

基于红外图像的人手识别

马继红 赵瑞林 王川雪 马颂德

(中国科学院自动化研究所,模式识别国家实验室,北京,100080)

摘要 针对红外图像的特点,运用特征手的方法,并配合K-L变换高效提取主分量的方法,实现了对人手图像进行计算机自动识别.给出特征手的基本原理、系统实现以及相应的实验结果和结论.

关键词 红外图像,特征手,计算机自动识别.

引言

模式识别由六十年代初发展到今天,它所研究的理论和方法已在很多科学技术领域得到应用.计算机视觉被用来研究图像信息的识别与理解.已有的工作大多数是在可见光波长范围内取得视觉信息,进行图像压缩、理解和重建.但是在某些特殊环境下,或执行特殊任务时,可见光视觉系统就有一定的局限性.而红外视觉能够辨认与背景不同的红外辐射的物体,弥补可见光视觉的缺陷,所以红外视觉已成为一个重要的研究领域.

从以往的关于人体的计算机自动识别方面的工作来看,大多数都是基于人手指纹图^[1]、人脸照片图像^[2]等等.考虑到人脸图像易受到诸如发型、面部表情等的影响,而指纹图像往往需要对细节进行分析,使得计算复杂性提高,所以我们在系统中采用人手红外图像来进行计算机自动识别^[3].在寻求图像的代数特征方面,我们采用了子空间法.其目的是在一定的特征提取最优化准则下,把特征空间影射为低维的子空间,以减少样本的训练和识别的时间及空间复杂度.

本文描述了基于特征手的识别方法和整个系统的组成部分,给出了实验结果,并对进一步的工作进行了展望.需要指出的是,基于红外图像的特征手的识别方法尚未见国内外报道.

1 基于特征手的识别过程

在模式识别问题中,如果我们采用不同的代数特征,则相应地需要采用不同的判别准则.在寻求图像代数特征方面,前人已经做了许多工作.如K-L变换,也称之为主分量分析或Hotelling变换,是把图像由 $R^{10,000}$ 或更高维的特征空间降维到维数很小的特征子空间上的

常用的方法. 这种方法更多用于图像压缩、编码等场合, 因为它具有最小均方误差, 而压缩比又很高. Kirby 和 Sirovich^[4] 利用人脸的对称性, 应用 K-L 变换进行人脸识别, 提出了特征图像这一概念, 这一概念被 Turk 和 Pentland^[5] 解释为特征人脸, 即每幅图像按列(或行)改为一维矢量时, 训练样本集的总体散布矩阵的主分量(即特征矢量). 原始图像是若干个特征人脸的加权和, 而每个特征人脸在特征子空间上是不相关的, 这样即有效地揭示了人脸内的本质特征. 其它还有利用奇异值分解的代数统计特征^[6], 构造 Sammon 最佳鉴别平面, 以识别人脸图像. 程永清^[2] 利用奇异值分解, 提出了一幅图像在另一幅图像上投影的概念, 实际上是对每一类样本构造一个特征空间, 设待测样本在每个特征空间的投影图像与在此子空间上的类中心距离最近的类为它所在的类别. 事实上, 概括以上几种不同的基于矩阵代数的提取特征的方法, 都是子空间法模式识别在人脸识别中的应用. 基本思想是寻求低维的正交展开, 在均方误差最小的意义下, 构造特征子空间.

在我们的系统中, 由于我们寻求的是一系列人手图像的主分量, 我们首先把一幅图像视为在一很高维空间的一点, 于是, 这一系列手图像组成的矩阵的协方差矩阵的特征向量即构成特征集. 在该特征集中, 反映了人手图像的变化, 每一幅图像对特征向量有或大或小的权值. 这样, 我们即可把特征向量当作一种手图像, 将其命名为特征手.

在我们的系统中, 训练及识别过程共分为三步: 采集人手图像并进行预处理; 计算特征手, 即寻求特征集; 当输入一幅新图像时, 判别该图像所属的类别.

1.1 采集人手图像并进行预处理

首先我们用红外热像仪来拍摄一系列的红外图像, 然后用模数转换器将模拟图像转化为数字图像. 在红外系统中, 图像的失真是一个很严重的问题. 如果不能很好地解决, 必将会严重影响最终结果的精度. 一般来说, 图像失真有两个来源, 即温度失真和几何失真.

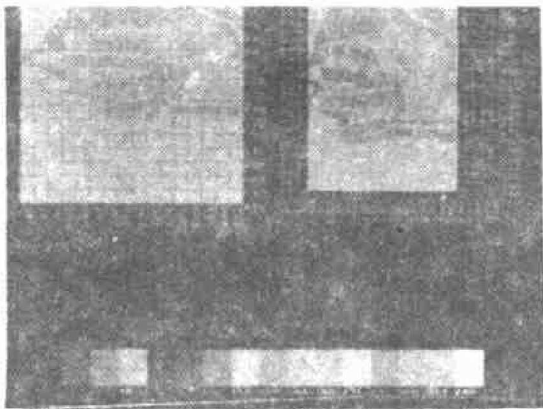


图1 人手图像去除失真前后比较

Fig. 1 Removing geometrical deformity for the hand images



图2 人手图像的分割

Fig. 2 Segmentation for the hand images

造成温度失真的原因, 一是黑体定标源的失真, 使显示的温度数值与实际不一致; 二是热像仪工作时需用液氮冷却, 随着液氮量的减少, 温度显示会变化. 由于我们关心的是温度分布即相对温度而非绝对温度, 采用协方差矩阵则可消除温度失真的影响. 采用协方差矩阵的

另外一个好处在于我们不必考虑环境温度对红外人手图像的影响,这是由于环境温度的变化一般只影响人手图像的绝对温度,而不影响其相对温度以及温度的分布.

造成几何失真的原因是由于光机扫描系统中,扫描镜的速度不匀或光轴不正等原因.几何失真的表现形式如枕形失真、桶形失真、透视失真等.在文献[7,8]中提出了用多面式插值法来去除几何失真,图像去除失真前后的比较见图 1.去除失真前图像的大小为 256×256 ,去除失真后图像的大小为 180×230 .

最后,还要对图像进行分割、去除噪声以及均值方差的均一化.图像分割的结果见图 8.

1.2 特征手的计算

我们首先对文中所涉及的数学符号做一些说明: N 是类别数(人的个数), n 是每类别中的样本数, k 是特征手的个数.

在文献[9]中,子空间是由类内散布矩阵的特征向量构成的.这样,我们就需要对每类建立一个子空间.这种方法的缺点是很明显的:由于在训练过程中要建立若干个子空间,并且在识别过程中要将测试样本向每个子空间做投影,于是时间和空间复杂度都是相当大的.在文献[5]中提出了一种改进的方法,即子空间是由总体散布矩阵的特征向量构成的.

通过对以上两种方法的认真分析,我们采用了基于类间散布矩阵的子空间方法.在这种方法中,我们用一类图像的平均图像来进行训练,这样,在训练过程中无论是时间复杂度还是空间复杂度都大大低于前两种方法.当识别的种类很多时,这一优点就显得更为重要.

该方法的主要步骤如下(在以下描述中,图像 φ 为将图像的每一行按顺序排列成的一个列向量):

$$(1) \text{ 计算每类样本(或人)的平均图像 } \varphi = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^n \varphi_j (i = 1, 2, \dots, N).$$

$$(2) \text{ 计算全部训练样本的平均图像 } \varphi = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^n \varphi.$$

(3) 计算每类平均图像 $\varphi (i = 1, 2, \dots, N)$ 与总体平均图像的差值图 φ^i , 有

$$\varphi^i = \varphi - \varphi (i = 1, 2, \dots, N),$$

由此我们得到训练样本集 $A = \{\varphi^1, \varphi^2, \dots, \varphi^N\}$.

(4) 计算矩阵 $\Phi = A^T A$ 的前 k 个特征向量 $u_j (j = 1, 2, \dots, k) (k < N)$.

(5) 利用 $u_j = A u_j (j = 1, 2, \dots, k)$, 计算出 $\Phi' = A A^T$ 的前 k 个特征向量 $u_j (j = 1, 2, \dots, k)$.

在以上计算中,由于 φ 维数极高,用一般方法计算 φ 的特征向量是不现实的,我们用文献[2]中所提出的方法可以计算出 φ 的前 k 个特征向量,同时避免高维矩阵的计算.

1.3 用特征手进行人的身份识别

特征手应根据其相应的特征值来进行选择.如前所述,在训练样本时,我们没有按照传统的方法为每类样本建立一个子空间,而只是为整体样本建立了一个子空间,所以在识别过程中,我们只需将被测的手图像向特征空间做一次投影即可.识别过程如下:

(1) 首先将每类样本的平均图像向子空间做投影,于是权值即构成向量

$$p_i = \{m_1, m_2, \dots, m_k\}^T (i = 1, 2, \dots, N).$$

(2) 计算待测样本 ξ 与总体平均图像 φ 的差值图像 ξ .

(3)将 ξ 向特征空间作投影,得到一组权向量 $\psi = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}^T$, 于是待测样本即可写为

$$\xi' = \omega_1 u_1' + \omega_2 u_2' + \dots + \omega_k u_k' = \sum_{i=1}^k \omega_i u_i.$$

(4)最后,我们采用最近邻法则来做出判别,如果

$$\min \left\{ \sum_{i=1}^k \| \omega_i - m_{i_j} \| \right\}_{j=1,2,\dots,N} = \sum_{i=1}^k \| \omega_i - m_{i_v} \|$$

成立,则 $\xi \in \Omega^v (v \in [1, N])$; 同时我们也可设一阈值 θ , 若

$$\min \left\{ \sum_{i=1}^k \| \omega_i - m_{i_j} \| \right\}_{j=1,2,\dots,N} > \theta,$$

则判为拒识.

2 系统框图

整个系统框图见图 3. 它由以下几部分组成: 红外热像仪, 用于拍摄红外图像; 模数转换器, 用来将模拟图像转化为数字图像; 数据库, 用来存储特征向量集; 判别器, 根据最近邻法则, 判别新输入的图像类别.

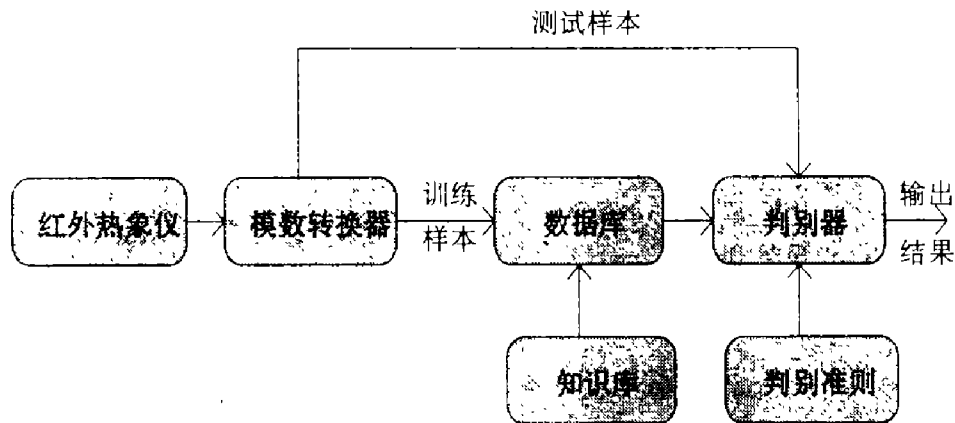


图 3 系统框图

Fig. 3 The diagram of the infrared system

在系统框图中, 知识库所起的作用是用来确定采用哪种方法来建立数据库, 在我们的系统中采用的是基于类间散布矩阵的方法来建立特征向量集. 差别准则的作用是用来确定采用何种判别准则, 在我们的系统中采用的是最近邻法作为判别准则.

3 实验结果

我们对整个系统进行了以下几方面的实验. (1) 选取 K-L 变换主分量的个数. 我们采用

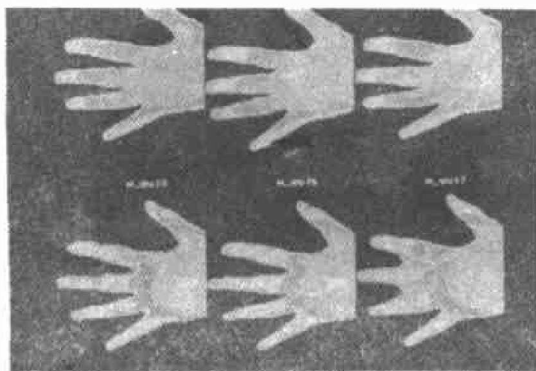


图 4 一个人的 6 幅手的图像

Fig. 4 Six hand images of a man

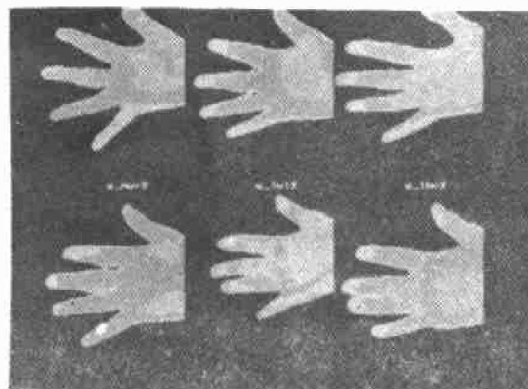


图 5 6 个不同人的手图像

Fig. 5 Six hand images of different men

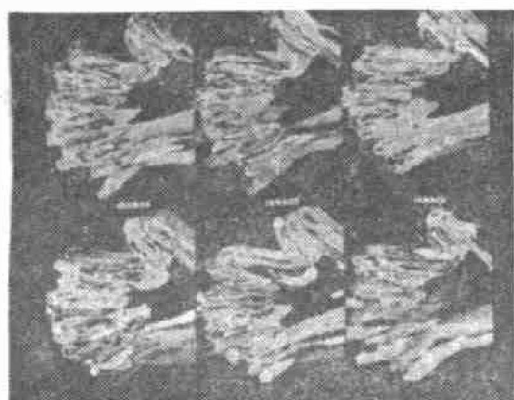


图 6 6 个特征手的图像

Fig. 6 Six eigenhands

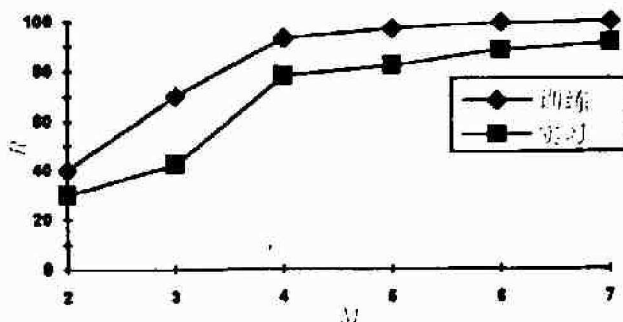


图 7 特征手个数与识别率

Fig. 7 The ratio of recognition and the number of eigenhands

23 个人的一组红外手图像(如图 4 和图 5)进行实验的结果表明,取 7 个特征向量可保留样本集的 91% 的能量,足够用以识别分类.特征手举例如图 6 所示.取不同的 M (特征手的个数)值的识别情况见图 7, R 为识别率. (2) 对采用样本的总体、类内、类间 3 种散布矩阵的子空间法进行实验,时空复杂度的比较结果见表 1. (3) 取 23 个人,7 个特征矢量,观察取不同的阈值时的正确识别、拒识以及误识的样本的个数.图 8 所示为 69 个训练样本,图 9 为 67 个考试样本的识别情况. (4) 取 23 个的不同温度场下的一组红外手图像和 20 个人的不同光照条件下的一组可见光图像的识别效果进行比较.红外图像是在改变手的整体温度场的条件下摄取的,如正常状况、浸入冷水后和浸入热水后等.可见光图像是在不同光照条件下摄取的,如白天的自然光场和夜晚不同亮度的照明光场等.同一个人的不同图像成像条件均不相同,但姿势保持不变.不同人的对应图像成像条件是相同的.我们将不同成像条件下得到的图像组成学习样本集和考试样本集进行实验,得到的识别率结果见表 2.

表 1 用 3 种散布矩阵的时空复杂度比较
Table 1 The comparison of time consuming and space complexity when using three kinds of scatter matrices

	训练时间	训练空间	识别时空复杂度
总体散布矩阵	正比于 $2Nn$	正比于 $[nN+k]$	正比于 k
类内散布矩阵	正比于 Nn	正比于 $N[n+k]$	正比于 Nk
类间散布矩阵	正比于 $2Nn$	正比于 $[N+k]$	正比于 k

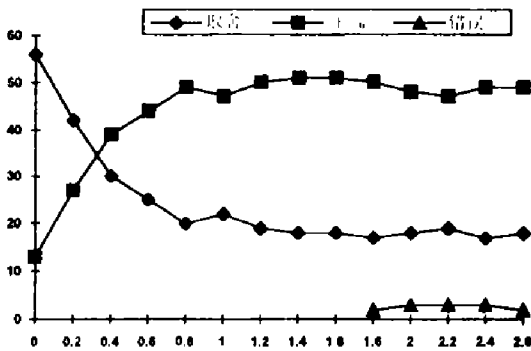


图 8 采用 69 个训练样本的训练结果与阈值的关系

Fig. 8 The relationship between training results and threshold when using 69 training samples

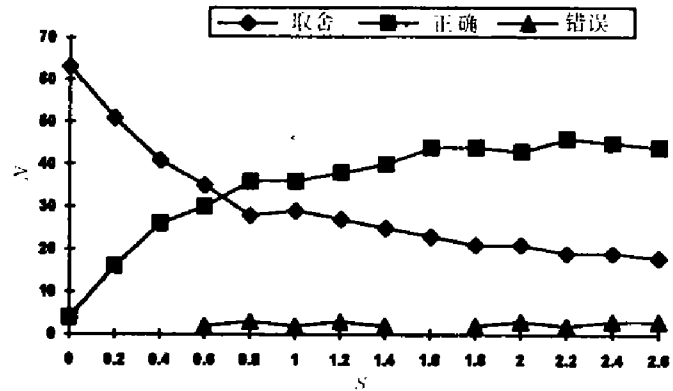


图 9 采用 67 个考试样本的测试结果与阈值的关系

Fig. 9 The relationship between testing results and threshold when using 67 testing samples

表 2 红外与可见光识别率比较
Table 2 The comparison of the ratio of recognition when using infrared images and visible light images

	红外识别率	可见光识别率
总体散布矩阵	86%	54%
类内散布矩阵	84%	52%
类间散布矩阵	91%	60%

4 结论

通过大量的实验,我们得出如下结论。(1) 摄取物体红外图像用于识别时,环境条件与光照变化影响很小,得到的红外图像又容易进行分割处理,而背景环境与光照条件却是影响可见光图像质量的重要因素。(2) 人手红外图像表征的是温度信息,反映了人本身更丰富、更内在的生物特征。在利用图像密度值(灰度、温度等)抽取代数特征进行识别的情况下,红外图像有更明显的优势。(3) 在人的自动识别中,与人脸情况比较,人手具有取图方便、灵活、性征较稳定、受外界影响小的特点,具有一定实用性与研究价值。(4) K-L 变换主分量分析法是一种很好的数据压缩和分析技术,可以产生低维特征空间即子空间。把高维图像映射成子空间中的一点,可以采用一定策略进行聚类识别。(5) 采用基于样本集类间散布矩阵的子

空间法,可以大大减小时空复杂度,使人手识别系统更接近实际应用。

5 进一步的研究方向

我们的进一步的工作首先考虑旋转、平移给最终结果带来的影响,克服 K-L 变换主分量分析法在人手识别中关于手的前后位置、旋转、平移的不变性较差的弱点。最后还要考虑将多种特征结合起来使用,提高人手识别率,并使用数据融合技术,利用人手的红外图像与可见光图像结合起来得到更大量、更丰富的信息,探索研制最有效的人手图像识别系统。

参考文献

- 1 肖庆涵,等. 自动化学报,1984,10(1)
- 2 程永清. 一种有效的人脸识别方法,华中工学院博士论文,1991
- 3 马继红,赵瑞林,马颂德. *Proceedings of Asian Conference of Computer Vision*,1993,23~25:755~758.
- 4 Sirovich L, Kirby M. *Journal of Opt. Soc. Am. A*, 1987,4(3):519~524
- 5 Turk M, Pentland A. *Journal of Cognitive Neuroscience*,1991,3(1):71~86
- 6 洪子泉. 基于代数方法的图像特征抽取和识别,华东工学院博士论文,1990
- 7 李象霖. 数字图像处理,北京:中国科学院研究生院出版社,1989
- 8 马继红. 人手红外热像识别问题子空间方法的研究,中国科学院自动化所硕士学位论文,1993
- 9 E. 奥亚(芬兰). 蔡国廉,杨文瑜译. 子空间法模式识别,北京:科学出版社,1987

HUMAN RECOGNITION BASED ON INFRARED HAND IMAGES

Ma jihong Zhao Ruilin Wang Chuanxue Ma Songde

(National Pattern Recognition Laboratory, Institute of Automation,
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

Abstract In order to discuss the characters of infrared images, the eigenhand method with the high efficiency K-L method for extracting the principal components is applied to achieve computer-based automatic recognition. The basic principles of eigenhands, system realization and the corresponding experimental results and conclusions are also given in this paper.

Key Words infrared images, eigenhands, computer-based automatic recognition.