

文章编号 1004-924X(2011)04-0884-08

基于特征子模式典型相关分析的热释电红外信号识别

龚卫国¹, 王林泓², 贺莉芳¹

(1. 重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400044; 2. 重庆电子工程职业学院 电子信息系, 重庆 401331)

摘要:为使现有热释电红外(PIR)探测器具有识别检测区域内红外辐射源的功能,提出一种基于典型相关分析(CCA)特征融合的人体和非人体PIR信号识别方法。该方法首先提取PIR信号的频谱和小波包熵特征,然后对频谱进行子模式划分,并分别与小波包熵特征进行CCA融合,把融合后的结果作为判别信息,从而实现了特征融合且消除了特征之间的信息冗余。最后通过多数投票方式融合判别结果。作为子模式CCA特征融合的一种特殊情况,文中分析了特征与自身子模式特征CCA融合的分类性能。实验结果表明,当频谱分为5个子模式时,能有效地对人体和非人体红外辐射源进行识别,识别率可达95.2%,比直接采用频谱与小波包熵CCA融合的认可率提高了2.7%。而采用小波包熵与自身子模式特征CCA融合的认可率最高为90.7%,比单独采用小波包熵的认可率提高了2.3%。

关键词:热释电红外(PIR)探测器;小波包熵;子模式典型相关分析(CCA);特征融合

中图分类号:TP3941.4;TN215 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20111904.0884

Pyroelectric infrared signal recognition based on feature sub-pattern canonical correlation analysis

GONG Wei-guo¹, WANG Lin-hong², HE Li-fang¹

(1. *Key Laboratory of Optoelectronic Technology and System of the Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, China*; 2. *Department of Electronic Information Engineering, Chongqing College of Electronic Engineering, Chongqing 401331, China*)

Abstract: To improve the recognition ability of a pyroelectric infrared (PIR) detector for different infrared radiation sources, a method for human and non-human recognition based on Canonical Correlation Analysis (CCA) was proposed. Firstly, the frequency spectrum and wavelet packet entropy were extracted as features, and the spectrum was divided into sub-patterns. Then, each sub-pattern and wavelet packet entropy were fused with CCA method, and the fused feature was employed as classification information. By this way, the feature fusion was realized and the redundant information among the features was also eliminated. Finally, the recognition results were obtained by a majority voting method. As a special case of the sub-pattern fusion, the classification abilities of the features fused with their own sub-pattern were also studied in the paper. Experimental results show when the frequency is divided into 5 sub-patterns, the recognition rate can reach 95.2%, which is higher 2.7%

收稿日期:2010-02-08; **修订日期:**2010-07-16.

基金项目:公安部应用创新项目(No. 2010YYCXCQSJ074);国防基础研究基金资助项目(No. CS-OC2);重庆市重大科技攻关项目(No. CSTC2009AB0175)

than that of only fusing the frequency and the wavelet packet entropy. Moreover, the recognition rate of wavelet packet entropy fused with its own sub-pattern is 90.7%, which is higher 2.3% than that of wavelet packet entropy.

Key words: Pyroelectric Infrared (PIR) detector; wavelet packet entropy; sub-pattern Canonical Correlation Analysis (CCA); feature fusion

1 引言

热释电红外探测器(Pyroelectric Infrared, PIR)能够探测8~14 μm 的红外辐射并将其转换成一维电信号输出,而红外成像仪以图像的形式对红外辐射源进行描述。两者相比,PIR探测器具有价格低廉、功耗小、运算量小等优点,因此被广泛应用于安防系统和智能家居等领域。但由于PIR探测器不能判断被检测的红外辐射源是否为人体,因此具有较高的误报率。现有的方法多是通过调整安装方式或报警门限来降低探测器的误报,而通过PIR信号处理及模式识别方法来降低误报的研究鲜有报道。

Duke大学研究小组研制了PIR探测器人体识别系统的原型机^[1]。系统采用特殊设计的菲涅尔透镜,通过提取信号的频谱特征实现了对沿固定路径运动的人体识别。Fang等采用MLPCE方法实现了开集人体识别,但测试人体仍需按固定路径运动^[2]。文献[3]中采用PIR探测器阵列及特殊的菲涅尔透镜,通过提取隐马尔可夫模型特征实现路径无关的实时人体识别。上述研究中,探测器的最佳安装高度在80 cm处,而且对人体的识别率在随机路径下低于固定路径。通常在安防系统中,探测器安装高度要求在2 m左右,人体和可能造成探测器误报的非人体红外热源的运动路径及速度是随机的,另外由于隐蔽性和空间的局限性有时只能采用一个PIR探测器,此时上述方法显得不足。本课题组在前期研究中提出了采用双密度双树小波变换小波熵特征对人体和非人体PIR信号进行识别,取得了较理想的效果^[4],但特征提取算法较复杂。因此,研究一种高

效的单个PIR探测器人体与非人体热源识别方法是解决探测器误报问题的关键。

典型相关分析(CCA)是一种经典的多元统计分析方法,1936年由H. Hotelling提出。其基本思想是把两个多维变量之间的相关性化成少数几对典型相关变量之间的相关性,而且这几对变量之间是互不相关的。这样用较少的典型相关变量就能完整而又简单地刻画两个多维变量之间的关系,达到减少变量维数的目的。Sun等将CCA方法引入到特征融合中,并在人脸和表情识别中取得了好的识别效果^[5-8]。

本文提出一种基于特征子模式CCA的单个PIR探测器人体识别方法。该方法首先提取PIR信号的频谱和小波包熵特征,然后对频谱进行子模式划分,并采用CCA方法分别与小波包熵进行特征融合,把融合后的结果作为分类信息,从而实现了信息的融合且消除了特征之间的信息冗余。最后使用多数投票的方法实现人体与非人体的分类。

2 PIR信号分析及特征提取

2.1 PIR信号分析

PIR探测器由菲涅尔透镜、PIR传感器及外围运放电路组成。菲涅尔透镜把探测器视野范围划分为若干个小的明暗区域,并把热源辐射的能量汇聚到PIR传感器上。PIR传感器利用热释电效应把热能信号转换为电信号输出。热释电效应是指某些晶体随温度变化而产生电荷的现象。由此可见,只要有温度的变化就会有电信号输出。可能引起PIR传感器温度变化的因素有两个:一是由红外热源穿越明暗区域而引起的;二是由在

明区内的正对传感器的有效面积突然变化引起的。

通常人体可以近似为一个直立的柱体红外辐射源,常见的干扰动物可以近似成一个水平放置的柱体红外辐射源。虽然对安防系统来说,人体“爬行”的情况,也近似为一个水平放置的柱体红外辐射源。但由于形体和运动方式的不同,PIR 传感器检测到的人体和干扰动物的红外信号也有差异。通过提取以下两种特征,可获取人与非人体 PIR 信号的差异:

(1) 频谱特征:信号频域信息能够反映 PIR 传感器温度变化的快慢;

(2) 小波包熵特征:可获取不同频段能量分布的信息。

2.2 小波包分解

小波包分解同时对信号的低频段和高频段进行精细划分,克服了小波分解频带不均匀的缺陷,实现了对分解信号的均匀化分解,同时提高了信号分析与检测的精度^[9-13]。

信号 S 小波包三层分解的二叉树如图 1 所示。

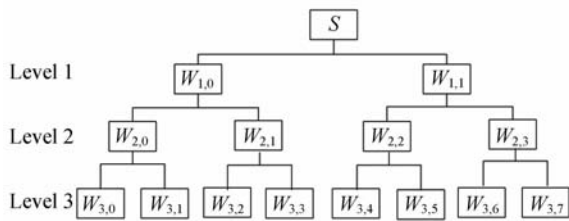


图 1 小波包分解二分树图

Fig. 1 Full binary tree for three-scale wavelet packet

2.3 小波系数非归一化 Shannon 熵

Shannon 信息熵能对序列的未知程度进行度量,可以用来估计随机信号的复杂程度。将小波包变换与熵两者结合得到的小波包熵,能更有效地获取描述信号特征的信息^[14-18]。小波包熵有多种定义形式,本文采用小波系数非归一化 Shannon 熵。

设 $X_{j,k}$ 表示 j 层的第 k 个节点小波分解系数,则小波系数非归一化 Shannon 熵为:

$$E(X_{j,k}) = \sum X_{j,k}^2 \log(X_{j,k}^2)$$

约定 $0 \log 0 = 0$ (1)

PIR 信号小波包熵特征提取过程为:首先对 PIR 信号进行小波包分解,然后分别计算每一个节点的 $E(X_{j,k})$ 值,则得到非归一化 Shannon 熵特征向量 $E_p = [E(X_{j,1}), E(X_{j,2}), \dots, E(X_{j,k})]$,用于描述人体和非人体 PIR 信号的特征。

3 特征子模式典型相关分析

3.1 特征子模式 CCA 融合

由于直接采用频谱与小波包熵特征 CCA 融合方法对 PIR 信号识别的效果不理想,本文提出基于特征子模式 CCA 融合的 PIR 信号识别方法。特征子模式 CCA 融合有 4 个主要步骤:

(1) 提取 PIR 信号的频谱特征 x 和小波包熵特征 y ;

(2) 由于频谱特征描述了 PIR 信号整体的波动快慢,而不同的频段特征由不同的运动引起,因此需对频谱进行子模式划分,作为 CCA 融合的局部特征;

(3) 分别将各个频谱子模式与小波包熵特征进行 CCA 融合,以获得描述不同辐射源 PIR 信号的本质特征;

(4) 将融合后的特征用于 PIR 信号的识别。

由于每种特征有自身的演变过程,而人体和非人体的特征可能有不同的变化趋势。因此,作为特征子模式融合的一种特例,采用频谱或小波包熵特征与其自身子模式特征进行 CCA 融合,以提取描述人体和非人体某一类特征的相关信息。此时只需将上述步骤(2)和(3)中的子模式特征换成全局特征的一部分,其它运算保持不变。

3.2 特征子模式划分

首先把 PIR 信号训练样本的一组特征信息划分成大小相等且不重叠的 L 段,然后把相同位置上的特征集中在一起,形成相应的特征子模式训练集。图 2 给出了特征分段及子模式训练集的构建过程。

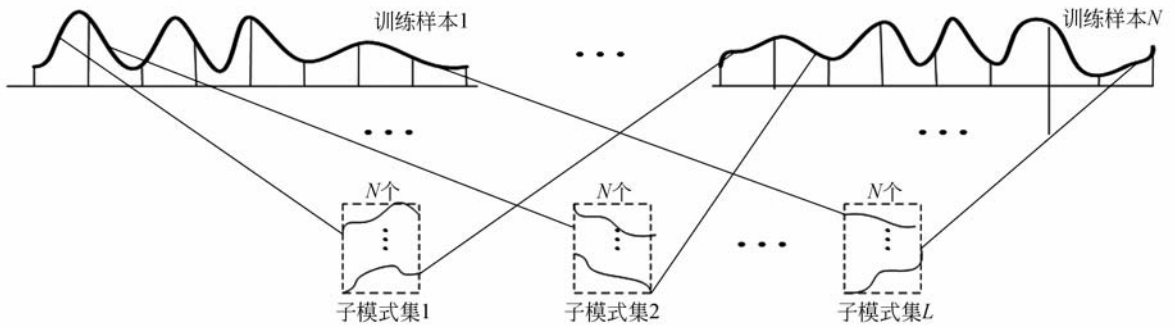


图2 子模式构建示意图

Fig. 2 Scheme of constituting sub-pattern

3.3 特征子模式 CCA 融合及识别

每个特征子模式训练集都得到一组训练对 (F_x^i, F_y) , 其中 F_x^i 为特征子模式训练样本, F_y 为全局特征训练样本。特征子模式 CCA 融合就是实现特征子模式与全局特征的融合。每个子训练集 $F_x^i (i=1, 2, \dots, L)$ 的样本个数与总体样本个数相同, 而子模式的维数为原特征维数的 $1/L$ 。

利用 CCA 融合算法对 (F_x^i, F_y) 计算投影矩阵对 (W_x^i, W_y^i) , 要求原样本对该投影矩阵进行投影后所得的两组特征之间具有最大的相关性, 且两组特征的各个分量之间不相关。由此得到同一样本在不同表示模式下的本质特征, 去除了不同表示模式间的冗余特征, 从而提高信号的识别率。最后得到 L 个投影矩阵对 $(W_x^1, W_y^1), (W_x^2, W_y^2), \dots, (W_x^L, W_y^L)$ 。接着在各自空间训练分类器。文中采用支持向量机分类器, 核函数选用高斯径向基核函数。

在识别阶段, 首先提取待识别 PIR 信号的频谱和小波包熵特征, 然后将频谱特征按所述子模式划分方法进行划分, 并与小波包熵特征合并后分别投影到训练阶段得到的 L 个子模式空间中, 再用 L 个分类器分别进行分类, 对 L 个子分类器的结果采用多数投票法得到待识别样本的类别。

上述特征子模式特征融合的方法需要有两种特征进行融合, 由于人体和非人体不同特征可能有不同的演变过程, 因此作为所提出方法的一种特例, 在实验部分将对特征子模式与全局特征为同一特征信息的情况进行分析。

4 实验结果与分析

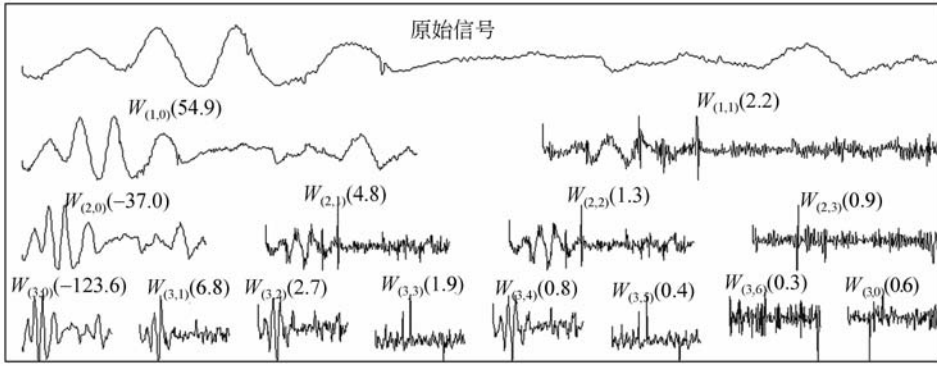
4.1 实验设置

本研究中探测器采用 RE200B 型二元 PIR 传感器及 7703 型菲涅尔透镜。探测器安装在距离地面 2 m 高的墙壁上。在 PIR 探测器的实际应用中, 常见的干扰源是狗, 因此, 这里采用人体和不同体积的狗的 PIR 信号作为研究对象。实验场地分别为室内 $4 \text{ m} \times 4 \text{ m}$ 和 $8 \text{ m} \times 8 \text{ m}$ 的区域。实验中, 4 个不同的测试人分别在场地内按任意路径以 $1 \sim 2.5 \text{ m/s}$ 的速度随机行走。为了采集狗的数据, 在场地内不同位置事先放置好食物, 然后让较大的狗和较小的狗分别在场地内以任意路径、任意速度随机走动。同时用 AD 采集卡对探测器输出的信号以 100 Hz 采样率进行采集。数据采集分别在夏季和冬季完成, 探测器及其安装方式保持不变, 这样可以验证识别算法对不同衣着和不同环境温度的鲁棒性。实验中共采集人体数据 200 组, 狗的数据 200 组。

4.2 小波包基函数及分解层数的选择

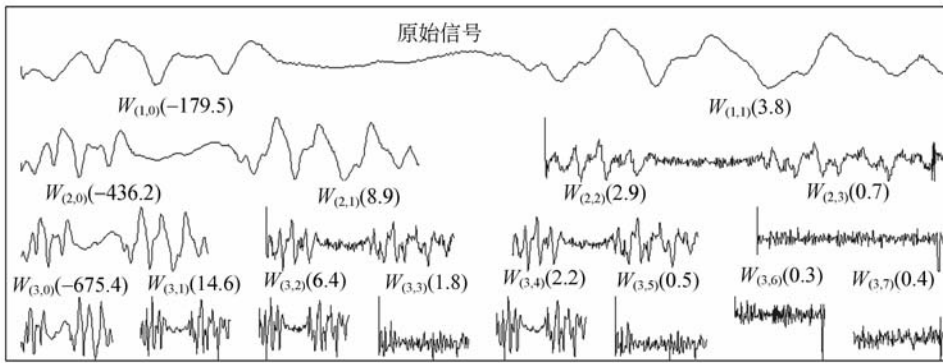
对采集的数据, 首先采用通带为 $0.01 \sim 20 \text{ Hz}$ ^[1] 的带通滤波器滤波, 然后分别计算信号的频谱和小波包非归一化 Shannon 熵。人体和非人体 PIR 信号 db1 小波包 3 层分解后波形及非归一化 Shannon 熵值如图 3 所示。

由于在不同的小波包基函数及分解层数下所得到的的小波包熵的特征描述能力不同, 因此首先需要选择小波包分解的参数。根据 PIR 探测器



(a) 人体 PIR 信号

(a) PIR signal of human body



(b) 非人体 PIR 信号

(b) PIR signal of non-human body

图 3 PIR 信号 db1 小波包分解后小波系数及其熵值

Fig. 3 Coefficients and Shannon entropy values of wavelet packet decomposition with db1 wavelet of PIR signal

信号产生的原理,可知 PIR 信号具有一定的对称特征,并且是紧支撑的。实验中选用 *coif2*, *sym5*, *db1*, *db2* 和 *db6* 小波,分解层数选择 3~5 层。实验结果如表 1 所示。

表 1 不同小波基及分解层选择实验

Tab. 1 Tests for wavelet basis and decomposition level selection

Recognition rate/(%)	<i>coif2</i>	<i>Sym5</i>	<i>db1</i>	<i>db2</i>	<i>db6</i>
Level 3	76.2±2.9	77.9±2.7	89.1±1.6	83.2±2.2	79.0±2.3
Level 4	74.2±3.3	73.2±2.9	88.4±2.1	82.0±3.0	76.1±3.1
Level 5	64.4±3.2	62.7±3.5	85.6±3.3	75.4±5.1	63.9±4.1

从表 1 可见, *db1* 小波包熵在不同的分解层上的识别率都是最高的。这是因为 *db1* 小波,即 Harr 小波具有严格的反对称特征,这与 PIR 信号的特点很相似,因此在特征提取阶段能够获取较

好的特征描述。由于第 3 层和第 4 层小波包熵特征分别反映了 PIR 信号在频率间隔为 2.5 Hz 和 1.25 Hz 时的能量分布,把这两组特征串联起来作为全局特征能更地反映不同频率间隔下的能量分布。通过对采集的不同辐射源的 PIR 信号的熵值统计分析,发现在多数频段上人体和非人体 PIR 信号存在着显著的差异。另外,与文献 [4] 特征提取所用时间相比,提取小波包熵特征的时间减少了 13%。

4.3 特征子模式 CCA 融合实验

4.3.1 频谱子模式与小波包熵 CCA 融合

实验中选择频谱为 0~5 Hz,对应 50 点。频谱分段数 L 分别为 3, 5, 7, 9 和 11,按第 3 节中所述方法进行训练和识别。训练集由人体和非人体各 100 个样本构成,其余 200 个样本构成测试集。图 4 是不同子模式划分时的识别结果。

从图 4 可以看出,将频谱分为 5 个子模式时

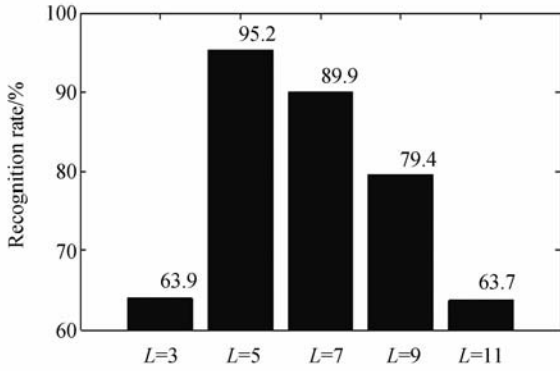


图 4 不同子模式划分的识别率

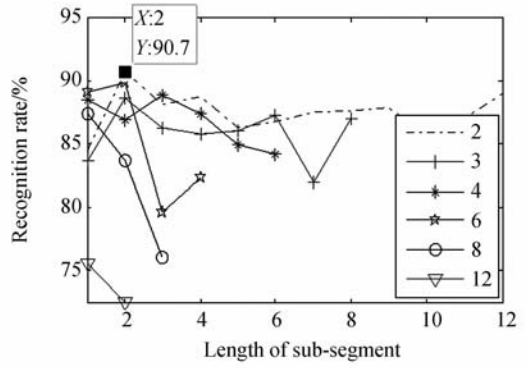
Fig. 4 Recognition rate of different sub-segment divisions

识别率最高,为 95.2%,此时每个子模式分别对应 0~1 Hz, 1.1~2 Hz, 2.1~3 Hz, 3.1~4 Hz 及 4.1~5 Hz,而直接将 0~5 Hz 频谱与小波包熵特征融合的识别率为 92.5%,采用特征子模式融合方法识别率提高了 2.7%。

4.3.2 全局特征与其自身子模式 CCA 融合

当子模式特征源于全局特征时,CCA 融合后得到的结果将反映某一特征的自相似性,而人体和非人体 PIR 信号的特征具有不同的变化规律,所以,分别将频谱和小波包熵与自身子模式进行 CCA 融合以实现 PIR 信号的识别。实验结果如图 5 所示。

从图 5(a)可以看出子模式起点为全局特征第一点时,小波包熵与其自身子模式特征 CCA 融合后识别率都比频谱特征识别率高。小波包熵



(b)小波包熵与不同长度自身子模式 CCA 融合的结果

(b) Recognition rate of wavelet packet entropy fused with its own sub-pattern in different lengths

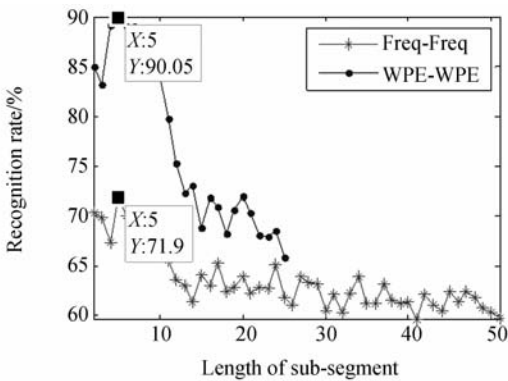
图 5 特征与其特征子模式 CCA 融合的识别率

Fig. 5 Recognition rate of features fused with their own sub-pattern by CCA method

特征与其前 5 个特征点融合的识别率最高为 90.1%,比频谱特征融合最高识别率高 18.2%,而单独采用小波包熵特征识别率为 88.4%。从图 5(b)可见,选择不同长度、不同起点的子模式特征与自身特征融合时,识别率在子模式取特征点(W_{3,3} W_{3,4})时最高为 90.7%,略高于前 5 点特征与全局特征融合的识别率,而比单独采用小波包熵特征识别率提高了 2.3%。由此可见,采用全局特征与其自身子模式 CCA 融合对提高识别率是有效的。

5 结 论

本文针对现有 PIR 探测器不能区分被检测红外是否为人体问题,提出一种基于特征子模式特征融合的 PIR 信号识别方法。首先提取 PIR 信号的频谱和小波包熵特征,然后将频谱特征划分为不同的子模式,再采用 CCA 方法分别与小波包熵特征进行融合,以融合后的特征为分类特征。在识别阶段,采用多数投票方法得到识别结果。实验结果表明,频谱特征子模式带宽为 1 Hz 时与第 3 层和第 4 层小波包熵串联的特征 CCA 融合后,人体和非人体识别率最高为 95.2%。文中进一步分析了作为特征子模式融合方法的特例—特征与自身子模式进行 CCA 融合的分类效



(a) 频谱与小波包熵子模式特征识别结果(从第一点开始)

(a) Recognition rate of frequency and wavelet packet entropy fused with their own sub-pattern (from the first point)

果。分析表明,小波包熵串联特征向量与自身特征中($W_{3,3}$ $W_{3,4}$)融合后识别率最高为 90.7%,比单独采用小波包熵的识别率提高了 2.3%。由此

可见,本文提出的方法能够有效地对人体和非人红外热源进行识别,从而提高了 PIR 探测的检测性能。

参考文献:

- [1] FANG J S, HAO Q, BRADY D J, *et al.*. Path-dependent human identification using a pyroelectric infrared sensor and Fresnel lens arrays [J]. *Optics Express*, 2006,14(2):609-624.
- [2] FANG J S, HAO Q, BRADY D J, *et al.*. Real-time human identification using a pyroelectric infrared detector array and hidden Markov models [J]. *Optics Express*, 2006,14(15):6643-6658.
- [3] FANG J S, HAO Q, BRADY D J, *et al.*. A pyroelectric infrared biometric system for real-time walker recognition by use of a maximum likelihood principal components estimation (MLPCE) method [J]. *Optics Express*, 2007,15(6):3271-3284.
- [4] 王林泓,龚卫国,刘晓莹,等.基于小波熵的低误报率人体热释电红外信号识别[J]. 仪器仪表学报, 2009,30(12):2485-2490.
WANG L H, GONG W G, LIU X Y, *et al.*. Low false alarm rate human body recognition using pyroelectric infrared signal [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2009, 30(12):2485-2490. (in Chinese)
- [5] SUN Q S, ZENG S G, HENG P A, *et al.*. A new method of feature fusion and its application in image recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2005, 38(12):2437-2448.
- [6] 孙权森,曾生根,王平安,等.典型相关分析的理论及其在特征融合中的应用[J]. 计算机学报, 2005, 28(9):1524-1533.
SUN Q S, ZENG S G, HENG P A, *et al.*. The theory of canonical correlation analysis and its application to feature fusion [J]. *Chinese journal of computers*, 2005,28(9):1524-1533. (in Chinese)
- [7] SUN Q S, ZENG S G, LIU Y, *et al.*. Feature fusion method based on canonical correlation analysis and handwritten character recognition [C]. *Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, Kunming, China*, 2004:1547-1552.
- [8] 洪泉,陈松灿,倪雪蕾.子模式典型相关分析及其在人脸识别中的应用[J]. 自动化学报,2008,34(1):21-30.
HONG Q, CHEN S C, NI X L. Sub-pattern canonical correlation analysis with application in face recognition [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(1):21-30. (in Chinese)
- [9] AVCI E. A new optimum feature extraction and classification method for speaker recognition: GW-PNN [J]. *Expert Systems with Applications*, 2007,32(2):485-498.
- [10] AVCI E, AKPOLAT Z H. Speech recognition using a wavelet packet adaptive network based fuzzy inference system [J]. *Expert Systems with Applications*, 2006,31(3):495-503.
- [11] AVCI E, TURKOGLU I, POYRAZ M. Intelligent target recognition based on wavelet packet neural network [J]. *Expert Systems with Applications*, 2005,29(1):175-182.
- [12] 高印寒,马喜来,何丽桥,等.基于小波包分解的阈值消噪在车载 CAN 总线上的应用[J]. 光学精密工程,2007,15(3):434-439.
GAO Y H, MA X L, HE L Q, *et al.*. Application of threshold denoising based on wavelet packet decomposition to vehicular CAN-bus [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(3):434-439. (in Chinese)
- [13] 于晓波,盛磊.靶场测量中多镜头大视场视频图像的拼接[J]. 光学精密工程,2008,16(11):2145-2150.
YU X B, SHENG L. Image stitching of multi-lens with large visual field in range instrumentation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(11):2145-2150.
- [14] ROSSO O A, BLANCO S, YORDANOVA J, *et al.*. Wavelet entropy: a new tool for analysis of short duration brain electrical signals [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2001,105(1):65-75.
- [15] COIFMAN R R, WICKERHAUSER M V. Entropy-based algorithms for best basis selection [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1992,38(2):713-718.
- [16] KREUTZ-DELGADO K, RAO B D. Measures and algorithms for best basis selection [C]. *Proceeding on Acoustics, Speech and Signal Processing Conference*, 1998:1881-1884.

- [17] DE BRUIN M G, KAMMINGA C. The effect of signal normalization on entropy sums [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1998, 19, (5-6):415-423.
- [18] GUO Q L, WANG K Q, ZHANG D Y, *et al.*.

A wavelet packet based pulse waveform analysis for cholecystitis and nephrotic syndrome diagnosis [C]. *Proceeding on Wavelet Analysis and Pattern Recognition Conference*, 2008:30-31.

作者简介:



龚卫国(1957—),男,重庆人,教授,博士生导师,1996年3月至2002年3月在日本 NEC 中央研究所工作,主要从事图像处理、模式识别及计算机视觉等方面的研究。E-mail: wggong@cqu.edu.cn



贺莉芳(1986—),女,湖南衡山人,硕士研究生,主要从事信息获取与处理方面的研究。E-mail:jiabei53@126.com



王林泓(1974—),女,辽宁新宾人,讲师,2010年于重庆大学获得博士学位,主要从事信息获取与处理、模式识别等方面的研究。E-mail: cqbj2005@126.com

●下期预告

2X/Y 直线进给轴直线轮廓误差的学习补偿方法

林献坤,于垂顺,李郝林

(上海理工大学 机械工程学院,上海 200093)

为了提高 2X/Y 直线进给轴的联动直线轮廓精度,对该类进给轴联动直线轮廓偏差的测量、评价和补偿方法进行了研究。首先分析了直线电机驱动进给过程存在直线轮廓偏差的原因及其补偿的复杂性,然后给出一种基于学习的直线轮廓误差在线精密补偿方法,该方法通过激光干涉仪的 2D 时间基准精密测量龙门联动轴直线轮廓的实时坐标值,应用最小二乘方法评价确定理想直线方程,接着通过与理想直线比较得到直线偏差学习样本。建立了基于最小二乘支持向量回归方法的直线偏差识别模型,以模型的在线回归计算确定偏差补偿量,给出了补偿量控制输出策略与补偿系统构建方案,在自构建的直线进给轴平台上进行在线补偿实验。结果表明,应用该方法对 2X/Y 直线进给轴联动的直线轮廓偏差进行在线补偿,可使轮廓精度提高 53%。