

核方法的对比研究及在步态识别中的应用

贲晔¹, 王科俊², 刘海洋¹

(1. 哈尔滨工业大学 交通科学与工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150090; 2. 哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 为了提高步态识别问题的识别性能, 将“核技巧”应用到步态识别上, 对核二维线性判别分析提出新的解决方案, 在自建的 HEU(B) 步态数据库上, 应用核主成分分析、核线性判别分析、核二维主成分分析与核二维线性判别分析进行特征提取作对比实验研究. 实验结果显示: “核技巧”用于矩阵特征比向量更有效; 核二维主成分分析对于单训练样本较核主成分分析更为有效; 核二维线性判别分析在测试识别时间上有优势.

关键词: 步态识别; 核主成分分析; 核线性判别分析; 核二维主成分分析; 核二维线性判别分析

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2011)01-0063-05

A comparative study on kernel methods and their applications to gait recognition

BEN Xianye¹, WANG Kejun², LIU Haiyang¹

(1. School of Transportation Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150090, China; 2. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: A kernel trick was applied to gait recognition in order to improve recognition performance. A novel solution was proposed for kernel two dimensional linear discriminant analysis. Feature extraction, which makes use of kernel principal component analysis (KPCA), kernel linear discriminant analysis (KLDA), kernel two dimensional principal component analysis (K2DPCA), and kernel two dimensional linear discriminant analysis (K2DLDA), was performed for contrasting experiments in HEU(B)'s locally built gait database. The experimental results demonstrate that a kernel trick applied to a matrix form is more efficient than in vector form. K2DPCA outperforms KPCA significantly with a single sample per person, and K2DLDA has the advantage of less time spent on recognition testing.

Keywords: gait recognition; kernel principal component analysis (KPCA); kernel linear discriminant analysis (KLDA); kernel two dimensional principal component analysis (K2DPCA); kernel two dimensional linear discriminant analysis (K2DLDA)

在政府部门、军队的涉密场所等, 必须严格掌握人员进出的情况, 大多数时间还需要识别远处活动人员的身份. 此时, 人脸、虹膜、指纹等生物特征, 以及证件、密码等信息特征不再适用, 而步态作为有效的生物特征能够用低分辨率设备从远距离进行身份识别, 具有非接触、不唐突的明显优势. 步态识别在门禁系统、安全监控、人机交互、医疗诊断等领域具有广泛的应用前景和经济价值^[1], 因此激发了国内

外广大科研工作者的研究热情.

步态特征的选择和提取是步态识别工作的重点. 步态识别问题从机器视觉的角度来分类大致分为基于模型^[2-3]和非模型^[4-6]方法. 非模型的方法可以利用统计模式识别方法进行特征提取: 主成分分析(principal component analysis, PCA)结合线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)^[7], 核主成分分析(kernel PCA, KPCA)^[8], 核线性判别分析(kernel LDA, KLDA)^[9], 二维主成分分析(two dimensional PCA, 2DPCA)^[10-11]. 在人脸识别研究领域, 二维线性判别分析(two dimensional LDA, 2DLDA)^[12]、核二维主成分分析(kernel 2DPCA,

K2DPCA)^[13]都取得了较好的识别效果. 为了提高步态识别的识别率, 缩短步态识别的耗时, 本文将“核技巧”应用在步态识别问题上, 提出了核二维线性判别分析(kernel 2DLDA, K2DLDA)作为新的解决方案, 4种核方法(包括KPCA、KLDA、K2DPCA、K2DLDA)在自建的有一定俯角的步态数据库(HEU(B))上实验, 进行步态的特征提取, 并与它们相应的线性方法做对比, 验证了“核技巧”应用在步态识别问题上识别性能大大优于其对应的线性方法, 而且K2DLDA在识别时耗时短.

1 步态图像预处理

采用文献[14]的步态预处理方法, 视频中的单帧图像灰度化(如图1(a)), 中值法估计的背景图像(如图1(b)), 背景减除法提取人的侧影(如图1(c)), 二值化以及数学形态学处理(如图1(d)), 居中归一到64×64像素大小(如图1(e)), 采用侧影的宽高比对步态的周期进行分析后, 通过对一个步态周期图像的简单加权平均生成步态能量图(gait energy image, GEI)(如图1(f)). 对于给定的二值步态周期图像序列 $B_t(x, y)$, GEI的定义如下:

$$G(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N B_t(x, y).$$

式中: N 是完整步态周期序列的长度; t 代表时间; x 、 y 代表二维图像平面纵横坐标.

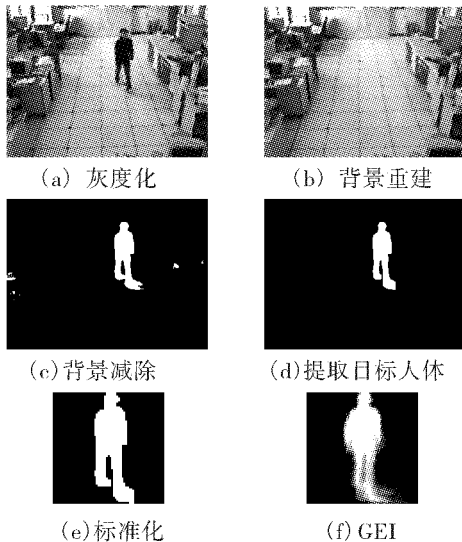


图1 步态图像预处理

Fig. 1 Gait images preprocessing

2 “核技巧”方法

“核技巧”最早应用于支持向量机(SVM), 是通过一个非线性变换 ϕ , 使输入数据在原始空间 \mathbf{R}^N 线性不

可分的模式在特征空间 \mathbf{F} 中可能变得线性可分.

2.1 基于向量的核方法

样本 $\mathbf{x}_i, i=1, 2, \dots, M(\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^N)$, 由空间 \mathbf{R}^N 映射到一个高维空间 $\mathbf{F}: \mathbf{F} = \{\phi(\mathbf{x}_i), i=1, 2, \dots, M\}$ 具有更高的维数. 假定映射后的样本向量已被中心化, 即

$$\sum_{i=1}^M \phi(\mathbf{x}_i) = 0. \quad (1)$$

2.1.1 核主成分分析(KPCA)

KPCA相当于在特征空间 \mathbf{F} 上执行经典的PCA. 在 \mathbf{F} 空间的样本协方差矩阵为

$$\mathbf{C} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \phi(\mathbf{x}_i) \phi(\mathbf{x}_i)^T.$$

因此, 在 \mathbf{F} 空间上运用PCA, 即解方程 $\lambda \mathbf{v} = \mathbf{C} \mathbf{v}$ 中的特征值 λ 和特征向量 \mathbf{v} . 根据再生核理论, 在 \mathbf{F} 空间中, 对于任意 $\lambda \neq 0$ 对应的 \mathbf{v} 是由 $\{\phi(\mathbf{x}_i), i=1, 2, \dots, M\}$ 张成, 因而存在系数 $a_i (i=1, 2, \dots, M)$, 有

$$\mathbf{v} = \sum_{i=1}^M a_i \phi(\mathbf{x}_i),$$

$$\lambda \sum_{i=1}^M a_i \phi(\mathbf{x}_i) = \mathbf{C} \sum_{i=1}^M a_i \phi(\mathbf{x}_i). \quad (2)$$

由于式(2)需要计算 $\phi(\mathbf{x}_i)$ 很麻烦, 在这里通过构造内积来回避计算 $\phi(\cdot)$ 映射问题, 即

$$\lambda(\phi(\mathbf{x}_k)) \cdot \sum_{i=1}^M a_i \phi(\mathbf{x}_i) =$$

$$\phi(\mathbf{x}_k) \cdot \mathbf{C} \sum_{i=1}^M a_i \phi(\mathbf{x}_i). \quad (3)$$

式中: (\cdot) 表示内积, $k=1, 2, \dots, M$.

记一个 $M \times M$ 的核矩阵 \mathbf{K} 中的每一个元素 $K_{ij} = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \phi(\mathbf{x}_i) \cdot \phi(\mathbf{x}_j)$, 由式(3)得

$$M\lambda \mathbf{a} = \mathbf{K} \mathbf{a}.$$

由于 $(\mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j) = \delta_{ij}, \forall i, j=1, 2, \dots, n (n \leq M)$, 可推导出特征向量 \mathbf{a} 的正交归一化条件为 $M\lambda(\mathbf{a}_i, \mathbf{a}_j) = \delta_{ij}$, 因此可以得出特征向量 \mathbf{a} 的惟一解. 于是, 对于任意输入的样本 \mathbf{x} , 可求它在 \mathbf{F} 中的第 k 个主成分, 即它在特征向量 \mathbf{v}_k 方向上的投影:

$$y_k = (\mathbf{v}_k \cdot \phi(\mathbf{x})) = \sum_{i=1}^M a_i^k (\phi(\mathbf{x}_i) \cdot \phi(\mathbf{x})) =$$

$$\sum_{i=1}^M a_i^k K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}).$$

注意: 若式(1)的假设条件不成立, 所以前面所述的 \mathbf{K} 应修正为 $\tilde{\mathbf{K}}$, 即

$$\tilde{K}_{ij} = [\phi(\mathbf{x}_i) - 1/M \sum_{k=1}^M \phi(\mathbf{x}_k)] \cdot$$

$$[\phi(\mathbf{x}_j) - 1/M \sum_{k=1}^M \phi(\mathbf{x}_k)] =$$

$$K_{ij} - 1/M \sum_{k=1}^M K_{ki} - 1/M \sum_{r=1}^M K_{rj} + 1/M^2 \sum_{k=1}^M \sum_{r=1}^M K_{kr}.$$

2.1.2 核线性判别分析(KLDA)

KLDA 相当于在特征空间 F 上执行经典的 LDA,即最优的投影向量 w_{opt} 为

$$w_{opt} = \arg \max_w \frac{|w^T \Phi C_B w|}{|w^T \Phi C_W w|}.$$

式中: ΦC_B 为样本在 F 上的类间散布矩阵; ΦC_W 为样本在 F 上的类内散布矩阵.

2.2 基于矩阵的核方法

直接针对图像矩阵运算的线性方法,不能提取图像像素间的高阶统计信息,但通过“核技巧”图像矩阵像素间的高阶相关信息可被获取.

2.2.1 核二维主成分分析(K2DPCA)

考虑 M 个训练样本图像 $A_i (i = 1, 2, \dots, M)$, $A_i \in \mathbf{R}^{m \times n}$ (前述的样本 x_i 是 A_i 的向量化形式). 定义图像矩阵 A_i 的核映射为

$$\Phi(A_i) = [\phi(A_i^1)^T \cdots \phi(A_i^m)^T]^T.$$

式中 A_i^j 为 A_i 的第 $j (j = 1, 2, \dots, m)$ 行向量. 在特征空间 F' 上定义协方差矩阵为

$$S = \sum_{i=1}^M (\Phi(A_i) - \bar{\Phi})^T (\Phi(A_i) - \bar{\Phi}).$$

式中 $\bar{\Phi} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi(A_i)$.

仍然假定映射后的样本向量已被中心化,即 $\bar{\Phi} = 0$,那么

$$S \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^m \phi(A_i^j)^T \phi(A_i^j) \triangleq \Phi^T \Phi. \quad (4)$$

式中: $\Phi = [\phi(A_1^1)^T \cdots \phi(A_1^m)^T \phi(A_2^1)^T \cdots \phi(A_M^m)^T]^T$.

K2DPCA 的最优投影轴 p 使式(5)最大.

$$J(p) = \text{trace}(p^T S p) = p^T \Phi^T \Phi p. \quad (5)$$

式(5)等价于求解方程 $\lambda p = \Phi^T \Phi p$ 问题. 若采用传统 KPCA 的分析方法, K2DPCA 中的 p 相当于存在 mM 个样本去张成 F' , 即 $p \in \text{span} \{ \phi(A_i^j)^T, i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, m \}$. 这样导致计算量剧增,为了解决这一问题,张道强等人^[13]使用 M 个样本近似表示核空间:

$$\tilde{\Phi} = [\phi(\bar{A}_1)^T \phi(\bar{A}_2)^T \cdots \phi(\bar{A}_M)^T]^T.$$

式中: $\phi(\bar{A}_i)$ 为样本 A_i 的 m 行向量的均值. 则式(5)的等价形式为

$$\lambda K_m q = K^T K q. \quad (6)$$

式中: $K_m = \tilde{\Phi} \tilde{\Phi}^T, K = \Phi \Phi^T, K_m \in \mathbf{R}^{M \times M}, K \in \mathbf{R}^{mM \times mM}$.

设 $R = [q_1 \ q_2 \ \cdots \ q_d] \in \mathbf{R}^{M \times d}$ 为式(6)的前 d 个最大

特征值对应的特征向量, $p_i = \tilde{\Phi}^T q_i (i = 1, 2, \dots, d)$ 是式(5)的解.

对于任意输入的样本 A 投影到 p_1, p_2, \dots, p_d , 得到

$$Y = \Phi(A) \tilde{\Phi}^T R.$$

2.2.2 核二维线性判别分析(K2DLDA)

借鉴 KLDA 方法,定义最优投影矩阵 W_{opt} 为

$$W_{opt} = \arg \max_W \frac{|W^T \Phi S_B W|}{|W^T \Phi S_W W|}.$$

式中: ΦS_B 为样本在 F' 上的类间散布矩阵; ΦS_W 为样本在 F' 上的类内散布矩阵.

在解决 KLDA 的小样本问题上,一种较简单的解决策略是在样本上先施加 KPCA,使样本数 M 大于特征维数,再施加 LDA; 因此 K2DLDA 同样采用类似的策略,先施加 K2DPCA,再在该核空间 F' 上施加二维线性判别分析(2DLDA).

3 实验

考虑到视频监控场景的摄像头通常是有一定俯角的,我们建立了一个包含 20 人的数据库 (HEU(B)), 每个人 3 个视角 ($0^\circ, 30^\circ, -45^\circ$), 每个视角 2 个序列. 在有一定光照和复杂背景下拍摄,共 120 个序列. 实验条件为:摄像机与人体行走方向相对,摆放有一定俯角;区域只有一个目标,无遮挡;监控范围为 15 ~ 25 m. 如图 2(a) 所示为 HEU(B) 步态数据的环境,如图 2(b) 所示为 HEU(B) 的步态视频图像.



(a) 步态数据的环境



(b) 步态视频图像

图2 HEU(B) 步态数据库

Fig.2 HEU(B) gait database

将步态视频序列经过步态图像预处理的一系列操作后,核函数选择为高斯核函数: $\kappa(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / 2\sigma^2)$, 其中核宽度 σ 选择为训练样本的标准差,将 KPCA、KLDA、K2DPCA、K2DLDA 等“核技巧”方法,应用于步态识别的特征提取阶段. 将每个序列的第 1 个样本作为训练集,第 2 个样本

作为测试集,识别阶段采用最近邻分类器(NN)。

在 AMD Sempron (tm) Processor 2500 + 1.54 GHz, 512MB 的 PC 机环境下实验,表 1 和表 2 分别给出基于向量形式的特征提取方法的实验测试识别率结果和计算时间。表格中“—”表示无数据,因为单视角(0° 、 30° 或 -45°)下均为单样本训练情况,那么类内的散布矩阵不存在,因此 KLDA、LDA 失效。由表 1 可以看出:单视角下,KPCA 方法的识别率高于 PCA;当混合视角下的样本一起训练时,KLDA、LDA 等方法生效,除 3 个视角混合下,应用 KLDA 方法的识别率略低于 LDA 方法的识别率,其他核方法的识别率都远远高于它对应的线性方法。由表 2 可以看出,核方法识别率高,但付出的代价是训练时间增长,大约是线性方法训练时间的 4 倍;但是核方法和线性方法的测试时间差异不是很大,核方法的测试时间长一些,是因为经 KPCA、KLDA 降得的维数略高于 PCA、LDA 方法,而且 KPCA、KLDA 都要求取测试样本的核函数。基于向量的核方法一旦训练好,它的识别性能(包括识别精度、识别耗时)大大优于线性方法。

表 1 基于向量形式的特征提取方法的识别率

Table 1 Recognition rates of feature extraction methods based on vector form %

视角	KPCA	KLDA	PCA	LDA
0°	75.0	—	65.0	—
30°	85.0	—	75.0	—
-45°	85.0	—	55.0	—
$0^\circ + 30^\circ$	77.5	82.5	75.0	80.0
$0^\circ + (-45^\circ)$	87.5	85.0	65.0	82.5
$30^\circ + (-45^\circ)$	80.0	87.5	75.0	80.0
$0^\circ + 30^\circ + (-45^\circ)$	83.3	81.3	62.5	81.7

表 2 基于向量形式的特征提取方法的运算时间

Table 2 Operation time of feature extraction methods based on vector form

算法	训练时间/min	测试识别时间/s
KPCA	75.561	2.734
KLDA	92.846	2.968
PCA	15.961	1.250
LDA	21.915	1.485

下面对基于矩阵的核方法进行研究,表 3 和表 4 分别给出其特征提取方法实验的测试识别率结果和计算时间。由表 3 可以看出,K2DPCA 的识别率高于 2DPCA;K2DLDA 方法的识别率与单独使用 K2DPCA 和 2DLDA 相当,这是由于样本数有限,体现不出来 K2DLDA 方法的优越性。由表 4 可以看

出,核方法(K2DPCA、K2DLDA)的训练时间是线性方法(2DPCA、2DLDA)的 30 倍左右,而 K2DPCA、K2DLDA、2DPCA 和 2DLDA 4 种方法的识别时间基本相当,K2DLDA 较 2DLDA 的测试识别时间有一定的优势,也是有可取之处的。

表 3 基于矩阵形式的特征提取方法的识别率

Table 3 Recognition rates of feature extraction methods based on matrix form %

视角	K2DPCA	K2DLDA	2DPCA	2DLDA
0°	80.0	—	75.0	—
30°	90.0	—	80.0	—
-45°	85.0	—	75.0	—
$0^\circ + 30^\circ$	87.5	82.5	77.5	85
$0^\circ + (-45^\circ)$	87.5	87.5	82.5	90
$30^\circ + (-45^\circ)$	90.0	90.0	85.0	92.5
$0^\circ + 30^\circ + (-45^\circ)$	90.0	90.0	85.0	86.7

表 4 基于矩阵形式的特征提取方法的运算时间

Table 4 Operation time of feature extraction methods based on matrix form

算法	训练时间/s	测试识别时间/s
K2DPCA	662.460	0.359
K2DLDA	954.240	0.265
2DPCA	2.140	0.094
2DLDA	2.469	0.797

总体来说,核方法(KPCA、KLDA、K2DPCA 和 K2DLDA)主要是由于从低维空间映射到高维空间的核映射耗费了时间。K2DPCA 识别率高于 KPCA 的,这是因为 K2DPCA 的本质是 KPCA 以行为单元的分段线性化的特殊情况;而且由式(4)可以看出,K2DPCA 对单样本(单个视角 0° 、 30° 或 -45°)识别时,将样本数扩充到原来的 64 倍,这样在核空间中的图像协方差矩阵较 KPCA 更准确。

4 结束语

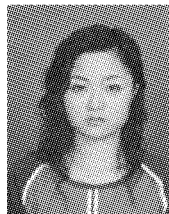
本文建立一个有一定俯角的小型包含 3 个视角的步态数据库(HEU(B)),并将“核技巧”应用于步态识别问题上,核方法(KPCA、K2DPCA、KLDA、K2DLDA)的识别性能远远优于线性方法(PCA、LDA、2DPCA、2DLDA)。对提出新的解决方案 K2DLDA,核方法用于矩阵比向量上更有效,K2DPCA 的性能优于 KPCA,而且对于单训练样本下的识别问题更为有效,因为 K2DPCA 对样本数目进行了扩充,扩充到原来的行数倍。K2DLDA 在小样本数据库上的识别率与 K2DPCA、2DLDA 基本相当,但是在测试识别的时间上有优势,K2DLDA 方法

的优越性有待于通过增加样本做进一步研究。

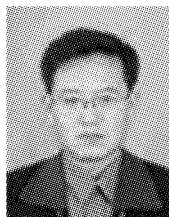
参考文献:

- [1] 王科俊,侯本博. 步态识别综述[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(7): 1152-1160.
WANG Kejun, HOU Benbo. A survey of gait recognition [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(7): 1152-1160.
- [2] WAGG D K, NIXON M S. On automated model-based extraction and analysis of gait[C]//Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Seoul, Korea, 2004: 11-16.
- [3] RONG Z, CHRISTIAN V, DIMITRIS M. Human gait recognition at sagittal plane[J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(3): 321-330.
- [4] LEE S, LIU Y, COLLINS R. Shape variation-based frieze pattern for robust gait recognition[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis, USA, 2007: 1-8.
- [5] LAM T H W, LEE R S T, ZHANG D. Human gait recognition by the fusion of motion and static spatio-temporal templates[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(9): 2563-2573.
- [6] LU Haiping, PLATANIOTIS K N, VENETSANOPOULOS A N. MPCA: multilinear principal component analysis of tensor objects[J]. Neural Networks, 2008, 19(1): 18-39.
- [7] HUANG P S. Automatic gait recognition via statistical approaches for extended template features[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics, 2001, 31(5): 818-823.
- [8] WU Jianning, WANG Jue, LIU Li. Feature extraction via KPCA for classification of gait patterns[J]. Human Movement Science, 2007, 26(3): 393-411.
- [9] NI Jian, LIANG Libo. A new method based on KFDA and SVM for gait identification[C]//International Workshop on Intelligent Systems and Applications (ISA 2009). Wuhan, China, 2009: 1-3.
- [10] 王科俊,贾晔晔. 基于广义主成分分析的步态识别算法研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2009, 30(9): 28-34.
WANG Kejun, BEN Xianye. Research on gait recognition based on generalized principal component analysis [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2009, 30(9): 28-34.
- [11] 王科俊,贾晔晔,刘丽丽,等. 基于能量的信息融合步态识别[J]. 华中科技大学学报:自然科学版, 2009, 37(5): 14-17.
WANG Kejun, BEN Xianye, LIU Lili, et al. Gait recognition using information fusion of energy[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Nature Science Edition, 2009, 37(5): 14-17.
- [12] LIANG Zhizheng, LI Youfu, SHI Pengfei. A note on two-dimensional linear discriminant analysis[J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(16): 2122-2128.
- [13] ZHANG Daoqiang, CHEN Songcan, ZHOU Zhihua. Recognizing face or object from a single image: linear vs. kernel methods on 2D patterns[C]//Proceedings of the Joint IAPR International Workshops on Structural and Syntactic Pattern Recognition and Statistical Techniques in Pattern Recognition. Hong Kong, China, 2006: 889-897.
- [14] 王科俊,贾晔晔,刘丽丽. 基于 Fan-Beam 映射的步态识别算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2008, 40(增刊1): 151-155.
WANG Kejun, BEN Xianye, LIU Lili. Gait recognition based on fan-beam projection[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2008, 40(Supl.1): 151-155.

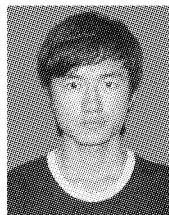
作者简介:



贾晔晔,女,1983年生,博士后. 主要研究方向为智能交通系统、模式识别、生物特征识别. 申请国家发明专利5项,其中1项已授权. 发表学术论文26篇,其中被SCI、EI检索14篇.



王科俊,男,1962年生,教授、博士生导师、博士,哈尔滨工程大学自动化学院副院长,模式识别与智能系统学科带头人. 主要研究方向为模糊混沌神经网络、自适应逆控制理论、可拓控制、网络智能控制、模式识别、多模态生物特征识别、联脱机指纹考试身份鉴别系统、微小型机器人系统等. 完成科研项目20余项,目前在研项目10余项. 曾获得部级科技进步二等奖2项、三等奖3项,省高校科学技术一等奖1项、二等奖1项. 发表学术论文180余篇,出版学术专著3部、国防教材1部,主审教材2部.



刘海洋,男,1986年生,硕士研究生,主要研究方向为智能交通系统.