

基于谱方法和松弛标记的非刚性点匹配算法

夏 东 李吉成 沈振康

(国防科技大学电子科学与工程学院, 长沙 410073)

摘 要: 谱方法是点模式匹配中一种重要的方法, 但该方法对于点模式中噪声与出格点较为敏感, 为克服了传统谱匹配方法存在问题, 提出了一种运用谱方法和松弛标记的非刚性点模式匹配算法。该方法首先提取点模式中点的 KL 特征获取点与点的匹配概率, 然后运用松弛标记法得到点集间明确的匹配关系; 同时, 为保证算法的鲁棒性, 给松弛标记法定义一个匹配的目标函数, 在函数的优化框架下迭代的计算匹配的最优解。本文主要从三方面对传统谱方法进行了改进: 首先运用基于 KL 的匹配概率计算方法提高了原谱图方法抗噪方面的性能, 进而在松弛标记方法框架中运用谱方法进行匹配, 使算法对出格点具有更好的鲁棒性, 最后融合的运用了点的谱图特征和空间分布特征, 使算法在较大形变情况下仍能实现有效匹配。文章实验验证了算法的有效性。

关键词: 点模式匹配; 谱匹配; KL 特征; 松弛标记; 非刚性形变

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2011)11-1757-05

A novel algorithm based on spectral method and relaxation labeling for non-rigid point matching

XIA Dong LI Ji-cheng SHEN Zhen-kang

(Institution of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract: Spectral correspondence finding is an important method for point pattern matching. But it's sensitive to noise and outliers. In order to overcome the traditional spectral correspondence finding method's problem, a new algorithm is proposed for non-rigid point pattern matching by using spectral graph analysis combining with relaxation labeling. The algorithm first compute the matching probability by KL features of the points, then use the relaxation labeling method to get the correspondences between the point sets. At the same time, an objective function on matching is defined for the relaxation labeling method, and the algorithm find the optimal solution for matching under the iterative optimal frame. There are three improvements made to the traditional spectral correspondence finding method in this paper. First, KL correspondence probability method is used to improve the algorithm's ability for standing the noises. Secondly, the spectral method is embedded in the relaxation labeling framework to get the method more robust while outliers appear. Thirdly, two kinds of information are utilized for correspondence finding, namely spectral information, and space distribution information. These makes the algorithm be able to handle with large deformation.

Key words: Point pattern matching; Spectral correspondence; KL feature; Relaxation labeling; Non-rigid deformation

1 引言

点模式匹配 (PPM) 是模式识别最基础的任务之一, 在众多高层计算机视觉应用中都有广泛应用。许多学者都致力于提高 PPM 算法的精确度, 减小计算的复杂度。目前, 有两种主要的方法: 一是基于变换参数估计的方法包括 ICP^[1]、基于 PSO 的算法^[2,3]、GA 算法^[4]、软指派方法^[5]、双步 EM 算法^[6]等; 第二类方法是基于特征的方法包括形状上下文的方法^[7,8], 基于图论的方法^[6], 基于谱图的方法^[9,10]。

谱图匹配的方法是基于特征匹配中的一种重要方

法, 该系列方法试图运用点集中点的谱特征来求解 PPM 问题。该方法最早起源于 Umeyama^[9] 提出的运用奇异值分解来求解在最小方差意义下两图之间邻接矩阵的排列对应矩阵。该方法能得到同样大小和结构的图的匹配对应关系。在此基础上, Scott 和 Longuet^[9] 通过 SVD 分解不同图像点集构成的关系矩阵, 来求解 PPM 问题。该算法能对不同大小点集的匹配问题求解, 但是对旋转和点集大小差异比较敏感。为克服上述问题, Shapiro 和 Brady^[9] 提出了运用图像点集内部的亲近矩阵的方法。该算法是谱理论求解匹配的基础方法, 它首先在图像点集内计算点与点之间的距离矩阵,

通过高斯加权得到亲近矩阵,然后,对亲近矩阵 SVD 分解得到表征点的特征,匹配对应关系则由不同图像中点的特征之间的比较结果决定。在此基础上,Zhong 和 Teoh^[8]把该方法拓展到仿射变换情况下的点集匹配,通过仿射不变量构造亲近矩阵,同时运用 PCA 方法来描述点的特征以减小计算量。在此之后,Carcassoni^[8]等人对谱图方法进行了较大的改进,他们把传统的谱图方法与 EM 算法结合起来,显示出了算法对噪声和出格点干扰的优越性能。到目前为止,尽管相关研究有较大进展,仍难以完全解决其所面临的两个问题:抗噪声和抗出格点性能问题^[8-10]。

本文旨在改进谱图论方法将其应用于非刚性点模式匹配,并提高算法抗噪和抗出格点性能。主要思想是把谱方法与松弛标记法结合起来对 PPM 问题进行求解。算法首先由谱方法计算点与点的匹配初始概率,而后应用松弛标记法对点与点的最终匹配关系进行优化求解,期间运用薄板样条形变模型来描述和变换点集。为使算法更具鲁棒性,在匹配过程中为算法设定一个优化目标函数,通过迭代来求解问题的最优解。

2 基于谱方法的点模式匹配

基于谱方法的算法匹配的两个关键步骤,一个是构造合适的亲近矩阵,二是找到最优的点的特征描述方式,并进行匹配。针对第一个问题文献[8]中进行了详细讨论,本文将不做赘述,重点讨论第二个问题。

2.1 匹配求解

本小节主要介绍传统的谱匹配算法。在构造最优亲近矩阵后,两个点集各自的谱特征空间可通过求解特征值方程获得, $|\mathbf{H}-\lambda\mathbf{I}|=0$ 。特征向量由下式求得

$$\mathbf{H}\mathbf{e}_i = \lambda_i \mathbf{e}_i, \quad i=1,2,\dots,m \quad (1)$$

特征向量 \mathbf{e}_i 根据 λ_i 大小进行排序。这些经过排列的特征向量即构成了特征向量矩阵。该矩阵的列对应于相应的特征值。而每一行则对应于点集中每一点。对于任一点集,存在 $\mathbf{U}=(\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_m)^T$, 且

$$\mathbf{H}=\mathbf{U}\mathbf{A}\mathbf{U}^T$$

其中, \mathbf{A} 是由特征向量构成的对角矩阵。对于不同的大小的点集,采取截断的方法^[8,9]。

特征向量矩阵的每一行对应于点集中的每一点。Shapiro 和 Brady 通过比较不同特征向量矩阵 \mathbf{U}_R 与 \mathbf{U}_Q 中的每一行的欧氏距离来得到匹配结果,如式(2)所示。

$$M_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } j = \arg \min_y \sum_{l=1}^n \|u_{il} - v_{jl}\|^2 \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2)$$

2.2 KL 特征

在上述方法中所有列特征都平等的用于点与点相似性的比较。然而,这却不是最优比较方法,因为由特

征值排列的每一特征向量,都相应的表征的是点在该特征向量维上的能量。对于较大的特征值对应的特征向量维,表征的能量大于较小的特征向量维对应的能量。上述方法则没有考虑能量分布因素,因而导致在受到外界干扰时,容易出现错误。

为此,文献[9]认为特征向量空间应该采用如下形式:

$$\bar{\mathbf{U}}_R^T = \boldsymbol{\lambda}_R \mathbf{U}_R^T = \mathbf{U}_R^T \mathbf{U}_R \boldsymbol{\lambda}_R \mathbf{U}_R^T = \mathbf{U}_R^T \mathbf{H}_R \quad (3)$$

式(3)也正是 KL 变换的形式。

从能量角度分析,由于 KL 变换是正交变换,它克服了 SVD 分解带来的能量损失,因而对于噪声会更加鲁棒。

2.3 KL 特征的匹配概率

为了把 KL 特征融入松弛标记法,文中把两点集中点与点的匹配用概率形式表示出来。假设此时特征相似概率分布服从高斯分布。则对于 $\forall r_i \in R, \forall q_j \in Q$ 有

$$P_{ij} = \frac{\exp[-\mu \sum_{l=1}^n \|\bar{\mathbf{U}}_{Ri,l} - \bar{\mathbf{U}}_{Qj,l}\|^2]}{\sum_{j \in Q} \exp[-\mu \sum_{l=1}^n \|\bar{\mathbf{U}}_{Ri,l} - \bar{\mathbf{U}}_{Qj',l}\|^2]} \quad (4)$$

3 基于谱匹配的松弛标记法

这一节,主要任务是利用松弛标记法^[7]对匹配概率进行迭代和优化,获得一一对应的匹配结果。由于松弛标记法需要利用邻域信息进行迭代,因此,首先定义点的 n 邻域为距离点距离最近的 n 个点。

3.1 问题描述

这一小节中,文章把点模式匹配问题转化为一个函数优化问题。考虑两个二维点集 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$, $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ 的匹配问题。此时,为解决出格点问题,我们分别将点集 S 的第 $m+1$ 点和 T 的第 $n+1$ 点表示成虚点。得到 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m, nil\}$, $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n, nil\}$, 这样当 S 的某一点不与 T 中的任何一点对应时,则这一点就被指定为与 T 的虚点对应,反之亦然。同时用一个匹配概率矩阵 $P = \{P_{ij}\}$ 来表示点集间的匹配关系,其中 $P_{ij} \in [0, 1]$, 同时对任意满足

$$\sum_{i=1}^{m+1} P_{ij} = 1 \quad j=1,2,\dots,n \quad (5a)$$

$$\sum_{j=1}^{n+1} P_{ij} = 1 \quad i=1,2,\dots,m \quad (5b)$$

这时匹配问题可转化为式(6)能量函数的优化问题。

$$E(P_{i,j}) = \sum_i \sum_j P_{i,j} \|r_i - q_j\|^2 + \zeta \left(\sum_{j=1}^m P_{n+1,j} + \sum_{j=1}^m P_{i,m+1} \right) \quad (6)$$

其中,第一项为匹配误差项,第二项为惩罚项用于控制

出格点数目。

3.2 松弛标记法

基本思想是利用松弛标记法根据点与邻域之间的关系,使匹配概率矩阵通过迭代得到确定一致的匹配结果。该方法在点模式匹配研究中曾经得到应用^[7],本文把该方法与谱匹配方法结合起来使用。通过这种方式可以较好地提高谱匹配方法的鲁棒性。

设点集中各点对的匹配存在某种关系,这种关系表征这两对点匹配情况的共存程度,称为相容性。 r_i 与 q_j 匹配和 r_s 与 q_t 匹配这两种情况的相容性记为 $C_{ij}(s, t)$ 。

支持函数 B_{ij} 用于度量点 r_i 和 q_j 各自邻域点对该两点匹配的支持程度,本文定义为:

$$B_{ij} = \sum_{s \in N_i} \sum_{t \in N_j} C_{ij}(s, t) P_{st} \quad (7)$$

式中 N_i 和 N_j 分别表示 r_i 和 q_j 在各自点集中的邻域点的下标集。

传统松弛标记法的迭代规则为:

$$P_{ij} = \frac{P_{ij} B_{ij}}{\sum_{i=1}^N P_{ii} B_{ii}} \quad (8)$$

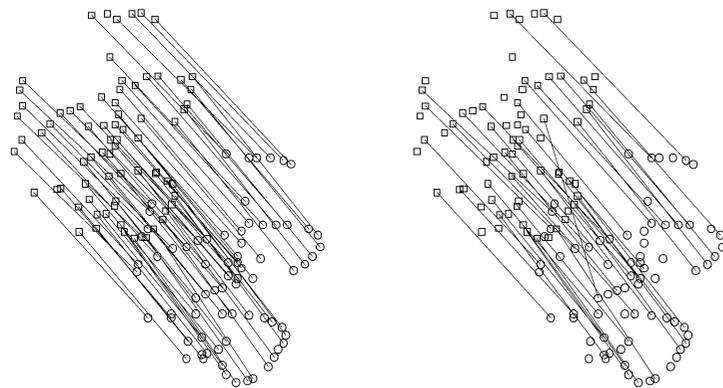
分母用于保证概率的归一化。

通常松弛标记法都只运用单向(行或列)的归一化,而为保证匹配概率矩阵满足式(5),使用双向的归一化操作^[7]。

3.3 基于空间距离特征匹配概率的支持函数

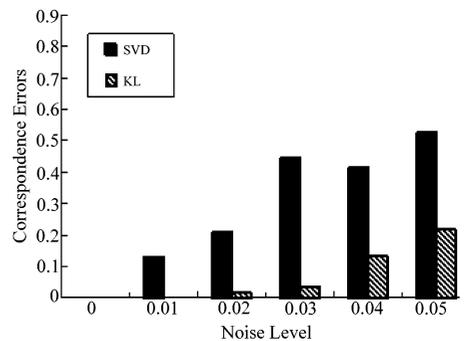
在非刚性变换情况下,仅应用谱信息很难达到较好的效果,为此,用距离匹配概率来定义支持函数。

对 $r_s \in R$ 和 $q_t \in Q$, 距离匹配概率定义为:



a) KL方法匹配结果
a) Matching Example of KL

b) SVD方法匹配结果
b) Matching Example of SVD



c) 误差统计结果
c) Statistical Result of Point Position Error

图 1 KL 与 SVD 方法比较

Fig. 1 Comparison of KL and SVD

4.2 KL+RL

这一小节主要考察 KL+RL 方法的性能,并与 SVD+EM 方法^[10]进行比较。图 2 a) 给出了两种方法在噪声影响下的匹配统计结果。由图所示,两种方法的错误匹配率随着高斯噪声的增大而增大。值得注意的

$$\bar{P}_{st} = \exp(-\mu \|r_s - q_t\|^2) \quad (9)$$

这时相容性函数则定义为 $C_{ij}(s, t) = \bar{P}_{st}$ 如果 r_s 和 r_t 都与相应的 q_t 和 q_j 匹配。由此,支持函数可写为:

$$B_{ij} = \sum_{s \in N_i} \sum_{t \in N_j} \bar{P}_{st} \bar{P}_{st} \quad (10)$$

本文使用常用的匹配与变换参数迭代框架^[5,10],公式(6)为迭代的目标函数以判断迭代过程的优劣。与文献[11]相同,文中使用薄板样条变换模型来实现非刚性匹配,从而使每次迭代过程中,两个点集距离更为接近。

4 模拟点集实验

为检验算法,本文从两方面进行考察。首先检验比较 KL 方法与传统 SVD 方法的性能^[9],然后再考察运用结合松弛标记法后,给算法带来的优势。

实验中数据为合成点集数据,分别考察噪声和点集结构对算法影响。第一种是点集中加入高斯随机噪声,由噪声标准差来控制噪声的强度。第二种是随机去除点集中的某些点以改变点集的构成结构,这对传统谱匹配方法是非常困难的。

4.1 KL 方法匹配

在本小节中,对 KL 方法进行检验。分别在合成的模板和旋转点集中加入标准差为 0 ~ 0.05 的高斯噪声。为作比较,分别用 SVD 方法和 KL 方法进行匹配,从而检验两种方法的抗噪性能。图 1 a)、b) 给出了一次实验结果, c) 给出了该组实验的统计结果。结果表明 KL 方法抗噪性能优于 SVD 方法。

是:KL+RL 方法始终优于 SVD+EM 方法。

下面考察非刚性形变对算法的影响。形变由高斯分布的 RBF(径向基)函数产生。形变程度由高斯函数的标准差来表示。图 2 b) 给出了两种方法匹配的结果,可以看出 KL+RL 具有更好的抗形变能力。当存在

较小形变时,两种方法都有较好的匹配结果,一旦形变程度加大,SVD+EM 的性能则大大下降。这主要是由于,KL+RL 算法中应用了形变模型,并同时利用了谱信息和距离信息,而且考虑了匹配过程中匹配点对邻域的支持信息。

最后,点集的结构变化(出格点问题)给算法匹配带来的影响。实验中,向点集中加入(去除)一定数量的点。图 2 c)给出了匹配统计的结果,图中显示两种方法在抗出格点性能上有较为相近的表现,但 KL+RL 相对更为稳定。

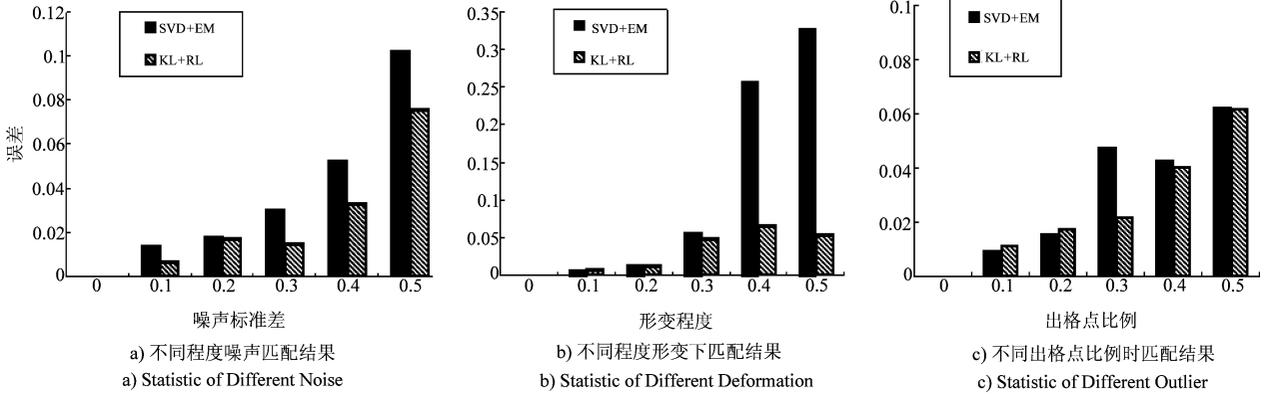


图2 模拟点集匹配统计结果
Fig. 2 Statistic of synthetic Experiments

从时间复杂度上分析两种方法都是基础都是奇异值分解,因此复杂度都为 $O(n^3)$ 。从算法程序运行来看,在 Intel Core T6570 2.10G CPU 的计算机上运行,100 对匹配点情况下 SVD+EM 方法平均为 50ms,本文方法平均在 55ms 左右。这主要是由于算法需要计算非刚性形变模型,相对要耗时。

5 实际图像实验

为进一步验证算法,进行了实际图像的匹配实验,实验中特征点均采用 Harris 方法进行提取。对 KL 和 SVD 方法的比较,采用了 CMU/VASC 图像库中的图像对数据,对 10 组图像分别进行了 20 次实验。每次实验中,图像对中都运用 Harris 方法提取相同数目的特征点,实验匹配平均结果 KL 正确率为 95.63%,SVD 的为 87.82%。图 3a)、c)分别为 SVD 方法匹配的结果,b)、d)为 KL 匹配的结果。结果显示 KL 方法具有更优的性能。

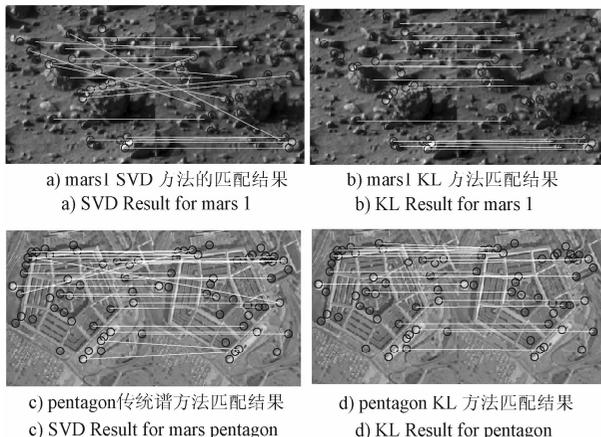


图3 实际图像匹配结果比较
Fig. 3 Real World Data Test



图4 行人匹配
Fig. 4 Matching of pedestrian

第二组进行了视频人体跟踪实验,实验数据取自宾馆实际监控视频,运用本文 KL+RL 方法进行匹配跟踪,并与文献[10]方法进行比较。限于篇幅分别给出了第 20、24、28、32 帧连续匹配跟踪的结果,图 2 a) 给出了本文方法的匹配结果,b) 为 SVD+EM 方法的匹配结果。图中显示 KL+RL 方法匹配有较高的正确率,而 SVD+EM 方法则存在一定的错误匹配用黑色连线表示。在第 1、2、4 对图像中,两种方法具有相近的表现,而第 3 对图像中,由于人体运动造成的形变,则 SVD+EM 性能明显下降,KL+RL 则保持了稳定的匹配结果。

6 结论

基于谱图的匹配算法是目前点模式匹配中的一种重要方法,但是传统的谱方法对噪声和出格点较为敏感,实际应用效果较差。为提高算法这两方面的性能,本文采取三方面措施:一,采用 KL 方法进行点与点之间的匹配概率计算,实验说明它能有效增强谱方法的抗噪声能力;二,通过谱方法与松弛标记法相结合,在一定程度上可以使算法在匹配过程中减小由出格点带来的影响,增强抗出格点能力;三,在应用松弛标记法时,构造匹配概率与支持函数时,分别利用了谱特征信息和点与点的距离信息,这两种信息的同时使用,使算法能在较大形变以及噪声和出格点影响下仍有较好的匹配结果。文章最后的比较实验验证了算法的有效性 与实用性。

参考文献

- [1] 方辉,杨明等. 基于地面特征点匹配的无人驾驶车全局定位. 2010, 32 (1):55-60.
Fang Hui, Yang Ming, etc. Ground Feature Point Matching Based Global Localization for Driverless Vehicles. ROBOT, 2010, 32 (1):55-60. (in Chinese)
- [2] Peter W. M. Tsang, Terry Y. F and W. C. Situ. Enhanced affine invariant matching of broken boundaries based on particle swarm optimization and the dynamic migrant principle. Applied soft Computing, 2010, 10 (2): 432-438.
- [3] 谭志国,鲁敏等. 匹配与姿态估计的粒子群优化算法. 中国图像图形学报, 2011,4:640-646.
Tan Zhiguo, Lu Ming, etc. Particle swarm optimization based pose and correspondence estimation. Journal of Image and Graphics. 2011,16(4):640-646. (in Chinese)
- [4] Peter W. M. Tsang, W. C. Situ. Affine invariant matching of broken boundaries based on simple genetic algorithm and contour reconstruction. Pattern Recognition Letters 2010,9(31):771-780.

- [5] Weidong Yan, Zheng Tian, etc. Point Pattern Matching with Locality Preserving Descriptors. 2009 Sixth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 2009. 8:256-259.
- [6] Shanli Xuan, Dong Liang, etc. Method with the center of graph for point pattern matching. 2009 9th International Conference on Electronic Measurement & Instruments, 2009. 1 (8):345-349.
- [7] Jian Zhao, Shilin Zhou, Jixiang Sun, Zhiyong Li. Point pattern matching using Relative Shape Context and relaxation labeling. 2010 2nd International Conference on Advanced Computer Control, 2010,2:516-520.
- [8] 赵键,孙即祥等. 基于相对形状上下文与概率松弛标记法的点模式匹配算法. 信号处理, 2011,27(5):664-671.
Zhao Jian, Sun Jixiang, etc. Point pattern matching algorithm based on relative shape context and probabilistic relaxation labeling. Signal Processing, 2011,27(5):664-671. (in Chinese)
- [9] 唐俊,王年等. 一种结合形状上下文分析的 Laplace 谱匹配算法. 系统仿真学报, 2009.14(7):4345-4350.
Tang Jun, Wang Nian, etc. Laplacian Spectral Correspondence Combined with Shape Context Analysis. Journal of System Simulation. 2009. 14 (7): 4345- 4350. (in Chinese)
- [10] Carcassoni M, Hancock ER. Spectral correspondence for point pattern matching. Pattern Recognition 2003;36(1): 193-204.
- [11] Jinzhong Yang, James P. W., etc. A robust hybrid method for nonrigid image registration. Pattern Recognition, 2011, 4(44): 764-776.

作者简介



夏 东(1980-),男,四川人,现为国防科技大学 ATR 重点实验室博士研究生,研究方向为行人检测,视频监控等。
E-mail:xiadongtsh@sohu.com

李吉成(1970-),男,湖南隆回人,现为国防科技大学 ATR 重点实验室教授,博导,主要从事图像处理、自动目标识别、神经网络等方面研究。E-mail:peter0516@126.com

沈振康(1936-),男,上海人,现为国防科技大学 ATR 重点实验室教授,博导,政府特殊津贴享受者,获国家军队科技进步奖 6 项,发表学术论文 100 余篇,研究方向为自动目标识别,机器视觉及神经网络等。