

基于广义典型相关分析的仿射不变特征提取方法

张洁玉 陈强 白小晶 孙权森 夏德深
(南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)

摘要: 该文结合广义典型相关分析(GCCA)理论,提出了一种新的图像仿射不变特征提取方法。首先,基于多尺度自卷积变换(MSA)构造了一组新的变换量——多尺度自卷积熵(MSAE)。然后证明了该熵具有仿射不变性;再利用GCCA将MSA和MSAE变换值作为两种特征进行融合,得到具有更丰富图像信息的组合特征。最后利用MSA,MSAE和组合特征,结合最近距离分类器分别对视点变换图像以及加噪声、加部分遮挡视点变换图像进行分类识别实验。结果表明,组合特征得到了最高的正确识别率,MSAE次之,MSA最低。

关键词: 图像识别; 多尺度自卷积; 多尺度自卷积熵; 特征融合; 仿射不变性

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)10-2465-05

Affine Invariant Feature Extraction Algorithm Based on Generalized Canonical Correlation Analysis

Zhang Jie-yu Chen Qiang Bai Xiao-jing Sun Quan-sen Xia De-shen

(Department of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: A novel method of extracting affine invariant feature is proposed using the theory of Generalized Canonical Correlation Analysis(GCCA). First, a new kind of transformation named MSAE is constructed based on MSA. Second, MSAE is proved to be affine invariant. Then MSA is combined with MSAE using GCCA to obtain a new feature with more information. Finally, the coil-100 image database viewed from different angles in the case of Gaussian noise or occlusion is put into recognition experiments using minimum distance classifier. The comparing results among MSA, MSAE and combined feature indicate that the combined feature can obtain highest recognition accuracy followed by MSAE and MSA in turn.

Key words: Image recognition; Multi-Scale Autoconvolution (MSA); Multi-Scale Autoconvolution Entropy (MSAE); Feature fusion; Affine invariant feature

1 引言

从任意尺度和视角所获取的同一场景图像中提取不变特征,是计算机视觉领域的一个难点。为了得到稳定的不变特征,先后诞生了Hu不变矩特征^[1], Fourier描述子^[2], Zernike矩^[3], Radon变换^[4]和基于小波的不变量^[5]等不变特征提取方法,并得到了一定程度的应用^[6]。这些特征在图像发生平移、旋转和尺度变换时具有不变性,但实际中如果仅利用上述3种变换来近似模拟不同视点间的图像变形是不够充分的。因此,需要寻找一种更加精确的模拟图像变形的最佳选择^[7]。近年来,提取图像仿射不变特征的方法成为了目标识别领域的研究热点^[7-10]。

Rahtu提出了一种结合概率思想的基于点的不变特征提取方法——多尺度自卷积(MSA)^[7,11,12]。该方

法计算复杂度低,不需要目标的分割或者背景的消除,并且当图像存在噪声及遮挡时,其稳定性优于传统的不变矩方法^[11]。唐涛等^[13]利用MSA特征描述图像局部区域,进行了目标的分类识别实验,得到了较好的效果。徐学强等^[14]也利用MSA方法进行目标识别,证明了MSA特征识别率比Flusser仿射不变矩更高。但MSA方法利用变量的数学期望值作为不变特征,仅刻画了该变量的平均取值,即“位置”特征。变量以数学期望为“中心”而随机取值,但数学期望并不能反映变量取值所带来的信息量。

典型相关分析(Canonical Correlation Analysis, CCA)是处理两个随机变量之间相互依赖关系的统计方法,国内外已经将CCA用于图像识别、人脸识别^[15,16]等领域。孙权森等^[17,18]基于CCA的思想,提出了将两种特征融合的组合特征提取方法,得到了很好的人脸识别效果。之后,他们又改进了典型相关判据准则函数,增加了训练样本的类别信息,构造了GCCA,在人脸识别实验中得到了更高的准确

2008-10-14 收到, 2009-03-23 改回

国家自然科学基金(60773172)和江苏省博士后基金(AD41158)资助课题

率^[9]。

本文在原MSA的基础上,先提出了一种基于多尺度自卷积熵(Multi-Scale Auto-convolution Entropy, MSAE)的仿射不变特征提取方法。该特征是变量的熵值,刻画了变量分布的不确定性,反映了变量取值带来的平均信息量。再利用GCCA理论将MSA和MSAE变换值作为两种特征进行融合,得到新的包含更多图像信息的组合特征,并将其用于识别分类,得到了较好的实验结果。

2 MSA 特征提取方法

定义仿射变换为 $A = A(T, t)$, 设图像仿射变换前后的坐标分别为 x 和 x' , 即 $x' = A(x) = Tx + t$ 。设 $f(x)$ 为灰度图像的亮度函数,经仿射变换后为

$$f'(x) = f(A^{-1}(x)) = f(T^{-1}x - T^{-1}t)$$

设 $x_0, x_1, x_2 \in \mathbb{R}^2$ 是 $f(x)$ 定义域中的3个点,则点 $u_{\alpha,\beta}$ 可线性表示为

$$u_{\alpha,\beta} = \alpha(x_1 - x_0) + \beta(x_2 - x_0) + x_0 \quad (1)$$

则

$$u'_{\alpha,\beta} = \alpha(x'_1 - x'_0) + \beta(x'_2 - x'_0) + x'_0 = Tu_{\alpha,\beta} + t \quad (2)$$

其中 x'_0, x'_1, x'_2 分别对应于点 x_0, x_1, x_2 的仿射变换。将上述固定点 x_0, x_1, x_2 看作随机变量,分别表示为 X_0, X_1, X_2 , 设它们的概率密度函数为 $p_{X_i}(x) = (1/\|f\|_{L^1})f(x)$ 。则由式(2)可得 $U'_{\alpha,\beta} = TU_{\alpha,\beta} + t$ 。再经过简单推导便可得出 $f'(U'_{\alpha,\beta}) = f(U_{\alpha,\beta})$ 。可见,随机变量 $f(U_{\alpha,\beta})$ 和 $f'(U'_{\alpha,\beta})$ 有着相同的分布,因而数学期望也相等,这种相等关系独立于仿射变换。MSA变换即为变量 $f(U_{\alpha,\beta})$ 的数学期望值:

$$Mf(\alpha, \beta) = E[f(U_{\alpha,\beta})] = \int_{\mathbb{R}^2} f(u)p_{U_{\alpha,\beta}}(u)du \quad (3)$$

设 $\gamma = 1 - \alpha - \beta$, 则 $U_{\alpha,\beta} = \alpha X_1 + \beta X_2 + \gamma X_0$ 。由概率密度函数的性质可得

$$p_{U_{\alpha,\beta}}(u) = (p_\alpha * p_\beta * p_\gamma)(u) \quad (4)$$

其中 * 代表卷积。因此式(3)变为

$$\begin{aligned} Mf(\alpha, \beta) &= \int_{\mathbb{R}^2} f(u)p_{U_{\alpha,\beta}}(u)du \\ &= \int_{\mathbb{R}^2} f(u)(p_\alpha * p_\beta * p_\gamma)(u)du \end{aligned} \quad (5)$$

3 MSAE 构造方法

由式(3)可知,MSA变换基于变量 $f(U_{\alpha,\beta})$ 的数学期望,仅能反应变量的平均取值。考虑到分布相同的两个变量,它们的不确定性也一定相同,即熵值相等。而熵值反映变量取值所带来的信息量,所以文中基于熵值构造了一组新的不变特征—多尺度自卷积熵,方法如下。

由 $p_a(x) = (1/a^2)p(x/a)$, 则式(4)可变为

$$p_{U_{\alpha,\beta}}(u) = \frac{1}{(\alpha\beta\gamma)^2} \left(p\left(\frac{x}{\alpha}\right) * p\left(\frac{y}{\beta}\right) * p\left(\frac{z}{\gamma}\right) \right)(u) \quad (6)$$

为方便计算将式(6)转到频域,即

$$\begin{aligned} \Gamma(p_{U_{\alpha,\beta}}) &= \Gamma(p_\alpha * p_\beta * p_\gamma) \\ &= \frac{1}{(\alpha\beta\gamma)^2} \frac{1}{\hat{f}(0)^3} \hat{f}(\alpha\xi)\hat{f}(\beta\xi)\hat{f}(\gamma\xi) \end{aligned} \quad (7)$$

其中, Γ 代表 $p_{U_{\alpha,\beta}}$ 的傅里叶变换, \hat{f} 代表 f 的傅里叶变换。再将式(7)进行傅里叶逆变换,便可得:

$$\begin{aligned} p_{U_{\alpha,\beta}}(u) &= \Gamma^{-1} \left(\frac{1}{(\alpha\beta\gamma)^2} \frac{1}{\hat{f}(0)^3} \hat{f}(\alpha\xi)\hat{f}(\beta\xi)\hat{f}(\gamma\xi) \right) \\ &= \frac{1}{(\alpha\beta\gamma)^2} \frac{1}{\hat{f}(0)^3} \int_{\mathbb{R}^2} \hat{f}(\alpha\xi)\hat{f}(\beta\xi)\hat{f}(\gamma\xi)e^{j2\pi u\xi} d\xi \end{aligned} \quad (8)$$

由于任意一对存在仿射变换关系的点对 $u_{\alpha,\beta}$ 和 $u'_{\alpha,\beta}$ 之间都满足 $f(u_{\alpha,\beta}) = f'(u'_{\alpha,\beta})$, 又由前述定义得知, $p_{U_{\alpha,\beta}}(U_{\alpha,\beta} = u_{\alpha,\beta}) = (1/\|f\|_{L^1})f(u_{\alpha,\beta})$, 且 $\|f\|_{L^1} = \|f'\|_{L^1}$ 。所以

$$p_{U_{\alpha,\beta}} = \frac{1}{\|f\|_{L^1}} f(u_{\alpha,\beta}) = \frac{1}{\|f'\|_{L^1}} f'(u'_{\alpha,\beta}) = p'_{U'_{\alpha,\beta}} \quad (9)$$

由式(9)即可得到变量的信息熵相等,

$$\begin{aligned} E &= -\sum_{i=1}^n p_{i,U_{\alpha,\beta}} \log_2 p_{i,U_{\alpha,\beta}} \\ &= -\sum_{i=1}^n p'_{i,U'_{\alpha,\beta}} \log_2 p'_{i,U'_{\alpha,\beta}} = E' \end{aligned} \quad (10)$$

其中

$$\begin{aligned} p_1 + p_2 + \dots + p_n &= \frac{1}{\|f\|_{L^1}} f(x_1) + \frac{1}{\|f\|_{L^1}} f(x_2) \\ &\quad + \dots + \frac{1}{\|f\|_{L^1}} f(x_n) \\ &= \frac{f(x_1) + f(x_2) + \dots + f(x_n)}{\sum_{i=1}^n f(x_i)} = 1 \end{aligned}$$

n 代表图像像素个数。从式(10)可以看出,此熵值具有仿射不变性,作者将其称为多尺度自卷积熵(MSAE)。给定一幅图像,由式(8)与式(10)就可以计算出MSAE变换值,该变换值就是新的仿射不变特征。通过改变尺度 α, β 的值,能够得到无穷多的MSAE仿射不变特征。经实验,本文中的 α, β 采用了10组值,即 $(-0.1, 0.1)$, $(-0.1, 0.2)$, $(-0.1, 0.3)$, $(-0.1, 0.4)$, $(-0.2, 0.2)$, $(-0.2, 0.3)$, $(-0.2, 0.4)$, $(-0.3, 0.3)$, $(-0.3, 0.4)$ 和 $(-0.4, 0.4)$, 因此每一个MSAE特征都是一个10维向量。

4 MSA 和 MSAE 特征组合

设 A 和 B 为样本空间 Ω 上的两组特征集,任意

一个模式样本对应的两个特征矢量分别为 $\mathbf{x} \in A \subseteq R^p$, $\mathbf{y} \in B \subseteq R^q$ 。令 \mathbf{S}_x , \mathbf{S}_y 分别表示训练样本空间 A 和 B 的类内散布矩阵, 则GCCA的判据准则如式(11)所示, 其中 $\mathbf{L}_{xy} = n\mathbf{S}_{xy}$ 。

$$J(\xi, \eta) = \frac{\xi^T \mathbf{L}_{xy} \eta}{(\xi^T \mathbf{S}_x \xi \cdot \eta^T \mathbf{S}_y \eta)^{1/2}} \quad (11)$$

最大化该准则所获得的两组投影矢量 (ξ, η) 为广义典型相关投影矢量集。由此, 可以得到投影后的两组特征矢量, 即 $\mathbf{w}_1 = \mathbf{W}_x^T \mathbf{x}$, $\mathbf{w}_2 = \mathbf{W}_y^T \mathbf{y}$ 。其中, $\mathbf{W}_x = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_d)$, $\mathbf{W}_y = (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_d)$ 。再将两组特征矢量进行融合, 即 $\mathbf{z} = \begin{pmatrix} \mathbf{w}_1 \\ \mathbf{w}_2 \end{pmatrix}$, 形成新的组合特征, 将其用于识别分类。

本文报道的方法首先对每一幅图像分别求出其对应的MSA和MSAE特征矢量, 构成两组矢量集, 分别对应上述的集合 A 和 B 。再利用GCCA原理将两组特征矢量进行融合, 生成新的组合特征矢量。

对同一种模式所抽取的不同特征矢量总是能反映模式的不同特性, 如MSA特征矢量是数学期望值, 表征变量平均取值; 而MSAE特征矢量是熵值, 表示变量分布的不确定性, 反映变量取值带来的信息量。将两种特征矢量由GCCA进行组合, 既保留了参与融合的两种特征的有效鉴别信息, 又在一定程度上消除了由于主客观因素带来的冗余信息。因而, 组合后的特征应该具有更高的独特性, 对分类识别具有重要意义。本文利用最近距离分类器进行分类实验, 验证了该组合特征的有效性和稳定性。

5 实验结果与分析

为了验证组合特征的有效性及其稳定性, 本文利用最近距离分类器分别对视点变换图像、加高斯噪声的视点变换图像及加部分遮挡的视点变换图像进行3大组识别实验。目前仿射不变特征主要是不变矩特征^[20,21], Rahtu等^[7]将MSA与不变矩特征中较具代表性的仿射不变矩^[1]和交叉加权矩^[22]进行了比较, 结果显示MSA能够得到更加准确的识别结果。另外, 雷琳等^[20]提到MSA方法经过实践证明是目前最稳健的不变矩特征之一。因此, 本文仅将组合特征, MSAE和MSA的识别结果进行比较。实验中采用哥伦比亚大学Coil-100数据库中的图像^[23], Coil-100包含了若干不同的物体, 每个物体都有72张不同角度拍摄的图像(每隔5°拍摄一张)。

为了得到更加可靠的结果, 在视点变换图像、加噪声视点变换图像以及加部分遮挡视点变换图像的3大组实验中, 每组进行3次实验。每次选取10个物体作为10大类, 每类中再分别选取角度为0°, ±5°,

±10°, ±15° 和 ±20° 共9幅图像为训练样本, +25°, ±30°, ±35°, ±40° 和 ±45° 共9幅图像为测试样本, 即每次实验中训练样本与测试样本的总数均为90。

5.1 视点变换图像识别率比较

图1(a)为部分从0°到20°的训练样本图像, 图1(b)为部分+25°以及从-30°到-45°的测试样本图像。

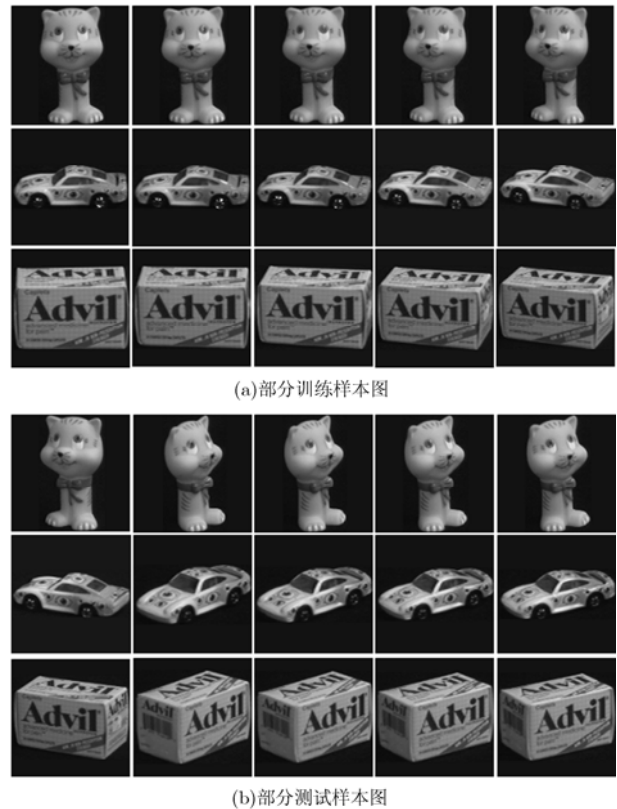


图1 部分训练样本及测试样本

表1为MSA, MSAE及组合特征的3次识别正确率的比较。由表1可以看出, 以MSAE为特征的识别正确率均高于MSA特征, 而MSA和MSAE组合的新特征识别准确率最高。可见组合特征抽取了更多图像信息, 比单独的MSA及MSAE特征更加有效可靠。

表1 MSA, MSAE及组合特征识别正确率的比较(%)

次数及均值	1	2	3	均值
MSA	78.89	92.00	64.44	78.44
MSAE	83.33	94.44	77.78	85.18
组合特征	97.78	100.00	95.56	97.78

5.2 加高斯噪声视点变换图像识别率比较

对上述所有的训练样本和测试样本图像均添加方差分别为0.001, 0.002, 0.003, 0.004, 0.005以及

0.006的高斯噪声,再利用组合特征,MSAE和MSA进行分类识别实验。图2为 -20° 时添加方差为0.001-0.006的高斯噪声后的部分训练样本图像。表2为添加高斯噪声后,MSA,MSAE及组合特征的3次识别正确率均值的比较。



图2 添加高斯噪声的部分训练样本

表2 添加高斯噪声后MSA,MSAE及组合特征识别正确率均值比较(%)

高斯噪声方差	0.001	0.002	0.003	0.004	0.005	0.006
3次MSA均值	77.78	77.41	77.78	76.30	76.67	75.56
3次MSAE均值	82.59	84.45	82.22	80.74	81.48	83.33
3次组合特征均值	97.78	96.30	97.04	95.56	95.93	96.67

由表2可以得出,在添加方差为0.001-0.006的高斯噪声后,MSAE的3次实验均值都比MSA高。由于抽取了图像更多的信息,组合特征的正确识别率比MSA和MSAE有显著地提高。因为实验中用于测试的样本数量有限,当物体正确识别个数变化1-2个时,正确率就会发生1-2个百分点的浮动,再加上噪声本身具有随机性,使得噪声越来越大时,正确识别率没有一致地降低,但并不影响判断每一种特征的有效性。随着噪声的增大,正确识别率在各自的数值水平内以微小波动的方式,基本呈现总体下降趋势。

5.3 加部分遮挡视点变换图像识别率比较

将上述所有训练样本和测试样本图像添加大小

分别为 10×10 , 12×12 , 14×14 , 16×16 , 18×18 和 20×20 的遮挡块,再利用组合特征,MSAE和MSA进行识别实验。图3为 -20° 时添加遮挡块大小为 10×10 - 20×20 的部分训练样本图像,遮挡块如图中黑色小方块所示。表3为添加遮挡块后,MSA,MSAE和组合特征的3次正确识别率均值的比较。



图3 添加遮挡块的部分训练样本

表3的数据表明,在添加大小为 10×10 - 20×20 遮挡块后,MSAE的3次实验均值都比MSA高。同时,组合特征抽取了图像更丰富的信息,其正确识别率较其他两种单一特征有明显地提高。同样因为测试样本数量有限,当遮挡块越来越大时,正确识别率没有一致地降低,但3种特征有效性的差异还是清晰可见。

6 结束语

本文提出了一种新的仿射不变特征提取方法。首先在MSA的基础上,构造了MSAE特征;再利用GCCA原理,将MSA和MSAE特征进行了融合,形成了新的具有更多图像信息的组合特征,将该特征作为图像最终的仿射不变量;最后利用MSA,MSAE和组合特征,结合最近距离分类器分别对视点变换图像、加噪声视点变换图像以及加部分遮挡视点变换图像进行了分类识别实验。结果表明,MSAE特征正确识别率比MSA有所提高,组合特征的正确识别率高于单一MSA或MSAE特征。

表3 添加遮挡块后MSA,MSAE和组合特征识别正确率均值比较(%)

遮挡块大小	10×10	12×12	14×14	16×16	18×18	20×20
3次MSA均值	75.92	76.29	75.55	75.92	75.18	74.81
3次MSAE均值	78.89	78.52	77.03	78.52	78.15	78.89
3次组合特征均值	97.41	97.00	96.30	95.56	95.52	95.93

参考文献

- [1] MingKuei H. Visual pattern recognition by moment invariants [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1962, 8(2): 179-187.
- [2] Zahn C T and Roskies R Z. Fourier descriptors for plane closed curves [J]. *IRE Transactions on Computer*, 1972, 21(3): 269-281.
- [3] Teague M. Image analysis via the general theory of moments [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1980, 70(8): 920-930.
- [4] Resnick J. The radon transforms and some of its applications [J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal*

- Processing*, 1985, 33(1): 338-339.
- [5] Xiong H, Zhang T, and Moon Y S. A translation- and scale-invariant adaptive wavelet transform [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(12): 2100-2108.
- [6] 夏永泉, 刘正东, 杨静宇. 不变矩方法在区域匹配中的应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(10): 2152-2156.
Xia Yong-quan, Liu Zheng-dong, and Yang Jing-yu. Application of moment invariant approach in region matching [J]. *Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics*, 2005, 17(10): 2152-2156.
- [7] Rahtu E, Salo M, and Heikkilä J. Affine invariant pattern recognition using multiscale autoconvolution[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(6): 908-918.
- [8] Petrou M and Kadyrov A. Affine invariant features from the trace transform [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(1): 30-44.
- [9] 蔡红苹, 雷琳, 陈涛等. 一种通用的仿射不变特征区域提取方法[J]. 电子学报, 2008, 36(4): 672-678.
Cai Hong-ping, Lei Lin, and Chen Tao, *et al.* A general approach for extracting affine invariant regions[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(4): 672-678.
- [10] 刘小军, 杨杰, 刘惠等. 基于主成分分析的仿射不变特征图像匹配方法[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(4): 977-980.
Liu Xiao-jun, Yang Jie, and Liu Hui, *et al.* Affine invariant features image matching approach based on principal components analysis [J]. *Journal of System Simulation*, 2008, 20(4): 977-980.
- [11] Kannala J, Rahtu E, and Heikkilä J. Affine registration with multi-scale autoconvolution[C]. Proc. International Conference on Image Processing, Genoa, 2005, 3: 1064-1067.
- [12] Rahtu E, Salo M, and Heikkilä J. Multiscale autoconvolution histograms for affine invariant pattern recognition[C]. Proc. 16th British Machine Vision Conference, Edinburgh, 2006, 3: 1039-1048.
- [13] 唐涛, 粟毅, 陈涛等. 一种新的图像局部仿射不变特征提取方法[J]. 计算机仿真, 2007, 7(24): 229-234.
Tang Tao, Su Yi, and Chen Tao, *et al.* A novel method for local affine invariant feature extraction [J]. *Computer Simulation*, 2007, 7(24): 229-234.
- [14] 徐学强, 汪渤, 于家城等. 一种新型不变矩在图像识别中的应用[J]. 光学技术, 2007, 33(4): 580-583.
Xu Xue-qiang, Wang Bo, and Yu Jia-cheng, *et al.* Application of a new invariant moments on image recognition [J]. *Optical Technique*, 2007, 33(4): 580-583.
- [15] Kim T-K, Kittler J, and Cipolla R. Discriminative learning and recognition of image set classes using canonical correlations[J]. *IEEE Transactions on PAMI*, 2007, 29(6): 1005-1018.
- [16] 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 Quan, Chen Song-can, and Ni Xue-lei. Sub-pattern canonical correlation analysis with application in face recognition[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(1): 21-30.
- [17] Sun Q S, Zeng S G, Liu Y, Heng P A, and Xia D S. A new method of feature fusion and its application in image recognition[J]. *Pattern Recognition*, 2005, 38(12): 2437-2448.
- [18] 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 Quan-sen, Zeng Sheng-gen, and Wang Ping-an, *et al.* The theory of canonical correlation analysis and its application to feature fusion[J]. *Chinese Journal of Computer*, 2005, 28(9): 1524-1533.
- [19] Sun Q S, Heng P A, Jin Z, and Xia D S. Face recognition based on generalized canonical correlation analysis[C]. International Conference on Intelligent Computing(Hefei, China), Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag, Heidelberg, Berlin, 2005, 3645: 958-967.
- [20] 雷琳, 蔡红苹, 唐涛等. 基于MSA特征的遥感图像多目标关联算法[J]. 遥感学报, 2008, 12(4): 586-592.
Lei Lin, Cai Hong-ping, and Tang Tao, *et al.* A MSA feature-based multiple targets association algorithm in remote sensing images[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2008, 12(4): 586-592.
- [21] Heikkilä J. Pattern matching with affine moment descriptors[J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(9): 1825-1834.
- [22] Yang Z and Cohen F. Cross-weighted moments and affine invariants for image registration and matching [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999, 21(8): 804-814.
- [23] Columbia University, Coil-100 image database. [Http://www1.cs.columbia.edu/CAVE/software/softlib/coil-100.php](http://www1.cs.columbia.edu/CAVE/software/softlib/coil-100.php), 2008, 8.
- 张洁玉: 女, 1980年生, 博士生, 研究方向为模式识别、图像分析。
- 陈强: 男, 1979年生, 博士, 讲师, 研究方向为模式识别、图像分析。
- 白小晶: 女, 1984年生, 博士生, 研究方向为模式识别、医学图像处理。
- 孙权森: 男, 1963年生, 博士生导师, 教授, 主要研究方向为模式识别、图像分析、计算机视觉和机器学习。
- 夏德深: 男, 1941年生, 博士生导师, 教授, 主要研究方向为模式识别、图像分析、遥感信息系统。