

文章编号: 0258-7025(2007)07-0952-05

基于多特征空间的三维目标离面旋转识别

冯少彤, 鲍毅, 聂守平, 王亮

(南京师范大学江苏省光电技术重点实验室, 江苏 南京 210097)

摘要 基于识别目标真假和空间位置的需要, 将 180 幅训练图像分成了 4 个训练集, 分别计算每个训练集的特征向量, 分析结果表明每个训练集可以用 3 个特征向量来表示, 这样用 12 个特征向量就可以建立目标的 4 个特征空间, 使目标分解与重构过程大大简化。利用待识别目标向量与重构向量之间的关系, 不仅可以判别目标的真假, 还可以确定目标所在的空间位置。模拟结果表明, 提出的目标多特征空间的建立方法和目标识别准则是有效的, 能够实现离面旋转条件下三维目标真假和空间位置的识别。

关键词 图像处理; 目标识别; 多特征空间; 特征向量

中图分类号 TP 391 **文献标识码** A

Three-Dimensional Object Recognition under Out-of-Plane Rotation Based on Multiple Feature Spaces

FENG Shao-tong, BAO Yi, NIE Shou-ping, WANG Liang

(Jiangsu Provincial Key Laboratory for Optoelectronic Technology,
Nanjing Normal University, Nanjing, Jiangsu 210097, China)

Abstract In order to recognize an object and determine its spatial position, 180 training images are divided into four image sets, and the feature vectors of all image sets are calculated. It is shown that each image set can be represented with three feature vectors, so the total four feature spaces can be constructed with only twelve feature vectors. The object decomposition and reconstruction are simplified greatly. Based on the relation between object vector and its reconstructed vector, the object can be determined as true or false, and its spatial position can be located. Simulation results show that the method of constructing multiple feature spaces and the object recognition rule are effective, and object recognizing and spatial position determining under out-of-plane rotation can be achieved.

Key words image processing; object recognition; multiple feature spaces; feature vector

1 引言

三维目标识别^[1~3]的一个重要方面是研究当目标空间姿态发生变化时, 如何准确地识别出该目标。目标识别的前提是获取目标的特征, 通常提取目标综合特征是利用目标在各种姿态下的训练图像构成训练图像集, 运用主分量分析技术^[4~6], 从训练目标集上得到一组正交基作为特征向量, 求取目标在特征向量上的分解系数, 采用最近邻判别方法识别目标的真假。该方法的特点是将所有训练目标看作一

个训练集, 所建立的特征空间只能判断目标是真还是假, 无法判断目标当前姿态是正面、背面, 还是侧面, 要想在判断目标真假的基础上进一步了解目标的姿态, 就需要建立多个特征空间^[7]。

本文围绕目标离面旋转, 研究了目标多个特征空间的建立和生长方法, 并利用多特征空间进行目标识别。在子空间生长时为了降低运算量, 提高空间生长速度, 首先根据相似程度直接将训练图像集分为若干个子空间, 再对相邻子空间中的训练图像进行划分, 进而完成子空间的生长与更新。在目标

收稿日期: 2006-10-13; 收到修改稿日期: 2007-02-05

基金项目: 江苏省自然科学基金(BK2006726)和江苏省高校自然科学基金(06KJB140062)资助项目。

作者简介: 冯少彤(1958—), 女, 江苏人, 副教授, 主要从事光信息处理和图像处理研究。

E-mail: fengshaotong@njnu.edu.cn

识别方面,将目标向量在多个特征空间上分解与重构,利用原始目标向量与重构目标向量夹角余弦值的最大值作为判断依据,有效地识别目标的真假和判断真目标的空间姿态。实验结果表明,该方法具有较高的稳健性以及姿态识别准确的优点,识别率较高。

2 目标单个特征空间的建立

假设 $S_i(x, y)$ 表示目标的训练图像, $i = 1, 2, \dots, K$, K 为训练图像集的数目, 每幅图像像素为 $P = M \times N$, 每幅图像按行优先原则转换成一个列向量, 这样每幅训练图像作为训练图像集 \mathbf{S} 的一列, 即

$$\mathbf{S} = (\mathbf{S}_1, \mathbf{S}_2, \dots, \mathbf{S}_K). \quad (1)$$

由于图像的互相关值反映了图像之间的相似性, 因此构造训练集图像的互相关矩阵 \mathbf{D} , 即

$$\mathbf{D} = \mathbf{S}^T \mathbf{S}, \quad (2)$$

矩阵 \mathbf{D} 为一个 K 维对称矩阵, K 的值较之图像像素 P 小很多。假设矩阵 \mathbf{D} 的特征值和特征向量分别为 λ_i 和 $\mathbf{V}_i, i = 1, 2, \dots, K$, 则有

$$\mathbf{S}^T \mathbf{S} \mathbf{V}_i = \lambda_i \mathbf{V}_i, \quad (3)$$

(3) 式两边乘以训练图像集矩阵 \mathbf{S} , 得到

$$\mathbf{S} \mathbf{S}^T \mathbf{S} \mathbf{V}_i = \lambda_i \mathbf{S} \mathbf{V}_i, \quad (4)$$

不难发现, $\mathbf{S} \mathbf{V}_i$ 是对称矩阵 $\mathbf{S} \mathbf{S}^T$ 的特征向量, 记为

$$\mathbf{V}'_i = \mathbf{S} \mathbf{V}_i, \quad (5)$$

所有特征向量构成一个特征向量矩阵

$$\mathbf{V}' = \mathbf{S} \mathbf{V}, \quad (6)$$

由(6)式可得 $\mathbf{V}' \mathbf{V}'^{-1} = \mathbf{S}$, 由于 \mathbf{V} 是对称矩阵 \mathbf{D} 的特征向量矩阵, 所以有 $\mathbf{V}^{-1} = \mathbf{V}^T$, 则

$$\mathbf{V}' \mathbf{V}'^T = \mathbf{S}, \quad (7)$$

将(7)式展开, 得到

$$(\mathbf{V}'_1, \mathbf{V}'_2, \dots, \mathbf{V}'_K) \begin{pmatrix} V_{11} & V_{12} & \dots & V_{1K} \\ V_{21} & V_{22} & \dots & V_{2K} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ V_{K1} & V_{K2} & \dots & V_{KK} \end{pmatrix} = (\mathbf{S}_1, \mathbf{S}_2, \dots, \mathbf{S}_K), \quad (8)$$

即

$$S_i = V_{1i} \mathbf{V}'_1 + V_{2i} \mathbf{V}'_2 + \dots + V_{Ki} \mathbf{V}'_K, \quad (9)$$

可以看出, 任意一幅训练图像 S_i 可以在特征向量 \mathbf{V}'_i 上分解得到一组系数 $V_{mi}, m = 1, 2, \dots, K$ 。同样也可以由该系数和特征向量的线性组合重构该图像 S_i , 即训练图像向量与重构图像向量完全重合, 我们将利用该特性实现目标识别。利用一个特征空间只能用来判断目标是否属于该空间, 或者说只能识别出

目标的真假, 不能在真目标的基础上描述目标当前的姿态, 为此, 需要研究目标多个特征空间的建立方法。

3 目标多个特征空间的建立

如图 1 所示, 圆周上的每一点表示目标离面旋转的一个空间姿态, 角度相邻的目标相似度较高, 应归入同一个目标空间。为此, 分别选取 0° 和 180° 附近的训练图像组成目标的正面和背面空间, 同样分别选取 90° 和 270° 附近的训练图像组成目标的两个侧面空间, 四个目标空间分别用 H_1, H_2, H_3 和 H_4 表示。

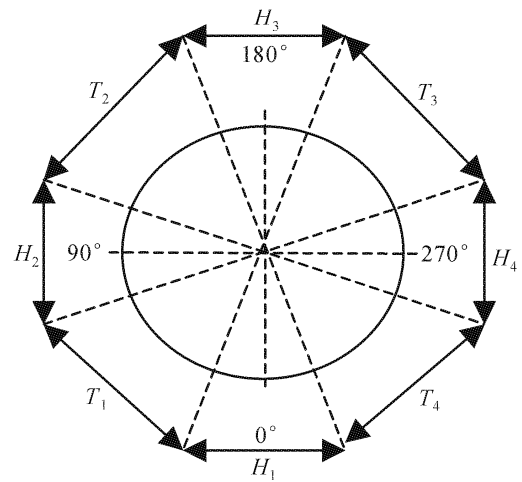


图 1 目标空间

Fig. 1 Object space

利用单个特征空间的建立方法, 分别建立 4 个目标空间的特征空间。由于 4 个目标空间只包含了部分训练目标, 为此, 按照一定的原则将另外 4 个空间 T_1, T_2, T_3 和 T_4 中的训练目标扩充到 4 个目标空间中。

以空间 T_1 为例, 将该空间中的任意一幅图像 G 分别在空间 H_1 和空间 H_2 的特征向量 $\mathbf{V}'_{1i} (i = 1, 2, \dots, p_1)$ 和 $\mathbf{V}'_{2j} (j = 1, 2, \dots, p_2)$ 上分解, 其中, p_1 和 p_2 是空间 H_1 和 H_2 的特征向量个数, 这样, 得到两组分解系数

$$c_{1i} = \frac{(\mathbf{V}'_{1i})^T G}{\|\mathbf{V}'_{1i}\|^2}, \quad c_{2j} = \frac{(\mathbf{V}'_{2j})^T G}{\|\mathbf{V}'_{2j}\|^2}, \quad (10)$$

两组系数与对应基向量的线性组合为目标的重构向量

$$\mathbf{G}'_1 = c_{11} \mathbf{V}'_{11} + c_{12} \mathbf{V}'_{12} + \dots + c_{1p_1} \mathbf{V}'_{1p_1}, \quad (11)$$

$$\mathbf{G}'_2 = c_{21} \mathbf{V}'_{21} + c_{22} \mathbf{V}'_{22} + \dots + c_{2p_2} \mathbf{V}'_{2p_2}, \quad (12)$$

为了判断两个重构向量与原始目标向量的相似程

度,引入向量方向余弦作为判断标准,即

$$\cos\theta_1 = \frac{(\mathbf{G}'_1)^T \mathbf{G}}{\|\mathbf{G}'_1\| \|\mathbf{G}\|}, \cos\theta_2 = \frac{(\mathbf{G}'_2)^T \mathbf{G}}{\|\mathbf{G}'_2\| \|\mathbf{G}\|}, \quad (13)$$

如果 $\cos\theta_1$ 大于 $\cos\theta_2$,则说明目标 G 与目标空间 H_1 中的目标相似,则将其归入空间 H_1 ,反之归入空间 H_2 。

重复上述过程,空间 T_1, T_2, T_3 和 T_4 的每个目标只要经过两次系数分解和两次重构运算就可以归入到相应的目标空间中,该过程称为空间生长或空间更新。最后所有目标都按照特征相似性原则归入目标空间 H_1, H_2, H_3 和 H_4 中。

4 目标识别准则

对于输入的待识别目标,依次在 4 个目标空间的特征向量上分解与重构,得到 4 个重构目标向量,待识别目标向量与 4 个重构目标向量的方向余弦的最大值为 Q ,即

$$Q = \max(\cos\theta_1, \cos\theta_2, \cos\theta_3, \cos\theta_4), \quad (14)$$

确定一个恰当的阈值,如果 Q 大于该阈值则目标为真,否则为假。在目标为真的基础上,如果 Q 为 $\cos\theta_1$,则说明目标与空间 H_1 相似,即为目标的正面。这样不仅可以判断目标的真假,同时可以判断目标所属的空间,从而确定目标的姿态。这是单个本征空间无法实现的,是建立多个本征空间的根本目的。

5 实验结果

实验中等间隔采集了目标离面旋转的 180 幅图像,如图 2 所示为 $0^\circ, 90^\circ, 180^\circ$ 和 270° 图像,分别以这些角度周围正负 20° 范围内的训练图像构成空间 H_1, H_2, H_3 和 H_4 。

以空间 T_1 为例,说明如何进行空间的生长。以旋转角度由小到大的顺序依次选择 T_1 中的训练图像,由式(10)~(13)计算其在空间 H_1, H_2 上重构图像向量夹角余弦 g_1 和 g_2 ,如图 3(a)和(b)所示。

从图 3 可知,按角度增大的顺序空间 T_1 中的图像与空间 H_1 中的图像之间的相似程度越来越低,而和空间 H_2 上的训练图像相似程度越来越高。对空间 T_1 中的图像,如果 g_1 大于 g_2 ,则将其归入空间 H_1 ,否则将其归入空间 H_2 上。同样的方法处理空间 T_2, T_3 和 T_4 中的图像,最后所有训练图像按照特征相似原则分布在 H_1, H_2, H_3 和 H_4 4 个子空间上,

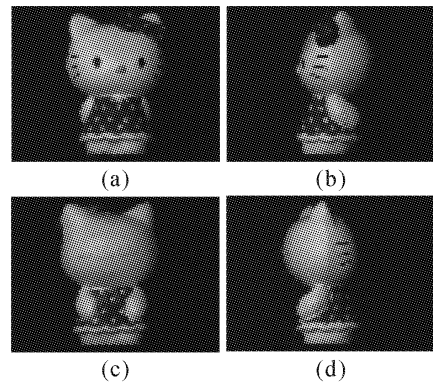


图 2 目标在 0° (a), 90° (b), 180° (c) 和 270° (d) 的训练图像

Fig. 2 Training image of object at 0° (a), 90° (b), 180° (c) and 270° (d)

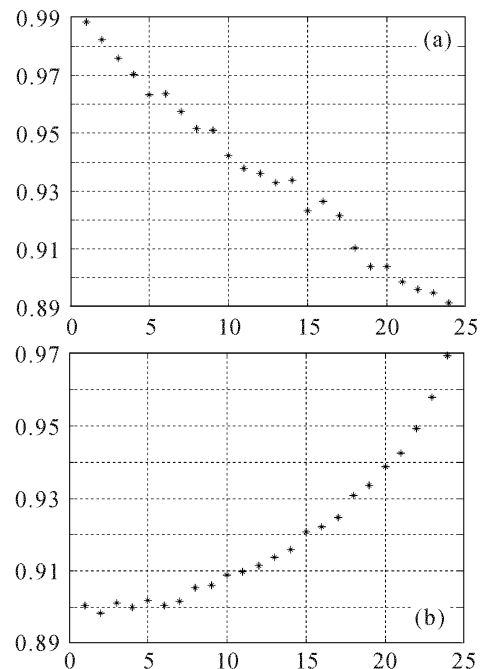


图 3 T_1 中图像与在空间 H_1, H_2 上重构图像夹角的余弦分布

Fig. 3 Cosine distribution of the angle between the image in space T_1 and its reconstructed image in space H_1, H_2

各个子空间的构成如表 1 所示。

表 1 目标子空间分布
Table 1 Object sub-space

Sub-space	Corresponding space angle
H_1	$32^\circ \sim 50^\circ$
H_2	$52^\circ \sim 132^\circ$
H_3	$134^\circ \sim 232^\circ$
H_4	$234^\circ \sim 320^\circ$

将训练图像划分为 4 个子空间后,只选取每个子空间特征向量中的一部分作为主分量参与后续的认识运算,这样,在后续运算中,只需要利用主分量进行运算即可,而无需使用全部特征向量,从而进一步降低运算量。以目标空间 H_1 为例,其特征值分布如图 4 所示。

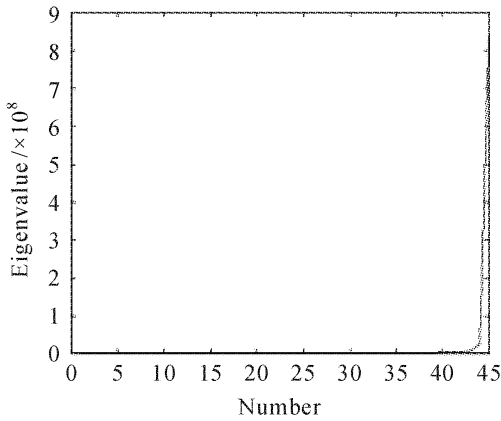


图 4 空间 H_1 的特征值分布
Fig. 4 Eigenvalue in space H_1

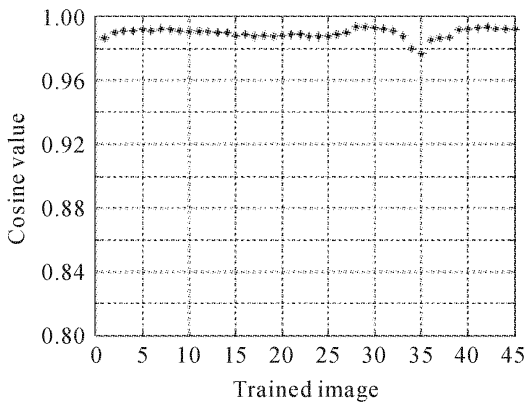


图 5 空间 H_1 图像与重构图像向量夹角余弦的分布
Fig. 5 Cosine distribution of the angle between the image in space H_1 and its reconstructed image

从图 4 可以看出,大多数特征值都很小,因此只要选取最大的 3 个特征值对应的特征向量作为主分量。由式(10)~(13),计算 H_1 中所有图像与其在特征空间上重构图像向量的夹角余弦值,如图 5 所示。从图中可以看出,选取 3 个主分量后,带来的重构误差低于 3%,而特征空间的维数由 45 降为 3,降低了 93%,这样就可以用较小的重构误差换取较大的降维空间,从而大大降低了目标分解与重构的计算量。在每个目标空间均选取 3 个特征向量构成一个特征空间,图 6 所示的是 4 个空间的 12 个特征向量的图像显示,这 12 个特征向量的图像也称为本征图像。

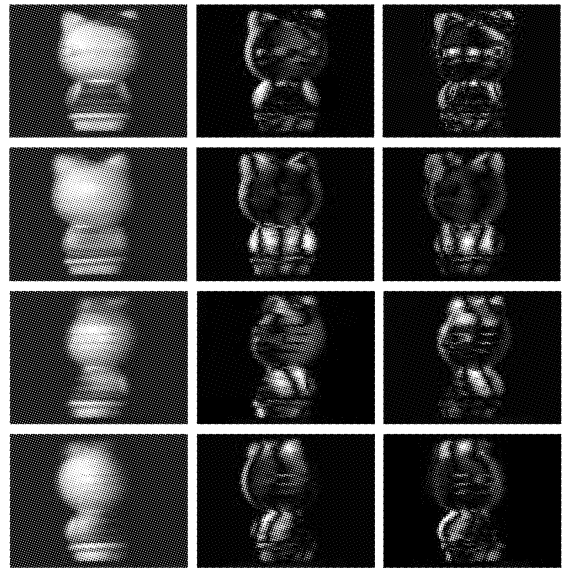


图 6 本征图像
Fig. 6 Eigenimage

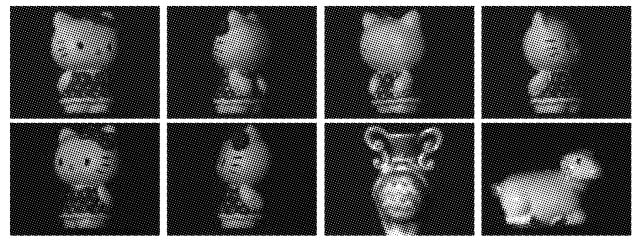


图 7 待识别目标
Fig. 7 Objects to recognize

图 7 为待识别的目标,第一行为 4 个目标空间中的任意选取的训练目标,第二行为随机采集的非训练目标和假目标。

由式(10)~(13),计算上述测试目标图像与其在 4 个特征空间上重构图像向量的夹角余弦值,结果如表 2 所示,表中 O_i 为目标序号。图 8 为所有测试目标 Q 值分布图。

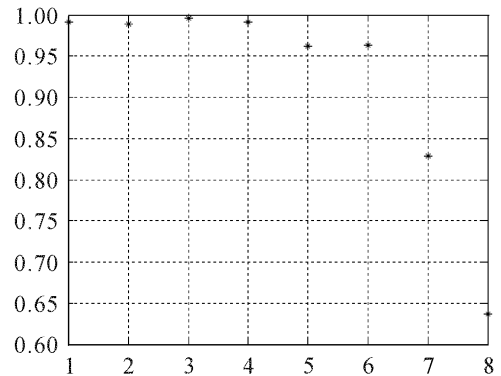


图 8 Q 值分布图
Fig. 8 Distribution of Q value

表 2 目标识别结果
Table 2 Object recognition results

	O_1	O_2	O_3	O_4	O_5	O_6	O_7	O_8
g_1	0.9918	0.9022	0.9257	0.9533	0.9620	0.8796	0.7947	0.6158
g_2	0.9024	0.9889	0.9060	0.9061	0.9266	0.9630	0.8282	0.6368
g_3	0.9503	0.9292	0.9955	0.9431	0.8997	0.8605	0.8068	0.6129
g_4	0.9598	0.9255	0.9570	0.9918	0.8915	0.8421	0.7949	0.5998
Q	0.9918	0.9889	0.9955	0.9918	0.9620	0.9630	0.8282	0.6368
Position in space	H_1	H_2	H_3	H_4	H_1	H_2	×	×

由表 2 和图 8 可以看出, 不管待识别的目标是训练集中的目标还是非训练集中的目标, Q 的值都在 0.95 以上, 而其他假目标都在 0.90 以下, 因此可以通过选取一个恰当的阈值来实现目标真假识别。同时, 最大值所对应的子空间即是待识别目标所属的子空间, 这样就可以判断出目标的姿态。

6 结 论

针对目标离面旋转情况, 利用相似性原则将训练目标集分为 4 个子空间。在子空间中通过选取较大特征值所对应的特征向量构成特征空间, 这样用 12 个特征向量来描述整个目标的特性, 大大降低了目标识别运算的计算量。利用目标向量与其在各个特征空间上的重构向量的关系, 不仅可以判别目标的真假, 还可以确定目标所在的空间。实验结果表明, 该方法利用较少的特征向量有效地完成了对目标的分解与重构, 所设计的目标判别准则简单可靠, 达到了识别目标真假与空间位置的效果。该方法还可以推广到用数字全息方法得到三维全息图像和显微数字全息图像的识别等领域, 具有一定的应用前景。

参 考 文 献

- 1 Se'bastien Roy, Henri H. Arsenault, D. Lefebvre. Invariant object recognition under three-dimensional rotations and changes of scale [J]. *Opt. Engng.*, 2003, **42**(3):813~821
- 2 Yi Hengyu, Hu Xiaoyang, Zhang Kai *et al.*. Simplified recognition of 3D axes-symmetric object [J]. *Chinese J. Lasers*, 2005, **32**(4):466~470
易亨瑜, 胡晓阳, 张 凯 等. 三维轴对称目标的简化识别[J]. *中国激光*, 2005, **32**(4):466~470
- 3 Han Li, Liu Shutian, Wang Qi *et al.*. Study on the performance of fractional correlation applied in scale distortion-invariant pattern recognition [J]. *Chinese J. Lasers*, 2001, **A28**(5):429~434
韩 利, 刘树田, 王 骐 等. 分数相关尺度畸变不变模式识别特性研究[J]. *中国激光*, 2001, **A28**(5):429~434
- 4 M. Jogan, E. Zagar, A. Leonardis. Karhunen-Loeve expansion of a set of rotated templates [J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2003, **12**(7):817~825
- 5 A. Leonardis, H. Bischof. Robust recognition using eigenimages [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2000, **78**(1):99~118
- 6 Chu-Yin Chang, Anthony A. Maciejewski, Venkataramanan Balakrishnan. Fast eigenspace decomposition of correlated images [J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2000, **9**(11):1937~1949
- 7 A. Leonardis, H. Bischof, J. Maver. Multiple eigenspaces [J]. *Pattern Recognition*, 2002, **35**(11):2613~2627