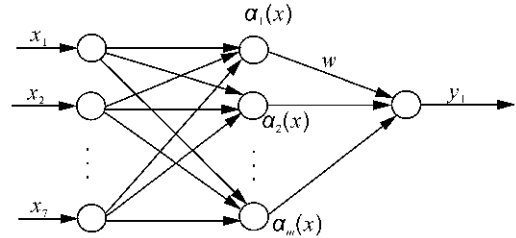


图1 径向高斯函数网络拓扑结构

Fig.1 Architecture of a conventional RBF neural network

输入层节点传递输入信号到隐层,隐层节点由高斯核函数描述,而输出层通常由简单的线性函数刻画.因此,该网络的响应函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^m \omega_i \exp\left[-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\delta_i^2}\right].$$

式中: $x$ 为输入样本; $c_i$ 为第 $i$ 个隐层节点的高斯核函数的中心值; $\delta_i$ 是第 $i$ 个隐层节点的变量,称标准化常数,或基宽度; $m$ 为网络隐层节点的个数; $\omega_i$ 是第 $i$ 个隐层节点到输出节点的权重.

### 2.2 染色体的设计与编码

遗传算法在解决数值优化的问题时,采用二进制的编码并不能取得较好的结果,因此本文采用了基于实数的染色体编码方式.这样避免了因网络取值范围不明确,难以进行编码的困难;也取消了编码、译码过程,提高了学习算法的速度;同时十进制数字串的引入,在数字串长度不变(GA的计算量不变)的情况下,计算精度可以大为提高.

### 2.3 适应度函数的构造

遗传算法中以个体适应度的大小来确定该个体被遗传到下一代个体中的概率.适应度函数是遗传算法指导搜索的惟一信息,它的好坏是衡量算法优劣的关键.这里,将适应度函数取为输出端的平方误差的倒数<sup>[15]</sup>,即对第 $i$ 个个体的适应度为

$$f_i = 1 / \sum_{j=1}^n (y(x^{(j)}) - f(x^{(j)}))^2.$$

这样选取的适应度函数比较直观地反映了每个个体性能的好与差。

## 2.4 复制操作

复制操作会直接影响遗传算法的性能,文章采用基于适应度比例的选择策略.假定个体  $r(i)$  的适应度为  $f_i$ ,则其复制概率为

$$P_{r(i)} = f_i / \sum f_j.$$

式中:  $f_i$  是染色体  $r(i)$  的适应度值;  $\sum f_j$  为群体的个体适应度的总和。

首先采用赌轮选择方式来实现按照概率  $P_{r(i)}$  选择个体  $r(i)$ . 然后选用最佳保留 (elitist model) 选择机制,即将当前解中适应度最高的个体复制到下一代群体中,以保证遗传算法终止时得到的最后结果一定是历代出现过的最高适应度的个体<sup>[16]</sup>。

## 2.5 交换和变异操作

交换操作和变异操作是遗传算法中2个起重要作用的算子.自适应遗传算法是根据个体的具体情况,自适应地改变交换概率  $P_e$ 、变异概率  $P_m$ . 这样能保持多样性,防治早熟收敛,可以提高算法的计算速度和精度.  $P_e$ 、 $P_m$  分别为

$$P_e = \begin{cases} k_1 \frac{f_{\max} - f'}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f' > f_{\text{avg}}; \\ k_3, & f' < f_{\text{avg}}. \end{cases}$$

$$P_m = \begin{cases} k_2 \frac{f_{\max} - f}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f > f_{\text{avg}}; \\ k_4, & f < f_{\text{avg}}. \end{cases}$$

式中:  $f_{\max}$  是群体的最大适应度值,  $f_{\text{avg}}$  是群体的平均适应度值,  $f'$  是用于交换的2个串中较大适应度者,  $f$  是待变异个体的适应度值。

在这里,  $k_1 = k_3 = 1$ ,  $k_2 = k_4 = 0.5$ . 在实际应用中,  $P_e$  常取 0.5 ~ 1.0,  $P_m$  常取 0.005 ~ 0.05.

## 2.6 算法实现

具体实现步骤如下:

1) 提取目标车辆的边界不变矩。

2) 将提取出的7个边界不变矩作为初始群体。

3) 利用梯度下降法对这7组初始参数分别进行预训练,然后利用最小二乘法学习网络的隐含层节点到输出层节点的权值.计算种群中每一个个体的适应度,并将不满足可行域条件的隐节点删除(可行域约束条件是:隐节点对应的权重为预设值).重复执行此操作,直到所有节点都为可行域节点。

4) 如果种群中大多数个体的隐节点数的个数相同(如95%以上),并将此相同的隐层节点数记为

$m$ ;并且选出最大的适应度对应个体,转到6),否则执行5)。

5) 对这7个不变矩进行选择、交换、变异等自适应遗传操作.然后回到3)。

6) 对选出最大的适应度对应的个体继续执行梯度下降法若干次,直到得到满足精度要求的中心参数和宽度参数。

7) 利用训练好的 GA-RBF 网络对目标图像进行识别,输出结果。

## 3 实验结果与分析

### 3.1 对目标车辆进行边界不变矩提取

采用2类汽车图像进行识别,学习的样本图像和识别图像全部来自卡内基梅隆大学数据库中提供的视频序列.视频拍摄过程中,摄像机的拍摄角度和相机位置没有变化,图像大小为  $768 \times 576$ . 首先对视频图像进行背景减法提取出包含车辆轮廓的矩形图像,对数字图像进行边缘检测,提取车辆的边界不变矩如图2~5所示。

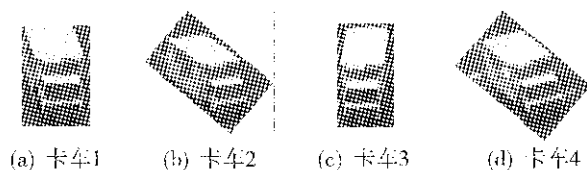


图2 卡车原始样本

Fig. 2 Truck original samples

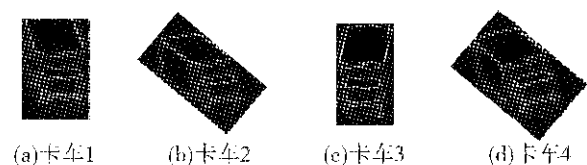


图3 卡车训练样本

Fig. 3 Truck training samples

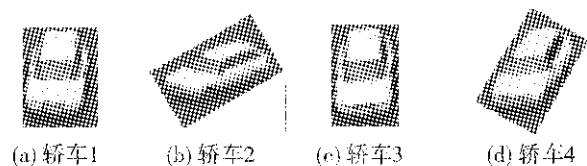


图4 轿车原始样本

Fig. 4 Car original samples

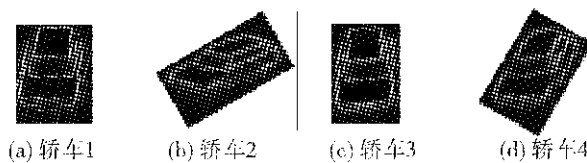


图5 轿车训练样本

Fig. 5 Car training samples

表1和表2分别为卡车样本和轿车样本的边界

不变矩.从表中数据可以看出,当目标车辆发生位移变化时,不变矩的值保持相对稳定;但是也不是严格保持不变,而是在一定范围内有所波动.造成这种波动的原因是由于整个处理过程中存在多种噪声和误差因素.在离散边界不变矩的计算中,当 $\Delta s \rightarrow 0$ 时,式(2)才能完全和连续情况等效;而实际计算时 $\Delta s$ 取的是固定值,这就导致了不变矩的计算误差,不变性降低.另外,由于实际中几乎还不可能获得完全理想的分割结果,错误的分割往往发生在目标边界处,这对不变矩的计算也会产生影响.

表1 卡车样本的边界不变矩的典型值

Table 1 Typical values of moment invariants based on truck boundary

边界不变矩	卡车 1	卡车 2	卡车 3	卡车 4
$\phi_1$	4.964 9	4.964 5	4.963 2	4.952 1
$\phi_2$	11.892 3	11.532 6	11.638 1	11.711 4
$\phi_3$	19.678 1	19.319 9	19.432 9	19.482 9
$\phi_4$	19.192 0	19.279 5	19.606 0	19.003 9
$\phi_5$	38.653 9	39.293 2	39.273 9	38.781 3
$\phi_6$	24.252 0	24.140 9	24.225 8	24.079 6
$\phi_7$	38.626 8	38.708 2	39.114 4	39.018 7

表2 轿车样本的边界不变矩的典型值

Table 2 Typical values of moment invariants based on car boundary

边界不变矩	轿车 1	轿车 2	轿车 3	轿车 4
$\phi_1$	5.248 1	5.281 6	5.215 8	5.292 0
$\phi_2$	13.864 9	13.893 4	13.726 5	13.767 6
$\phi_3$	23.492 3	23.400 9	23.419 2	23.433 1
$\phi_4$	22.171 6	21.808 5	21.867 5	21.666 6
$\phi_5$	44.167 0	44.730 1	44.077 1	44.592 6
$\phi_6$	29.405 4	29.756 1	29.395 4	29.552 4
$\phi_7$	45.500 9	45.729 0	45.245 6	45.003 2

3.2 目标的 GA-RBF 网络识别

对每种典型外形的车各准备 50 个样本,30 个样本构成学习集,另 20 个样本构成测试集,计算样本的边界不变矩特征作为网络输入.

网络输入层的每个节点对应样本的一个特征,采用上面方法提取的基于目标边界的不变矩作为识别特征,输出层采用单输出型,即输出层的节点只有一个.为每类模式建立一个这样的网络,输入训练样本分别进行训练,将属于这轿车一类的训练样本的期望输出设为 0,卡车类别的期望输出设为 1.识别时,将待识别的样本输入到每个网络,输出最接近 1

的网络所属类别判定为卡车样本.若几个网络输出值相等,且都接近 0,则可判别出为轿车类别.

图 6 和图 7 表示在晴天条件下对轿车和卡车进行识别,用矩形符号标识轿车,用圆形符号标识卡车.图 8 和图 9 表示在雨天以及雾天等恶劣天气条件下车辆目标的识别,从图中可以看出,识别的结果基本令人满意.识别率在晴天的情况下可达到 90% 左右,在恶劣天气下能够达到 80%,主要原因是在恶劣天气下,外界因素影响了图像的边缘提取,也就影响到了图像边界不变矩的计算.

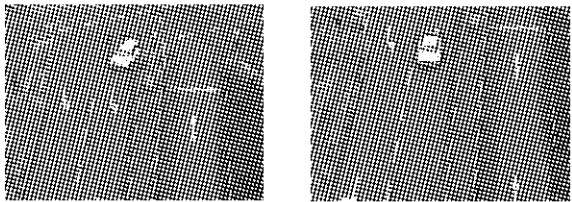


图6 晴天对轿车的识别

Fig. 6 Car recognition in sunny weather

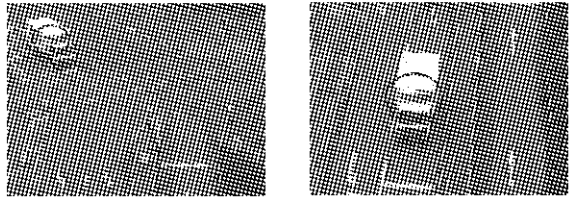


图7 晴天对卡车的识别

Fig. 7 Truck recognition in sunny weather

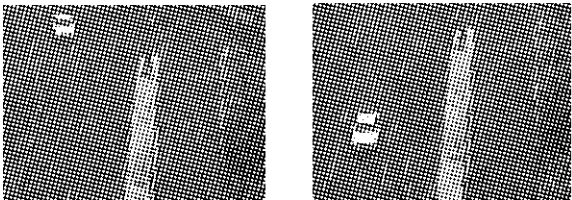


图8 雨天对轿车的识别

Fig. 8 Car recognition in rainy weather

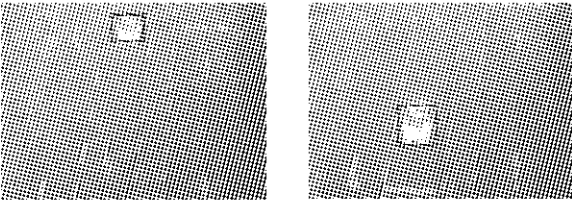


图9 雾天对轿车的识别

Fig. 9 Car recognition in misty weather

4 结束语

将边界不变特征作为车辆目标的识别特征,运用改进遗传算法的径向基高斯函数网络,建立合理的网络结构,通过对实际视频序列图像进行识别,实验表明结果基本令人满意.另外,由于采用基于边界的不变矩作为识别特征,降低了数据处理量,提高了

识别效率.该方法在复杂背景下对目标的识别具有很强的鲁棒性,能快速准确地识别车辆类型.下一步的工作是增加识别车辆车型的种类以及围绕如何提高算法的效率及实时性方面做进一步的研究.

## 参考文献:

- [1] XIA Limin. Vehicle recognition using boosting neural network classifiers[C]//Proceedings of the Sixth World Congress on Intelligent Control and Automation. Dalian, China, 2006: 9641-9644.
- [2] GOYAL A, VERMA B. A neural network based approach for the vehicle classification[C]//Proceedings of Computational Intelligence in Image and Signal Processing. Honolulu, USA, 2007: 226-231.
- [3] SHIN P, JASSO H, TILAK S, et al. Automatic vehicle type classification using strain gauge sensors[C]//International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops. White Plains, USA, 2007: 425-428.
- [4] LIM T R, GUNTORO A T. Car recognition using Gabor filter feature extraction[C]//IEEE Asia-Pacific Conference on Circuits and Systems. Singapore, 2002: 451-455.
- [5] KI Y K, BAIK D K. Vehicle-classification algorithm for single-loop detectors using neural networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2006, 55(6): 1704-1711.
- [6] LIN C T, YEH C M, CHUNG J F, et al. Support vector based fuzzy neural network for pattern classification[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2006, 14(1): 31-41.
- [7] HU M K. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1962, 8(2): 179-187.
- [8] CHEN C C. Improved moment invariants for shape discrimination[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(5): 683-686.
- [9] 王连亮, 陈怀新. 图像识别的 RSTC 不变矩[J]. 数据采集与处理, 2006, 21(2): 225-229.  
WANG Lianliang, CHEN Huaixin. Moment invariants of RSTC for image recognition[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2006, 21(2): 225-229.
- [10] TORRES-MENDEZ L A, RUIZ-SUAREZ J C, SUCAR L E, et al. Translation, rotation, and scale invariant object recognition[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 2000, 30(1): 125-130.
- [11] 张坤华, 王敬儒, 张启衡. 基于边界不变特征的扩展目标识别方法[J]. 光电工程, 2005, 32(8): 1-5.  
ZHANG Kunhua, WANG Jingru, ZHANG Qiheng. Method for recognizing extended target based on boundary invariants[J]. Opto-Electronic Engineering, 2005, 32(8): 1-5.
- [12] 卢涛, 陈德钊. 径向基网络的研究进展和评述[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(4): 60-62.  
LU Tao, CHEN Dezhaoh. A process review of radial basis function networks[J]. Computer Engineering and Applications, 2005, 41(4): 60-62.
- [13] 陈国良. 遗传算法及其应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1996.
- [14] HACHINO T, DEGUCHI K, TAKATA H. Identification of hammerstein model using radial basis function networks and genetic algorithm[C]//The Proceedings of the 5th Asian Control Conference. Melbourne, Australia, 2004: 20-23.
- [15] 李红利, 张晓彤, 兰立柱, 等. 基于遗传算法的 RBF 神经网络的优化设计方法[J]. 计算机仿真, 2003, 20(11): 67-69.  
LI Hongli, ZHANG Xiaotong, LAN Lizhu, et al. A optimum design of RBF neural networks based on genetic algorithms[J]. Computer Simulation, 2003, 20(11): 67-69.
- [16] LEUNG H, DUBASH N, XIE N. Detection of small objects in clutter using a GA-RBF neural network[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(1): 98-118.

## 作者简介:



张涛,男,1981年生,博士研究生,主要研究方向为计算机视觉、图像处理、模式识别等.发表学术论文6篇.



费树岷,男,1961年生,教授,博士生导师,博士后,主要研究方向为非线性控制系统设计和综合,混杂系统分析、建模与控制,神经网络控制,时滞系统控制等.近年来,参与国家自然科学基金(含重点)项目4项、国家“863”高科技发展计划项目2项,实际应用项目10项.发表学术论文90余篇,出版专著(合著)1部.



李晓东,男,1974年生,博士研究生,主要研究方向为图像处理、模式识别等.发表学术论文9篇.