

## 图像特征检测和马氏距离中的数据融合与置信度

朱秋煜 王朔中

(上海大学通信与信息工程学院 上海 200072)

**摘要:** 该文在单源图像的模式特征检测中应用数据融合,用统计方法对同一特征的多算法结果进行融合,论证算法的合理性和融合结果的有效性,定义融合数据的置信度以反映其可靠程度。在此基础上推导了包含置信度的马氏距离度量公式。以人脸检索及其中的眼角检测为例,进行了多算法结果的融合并讨论其置信度,说明该文提出的方法能有效降低模式分类时错误检测参数的不利影响,提高模式识别率。

**关键词:** 特征检测; 数据融合; 置信度; 马氏距离

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)03-0534-05

## Data Fusion and Confidence in Image Feature Detection and Mahalanobis Distance

Zhu Qiu-yu Wang Shuo-zhong

(School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

**Abstract:** Using a statistical approach, data fusion is performed in image feature detection with which information about the same feature obtained by multiple methods can be integrated. Validity of the described fusion scheme and properties of the fused data are discussed. A confidence measure is defined and applied to evaluate credibility of the results. Taking into account the data fusion and confidence measure, a Mahalanobis distance is derived. The technique is applied to face retrieval and its canthus detection. Experimental results show that the proposed approach can reduce adverse effects of feature detection errors and enhance the pattern recognition rate.

**Key words:** Feature detection; Data fusion; Confidence measure; Mahalanobis distance

### 1 引言

提取对象的有效特征并设计相应的分类器是模式识别的两个关键问题。其中特征提取起决定性的作用。特征提取需解决两个问题,首先是找出提取有效特征的算法,其次是保证特征参数的正确可靠。错误的特征参数会对识别结果造成负面影响。

为提高模式的识别率,人们提出了各种特征提取的算法。比如人脸识别中人眼宽度特征,首先要利用眼睛的灰度、边缘等特点检测出眼角位置,若利用灰度特征,通常采用灰度投影等方法,若利用边缘信息则要先提取边缘再进行边缘跟踪等。这些单一算法往往较难满足实用要求,不同算法的检测结果有时一致,有时存在矛盾,有时又可互补。这是因为具体算法往往仅抓住图像某一方面的特征,而没有充分利用图像的所有信息。综合利用同一特征的各种有效信息显然可以提高特征检测的成功率和可靠性。

数据融合通常用于多源数据,分为数据级、特征级和决策级3种融合<sup>[1]</sup>。本文讨论单源图像的特征级融合,可分为特征检测、特征提取两个层面。目前对单源图像的特征级融合主要是在特征提取这一层面,目的是优化组合不同特征,

保留参与融合的多特征有效鉴别信息,消除冗余信息<sup>[2-4]</sup>,而对特征检测层面的研究则较少。事实上特征检测是特征提取和分类的基础,如果图像基本特征(点、边缘、区域等)的检测有差错,就不可能得到好的识别结果。

本文在单源图像模式特征点检测中对同一特征的多算法结果进行融合,并计算融合后数据的置信度。在数据融合与置信度基础上推导结合置信度的马氏距离度量公式,最后以人脸检索以及其中的眼角检测为例,讨论多算法结果的融合和置信度。

### 2 多算法结果融合

在特征检测中采用多算法结果进行融合,主要目的是提高特征检测的可靠性和精度。如人脸眼角这个特征点,就可以用多种方法来检测,不同的方法只利用了眼角的某一方面的特性,因而检测效果就不佳,而综合多种方法的结果就有可能提高特征检测的可靠性,这里着重对特征点检测中多算法结果的融合进行研究。

从统计检测的角度,特征点检测相当于对特征点位置这个量的检测,每种检测算法都不可能得到完全精确的结果,因而一种算法就相当于一个随机测量事件,而每次检测结果就是一个测量样本。对多次测量结果进行加权平均处理就有可能提高整个检测的精度。

假设有  $M$  种特征点检测算法, 方法  $i (i=1, \dots, M)$  的检测值为  $x_i$ , 实际值(真值)为  $s_i$ , 由于检测结果受多种因素的影响, 对于大量图片统计来说,  $x_i, s_i$  和检测误差  $e_i = x_i - s_i$  都是一个正态分布的随机变量。设  $e_i$  的均值为  $m_i$ , 方差为  $\sigma_i$ ,  $m_i$  通常不为零, 即检测是有偏的; 因为多种方法针对的是同一特征点, 显然同一图像各  $s_i$  相同, 令  $s_i = s$  代表实际值。定义  $M$  种方法结果的加权平均:

$$y = \sum_{i=1}^M k_i(x_i - m_i) = \mathbf{k}^T(\mathbf{x} - \mathbf{m}) \quad (1)$$

作为  $M$  种检测方法的融合结果。其中

$$k_M = 1 - \sum_{i=1}^{M-1} k_i \quad (2)$$

考虑融合数据的误差  $e = y - s$ , 我们有

$$\begin{aligned} \sigma_e^2 &= E \left\{ \left( \sum_{i=1}^M k_i(x_i - m_i - s) \right)^2 \right\} \\ &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \sigma_{ij} k_i k_j = \mathbf{k} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{k}^T \end{aligned} \quad (3)$$

式中  $\boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1M} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \dots & \sigma_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{M1} & \sigma_{M2} & \dots & \sigma_{MM} \end{bmatrix}$  为  $e_i$  之间的协方差矩阵, 是

一个对称正定矩阵,  $\sigma_{ii}$  就是各检测误差  $e_i$  的方差  $\sigma_i^2$ 。将条件式(2)代入式(3), 并令  $\partial \sigma_e^2 / \partial k_i = 0$ , 可推导得系数求解线性方程组:

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1,M-1} \\ a_{12} & a_{22} & \dots & a_{2,M-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{1,M-1} & a_{2,M-1} & \dots & a_{M-1,M-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \\ \vdots \\ k_{M-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_{MM} - \sigma_{1M} \\ \sigma_{MM} - \sigma_{2M} \\ \vdots \\ \sigma_{MM} - \sigma_{M-1,M} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中

$$a_{ij} = \sigma_{ij} - \sigma_{iM} - \sigma_{jM} + \sigma_{MM} \quad (i, j) = 1, 2, \dots, M-1 \quad (5)$$

可简记为  $A\mathbf{k}^{(M-1)} = \boldsymbol{\sigma}^{(M-1)}$ 。

### 3 融合数据的置信度

#### 3.1 置信度

置信度(confidence measure)表示对所做判断有把握的程度, 统计学中把抽样指标和总体指标的误差不超过一定范围(称置信区间)的概率大小称为抽样估计的置信度。

模式识别中常采用置信度的概念<sup>[5]</sup>, 定义成一个用来衡量某种判断与实际观测结果之间匹配程度的函数, 而且这个函数的值对于不同的实际观测结果具有可比性。设  $x$  为事件空间  $\{x_1, x_2, \dots, x_k, \dots\}$  中的一个元素, 置信度可定义为函数  $c(x)$ , 并满足: 若发生事件  $x_1$  的可能性比发生  $x_2$  高, 则有  $c(x_1) > c(x_2)$ , 即

$$c(x_1) > c(x_2), \quad \text{if } P(x_1) > P(x_2) \quad (6)$$

这就是广义置信度的概念<sup>[6]</sup>。置信度在统计学上有严格的定义, 假设一个抽样统计量的均值为  $m$ , 方差为  $\sigma$ , 定义

置信区间为  $[m - \Delta, m + \Delta]$ , 则对于正态分布  $N(m, \sigma)$  的置信度定义为

$$\begin{aligned} c &= \int_{m-\Delta}^{m+\Delta} N(m, \sigma) dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{m-\Delta}^{m+\Delta} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}} dx \\ &= \frac{2}{\sqrt{2\pi}} \int_0^t e^{-\frac{y^2}{2}} dy \end{aligned} \quad (7)$$

其中  $t = \Delta / \sigma$ , 当  $t=1$  时,  $c_f=0.6827$ , 亦即误差处于  $\pm\sigma$  范围时, 落入该范围的概率为 0.6827。置信度决定于  $t$ ,  $t$  越大, 置信度越大。

#### 3.2 融合数据的置信度

在模式识别中, 置信度通常都是对某种判断进行定义的, 那么, 对于图像特征点检测一类的随机测量类结果, 该如何定义置信度呢? 显然, 测量越接近实际值, 其置信度越高。问题是在检测中, 实际值未知, 因而只能用统计的方法。

如对多方法结果进行融合, 从统计学角度, 相当于用这几个检测抽样值对特征点进行估计, 其置信度可以采用式(7)进行定义。但该式置信度与方差之间的关系是一种积分关系, 数学上过于复杂, 也难以获得逆运算的表达式, 这点在下文推导融合数据运算的置信度时同样会产生问题。考虑到实际特征检测中, 往往只有有限的几个数值用于融合, 用这几个值对整体统计参数进行估计, 本身就有一定的误差。因此, 从实用出发, 只要计算结果与式(7)类似并满足条件式(6)就是一个合理的广义置信度定义, 为此定义置信度为

$$c = \sqrt{\frac{\Delta^2}{\Delta^2 + \sigma_f^2}} = \sqrt{\frac{t^2}{1 + t^2}} \quad (8)$$

其中  $\sigma_f$  是进行融合的几个检测值的误差方差,  $\Delta$  值取决于实际检测时, 误差在什么程度上被认为是可以接受的, 也就是在  $[m - \Delta, m + \Delta]$  范围内, 数据的置信度达到了一定的程度。在下面, 我们将可以看到, 该方式定义的置信度可以与马氏距离度量很好地结合起来, 并且在一定条件下可以得到非常简洁的协方差表达式。

图1是两种置信度定义的曲线, 结果很接近。特别是当  $t=1$  时, 式(7)、式(8)的结果分别为 0.6827 和 0.707, 相当接近。

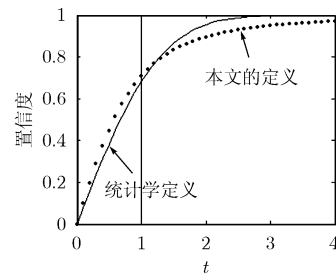


图1 两种置信度定义的曲线

#### 3.3 融合数据运算的置信度

在通常的图像特征提取中, 许多都是通过先检测特征点

位置,再将其进行代数运算得到参数值。如人脸特征中的眼、口等的宽度用相减得到。另外,对于眼、眉等,由于有左右两个值,需将两个结果进行加权平均,而加权值则与置信度有关。

假设有两个已融合数据 $x_1, x_2$ , 对应的方差为 $\sigma_1, \sigma_2$ , 均值为 $m_1, m_2$ , 置信度为 $c_1, c_2$ , 下面分别讨论加权平均、加減等运算的置信度, 并且假设,  $x_1, x_2$ 统计独立, 满足正态分布。

(1)加权和 加权和定义为

$$y = k_1 x_1 + k_2 x_2 \quad (9)$$

这里 $k_1, k_2$ 是权系数, 针对不同的计算有不同的取值。由置信度定义式(8)有

$$\sigma^2 = \frac{1-c^2}{c^2} \Delta^2 \quad (10)$$

这样, 可得 $y$ 的方差为

$$\sigma_y^2 = \frac{1-c_1^2}{c_1^2} k_1^2 \Delta^2 + \frac{1-c_2^2}{c_2^2} k_2^2 \Delta^2 \quad (11)$$

将式(11)代入置信度定义式(8), 得到 $y$ 的置信度为

$$c_y^2 = \frac{c_1^2 c_2^2}{k_1^2 c_2^2 (1-c_1^2) + k_2^2 c_1^2 (1-c_2^2) + c_1^2 c_2^2} \quad (12)$$

(2)和差运算 相差用于宽度计算, 相当于 $k_1=1, k_2=-1$ 时的加权和, 其方差、均值为 $\sigma_y = \sigma_1 + \sigma_2, m_y = m_1 - m_2$ , 宽度的方差要比左右特征点的方差大。将 $k_1=1, k_2=-1$ 代入式(11)可得相差的置信度为

$$c_y = \sqrt{\frac{c_1^2 c_2^2}{c_1^2 + c_2^2 - c_1^2 c_2^2}} \quad (13)$$

该式和式(11)都只与 $c_1, c_2$ 有关, 而与 $\sigma_1, \sigma_2$ 和 $\Delta$ 无关。当进行两个融合数据的相加时, 除均值为 $m_y = m_1 + m_2$ , 方差和置信度与相减时完全一样。

(3)加权平均 加权平均可用于人脸特征中的眼、眉等宽度的计算。由于两个置信度有差别, 简单的平均并不是最佳的, 所以需要采用加权平均。由式(4), 有最佳的加权平均公式为

$$y = \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} x_1 + \frac{\sigma_1^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} x_2 \quad (14)$$

将式(10)代入式(14), 则可得到加权平均公式

$$y = \frac{c_1^2 (1-c_2^2)}{c_1^2 + c_2^2 - c_1^2 c_2^2} x_1 + \frac{c_2^2 (1-c_1^2)}{c_1^2 + c_2^2 - c_1^2 c_2^2} x_2 \quad (15)$$

其融合置信度为

$$c_y = \sqrt{\frac{c_1^2 + c_2^2 - 2c_1^2 c_2^2}{1 - c_1^2 c_2^2}} \quad (16)$$

式(15), 式(16)同样只与 $c_1, c_2$ 有关, 但当 $c_1, c_2$ 均为1时, 结果无意义。这是由于 $c_1, c_2$ 均为1表示方差 $\sigma_1, \sigma_2$ 为0, 加权平均式(14)中的权值本身就没有意义。在这种情况下, 可以直接用两个值的平均计算融合值, 当然, 平均后的置信度亦为1。

上面的和差运算的置信度计算公式可以较容易地推广

到多个数据的运算结果。

#### 4 结合置信度的马氏距离度量

马氏距离(Mahalanobis distance)是一种常用的距离度量方式, 由于其考虑了模式特征参数的大小以及特征间的相关性, 在模式识别中其性能通常比欧氏距离好, 马氏距离定义为

$$d^2(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (\mathbf{x} - \mathbf{y})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{y}) \quad (17)$$

其中 $\Sigma$ 是模式类协方差矩阵, 它把模式类中的各样本作为随机变量的样本, 各样本是一个确定的特征矢量。但在实际的特征检测中, 所提取的特征值是一个具有置信度的不确定值, 即各样本本身就是随机的(由检测误差造成), 这会对协方差矩阵产生影响。

##### 4.1 结合置信度的协方差计算

假设, 模式类内样本特征矢量的检测值是 $\mathbf{x}$ , 实际值是 $\mathbf{x}_0$ ,  $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{x}_0$ 的均值同为 $\mathbf{m}$ , 即检测参数是无偏的, 模式特征数为 $n$ , 则模式类的协方差为

$$\begin{aligned} \Sigma' &= E\{(\mathbf{x} - \mathbf{m})(\mathbf{x} - \mathbf{m})^T\} \\ &= E\{(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0 + \mathbf{x}_0 - \mathbf{m})(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0 + \mathbf{x}_0 - \mathbf{m})^T\} \\ &= E\{(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0)(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0)^T\} + E\{(\mathbf{x}_0 - \mathbf{m})(\mathbf{x}_0 - \mathbf{m})^T\} \\ &\quad + E\{(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0)(\mathbf{x}_0 - \mathbf{m})^T\} + E\{(\mathbf{x}_0 - \mathbf{m})^T(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0)\} \end{aligned}$$

通常检测误差 $\mathbf{x} - \mathbf{x}_0$ 与实际值 $\mathbf{x}_0$ 的取值没有关系, 亦即 $\mathbf{x} - \mathbf{x}_0$ 与 $\mathbf{x}_0$ 是不相关的, 因此, 上式的第3第4项为0, 模式类协方差变为

$$\Sigma = E\{(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0)(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0)^T\} + E\{(\mathbf{x}_0 - \mathbf{m})(\mathbf{x}_0 - \mathbf{m})^T\} = \Sigma_1 + \Sigma_0 \quad (18)$$

$$\text{其中 } \Sigma_0 = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \cdots & \sigma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \cdots & \sigma_{nn} \end{bmatrix}, \Sigma_1 = \begin{bmatrix} \delta_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \delta_{22} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \delta_{nn} \end{bmatrix} \text{ 分别}$$

代表样本数据没有检测误差时的协方差和样本数据检测误差造成的协方差, 通常, 不同特征的检测误差之间不具有相关性, 因而 $\Sigma_1$ 的非对角元素取为0。

考虑 $\Sigma$ 的对角元素, 根据置信度定义式(8), 如果置 $\Delta_{ii}^2 = \sigma_{ii} = \sigma_i^2$ , 则 $\sigma_{ii} + \delta_{ii} = \sigma_{ii} \frac{\sigma_{ii} + \delta_{ii}}{\sigma_{ii}} = \sigma_{ii} / c_i^2 = \sigma_i^2 / c_i^2$ , 其中 $c_i$ 是第 $i$ 个特征分量的置信度, 由此得到

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 / c_1^2 & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 / c_2^2 & \cdots & \sigma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \cdots & \sigma_n^2 / c_n^2 \end{bmatrix} \quad (19)$$

##### 4.2 结合置信度的马氏距离

通过上面的分析, 我们知道, 如果数据本身是不确定的, 模式类的协方差将与置信度有关。在实际图像模式识别中,

马氏距离式(17)中的  $\mathbf{x}$ ,  $\mathbf{y}$  矢量都是自动提取的具有置信度的不确定值, 这时该如何计算协方差呢?

定义一个新的量  $\mathbf{z}=\mathbf{x}-\mathbf{y}$ , 显然  $\mathbf{z}$  亦是一个由检测误差造成的随机变量样本, 其各分量的置信度可通过式(13)得到, 此时的马氏距离就相当于  $\mathbf{z}$  与  $\mathbf{0}$  矢量之间的距离, 可以采用式(19)的协方差公式计算马氏距离, 只是将其中的置信度用  $\mathbf{z}$  的置信度代替。另外, 由于每一个距离的协方差都可能不一样, 就产生了不同距离的可比性问题, 需要采取某种归一化的措施。

考虑  $\mathbf{z}$  是一个单位矢量的情况, 即  $\mathbf{z}=[1,1,\dots,1]^T$ , 则马氏距离为

$$d^2(\mathbf{z}, \mathbf{0}) = d^2(\mathbf{1}, \mathbf{0}) \equiv d_{10}^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \Sigma_{ij} \quad (20)$$

其中  $\Sigma_{ij}$  代表  $\Sigma^{-1}$  的元素, 显然, 上式的结果与  $\mathbf{z}$  的置信度有关, 如果用  $d_{10}$  作为距离的归一化系数, 则  $d(1,0)$  将始终为 1, 可以解决由于不同协方差所造成的可比性问题, 即定义

$$d^2(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = d^2(\mathbf{z}, \mathbf{0}) / d_{10}^2 = \mathbf{z}^T \Sigma^{-1} \mathbf{z} / d_{10}^2 \quad (21)$$

如果式(20)的  $\Sigma$  是对角阵, 则  $d_{10}$  及归一化后的马氏距离为

$$d_{10}^2 = \sum_{i=1}^n c_i^2 / \sigma_i^2, \quad d^2(\mathbf{z}, \mathbf{0}) = \frac{\sum_{i=1}^n z_i^2 c_i^2 / \sigma_i^2}{d_{10}^2} \quad (22)$$

其中  $z_i$  是  $\mathbf{z}$  的第  $i$  个分量。马氏距离相当于用  $\frac{c_i^2 / \sigma_i^2}{d_{10}^2}$  作为权值的加权欧氏距离。这说明, 置信度越小, 其权值也越小, 这与常理是完全符合的。再如果各  $c_i^2 / \sigma_i^2$  相等, 则该距离相当于欧氏距离除以特征数  $n$ 。

### 5 实验结果

我们将本文的方法运用到人脸检索中。在检测眼角特征点时采用了 3 种不同的方法, 分别是 Canny 边缘检测<sup>[7]</sup>, DCT 投影法和 SUSAN 算子法<sup>[8]</sup>, 他们分别基于图像边缘、垂直方向灰度变化和角点的特性。表 1 列出了对 150 幅图像的左眼内眼角水平位置检测误差的均值和方差, 检测误差是指各方法检测值与实际值(手工点取获得)之间的差。其中 Canny 边缘方法有最大的误差方差, 而 SUSAN 算子法最小。

表 1 左眼内眼角水平位置不同方法的检测结果

检测方法	误差均值	误差方差 $\sigma_i^2 = \sigma_{ii}$
Canny 边缘法	-1.116	10.056
DCT 投影法	-1.162	4.834
SUSAN 算子法	1.465	3.923

表 2 显示了上述数据的实际融合结果, 在忽略检测数据间相关性(协方差矩阵的非对角元素置 0)的融合结果中, 其融合数据的理论方差相当小, 但实际的结果却相差甚远, 而

考虑相关性的方法理论与实际是相符的。这说明, 各方法检测数据间的相关性是必须考虑和客观存在的一个关键因素, 但只要各方法间不是完全相关, 则融合必然是有效果, 只是如果一种方法的误差方差过大, 加权权值就很小(如本文的方法 1), 对融合结果影响很小。在实际融合中要舍去方差过大的方法。

表 2 数据融合结果

融合方法	忽略数据间的相关性	考虑数据间的相关性
融合误差均值	$0.887 \times 10^{-7}$	$2.66 \times 10^{-7}$
融合误差方差	2.596	2.458
理论融合方差	1.782	2.458
平均置信度	0.865	0.865
融合加权系数 $k_1, k_2, k_3$	0.177, 0.369,	0.119, 0.304,
	0.454	0.577

表 3 显示了融合数据置信度与误差方差之间的关系, 可以看出置信度与融合误差之间具有较强的相关性, 即小的误差方差和均值对应于较高的置信度。说明本文提出的置信度定义方法可用于估计融合数据的可靠性。

表 3 置信度与融合误差之间的关系

置信度	误差方差	误差均值
>0.9	1.483	0.091
0.8-0.9	1.872	0.092
0.7-0.8	2.404	0.302
0.6-0.7	2.517	-0.342
<0.6	3.018	-0.798

表 4 是在 400 张身份照片库中检索 200 张人脸照片时不同距离测度下的实际检索结果, 检索只采用 11 个几何特征参数, 其中的眉毛宽、眼宽、两眼内角间距、鼻孔宽、嘴宽等 5 个参数利用了特征点数据融合(另 6 个是眼部脸宽、鼻部脸宽、嘴部脸宽、眼鼻间距、眼嘴间距、下巴高度)。每个特征点采用 3 种方法结果进行融合。

表 4 采用不同距离测度方法的图像检索结果

距离测度方法	排在第一的比率 (%)	排在前六的比率 (%)	排在前 5% 的比率 (%)
欧氏距离	62.5	78.5	91.0
马氏距离 (特征无融合)	66.0	82.0	92.0
马氏距离 (特征多算法融合)	68.5	83.5	93.0
结合置信度的 马氏距离	69.5	84.5	93.5

从表4可以看出,几种方法的结果是依次改进的,其中马氏距离(特征无融合)是指只用一种最佳的特征点检测算法得到特征矢量,特征经多算法融合后的检索结果有进一步提高,而采用结合置信度的马氏距离的检索结果最佳。说明运用数据融合和置信度可以提高图像的检索效果。

## 6 结束语

本文对图像特征检测中多算法得到的结果进行融合,并给出融合结果的置信度以衡量融合数据的可靠程度,在此基础上导出了结合置信度的马氏距离度量公式,最后以人脸检索为例讨论了多算法结果融合方法和置信度的作用,说明所提出的方法能有效地减少模式识别中错误检测参数的负面影响,提高模式识别率。

研究工作可在以下两个方面进一步深入:(1)将基于置信度的融合方法扩展到其他图像特征的检测中,如边缘、曲线、区域等。(2)对融合数据进行不同的运算,研究置信度的计算方法和传递规律,研究各种模式分类器输出结果的置信度与特征置信度之间的关系。

## 参考文献

- [1] Jain A and Ross A. Information fusion in biometrics. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(13): 2115-2125.
- [2] Yang Jian and Yang Jingyu. Generalized K-L transform based combined feature extraction. *Pattern Recognition*, 2002, 35(1): 295-297.
- [3] 高秀梅等. 一种基于特征融合的人脸识别新方法. 计算机应用研究, 2003, 11: 36-38.
- [4] Zhang Wenchao, *et al.*. Information fusion in face identification. Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, Cambridge, 2004, 3: 950-953.
- [5] Kim Tae-Yoon and Ko Hanseok. Bayesian fusion of confidence measures for speech recognition. *IEEE Signal Processing Letters*, 2005, 12(12): 871-874.
- [6] 林晓帆, 丁晓青, 吴佑寿. 最近邻分类器置信度估计的理论分析. 科学通报, 1998, 43(3): 322-325.  
Lin Xiao-fan, Ding Xiao-qing, and Wu Youshou. Theoretical analysis of confidence estimation for nearest neighbor classifier. *Chinese Science Bulletin*, 1998, 43(3): 322-325.
- [7] Canny John. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, 8(6): 679-698.
- [8] Smith S M and Brady J M. SUSAN-A new approach to low level image processing. Internal Technical Report TR95SMS1, Defence Research Agency, Chobham Lane, Chertsey, Surrey, UK, 1995.

朱秋煜: 男, 1964年生, 博士, 副教授, 目前研究方向为图像处理和模式识别等.

王朔中: 男, 1943年生, 博士, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为信号处理、数字图像处理、信息隐藏、水声学等.