

基于参数化求和不变量与特征重整的形状匹配

吕玉增^{1), 2)} 彭启民²⁾ 黎湘¹⁾

¹⁾ (国防科技大学 ATR 国防科技重点实验室, 长沙 410073)

²⁾ (中国科学院软件研究所综合信息系统技术国家级重点实验室, 北京 100190)

摘要 从特征提取和特征匹配两方面考虑, 提出了一种鲁棒的形状匹配方法。首先, 基于求和不变量, 设计了基于面积的形状参数化和归一化方法, 提出了参数化求和不变量, 该不变量基于形状局部描述且采用积分算子计算, 具有较好的鲁棒性和仿射不变性。然后, 为进一步提高形状匹配的鲁棒性, 在特征匹配上, 分析了参数化求和不变量的先验信息, 设计了基于特征重整的匹配距离函数, 并通过动态规划进行实现。仿真实验表明了所提方法的有效性。

关键词 形状匹配 仿射不变量 特征重整 动态规划

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8691(2010)01-0122-07

Shape Matching Based on Parameterized Summation Invariant and Feature Regulating

LÜYU-zeng^{1), 2)}, PENG Qimín²⁾, LIXiang¹⁾

¹⁾ (National Key Laboratory of Automatic Target Recognition, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

²⁾ (National Key Laboratory of Integrated Information System Technology, Institute of Software, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190)

Abstract A robust shape matching method is presented in this paper. An area-based parameterization technique is designed for shape resampling. Then the parameterized summation invariant (PSI) is generated based on the resampled shape and summation invariant (SI). PSI which uses local parts of a shape to characterize the shape and can be calculated via integral operation is affine invariant and robust against noise. In order to improve the robustness of shape matching, prior information of PSI is analyzed to define a notion of distance between shapes based on feature regulating. The proposed distance measure can be implemented by dynamic programming. Experimental results show that the proposed method is valid.

Keywords shape matching, affine invariant, feature regulating, dynamic programming

0 引言

形状匹配是图像分析和模式识别的重要组成部分。实际应用中, 需要考虑以下两点: 1) 采集视点不同对形状匹配的影响。不同采集视点下, 同一目

标的形状间通常近似为仿射变换关系, 由于形状的数字化, 形状间通常不是点对点, 使得后续的形状特征可能在维数、幅度上不相同; 2) 噪声对目标形状的影响。噪声会改变目标形状的表达形式, 通常会引起形状特征的畸变。这两点要求有效的形状匹配需要统一考虑鲁棒、稳定的形状特征提取和鲁棒

收稿日期: 2008-04-14 改回日期: 2008-07-15

第一作者简介: 吕玉增 (1981—) 男, 现为国防科技大学自动目标识别专业博士研究生。从事目标识别、信息融合等领域的研究工作。E-mail: nudtyz@163.com

的特征匹配。

对于形状的特征提取, 目前主要是不变量法。不变量法寻求某种不变函数作为形状特征用于描述具有仿射变换关系的形状, 这类方法主要有仿射不变矩方法^[1-3]、基于傅里叶变换的方法^[4-5]、CSS 方法^[6-7]、微分不变量方法^[8]、积分不变量方法^[9]和求和不变量 (SI) 方法^[10]等。仿射不变矩方法通过寻求具有仿射不变性的代数矩用于形状识别, 该方法非常敏感于噪声、形状数字化等畸变^[11]; 基于傅里叶的方法^[4-5]、CSS 方法^[6-7]和微分不变量方法^[8]首先对形状进行参数化, 然后基于参数化后的形状构造仿射不变量用于识别, 由于形状的参数化均基于二阶微分操作, 且后续不变量的构造过程往往涉及高阶微分 (CSS 方法和微分不变量方法), 使得这三类方法抗噪声和非仿射畸变能力亦有限; 积分不变量方法^[9]与求和不变量方法^[10]均基于李群在势射流空间的延拓得到, 由于采用了积分操作, 具有较好的鲁棒性, 但是, 积分不变量要求已知仿射变换前后形状上某一点是对应的, 这限制了其在实际中的应用; 求和不变量方法采用等弧长采样形状, 由于弧长在仿射变换前后并不具有线性关系, 使得求和不变量的不变性在仿射变形严重时难以保持。

对于特征匹配, 主要是采用各种距离度量函数来计算特征间的相似度。本文考虑提取的形状特征为序列特征时的匹配, 设特征序列为 $Z = \{z(n) | n = 1, 2, \dots, N\}$ 。目前, 常用的距离度量适合于等长特征序列的比较, 但对特征时间轴 n 的变形很敏感, 使得在噪声情况下的形状匹配中难以取得较好的效果。为了处理形状特征时间轴 n 上的变形, 近年形状匹配中大量直接应用动态时间弯曲 (DTW) 距离^[12]。DTW 通过形状特征序列长度内的弯曲, 使距离最小化, 可以比较两个任意长度序列间的距离。由于形状特征提取方法会引入一定的先验信息到形状特征序列中, 比如对不变量法得到的形状特征通常具有相等的序列长度, 形状噪声、畸变引起特征序列在有限局部内的弯曲等, 而 DTW 处理的是整个特征序列长度内的弯曲, 这使得在形状匹配中直接利用 DTW 会带来误匹配, 且计算量较大。

以鲁棒性、有效性为出发点, 综合考虑形状的特征提取和匹配过程, 提出基于参数化求和不变量 (PSI) 和特征重整 (FR) 的形状匹配方法。首先, 分析了求和不变量的特点和不足, 通过基于面积的形

状参数化, 提出了参数化求和不变量, 提高了形状特征的不变性; 然后, 为进一步提高匹配的鲁棒性, 对参数化求和不变量进行特征重整, 引入视觉注意机制和参数化求和不变量具有的先验信息, 并采用动态规划实现了形状匹配, 能够有效容忍特征畸变。

1 参数化求和不变量

1.1 求和不变量

为解决传统方法中微分不变量敏感于噪声的问题, 文献 [10] 提出了求和不变量。设形状曲线为 $C(x[n], y[n] | n = 1, 2, \dots, N)$, 求和不变量 $\beta = (\beta[m] | m = 1, 2, \dots, N)$ 定义如下^[10]:

$$\beta[m] = \frac{M(x_1y_0 - x_0y_1) + P_x(y_1 - y_0) - P_y(x_1 - x_0)^2}{\sum_{n=m}^{m+M-1} x[\text{mod}(n, N)]} \quad (1)$$

其中, $P_x = \sum_{n=m}^{m+M-1} x[\text{mod}(n, N)]$,

$$P_y = \sum_{n=m}^{m+M-1} y[\text{mod}(n, N)], x_0 = x[m], y_0 = y[m],$$

$x_1 = x[\text{mod}(m+M-1, N)], y_1 = y[\text{mod}(m+M-1, N)], M$ 取定值, 为用于求和的形状局部曲线的点数。

设仿射变换矩阵为 $A = [a \ b \ d \ e]$, 形状平移分量为 $[c \ f]$, 仿射变换 g 对形状的作用为 $g: (x, y) \mapsto (ax + by + c, dx + ey + f) = (\bar{x}, \bar{y})$, g 对求和不变量 β 作用如下:

$$g(\beta) = |A|^2 \beta \quad (2)$$

文献 [13] 指出, 基于积分算子的形状不变特征通常具有较好的鲁棒性, 求和不变量提出的基础即为采用积分算子取代微分算子以解决传统微分不变量敏感于噪声的问题^[9], 这使得采用积分算子的求和不变量 (对数字图像为求和操作) 内在地具有较好的鲁棒性。

求和不变量的使用需要考虑以下两点: 1) 求和不变量要求形状局部 $(x[n], y[n] | n = m, \dots, m+M-1)$ 在仿射变换前后要对应, 这样才可以保证求和不变量 β 具有式 (2) 所表述的关系。文献 [10] 采用了等弧长采样形状的方式, 而弧长在仿射变换下不能得到准确的对应, 当两幅形状的获取视点变化较大时更是如此, 这使得求和不变量的不变性较差。2) 需要处理式 (2) 中仿射变换引入的因子 $|A|^2$, 常用的处理方法为最大值归一化或在后

续匹配中采用相关系数法^[10],但这会损失求和不变量的幅度信息,一定程度上也会降低求和不变量的鉴别力。

1.2 参数化求和不变量

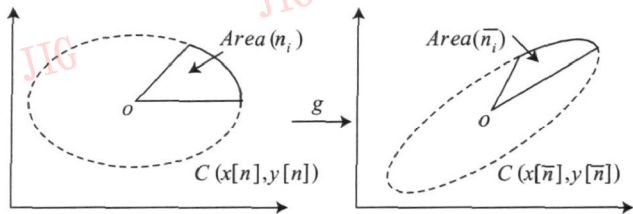


图 1 基于面积的形状参数化
Fig 1 Area-based shape parameterization

为保证形状局部在仿射变换前后的对应,对形状进行基于面积的形状参数化,原理如下:

设形状质心为 a 其不受仿射变换影响; 设 $Area(n_i)$ 为形状局部 $(x[n], y[n] | n=1, 2, \dots, n_i)$ 与质心 o 所围成面积, $Area(\bar{n}_i)$ 为仿射变换后形状局部 $(\bar{x}[\bar{n}], \bar{y}[\bar{n}] | \bar{n}=1, 2, \dots, \bar{n}_i)$ 与质心 \bar{o} 所围成面积, 如图 1 所示。这里, $1 \leq n_i \leq N, 1 \leq \bar{n}_i \leq \bar{N}, N, \bar{N}$ 分别为仿射变换前后形状点数。由仿射变换性质可知:

$$Area(n_i) = |A| Area(\bar{n}_i) \quad (3)$$

因此,对仿射变换前后形状分别基于等面积采样,采样点数相等,即可保证形状局部在仿射变换前后的对应。实现形式如下:定义形状曲线参数 $\phi(n_i), \phi(\bar{n}_i)$:

$$\phi(n_i) = \frac{Area(n_i)}{Area(N)}, \phi(\bar{n}_i) = \frac{Area(\bar{n}_i)}{Area(\bar{N})} \quad (4)$$

以 $\phi(n_i), \phi(\bar{n}_i)$ 为形状曲线方程自变量,对仿射变换前后形状分别等间隔采样,采样点数相等,即可实现形状局部在仿射变换前后的对应。

在形状参数化的基础上,为处理由仿射变换引入的因子 $|A|^2$ (式 (2)), 定义参数化求和不变量:

$$\beta = |A|^2 / (Area(N))^2 \quad (5)$$

其中, β 为根据参数化后的形状计算得到的求和不变量。由于形状的参数化保证了仿射变换前后形状局部的对应,根据式 (3) 可知,参数化求和不变量 β 对形状的仿射变换具有不变性。

2 基于特征重整的形状匹配

对形状噪声、数字化等畸变,参数化求和不变量

的提取具有一定的鲁棒性,但并不能完全消除这些畸变的影响,使得对具有仿射变换关系的形状,提取的不变量通常并不完全相同,而是发生了一定程度的畸变,因此,需要设计能够容忍这些畸变的鲁棒匹配方法。

2.1 基本原理

设 β_1, β_2 为具有仿射变换关系的两幅形状的参数化求和不变量特征序列,基于以下几点对其匹配:

1) 局部畸变有限 由第 2 节处理过程知 β_1, β_2 具有相同的序列长度,由于受噪声、形状数字化等影响, β_1, β_2 不完全相同,通常存在一定程度的局部畸变。由于 β_1, β_2 为对同一目标的不变量描述,故局部畸变有限。

2) 对应点间的幅度差有限 形状的匹配,即为寻找 β_1, β_2 间的点点对应。对每对匹配点对,均是对同一目标局部的描述,由于 β_1, β_2 的不变性,对应点间的幅度差有限。

3) 显著特征需对应 依据视觉注意机制,在人类视觉信息处理中,显著特征被优先进行处理^[14]。对不变特征序列 β_1, β_2 均可认为是序列曲线,序列曲线所包含的显著特征,比如峰、谷等,依据视觉注意机制,可以考虑在特征匹配中的对应。

2.2 距离函数设计

依据 3.1 中分析,设计距离函数如下:

$$E(\beta_1, \beta_2, p) = E_1(\beta_1, \beta_2, p) + E_2(\square p) + E_3(\beta_1, \beta_2) = \sum_{m=1}^N \|\beta_1(m - p(m)) - \beta_2(m + p(m))\|^2 + \sum_{m=1}^N \chi(m) \|\square p(m)\|^2 + \phi(\mu(\beta_1), \mu(\beta_2)) \quad (6)$$

其中, $p(m)$ 为不变特征 β_1, β_2 的坐标重整函数,它的改变可以拉伸或压缩不变特征 β_1, β_2 。应当指出,特征重整中的压缩或拉伸可以不同于通常状况下的线性变换,这取决于 $p(m)$ 的形式。 $E_1(\beta_1, \beta_2, p)$ 表示坐标重整以后特征幅度的近似程度, $E_2(\square p)$ 表示特征重整的程度,即特征压缩或拉伸的程度; $\chi(m)$ 表示特征重整后幅度近似程度和特征重整程度的一个折中; $\phi(\mu(\cdot), \mu(\cdot))$ 为对视觉系统中注意机制的模拟, $\mu(\cdot)$ 表示特征中的显著特征, $\phi(\cdot)$ 表示对显著

特征对应的关注程度, 当特征显著性强且对应时, $\phi(\mu(\cdot), \mu(\cdot))$ 较小, 反之, $\phi(\mu(\cdot), \mu(\cdot))$ 变大。故不变特征 β_1, β_2 间的距离为

$$D(\beta_1, \beta_2) = \min_{p(m)} \{E(\beta_1, \beta_2, p)\} \quad (7)$$

$\gamma(m), \phi(\mu(\cdot), \mu(\cdot))$ 可依据函数功能采用不同的形式, 为方便起见, 实验中, $\gamma(m)$ 取为常数 $c_1 = 5$, $\mu(\beta) = (\beta(m) | \beta(m) > c_2 \max(\beta))$ ($c_2 = 0.5$), $\phi(\mu(\beta_1), \mu(\beta_2)) = (\mu(\beta_1) - \mu(\beta_2))^2$ 。

2.3 算法实现

设立 2 维直角匹配坐标系, β_1 作为横坐标, β_2 作为纵坐标, 坐标范围均为 $(0, 1, \dots, N)$ 。在横坐标和纵坐标上各点组成的网格中, 每个网格表示匹配序列中可能的匹配点对 $(\beta_1(m), \beta_2(n))$, 简记为 (m, n) , 如图 2 所示。式 (7) 的求解即为寻找一条从 $(0, 0)$ 到 (N, N) 的最短路径, 可利用动态规划实现最短路径搜索。

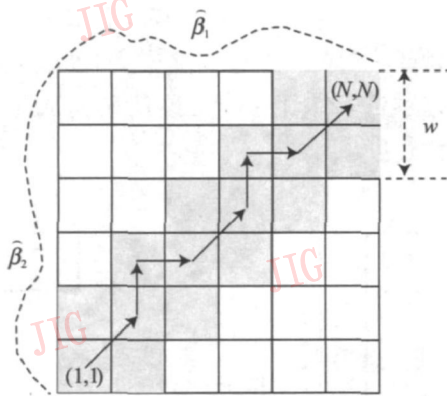


图 2 基于动态规划的特征匹配

Fig 2 Shape matching based on dynamic programming

定义匹配点对 $(\beta_1(m), \beta_2(n))$ 间距离 $d(m, n)$ 为

$$d(m, n) = \|\beta_1(m) - \beta_2(n)\|^2 + \gamma(m - n) |m - n| + \phi(\mu(\beta_1(m)), \mu(\beta_2(n))) \quad (8)$$

初始点 $(0, 0)$ 到 (m, n) 点的距离 $DT(m, n)$ 迭代式为

$$DT(m, n) = d(m, n) + \min \begin{cases} DT(n-1, m) \\ DT(n-1, m-1) \\ DT(n, m-1) \end{cases} \quad (9)$$

通过上述迭代, 得到的 $DT(N, N)$ 为最短路径, 即为不变特征 β_1, β_2 间的距离。

由于 β_1, β_2 具有相同的序列长度, 且局部畸变均在一定的范围内, 可对 $DT(m, n)$ 进行如下初始化:

$$DT_{initial}(m, n) = \begin{cases} 0 & \max(1, n-w+1) \leq m \leq \min(N, n+w-1) \\ \infty & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

其中, w 为搜索窗口宽度, 如图 2 所示。这样的初始化避免了对畸变很大匹配点对的计算, 整个路径搜索的计算量为 $O(wN)$ 。

由于形状起始点的不同, 使得参数化求和不变量 β_1, β_2 存在特征平移的问题。常用的做法为对 β_1 逐位循环平移并判定循环平移后的特征与 β_2 的匹配程度, 为进一步减小计算量, 可以设定门限 T , 依次取 $\beta_1 > T$ (T 通常取为 $0.5 \max(\beta_1)$) 中的点与 β_2 中极大值点对应并计算匹配结果, 对 PC PV 2 8G, $N = 128$ 在 Matlab 7.0 平台上匹配一次通常在 0.8 s 内。

3 实验及讨论

3.1 实验数据

形状库由 MPEG7 中 20 类原始形状 (如图 3 所示) 按下式^[15]定义的仿射矩阵生成。

$$A = scale \cdot \begin{pmatrix} \cos(\text{swing}) & \sin(\text{swing}) \\ -\sin(\text{swing}) & \cos(\text{swing}) \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \cos(\text{slant}) \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \cos(\text{tilt}) & -\sin(\text{tilt}) \\ \sin(\text{tilt}) & \cos(\text{tilt}) \end{pmatrix} \quad (11)$$

其中参数设定如下:

$scale = \{0.6, 1, 1.6\}$, $\text{swing} = \{0^\circ, 15^\circ, 35^\circ, 70^\circ, 85^\circ\}$, $\text{slant} = \{5^\circ, 30^\circ, 50^\circ, 70^\circ\}$, $\text{tilt} = \{0^\circ, 20^\circ, 45^\circ\}$



图 3 20 类原始形状

Fig 3 Original shapes of 20 classes

$60^\circ, 75^\circ, 85^\circ\}$, 共有 $20 \times 432 = 8\ 640$ 幅形状。为考察所提方法的抗噪声能力, 实验中加入了零均值均方差 σ 的高斯白噪声, $\sigma = \{0, 0.5, 1, 1.5, 2, 2.5, 3\}$, 图 4 给出了其中的几个样例。

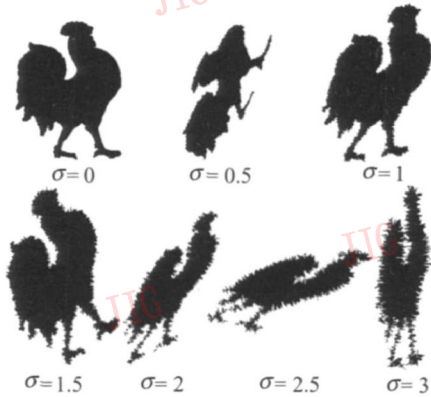


图 4 不同噪声水平下的仿射形状

Fig 4 Affine shapes in different noise levels

3.2 参数化求和不变量实验

为考察参数化求和不变量的性能, 选择形状库中同类目标的两幅形状 (如图 5 所示) 进行实验, 重采样点数 $N = 256, M = 30$ 。图 6 给出了图 5 中目标形状对应的求和不变量和参数化求和不变量结果,



(a)形状 1 (b)形状 2

图 5 目标形状

Fig 5 Two shapes of an object

其中, 图 6 (c)中虚线为噪声形状 2 ($\sigma = 1.5$) 的参数化求和不变量, 用于考察噪声对不变特征的影响。由图 6 (a)和图 6 (b)可以看出, 参数化求和不变量较求和不变量具有更好的不变性, 这是由于基于面积的参数化较等弧长采样在仿射变换下具有更好的形状局部对应; 由图 6 (b)和图 6 (c)可以看出, 对具有仿射变换关系的形状, 在无噪声情况下, 所提不变特征基本一致; 在有噪声情况下, 提取的不变特征并不完全相等, 具有相当程度的差别。但是, 对上述两种情况 (无噪声和有噪声), 所提不变特征均具有 3.1 节中提到的 3 个特点: 特征横坐标存在有限范围的漂移即特征有局部畸变、对应点幅度差有限和显著特征 (峰、谷等) 存在对应, 该现象构成了特征重整匹配的出发点。

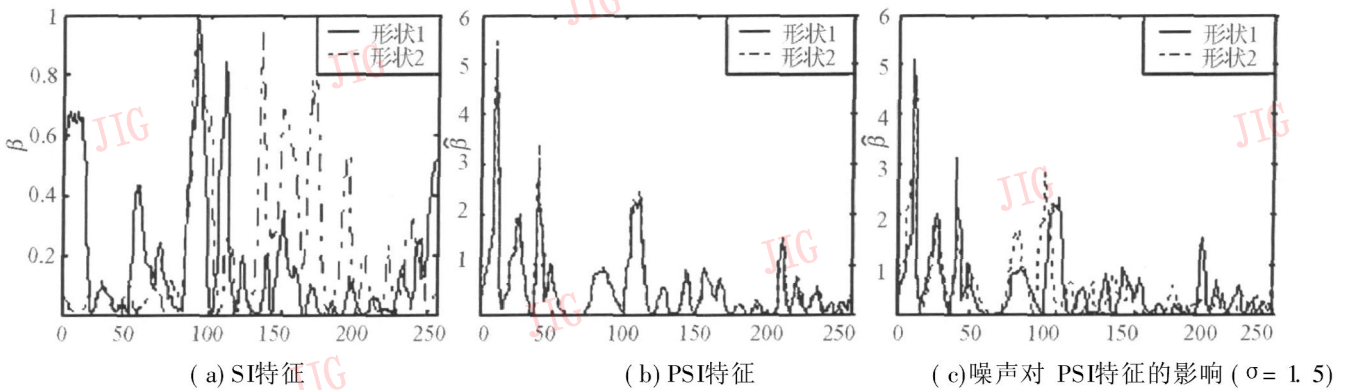


图 6 图 5 中目标形状的求和不变量 (SI) 和参数化求和不变量 ($\sigma = 1.5$)

Fig 6 Summation invariants and parameterized summation invariants of shapes in fig 5

3.3 形状匹配与识别实验

任选形状库中两幅形状进行匹配实验, 重采样点数 $N = 128, M = 15, w = 30$ 蒙特卡罗仿真次数为 40 000 次。为统一考察所提不变特征和特征重整匹配的性能, 形状特征选择求和不变量 (SI) 和参数化求和不变量 (PSI), 特征匹配选择相关系数 (Cor)^[10]、动态时间弯曲 (DTW)^[12] 和所提特征重整 (FR)。表 1 给出了本文方法 (PSI+ FR), PSI+ Cor, PSI+ DTW 和文献 [10] 中方法 (SI+ Cor), SI+ DTW, SI+

FR 6 种方法在不同噪声水平下的匹配结果, 其中, 匹配正确率 m_r 、同类匹配正确率 m_{ns} 和不同类匹配正确率 m_n 定义如下^[16]:

m_r = 对两幅形状属于同类或不同类做出正确判决的次数 / 蒙特卡罗次数

m_{ns} = 对两幅形状属于同类做出正确判决的次数 / 仿真中判为同类的总次数

m_n = 对两幅形状属于不同类做出正确判决的次数 / 仿真中判为不同类总次数

由表 1 可以看出, 在相同的匹配方式下, 参数化求和不变量的匹配性能优于求和不变量, 这是由于稳健的形状参数化方法提高了特征的不变性, 同时基于面积的归一化增强了特征的幅度信息, 进一步提高了特征的鉴别力; 在相同的特征下, 所提匹配函数较动态时间弯曲和相关系数, 随噪声的增加, 具有更好的匹配结果和稳定性, 这是由于引入了不变特

征先验信息和视觉注意机制。

以 20 类原始形状作为模板, 采用最近邻匹配进行识别, 表 2 给出了不同噪声水平下不同方法的识别结果。该结果表明, 不同噪声水平下, 所提方法的识别性能优于其他几种方法, 这也与匹配实验中的结论相吻合。

表 1 不同方法的匹配结果

Tab 1 Matching results of different methods

方法	指标	$\sigma = 0$	$\sigma = 0.5$	$\sigma = 1$	$\sigma = 1.5$	$\sigma = 2$	$\sigma = 2.5$	$\sigma = 3$
SI+ Cor	m_{rs}	0.8008	0.8062	0.7906	0.7720	0.7563	0.7733	0.7358
	m_{nu}	0.9207	0.9034	0.9107	0.9201	0.9184	0.8991	0.8862
	m_r	0.9147	0.8985	0.9046	0.9126	0.9102	0.8929	0.8311
PSI+ Cor	m_{rs}	0.9569	0.9563	0.9115	0.8676	0.8569	0.8475	0.7993
	m_{nu}	0.9856	0.9620	0.9641	0.9635	0.9343	0.9008	0.9002
	m_r	0.9842	0.9617	0.9615	0.9586	0.9304	0.8982	0.8951
SI+ DTW	m_{rs}	0.8235	0.7813	0.8438	0.8604	0.7012	0.7037	0.7108
	m_{nu}	0.9236	0.8896	0.8444	0.8184	0.8010	0.7886	0.6750
	m_r	0.9184	0.8831	0.8444	0.8206	0.7956	0.7786	0.6768
PSI+ DTW	m_{rs}	0.9895	0.9796	0.9691	0.9783	0.9547	0.9424	0.9283
	m_{nu}	0.9691	0.9667	0.9527	0.9431	0.9286	0.9279	0.9104
	m_r	0.9701	0.9674	0.9537	0.9450	0.9344	0.9286	0.9112
SI+ FR	m_{rs}	0.9706	0.9583	0.9792	0.9302	0.9540	0.9529	0.9036
	m_{nu}	0.9849	0.9714	0.9609	0.9597	0.9425	0.9420	0.9343
	m_r	0.9843	0.9706	0.9618	0.9581	0.9431	0.9425	0.9378
PSI+ FR	m_{rs}	0.9895	0.9895	0.9895	0.9784	0.9647	0.9751	0.9662
	m_{nu}	0.9793	0.9741	0.9721	0.9694	0.9622	0.9516	0.9511
	m_r	0.9798	0.9747	0.9729	0.9698	0.9624	0.9537	0.9519

表 2 不同方法的识别率

Tab 2 Recognition accuracy of different methods

方法	$\sigma = 0$	$\sigma = 0.5$	$\sigma = 1$	$\sigma = 1.5$	$\sigma = 2$	$\sigma = 2.5$	$\sigma = 3$
SI+ Cor	0.8343	0.8313	0.8275	0.8244	0.8225	0.8223	0.8027
SI+ DTW	0.8488	0.8315	0.7795	0.7360	0.6593	0.5709	0.5198
SI+ FR	0.9860	0.9814	0.9779	0.9779	0.9698	0.9605	0.9012
PSI+ Cor	0.9706	0.9519	0.9211	0.9133	0.8779	0.8361	0.8109
PSI+ DTW	0.9795	0.9760	0.9760	0.9667	0.9598	0.9409	0.9098
PSI+ FR	0.9888	0.9888	0.9888	0.9830	0.9760	0.9749	0.9403

4 结 论

本文从特征提取和特征匹配两个方面考虑稳健的形状匹配问题。在特征提取上,设计了基于面积的形状参数化和归一化方法,提出了参数化求和不变量,提高了求和不变量的不变性和鉴别力;在特征匹配上,引入不变特征的先验信息对特征进行了重整,提高了匹配的性能。文中所提特征重整的匹配方法,可应用于直方图等 1 维特征的比对,能自适应地调整比对的精确度,并且识别率高,可靠性好,便于工程实现,可用于特定目标的识别、基于内容的图像检索等领域。

志谢 感谢 Lin W Y 博士提供求和不变量源码,与他的讨论亦对本文有帮助。

参考文献 (References)

- [1] Flusser J, Suk T. Pattern recognition by affine moment invariants [J]. *Pattern Recognition*, 1993, 26(1): 167-174
- [2] Heikkilä J. Pattern matching with affine moment descriptors [J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(9): 1825-1834
- [3] Rahtu E, Salo M, Heikkilä J et al. Generalized affine moment invariants for object recognition [C] // *Proceedings of International Conference on Pattern Recognition*. Hong Kong: IEEE Press, 2006, 2: 634-637.
- [4] Abster K, Snyder W E, Burkhardt H, et al. Application of affine-invariant Fourier descriptors to recognition of 3-D objects [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(7): 640-647.
- [5] Oirak A E, Daoudi M, Aboutajline D. Affine invariant descriptors using Fourier series [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2002, 23(10): 1109-1118
- [6] Mokhtarian F, Abbasi S. Shape similarity retrieval under affine transforms [J]. *Pattern Recognition*, 2002, 35(1): 31-41.
- [7] Mokhtarian F, Abbasi S. Affine curvature scale space with affine length parametrisation [J]. *Pattern Analysis & Applications*, 2001, 4(1): 1-8
- [8] Calabi E, Olver P J, Shakiban C, et al. Differentiable and numerically invariant signature curves applied to object recognition [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998, 26(2): 107-135
- [9] Han C E, Hickman M S. Projective curvature and integral invariants [J]. *Acta Applicandae Mathematicae: An International Survey Journal on Applying Mathematics and Mathematical Applications*, 2002, 74(2): 177-193
- [10] Lin W Y, Boston N, Hu Y H. Summation invariant and its applications to shape recognition [C] // *Proceedings of IEEE Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. Philadelphia, Pennsylvania, USA: IEEE Press, 2005, 5: 205-208
- [11] Rahtu E, Salo M, Heikkilä J. A new efficient method for producing global affine invariants [C] // *Proceedings of International Conference on Image Analysis and Processing*. Cagliari, Italy: Springer, 2005, 407-414
- [12] Pan Ding, Shen Jun-yi. Similarity discovery techniques in temporal data mining [J]. *Journal of Software*, 2007, 18(2): 246-258 [潘定, 沈钧毅. 时态数据挖掘的相似性发现技术 [J]. *软件学报*, 2007, 18(2): 246-258]
- [13] Manay S, Cremers D, Hong B W, et al. Integral invariants for shape matching [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(10): 1602-1618
- [14] Zhang Peng. Research for the Selective Attention Mechanism in the Image Information Processing [D]. Changsha, China: National University of Defense Technology, 2004 [张鹏. 图像信息处理中的选择性注意机制研究 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2004]
- [15] Ben-Arie J, Wang Z. Pictorial recognition of objects employing affine invariance in the frequency domain [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(6): 604-618
- [16] Lü Yu-zeng, Peng Qim in, Li Xiang. Shape recognition based on the invariant of extremum features [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(4): 92-97 [吕玉增, 彭启民, 黎湘. 基于极值特征的不变性形状识别 [J]. *电子学报*, 2008, 36(4): 92-97.