

# 基于 2DPCA 的特征融合方法及其应用

魏 旭,陶冰洁

WEI Xu,TAO Bing-jie

电子科技大学 电子工程学院,成都 610054

EE of UESTC, Chengdu 610054, China

WEI Xu,TAO Bing-jie.Feature fusion based on 2DPCA and its application.Computer Engineering and Applications, 2008,44(5):70-72.

**Abstract:** From researching on the universal principle of feature fusion of image,a new algorithm was proposed which based on the 2 dimension principal component analyses (for short 2DPCA).First,choose the multi-feature of target image which includes fractal feature,multi-direction and multi-scale gradient feature,local gray probability feature to construct a characteristic vector. Get a transforming matrix from using 2 dimension principal component analyses to the characteristic vector.And multiply the transforming matrix and characteristic vector to get a new syntheses feature.This syntheses feature is the feature from fusion.Simulation on image matching of small-weak target shows that this algorithm is more effective than conventional methods of matching based on gray and methods based on PCA,and has minor difference of time to the last method.

**Key words:** 2DPCA;feature fusion;small-weak target;image matching

**摘 要:**通过对图像特征融合的一般规律的研究,提出了一种基于二维主成分分析(简称 2DPCA)的图像特征融合算法。首先选取包括分形特征、多向多尺度梯度特征、局域灰度概率特征在内的目标图像的多种特征,组成特征向量,对该向量进行二维主成分分析,得到一个变换矩阵,再利用该变换矩阵和原特征向量的乘积得到新的综合特征。该综合特征即为经过融合后得到的特征。在对弱小目标匹配跟踪的仿真结果表明,该方法效果优于常规的灰度匹配和基于 PCA 的特征融合方法,且耗时与后者相差不大。

**关键词:** 二维主成分分析;特征融合;弱小目标;图像匹配

**文章编号:**1002-8331(2008)05-0070-03 **文献标识码:**A **中图分类号:**TN911.73

图像融合技术包括像素级、特征级和决策级融合。其中特征级融合技术在目标检测、识别、分类、跟踪等方面都有重要的价值。特征级图像融合需要先提取不同传感器中目标的各种身份特征,然后根据一定的算法对这些特征进行融合,使之相对于复杂背景以及各种不同的目标之间具有更高的区分度,然后再根据融合后的新特征进行后续处理。对于这方面的工作,很多人做了深入研究,也有很多具体的融合方法比如:D-S 证据推理,聚类融合等等<sup>[4,6,8,10]</sup>。

主成分分析又称为主分量变换,其基本变换和 K-L 变换相似。它是均方误差准则意义下的最佳变换,其目的是在数据空间中找到一组向量以尽可能地解释数据的方差,通过一个特殊的向量矩阵,将数据从原来的高维空间投影到一个低维的向量空间中,降维后保存了数据的主要信息,从而使数据更容易处理,并且具有保熵性、保能量性、去相关性以及能量重新分配集中等优点,通过主成分分析既能实现特征的压缩,也能实现特征的融合<sup>[5]</sup>。

二维主成分分析(2DPCA)在 PCA 的基础上发展起来的,1993 年 Liu 等人提出了一种线性鉴别的新思路,其基本思想是利用数字图像直接构造图像散布矩阵,并在此基础上进行鉴别分析;2003 年 Yang 从统计不相关性的角度重新审视并改

进了 Liu 的方法,从而得到一种具有统计不相关性的图像投影鉴别方法,即新的线型鉴别方法——二维主成分分析(2DPCA)<sup>[1,2,7,9]</sup>。

在此基础上提出了一种基于 2DPCA 的特征融合方法。首先提取目标图像的分形特征、多向多尺度梯度特征、局域灰度概率特征等在内的多种特征,组成特征向量,对该向量进行二维主成分分析,得到一个变换矩阵,再利用该变换矩阵和原特征向量的乘积得到新的综合特征。该综合特征即为经过融合后得到的特征。并通过弱小目标匹配跟踪的仿真试验验证了算法的正确性。

首先介绍了基于 2DPCA 的特征融合方法,然后介绍了弱小目标的特征提取,最后给出了实验仿真结果和分析,证明本文提出的方法是有效的。

## 1 基于 2DPCA 的特征融合

### 1.1 PCA

设  $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  为  $n$  维随机变量,可以得到  $X$  的协方差矩阵  $D(X)$ ,对其进行特征分解,可以得到其特征向量矩阵  $S$ :

$$S = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1n} \\ s_{21} & s_{22} & \cdots & s_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ s_{n1} & s_{n2} & \cdots & s_{nn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

令  $Y' = S'X$ ,  $Y$  即为  $X$  的 K-L 变换。其中  $S$  的每一列向量均包含了  $X$  的信息在内,即可将其作为  $X$  的融合特征,最简单的,可以选取最大特征值对应的特征向量作为  $X$  的综合特征,达到了特征融合的目的。

## 1.2 2DPCA

给出图像的总散布矩阵  $G_1$  为:

$$G_1 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (A_i - \bar{A})(A_i - \bar{A})^* \quad (2)$$

其中,  $\bar{A}$  为所有训练模式总体的均值矩阵,即  $\bar{A} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M A_i$ 。

定义准则函数为  $G_1$  的迹的最大值,即特征值之和最大,为最佳投影方向:

$$J(X) = X^* G_1 X \quad (3)$$

其物理意义是图像矩阵在  $X$  方向上投影后所得的向量的总体分散程度最大。事实上,该最优投影向量即为  $G_1$  的最大特征值所对应的单位特征向量。

一般来说,只有一个最佳投影方向是不够的,通常取  $G_1$  的  $d$  个最大特征值所对应的特征向量  $x_1, x_2, \dots, x_d$ , 这样既满足  $J(X)$  最大又使特征向量相互正交。令  $P = [x_1, x_2, \dots, x_d]$ ,  $P$  称为最优投影矩阵。

对已知的图像样本  $A$ , 令

$$Y_k = A * X, k=1, 2, \dots, d \quad (4)$$

投影特征矢量  $Y_1, Y_2, \dots, Y_d$  称为图像样本  $A$  的主成分 (principal component)。利用获得的主成分可构成图像样本  $A$  的特征矩阵或特征图

$$B = [Y_1, Y_2, \dots, Y_d] = A * P \quad (5)$$

该特征矩阵即为融合后的综合特征。

## 2 特征提取

选取了分形特征、多向多尺度梯度特征、局域灰度概率特征、局部方差特征、能量特征和灰度均值来描述弱小目标。

### 2.1 分形特征

分形理论为研究自然界中不规则的复杂物体提供了一种极好的数学手段。其基本思想是:客观事物具有自相似性的层次结构,局部与整体在形态、功能、信息、时间、空间等方面具有统计意义上的相似性,即自相似性。描述分形的定量参数叫分形维数或分维数,按不同的计算方法和几何意义可以分为计盒维、关联维、信息维、Hausdorff 维数等等。

计盒维数的数学计算及经验估计相对容易一些,因此应用范围非常广泛。

$M$  维欧氏空间上的有界集合  $X$  是自相似的,如果  $X$  是由  $N$  个互不重叠的,由  $X$  经放大或缩小  $\delta$  倍后形成的单元构成的,那么集合  $X$  的分形维数  $D$  为:

$$D = -\lim_{\delta \rightarrow \infty} \frac{\lg N(\delta)}{\lg \delta} \quad (6)$$

### 2.2 多向多尺度梯度特征

梯度反映了图像的局部变化信息,在边缘检测中被广泛引

用。对于大面积分布的杂波,它具有空间相关性,在各个方向都不存在比较高的梯度值,对于条纹状分布的杂波,也只是在某一个方向上具有高梯度值,而对于弱小目标来说在各个方向上均有较高的梯度值。

理论上,多向梯度中的多向是指平面图像上的  $360^\circ$  方向。为了分析简单以及减少计算量,我们取水平正向,水平负向,垂直正向,垂直负向 4 个方向,其定义如下:

$$G_{xz} f(m, n) = \sum_{l=1}^k (f(m, n) \pm f(m+l, n)) \quad (7)$$

$$G_{yz} f(m, n) = \sum_{l=1}^k (f(m, n) \pm f(m, n+l)) \quad (8)$$

$$g_{\downarrow} f(m, n) = G_{xz} f(m, n) \pm G_{xz} f(m, n) + G_{yz} f(m, n) + G_{yz} f(m, n) \quad (9)$$

其中,  $g_{\downarrow} f(m, n)$  为多向多尺度梯度总和,式(2)(3)分别为 4 个方向的多尺度梯度值,  $l$  为梯度步长,对于弱小目标而言,  $l$  取值与目标大小相近。

### 2.3 局域灰度概率

对于弱小目标,背景复杂,信噪比很低,目标往往淹没于背景之中,很难实现有效检测。但是在目标的局部范围内,背景变化一般不会太剧烈,目标与领域背景对比明显,因而目标像素灰度值与局域像素灰度之和的比值相对较大。

设  $f(x, y)$  为红外序列图像中某一帧中点  $(x, y)$  处的灰度值,在以  $(x, y)$  为中心的  $(2r+1) \times (2r+1)$  局域内,定义  $p(x, y)$  为  $(x, y)$  点的灰度值占该局域内总灰度值的比值 (\* 为求共轭),即

$$p(x, y) = \frac{f(x, y)}{\sum_{i=-r}^r \sum_{j=-r}^r f(x+i, y+j)} \quad (10)$$

称之为该点的局域灰度概率。假设小目标占  $k$  个像素,平均灰度值为  $f$ , 邻域背景灰度均值为  $m$ , 则目标的局域灰度概率值为

$$p(x, y) = \frac{f}{f * k + m * ((2r+1) * (2r+1) - k)} \quad (11)$$

### 2.4 其他特征

除了上述特征外,还选取了目标的两个基本特征:目标的能

量特征  $E = \sum_x \sum_y f(x, y)^2$  和灰度均值  $U = \frac{1}{M \times N} \sum_x \sum_y f(x, y)$ 。

### 3 特征向量的归一化

由于提取目标特征各不一样,其数量级也大不相同,如果对提取的特征直接做 2DPCA 变换的话就会出现某些特征在综合特征中占大部分信息,某些特征又利用的很少。为了避免这种状况,必需要对提取目标特征做一定的处理,将各种目标特征自适应的转换到相同数量级上。这里采取一种归一化的方法:

$$Y = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (12)$$

其中  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  为原始特征向量,  $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n)$  为特征向量每一特征的均值向量,  $\sigma = (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n)$  中的每一元素为  $X$  中对应元素的标准差。

## 4 实验结果与分析

根据以上阐述的方法和思路,对采集的含有弱小目标的序

列图像进行仿真计算。主要步骤如下:

- (1)针对单帧图像做高通滤波、非线性对比度增强处理;
- (2)取连续3帧图像数据且在包含目标的 $10 \times 10$ 大小的窗口内,加权平均确定初始模版,提取模版数据的包括分形特征、多向多尺度梯度特征、局域灰度概率特征、局部方差特征以及能量特征和灰度均值在内的各种特征属性;
- (3)对上述特征组成的特征向量进行归一化;
- (4)对归一化后的特征向量求取协方差矩阵,对该矩阵采用2DPCA方法进行变换,得到融合后的“综合特征”;
- (5)在待匹配图像中,对模版“综合特征”进行最佳搜索定位,相似性测度采用MSE方式

$$d(\bar{B}_i, B) = \|\bar{B}_i - F\|_F$$

其中,  $\|*\|_F$ 表示矩阵\*的Frobenius范数。

图1为原始序列中的某一帧图像;图2为模版波门内的图像的计盒维拟和曲线,其斜率的负值即为计盒维数;图3为多向多尺度梯度特征图,在目标位置处的梯度值明显高于其余位置。



图1 原始图像

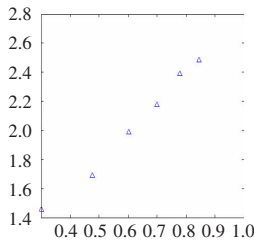


图2 分形拟和曲线

用Matlab对50帧序列原始图像做了仿真计算(仿真PC的配置为CPU:1GHZ,内存:256MHZ),共耗时193.6561s,平均每帧耗时3.8731s,匹配跟踪取得了良好的效果。表1为基于2DPCA的方法和基于灰度以及基于PCA的方法的比较。可以看出2DPCA方法效果最好,而耗时与PCA方法相差不大。图4至图6为2DPCA方法的仿真结果。

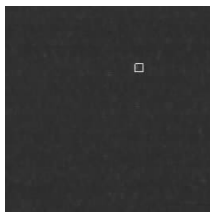


图3 多向多尺度梯度特征

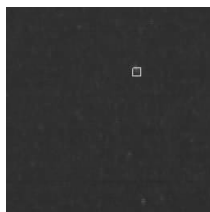


图4 第16帧匹配跟踪结果

## 5 结论

本文将2DPCA这种具有统计不相关性的图像投影鉴别分析的方法引入特征融合中,提出一种新的特征融合的方法。通过对弱小目标的多种特征进行融合得到综合信息,提高了目标

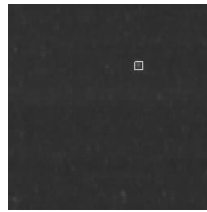


图5 第21帧匹配跟踪结果

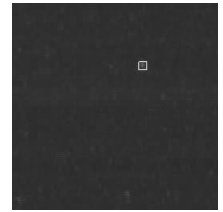


图6 第30帧匹配跟踪结果

表1 三种方法的匹配跟踪性能比较

Method/position, time	Frame No.				
	16	24	24	30	36
Initial position	73,158	74,159	70,158	73,158	73,158
Gray matching	70,160 1.031 2 s	-, - 1.031 2 s	70,157 1.031 2 s	70,154 1.031 2 s	-, - 1.031 2 s
PCA matching/s	73,158 3.782 3 s	70,158 3.782 3 s	70,158 3.782 3 s	73,158 3.782 3 s	72,158 3.782 3 s
2DPCA matching/s	73,158 3.873 1 s	74,159 3.873 1 s	70,158 3.873 1 s	73,158 3.873 1 s	73,158 3.873 1 s

的识别性能,取得了良好的匹配跟踪效果。该方法的显著特点就是利用了2DPCA对多种特征进行融合,使得融合效果比基于PCA的融合方法更好,而计算量却和后者相差却不大。

## 参考文献:

- [1] Yang Jian, Yang Jing-yu. Uncorrelated image projection discriminant analysis and face recognition[J]. Journal of Computer Research and Development, 2003, 40(3): 447-452.
- [2] Yang Jian, Zhang David, Yang Jing-yu. Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131-137.
- [3] 陈增照, 何秀玲, 杨扬, 等. 基于多特征融合的票据分类技术及应用[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(9): 202-204.
- [4] 刘云生, 彭建平. 信息融合的研究[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(3): 180-183.
- [5] 彭真明, 张启衡. 基于多特征融合的图片匹配模式[J]. 强激光与粒子束, 2004, 16(3): 281-285.
- [6] 许彬, 针链, 王克勇, 等. 给予局域灰度概率分布的小目标检测方法[J]. 激光与红外, 2005, 35(3): 187-189.
- [7] Chen Fu-bing, Chen Xiu-hong, Zhang Sheng-liang, et al. A human face recognition method based on modular 2DPCA[J]. Journal of Image and Graphics, 2006(4).
- [8] 尤晓建, 徐守时, 侯蕾. 基于特征融合的可见光图像舰船检测新方法[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(19): 199-202.
- [9] Han Ke, Zhu Xiuchang. Research on face recognition based on IMED and 2DPCA[J]. Journal of Electronics, 2006, 23(5): 786-790.
- [10] 彭晓明, 丁明跃, 周成平, 等. 一种利用信息融合的运动目标跟踪算法[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39(30): 28-30.

(上接66页)

- [6] Eberhart, R, Kennedy, J. A new optimizer using particle swarm theory[C]. Proceedings of the 6th International Symposium on Micro machine and Human Science. Piscataway, NJ, Nagoya, Japan: IEEE Service Center, 1995, 1: 39-43.
- [7] 黄岚, 王康平, 周春光, 等. 粒子群优化算法求解旅行商问题[J]. 吉林

大学学报:理学版, 2003, 41(4): 477-480.

- [8] 马慧民, 叶春明, 张爽. 二进制改进粒子群算法在背包问题中的应用[J]. 上海理工大学学报, 2006, 28(1): 31-34.
- [9] Daly M, Rioux J, Hudson T, et al. High-resolution haplotype structure in human genome[J]. Nature Genetics, 2001, 29(2): 229-232.