

文章编号 1004-924X(2009)08-2024-08

# 应用复值独立分量分析实现特征融合识别

王大伟<sup>1,2</sup>, 纪 华<sup>1,2</sup>, 王延杰<sup>1</sup>

(1, 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2, 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

**摘要:**介绍了复值独立分量分析(Complex ICA)的基本原理和算法,提出了基于复值独立分量分析的目标识别方法并将其应用于多传感器融合的目标识别中。该方法首先利用快速独立分量分析算法(FICA)对目标训练集图像进行ICA分解,然后分别提取基于独立分量的训练集和测试集目标特征,采用线性判据对训练集目标特征进行分类训练,找到合理的分类阈值,最后对测试集图像进行分类识别。在本文的实验条件下,提出的方法获得了92.1%的识别准确率,远优于传统ICA方法的78.1%和PCA方法的76.2%。

**关键词:**目标识别;多传感器图像融合;特征级融合;复数值独立分量分析

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A

## Feature-level fusion recognition based on complex-valued independent component analysis

WANG Da-wei<sup>1,2</sup>, JI Hua<sup>1,2</sup>, WANG Yan-jie<sup>1</sup>(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,  
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

**Abstract:** The basic principle and algorithm of the complex valued Independent Component Analysis (ICA) are introduced, and a new target recognition algorithm based on the complex valued ICA is proposed to be applied to the multi-sensor fusion target recognition. Two images from different cameras are composed into a complex value training group matrix, then the Fast ICA(FICA) algorithm is performed on the matrix to get independent components (ICs). After extracting the features of training set and testing set based on ICs, the linear discriminant analysis is adopted to train target features to find out a reasonable classification threshold. Finally, the targets in testing set are classified and recognized. Experiments show that the recognition rate obtained by the proposed algorithm is 92.1%, which is more excellent than those of the traditional ICA in 78.1% and PCA in 76.2%.

**Key words:** complex ICA; target recognition; multi-sensor image fusion; feature-level fusion

## 1 引言

在大口径监视系统中,如果目标发生严重的扭曲、模糊、遮挡等畸变情况,目标识别的正确率就会大大下降。这种情况下,多传感器图像融合法是一个有效提高识别率的手段,特别是在军事领域,多传感器融合对于提高系统的目标探测能力和测量精度,提高系统的生存能力,都具有重要的意义。独立分量分析(ICA)是20世纪90年代末才发展起来的一种信号处理方法,它不但考虑二阶以上的统计特征,而且分解出的基矢量比PCA分解结果在空间分布上更为局部化,而局部特征对姿态变化和局部遮挡具有很好的抗干扰能力。近年来,针对其存在的运算量大、特征维数高的问题,有学者提出了许多改进算法<sup>[1-4]</sup>,并应用于自动导航<sup>[5]</sup>,目标识别<sup>[6]</sup>和图像融合<sup>[7]</sup>。

复值独立分量分析的初衷是解决傅里叶变换后频谱的分析<sup>[8]</sup>,本文把复数值独立分量分析引入了多传感目标识别处理,把传感器1获得的图像作为实部,传感器2获得的图像作为虚部,生成复数值观测矩阵,然后对其进行独立分量分析,并由提取的特征基矢量作为训练样本,采用线性判别方法进行目标的分类识别,取得了较好的识别效果。

## 2 Complex ICA 基本原理

### 2.1 复随机变量的基本概念

一个复随机变量可以记为: $y=u+iv$ ,这里 $u$ 和 $v$ 都是实数随机变量。 $y$ 的概率密度可以表示为 $f(y)=f(u,v)\in\mathbf{R}^2$ 。从而可得 $y$ 的期望: $E[y]=E[u]+i\cdot E[v]$ 。如果 $E[y_1y_2^*]=E[y_1]E[y_2^*]$ ,表明两个复随机变量是不相关的,这里 $y^*$ 表示 $y$ 的复共轭。一个零均值的复随机向量的协方差矩阵为:

$$E[yy^H]=\begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & \cdots & C_{1n} \\ C_{21} & C_{22} & \cdots & C_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{n1} & C_{n2} & \cdots & C_{nn} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

这里 $C_{jk}=E[y_jy_k^*]$ , $y^H$ 代表 $y$ 的厄米特转置。在

我们的复ICA模型中,所有的信号源 $s_j$ 都为零均值,且:

$$E[ss^H]=I, E[ss^T]=O, \quad (2)$$

为满足(1)式,要求 $s$ 必须为严格的复数,即其虚部不能为0。

在独立分量分析(ICA)中,一个经常用到的统计量是峭度(kurtosis),对于零均值复随机变量的峭度可以定义为<sup>[8]</sup>:

$$\text{kurt}(y)=E[|y|^4]-E[yy^*]E[yy^*]-E[yy]E[y^*y^*]-E[yy^*]E[y^*y]. \quad (3)$$

实际上选取不同的位置对 $y$ 进行共轭运算,峭度具有16种不同的定义方式<sup>[9]</sup>。

### 2.2 Complex ICA 原理

ICA的产生与盲源信号分离(BBS)密不可分,BBS的任务是只由多通道系统的输出数据 $x$ 来判断输入 $s$ 和系统的传递函数 $A$ ,如式(4)所示,一般说来,它不需要具有 $s$ 和 $A$ 的先验知识。

$$x=As. \quad (4)$$

Complex ICA是ICA在复数域的扩展,其基本原理为在复数域找到一个线性变换,使变换后的各复信号之间尽可能统计独立。假设观察到 $n$ 个复随机变量 $x_1, x_2, \dots, x_n$ ,而这些随机变量是由另外 $n$ 个复随机变量 $s_1, s_2, \dots, s_n$ 线性组合得到的:

$$x_i=a_{i1}s_1+a_{i2}s_2+\cdots+a_{in}s_n \quad i=1,2,\dots,n, \quad (5)$$

式中, $a_{ij}\in\mathbf{C}, i,j=1,2,\dots,n$ 。

独立分量分析的任务就是估计分离矩阵 $W$ ,即式(4)中混合矩阵 $A$ 的逆,使得输出 $Y=WX$ 的各分量 $y_i$ 尽可能保持统计独立,则 $y_i$ 为 $s_i$ 的估计。通常,在ICA模型中一般假定:(1)源信号矢量各分量 $s_1, s_2, \dots, s_n$ 均值为零且在统计上彼此独立;(2)观测信号矢量的维数不小于未知源信号矢量维数;(3)源信号矢量各分量 $s_1, s_2, \dots, s_n$ 至多有一个服从高斯分布;(4)通常假定线性混合矩阵 $A$ 是方阵。虽然以上假设有其不严谨之处,但是大大简化了估计过程。在得到混合矩阵 $A$ 的估计后,可以计算出它的逆阵,从而可以很容易地得到观测信号的独立成分:

$$s=A^+x, \quad (6)$$

式中 $A^+$ 为 $A$ 的逆矩阵。

对两组图像提取融合的复数值独立分量,可

以得到复空间上的特征向量,这些复数值特征向量表征了各类目标的在多维复空间的特征聚类。从信息融合的角度讲,可以更多地获得关于目标的信息,特别在目标弱小时,对于实现正确的目标识别是十分重要的;从统计学习理论的函数集学习性能角度讲,这样的样本集所对应打散(shattering)函数集的 VC 维是有限的,而且这使得收敛速度是快的。

### 2.3 基于负熵的 Complex ICA 的固定点算法

在 Complex ICA 的处理算法方面,ESA O 通过广义的协方差矩阵,在复数域推广了 4 阶盲辨识批处理算法(FOBI)<sup>[1]</sup>;ELLA B 讨论了基于非多项式函数判据的复数值 ICA 固定点算法<sup>[10]</sup>。1997 年 AAPO H 等提出了基于 4 阶累计量的固定点算法<sup>[8]</sup>,其后又提出了进一步的改进——基于负熵(Negentropy)的 ICA 固定点算法<sup>[11]</sup>,并在文献<sup>[12]</sup>中做了进一步的简化。由于该算法比批处理和自适应处理具有更快的收敛速度,因此又被称为快速 ICA 算法(fast ICA, FICA)。它的优点主要有:采用了牛顿迭代法,收敛性能好;迭代中无需引入步长的调节,更为简单方便。

负熵是任意概率密度函数和具有相同协方差矩阵的高斯分布函数间的 KL 散度,如式(7)所示:

$$J[p(x)] = \text{KL}[p(x), p_G(x)] = \int p(x) \log \left[ \frac{p(x)}{p_G(x)} \right] dx. \quad (7)$$

复数值变量的分布经常是球对称的,此时只有模是有意义的量。所以,我们采用了只依赖于模的非高斯性度量,其形式为:

$$J_G(\mathbf{u}) = E[G(|\mathbf{u}^H \mathbf{x}|^2)]z, \quad (8)$$

式(8)中, $G$ 是光滑的偶函数, $\mathbf{u}$ 为  $n$  维复向量,又因为  $z$  为白化数据,所以: $E[|\mathbf{u}^H z|^2] = \|\mathbf{u}\|^2 = 1$ 。

一般来说,通过极大化  $J_G(\mathbf{u})$  就可以估计出独立分量,实际上也就是如下的优化问题:

$$\begin{aligned} \text{Max} \quad & \left( \sum_{j=1}^n J_G(\mathbf{u}_j) \right), j = 1, 2, \dots, n \\ \text{constra:} \quad & E[\mathbf{u}_k^H \mathbf{u}_j] = \delta_{jk} \end{aligned} \quad (9)$$

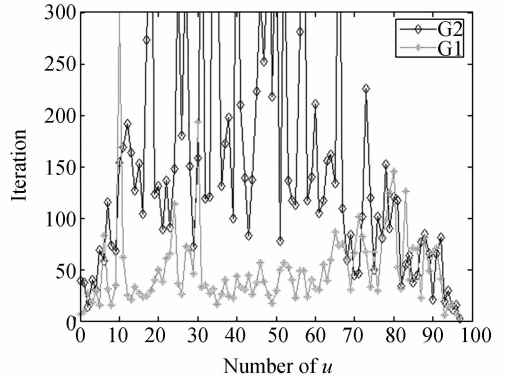
而且随自变量增加的递增越慢,估计的鲁棒性就越好,下面给出了常用的对比函数(Contrast Function):

$$G_1(y) = \frac{1}{2}y^2, g_1(y) = y, \quad (10)$$

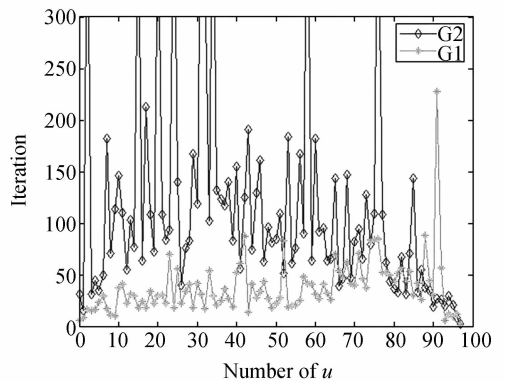
$$G_2(y) = \log(a_2 + y), g_2(y) = \frac{1}{a_2 + y}, \quad (11)$$

$$G_3(y) = \sqrt{a_1 + y}, g_3(y) = \frac{1}{2\sqrt{a_1 + y}}. \quad (12)$$

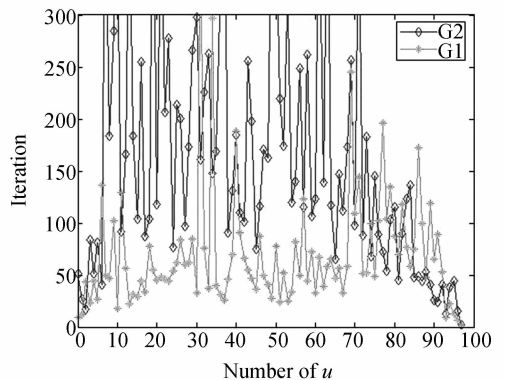
针对式(9)采用牛顿迭代法,通过逐步的代数简化,可以得到基于负熵的固定点算法的核心迭代



(a) Epsilon=0.005



(b) Epsilon=0.001



(c) Epsilon=0.0001

图 1 epsilon 分别取 0.005, 0.001 和 0.000 1 时依次提取  $u_i$  的运算量

Fig. 1 Computing load of different contrast functions with epsilons are 0.005, 0.001 and 0.000 1

算式。图 1 中给出了 Su27-B2 训练图像集采用  $G_1, G_2$  判别函数时取不同 epsilon 时, 逐次提取  $u_i$  的迭代运算量。  $G_3$  虽然估计的鲁棒性最好, 但是运算量相当大, 比如在取 epsilon=0.000 1 时, 几乎每次迭代 500 次以上也不能满足收敛条件。综合考虑鲁棒性和运算量, 我们选取  $G_2$  在 epsilon=0.000 1 时的结果作为识别试验数据。

### 3 基于复值 ICA 特征的目标识别

#### 3.1 Fisher 线性判别

在高维空间中, 本来在低维空间解析上或计算上行得通的方法失效, 所以降低维数就成了首要的问题。假设有分属于 2 类的  $n$  个  $d$  维样本,  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , 对  $x_i$  的分量作线性组合可得标量  $y_i = w^T x_i, i=1, 2, \dots, n$ 。如此便得到了由  $n$  个一维样本  $y_i$  组成的集合, 并可分为两个子集。我们总希望投影后, 在一维空间中, 各类样本尽可能分开, 同时样本内部分布的尽量密集, 即希望两类均值差  $\tilde{m}_1 - \tilde{m}_2$  越大越好, 而类内离散度  $\tilde{S}_1^2 + \tilde{S}_2^2$  越小越好, 可以定义 Fisher 准则函数为:

$$J_F(w) = \frac{(\tilde{m}_1 - \tilde{m}_2)^2}{\tilde{S}_1^2 + \tilde{S}_2^2}. \quad (13)$$

下面需要把  $J_F(w)$  转化为显含  $w$  的函数。因为式

$$\tilde{m}_i = \frac{1}{n_i} \sum w^T x = w^T m_i, \text{ 这样我们可以得到:}$$

$$(\tilde{m}_1 - \tilde{m}_2)^2 = (w^T m_1 - w^T m_2)^2 = w^T (m_1 - m_2)(m_1 - m_2)^T w = w^T S_0 w, \quad (14)$$

其中,  $m_1, m_2$  为各类样本均值, 类似的方法:  $\tilde{S}_1^2 + \tilde{S}_2^2 = w^T (S_1 + S_2) w = w^T S_w w$ , 这里,  $S_i = \sum (x - m_i)(x - m_i)^T, i=1, 2$ 。从而判别函数转化为:

$$J_F(w) = \frac{w^T S_0 w}{w^T S_w w}. \quad (15)$$

使用拉格拉日极值法求解使  $J_F(w)$  取极大值时的  $w^*$  方向得:

$$w^* = S_w^{-1} (m_1 - m_2). \quad (16)$$

最后的工作就是确定一个阈值, 将测试样本的投影点与阈值相比较, 给出决策。

#### 3.2 基于 complex ICA 特征的目标识别算法

为完成目标的正确识别, 在图像处理领域, 已经发展出了基于边缘特征<sup>[13]</sup>、不变矩<sup>[14]</sup>、PCA<sup>[6]</sup>和小波系数特征<sup>[15-16]</sup>的特征提取与识别算法, 当然不同的方法对特征有着不同的表现形式。本文采用 ELLA B 等人提出的多个独立分量逐次提取的 complex ICA 快速算法, 对图像训练样本集进行独立分量的提取。为了保证每次提取出来的都是尚未提取过的信源, 必须添加正交化过程, 把已提取过的独立分量去掉, 一般采用 Gram-Schmidt 正交分解法。与传统的图像处理方法不同的是, 这里要把如式(1)所示的每一幅复值图像按行排列组成一维行向量, 进而把所有观测数据就按行向量的方式组成了观测矩阵  $X$ 。基于 complex ICA 复值特征的融合目标识别算法步骤为:

(1) 对观测图像数据球化。首先需要对观测矩阵按虚部实部分别进行零均值处理, 第二步按照主分量分析的方法构成观测矩阵的协方差矩阵, 再对协方差矩阵进行奇异值分解,  $C_{m \times m} = X_{m \times t} X_{t \times m}^T = U_{m \times m} \Lambda_{m \times m} U_{m \times m}^T$  由  $S = \Lambda^{-\frac{1}{2}} U^T$  式可得到变换算子  $S$ , 用其对观测矩阵做  $Z = SX = \Lambda^{-\frac{1}{2}} U^T X$  的处理, 就完成了  $X$  的球化解。

(2) 采用本文提出的基于 4 阶累积量的多个独立分量逐次提取的 complex ICA 快速算法估计分离矩阵  $W$ , 即采用固定点算法的逐步剥皮步骤:

(a) 设  $m$  为待提取独立分量的数目, 令  $p=1$ 。

(b) 任意取  $\|u_p(0)\|_2 = 1$  的初始化矢量  $u_p(0)$ 。

(c) 对初始化矢量进行迭代运算  $u_p(k+1) = E[zf(u_p^T(k)z)] - E[f'(u_p^T(k)z)u_p(k)]$ , 如 2.3

节所述, 这里采用  $f(y) = \frac{1}{2\sqrt{a_1+y}}$ , 其中  $a_1 =$

0.1, 根据收敛条件  $\|u_p(k+1) - u_p(k)\|_2 < \epsilon$  验证待估计的向量  $u_p$  是否达到了期望的收敛值, 若未达到, 继续迭代。按照下面的方法, 对得到的新

矢量正交化:  $u_p(k+1) - \sum_{j=1}^{p-1} \langle u_p(k+1), u_j \rangle u_j \rightarrow$

$\mathbf{u}_p(k+1)$ , 并进行归一化  $\frac{\mathbf{u}_i(k+1)}{\|\mathbf{u}_i(k+1)\|_2} \rightarrow \mathbf{u}_i(k+1)$ 。

(d) 令  $p$  加 1, 如果  $p \leq m$ , 则回到步骤(b), 否则权向量的估计工作完成。

(3) 由  $\mathbf{S}_i = \mathbf{u}_i^T \mathbf{V}$  估计独立分量。以及相应的列特征矢量  $\mathbf{A}_i = \mathbf{C}^{-1} \mathbf{b}_i = \mathbf{C}^{-1} \mathbf{w}_i$ 。将待识别目标图像  $img_i$  在 ICA 特征空间上进行投影, 投影系数矢量  $\mathbf{A}_i = img_i \times \mathbf{S}^+$ , 这里,  $\mathbf{S}^+$  表示独立分量矩阵  $\mathbf{S}$  的伪逆,  $\mathbf{A}_i$  即为待识别目标图像  $img_i$  的特征矢量。选择适当的变换方式, 把复数值特征矢量变换为易于分类处理的特征矢量形式。本文中我们提取出的特征矢量如式(17)所示,

$$\mathbf{A} = (\mathbf{a}_1 + i\mathbf{b}_1, \mathbf{a}_2 + i\mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{a}_n + i\mathbf{b}_n), \quad (17)$$

变换为如式(18)所示的串行矢量形式

$$\mathbf{A}^* = (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n, \mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{b}_n). \quad (18)$$

(4) 由式(18)计算出的列特征矢量作为训练样本, 分别对  $a, b$  两部分采用 Fisher 准则获得复数域的最优分类器, 从工程技术应用角度来讲, 只要我们具有一定的先验知识, 把高维数据降到二维(复数域)也就可以完成分类。

## 4 实验结果及分析

本文构造了一个目标识别测试图像集。该图像集包括 3 类目标图像, 分别为 Su27, B2 和 F22 的红外目标图片和可见光传感器图片, 图中的红外和可见光图像都是经过配准之后的, 图像库中的目标以  $5^\circ$  的步频旋转  $180^\circ$ , 这样可以得到变化的目标姿态。

训练集有 3 类目标, 每类由随机选取的 49 幅  $51 \text{ pixel} \times 51 \text{ pixel}$  的图像组成, 对它们进行了局部遮挡、扭曲、增加亮度、加高斯噪声的处理。测试集中, 每类目标都经过了模糊、旋转扭曲、球面化扭曲、高斯噪声、增加亮度、局部遮挡的处理, 每类目标由 259 ( $37 \times 7$ ) 幅  $51 \text{ pixel} \times 51 \text{ pixel}$  大小的图像组成, 分别在独立分量上投影。图 2, 3, 4 为本文中采用的部分训练集和测试集图像。图 5 为本文中部分训练样本集和测试集的独立分量特征。由于畸变仅仅改变原始数据实部或虚部, 而且改变仅仅发生在很少的一部分数据上, 所以可

以提取出基本稳定的基于独立分量的投影特征。

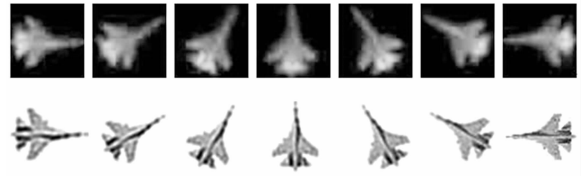


图 2 Su27 部分训练集

Fig. 2 Part of Su27 train set

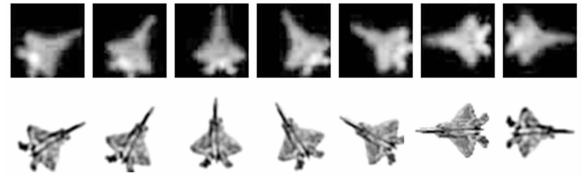


图 3 F22 部分训练集

Fig. 3 Part of F22 train set

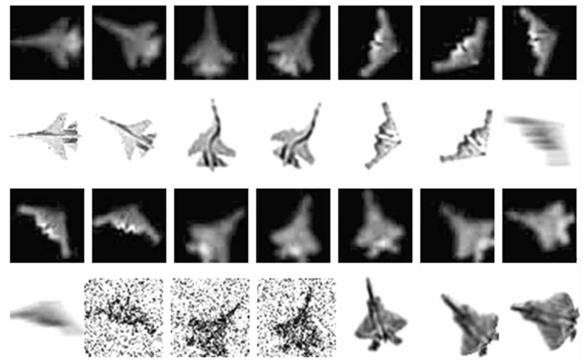
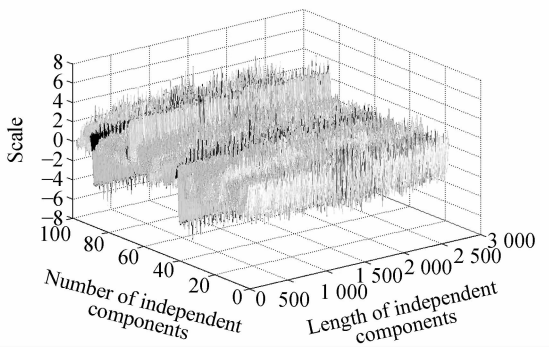


图 4 部分测试目标集

Fig. 4 Part of test target set

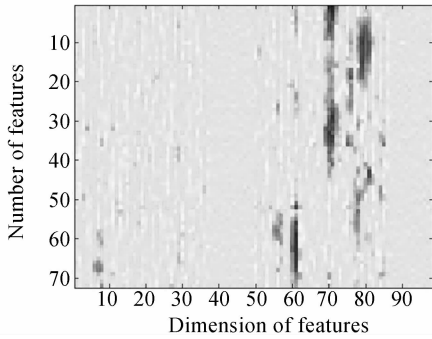
用传统的 ICA 目标识别算法 (Traditional ICA)、PCA 识别方法和本文提出的复数值 ICA 目标识别算法 (Complex valued ICA) 进行对比实验, 得到实验结果如图 6 所示, 这里的识别率为 3 类目标的平均识别率。图 6 中横坐标 0 表示正常图像, 1 代表加入 15 个像素模糊的图像, 2 代表加入旋转扭曲的图像, 3 代表加入球面化扭曲的图像, 4 代表加入均值为 0、方差为 0.2 的高斯噪声的图像, 5 代表模拟亮度变化的图像, 6 代表模拟部分遮挡的的图像; 纵坐标为相应的目标图像获得的平均识别率。由图 6 中可以知, 在图像均为正常时, 两种识别方法的识别性能都能达到 90% 以上, 且普通 ICA 算法的识别性能要好于本文算

法,这种情况部分地是由于复数值 ICA 的迭代误差大于传统的 ICA 迭代误差造成的。但是在图像发生形变或存在局部遮挡时,本文的算法取得的识别性能要远优于传统 ICA 算法和 PCA 值法。



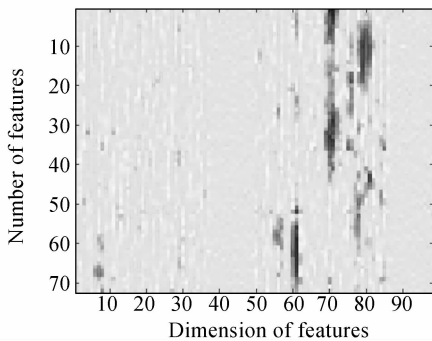
(a) F22-B2 训练样本集提取的独立分量

(a) Independent components (ICs) extracted from F22-B2 train set



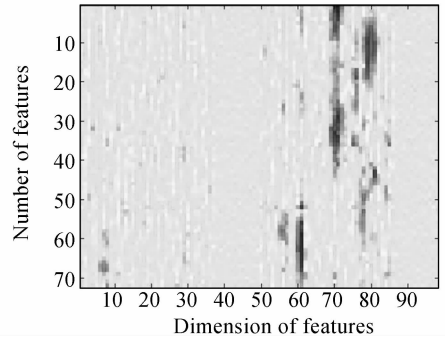
(b) F22 的特征

(b) IC feaures of F22



(c) F22 旋转扭曲时的特征

(c) IC features of F22 when the image rotates



(d) F22 方差为 0.2 高斯噪声时的特征

(d) IC features of F22 when image is added 0.2 Gaussian noise

图 5 本文中部分图像集的独立分量特征

Fig. 5 Some IC features in our paper

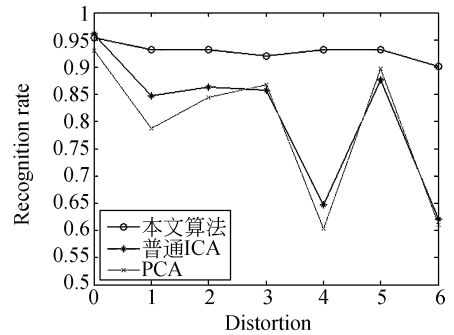


图 6 本文算法与其它识别算法的识别率对比图

Fig. 6 Comparison of recognition rate of our algorithm and other methods

## 5 结 论

本文提出了基于复值 ICA 特征的目标融合识别算法,即采用复数值 ICA 构成“特征提取器”,采用 fisher 线性判别方法构成“模式分类器”,对多类目标多传感器图像进行分类识别实验,并且考虑了图像旋转、图像噪声、形变、局部遮挡等畸变情况。实验证明,本文复数值独立分量提取算法在能够保持较高的识别准确率的同时,需要更少的训练样本,并且有着良好的抗畸变能力。在本文实验条件下,用提出的方法获得了 92.1% 的识别准确率,远优于传统 ICA 方法的 78.1% 和 PCA 方法的 76.2%。对于多类分类问题,本文采用 fisher 判别的一对一方法是可行的,

但是对多类分类问题的优化,有待做进一步的研究。另外,本文方法需要进行特征值分解,奇异值分解,矩阵求逆,逐次迭代等步骤,运算量较大是

不得不考虑的问题。下一步的工作是尝试研究融合识别中的多元复数域的独立分量分析以及建立比较完整而合理的目标图像库。

## 参考文献:

- [1] ESA O, HANNU O, VISA K. Complex-valued ICA based on a pair of generalized covariance matrices [J]. *Computational Statistics and Data Analysis*, 2008, 52: 3789-3805.
- [2] ALOK S, KULDIP K P. Subspace independent component analysis using vector kurtosis [J]. *Pattern Recognition*, 2006, 39: 2227-2232.
- [3] NOJUN K, CHUNGHOON K, HWANGNAM K. Dimensionality reduction based on ICA for regression problems [J]. *Neurocomputing*, 2008, 71(8): 2596-2603.
- [4] OLE W, KAARE B P. Flexible and efficient implementations of Bayesian independent component analysis [J]. *Neurocomputing*, 2007, 71(1-3): 221-233.
- [5] NAOYA O, ATSUSHI I. Independent component analysis of optical flow for robot navigation [J]. *Neurocomputing*, 2008, 71(10-12): 2140-2163.
- [6] BRUCE A D, KYUNGIM B, MARIAN S B, *et al.*. Recognizing faces with PCA and ICA [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2003, 91: 115-137.
- [7] NIKOLAOS M, TANIA S. Pixel-based and region-based image fusion schemes using ICA bases [J]. *Information Fusion*, 2007, 8(2): 131-142.
- [8] AAPO H, ERKKI O. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis [J]. *Neural Computation*, 1997, 9(7): 1483-1492.
- [9] CHRYSOSTOMOS L N, ATHINA P P. *Higher-Order Spectra Analysis* [M]. A Nonlinear Signal Processing Framework (Prentice-Hall), 1993.
- [10] ELLA B, AAPO H. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis of complex value signals [J]. *International Journal of Neural Systems*, 2000, 10(1): 1-8.
- [11] AAPO H. New approximation of differential entropy for independent component analysis and projection pursuit [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1998, 10: 273-279.
- [12] AAPO H, ERIKKI O, JUHA K. *Independence Component Analysis* [M]. John Wiley and Sons Inc., 2001.
- [13] 林玉池, 崔彦平, 黄银国. 复杂背景下边缘提取与目标识别方法研究 [J]. *光学精密工程* 2006, 14(3): 509-514.
- LIN Y CH, CUI Y P, HUANG Y G. Study on edge detection and target recognition in complex background [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(3): 509-514. (in Chinese)
- [14] LIU J, ZHANG T X. Recognition of the blurred image by complex moment invariants [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, 26: 1128-1138.
- [15] 王琰, 杨大为. 小波系数特征的目标识别方法 [J]. *小型微型计算机系统*, 2008, 29(3): 534-537.
- WANG Y, YANG D W. Object recognition method of wavelet coefficients characteristic [J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2008, 29(3): 534-537. (in Chinese)
- [16] 聂祥飞, 郭军. 利用 Gabor 小波变换解决人脸识别中的小样本问题 [J]. *光学精密工程*, 2007, 15(6): 973-977.
- NIE X F, GUO J. Solution of small sample size problem in face recognition using Gabor wavelet transforms [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(6): 973-977. (in Chinese)
- [17] OLAGUE G, HERNANDEZ B. A new accurate and flexible model based multi-corner detector for measurement and recognition [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, 26(1): 27-41.

## 作者简介:



王大伟(1983—),男,江苏邳州人,博士研究生,2004年于吉林大学获得工学学士学位,目前在中国科学院长春光学精密机械与物理研究所攻读博士学位,主要从事数据融合、计算机视觉以及数字图像处理系统等方面的研究工作。  
E-mail: wdwei1983@163.com



王延杰(1963—),男,吉林长春人,研究员,博士生导师,长春光机所快速捕获与实时图像处理技术研究室主任,1988年于吉林工业大学获得工学学士学位,主要研究方向为实时图像处理。  
E-mail: wangyj@ciomp.ac.cn



纪华(1983—),女,河北唐山人,博士研究生,2005年于吉林大学获得工学学士学位,目前在中国科学院长春光学精密机械与物理研究所攻读博士学位,主要从事景象匹配、视频跟踪方面的研究;E-mail: jhua12@163.com

## ●下期预告

## 鲤鱼尾鳍瞬时三维形态测量

蒋明<sup>1,2</sup>,张曙<sup>3</sup>,何小元<sup>1</sup>

(1. 东南大学 土木学院, 江苏 南京 210096; 2. 苏州科技学院 土木学院, 江苏 苏州 215011;  
3. 中国科学技术大学 苏州研究院, 江苏 苏州 215123)

尾鳍是鱼类游动时产生推力的一个重要部分,精确的三维测试分析方法对于正确理解尾鳍的运动结构和运动特性是至关重要的,为此提出了基于傅里叶变换轮廓术的尾鳍实时三维形态的测量方法。以巡游状态下的鲤鱼为实验对象,将影栅云纹投射在尾鳍表面,产生包含三维动态信息的云纹,由高速摄像机实时采集序列变形条纹,经过傅里叶变换、频谱滤波、逆傅里叶变换和基于时间序列的三维相位展开等处理后,重建了尾鳍的序列瞬时三维形态模型,真实再现了尾鳍复杂的三维运动过程。由摆幅一时间曲线,获得尾鳍的摆动频率为 1.42 Hz。这种新的测量方法不仅可用于研究尾鳍的动态瞬时特性,且适用于定量地分析其连续变化过程。