

# 基于 DTW 的轮廓特征目标识别算法

宋建辉, 郝奕全, 刘晓阳, 赵亚威

(沈阳理工大学 自动化与电气工程学院, 沈阳 110159)

**摘要:** 为提升传统目标轮廓识别算法的实时性, 提出一种基于动态时间规整 (dynamic time warping, DTW) 的轮廓特征目标识别算法。该算法将质心高度增量特征描述符与 DTW 相似性度量算法相结合, 首先对目标轮廓均匀提取采样点, 并对目标图像以及模板图像轮廓点的质心高度增量特征进行提取, 然后使用 DTW 算法寻找规整路径的方法对目标图像以及模板图像的特征矩阵进行相似性度量, 最后定义形状复杂度, 同时联合翻转目标的二次匹配得出最终识别结果。实验结果表明, 所提出算法在 MPEG-7、Kimia99 数据集中对待测形状能够在保证识别率优于大多数常见的传统目标识别算法的同时提升目标识别的实时性。

**关键词:** 轮廓点; 质心高度增量特征; 图像识别; 动态时间规整

**中图分类号:** TP391.4 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1003-1251.2024.05.003

## Contour Feature Target Recognition Algorithm Based on DTW

SONG Jianhui, HAO Yiquan, LIU Xiaoyang, ZHAO Yawei

(Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China)

**Abstract:** In order to improve the real-time performance of traditional target recognition algorithms, a contour feature target recognition algorithm based on DTW (Dynamic Time Warping) is proposed. The algorithm combines the centroid height incremental feature descriptor with the DTW similarity measurement algorithm. It first extracts the sample points uniformly from the target contour, and then extracts the centroid height incremental features of the target image and the template image contour point. And then the DTW algorithm is used to find the regular path to measure the similarity of the feature matrix of the target image and the template image, define the shape complexity at the end, and combine the secondary matching of the flipped targets to obtain the final recognition result. The experimental results show that the proposed algorithm can boost the real-time expression of target recognition in MPEG-7 and Kimia99 data sets, while ensuring that the recognition rate is better than most common traditional target recognition algorithms.

**Key words:** contour points; centroid highly incremental feature; image recognition; dynamic time warping

作为轮廓特征的两种不同表述形式<sup>[1-2]</sup>, 全局特征刻画轮廓整体的信息, 常以矢量或直方图的形式呈现。Mokhtarian 等<sup>[3]</sup>通过记录形状边缘

像素变化描述形状特征, 引入了曲率尺度空间 (curvature scale space, CSS) 描述符, 在形状被噪声干扰以及产生形变时, 仍然保证良好的检索率,

然而该算法需要进行多次形状的演化。束鑫等<sup>[4]</sup>通过描述轮廓点的相对空间关系推出了轮廓点分布直方图(contour points distribution histogram, CPDH)描述算子,匹配速度较快,然而对轮廓的尺度变化敏感度过高。全局特征的优势在于时间复杂度低,抗噪声性能优异,但对轮廓细节的刻画略显不足,对同类形状尺度变化较大时识别误差较大。局部特征通过刻画轮廓点、轮廓分段等要素的空间关系表征轮廓,对细节的刻画更细致。近年来最典型的是Belongie等<sup>[5]</sup>提出的形状上下文(shape context, SC)描述符,描述采样点的空间关系特征,识别效果较好,但对缩放、旋转尺度变化鲁棒性不强。Ling等<sup>[6]</sup>提出了一种非刚性变换、鲁棒性较好的形状描述符,命名为内距离形状上下文(inner distance shape context, IDSC),但算法复杂度高。Wang等<sup>[7]</sup>提出了高度函数(height functions, HF)描述符,通过采样点之间的高度函数特征描述其位置,效果良好。郑伟<sup>[8]</sup>在文献[7]的基础上提出了质心高度增量描述符,引入轮廓顺序以及平滑处理,增强描述符对噪声和非线性形变的鲁棒性,效果良好。

在轮廓匹配以及相似性度量方面,郑伟<sup>[8]</sup>在提取轮廓的质心高度增量特征后,采用动态规划(dynamic programming, DP)算法进行轮廓之间的相似性度量。Yang等<sup>[9]</sup>提出了用于形状识别的多级轮廓组合特征算子,采用支持向量机预测形状分类。通过提取目标轮廓的骨架,刘砚菊等<sup>[10]</sup>使用形状上下文算法评估轮廓之间的相似性。Yang等<sup>[11]</sup>采用欧氏距离衡量叶片形状之间的三角形特征,用于测量形状的相似性,该算法适用于轮廓缺失以及噪声污染情况下的图像识别。实时识别对算法的时间复杂度要求比较高,上述算法在识别率评判指标上比较出色,但是因为时间复杂度过高,上述算法不适用于实时目标识别。

动态时间规整(dynamic time warping, DTW)是一种基于动态规划思想的算法,其可以对序列的一部分进行扭曲或拉伸,以计算两个时间序列的规整路径距离。Zhu等<sup>[12]</sup>采用DTW算法计算时间和电压序列的相似性,计算简单,但处理的是一维序列,对大小不等的序列识别能力受限。Cai等<sup>[13]</sup>从超声波信号中提取主特征信息后,采用DTW进行动态手势识别,匹配效果较好,但仍然是—维时间序列的处理。

本文针对传统目标识别算法实时性较低的问题,提出一种基于DTW的轮廓特征目标识别算

法,该算法首先使用质心高度增量描述符描述轮廓点的细节信息,该描述符对相似变换(平移、旋转、缩放)的鲁棒性较好,采用平滑处理降低了噪声的干扰,能够详细描述形状的全局特征和局部特征。使用DTW求取待测形状和模板形状特征矩阵之间的相似性系数,该相似性度量方法计算简单而高效,使用DTW度量多维特征矩阵之间的距离能够满足识别算法的实时性需求。

## 1 质心高度增量描述符

质心高度增量描述符是以轮廓质心为参考点,计算其余采样点相对于此点的高度关系,并将其定义为质心高度增量描述符。为了提取待测轮廓的质心高度增量特征,需要均匀地采集该轮廓的采样点,并统计采样点集 $M = \{m_1, m_2, \dots, m_i, \dots, m_N\}$ ,其中 $N$ 代表采样点总数, $m_i$ 代表集合中第 $i$ 个采样点,该采样点的坐标表示为 $m_i(x_i, y_i)$ 。通过式(1)获取轮廓的质心 $Q(x_0, y_0)$ 。

$$Q(x_0, y_0) = \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \right) \quad (1)$$

对于采样点 $m_i(x_i, y_i)$ ,计算其与质心 $Q(x_0, y_0)$ 的欧氏距离,并将该距离定义为质心高度 $g_i$ ,接着逐一计算其余采样点的质心高度值,将任意采样点 $m_j(j=1, 2, \dots, N)$ 的质心高度值 $g_j$ 和当前采样点 $m_i$ 的质心高度值 $g_i$ 相减,得到的结果记作质心高度增量 $h_{i,j}$ 。同时,结合轮廓点顺序统计全部采样点相对于 $m_i$ 的质心高度增量,并定义点 $m_i$ 的质心高度增量序列 $H_i$ 为

$$H_i = (h_{i,i}, h_{i,i+1}, \dots, h_{i,N}, h_{i,1}, \dots, h_{i,i-1})^T \quad (2)$$

图1(a)展示了质心高度增量描述符的原理,图1(b)给出了 $m_i$ 的特征描述。

依据轮廓点顺序这一全局特征,将任意属于轮廓 $M$ 的点的质心高度增量进行排列,得到轮廓 $M$ 的质心高度增量矩阵 $L(M)$ 为

$$L(M) = (H_1, H_2, \dots, H_{N-1}, H_N) \quad (3)$$

该算法记录了各点之间的高度差,通过点之间的关系来描述整个轮廓,不会随轮廓的旋转和平移而变化。为了消除特征值范围大小的影响,对特征矩阵进行归一化处理,从而赋予该算法缩放不变性。归一化处理的计算方式为

$$\overline{h_{i,j}} = \frac{h_{i,j}}{\max_{t=1,2,\dots,N} (\|h_{i,t}\|)} \quad (4)$$

式中 $\|h_{i,j}\|$ 表示质心高度增量数值的模。

根据式(2)得到的序列能够有效描述轮廓的

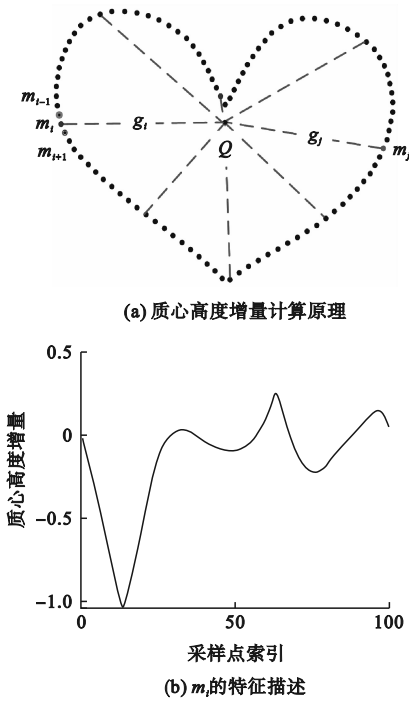


图1 质心高度增量特征图

Fig. 1 Diagram of centroid height increment feature

特征,刻画形状细节。然而,在处理因噪声导致变形的形状时,其鲁棒性不强,同时存在维度较高的问题。为了增强质心高度增量描述符对噪声的鲁棒性,采用平滑处理策略,具体算法流程如下。

1) 归一化后的  $m_i$  点质心高度增量表示为

$$\mathbf{H}_i = (\overline{h_{i,i}}, \overline{h_{i,i+1}}, \dots, \overline{h_{i,N}}, \overline{h_{i,1}}, \overline{h_{i,i-1}})^T \quad (5)$$

2) 将该序列按照利用正整数系数  $d$  ( $1 < d < N$ ) 划分成  $S$  个不相交区间  $[1, d]$ 、 $[d+1, 2d]$ 、 $\dots$ , 其中  $S = [N/d]$ , 并计算每个区间内质心高度增量值的均值  $c_{i,t}$ , 如式(6)所示。

$$c_{i,t} = \frac{1}{d} \sum_{f=(t-1)d+1}^{fd} \overline{h_{i,f}} \quad (6)$$

式中  $t=1, 2, \dots, S$ 。

3) 将每个区间内的均值按顺序排列, 可以获得  $\mathbf{H}_i$  作平滑处理后的特征矩阵  $\mathbf{C}_i$ 。

$$\mathbf{C}_i = (c_{i,1}, c_{i,2}, \dots, c_{i,S-1}, c_{i,S})^T \quad (7)$$

平滑过程不仅使该描述符能够显著改善因噪声导致的形状变形问题, 同时也有效降低了特征序列的维度。

4) 通过对轮廓的所有采样点进行特征序列  $\mathbf{C}_i$  的整理, 可以获得属于轮廓  $\mathbf{M}$  的特征矩阵  $\mathbf{F}(\mathbf{M})$ 。

$$\mathbf{F}(\mathbf{M}) = (\mathbf{C}_1, \mathbf{C}_2, \dots, \mathbf{C}_{N-1}, \mathbf{C}_N) \quad (8)$$

质心高度增量特征描述符的优点在于其结合了局部特征和全局特征, 能够在描述轮廓点之间

距离的基础上, 有效应对噪声和非线性形变的干扰。然而, 该描述符也存在一定的局限性, 例如数据量大、计算时间长等问题。

## 2 基于 DTW 的目标识别算法

本文将质心高度增量特征描述符与 DTW 算法相结合, 对给定轮廓提取质心高度增量特征后, 使用 DTW 算法寻找规整路径的方法对目标图像以及模板图像的特征矩阵进行相似性度量, 最终在定义形状复杂度的同时使用最小距离函数得到联合识别结果, 具体过程如下。

假设存在目标轮廓点集  $\mathbf{M} = \{m_1, m_2, \dots, m_N\}$  和模板图像轮廓点集  $\mathbf{Z} = \{z_1, z_2, \dots, z_N\}$ , 分别对其提取质心高度增量特征, 得到质心高度增量矩阵  $\mathbf{F}(\mathbf{M})$  和  $\mathbf{F}(\mathbf{Z})$ 。进一步假设目标轮廓的特征矩阵  $\mathbf{F}(\mathbf{M}) = [\mathbf{f}_{m_1}, \mathbf{f}_{m_2}, \dots, \mathbf{f}_{m_e}, \dots, \mathbf{f}_{m_N}]$  ( $1 < e < N$ ), 模板图像的特征矩阵  $\mathbf{F}(\mathbf{Z}) = [\mathbf{f}_{z_1}, \mathbf{f}_{z_2}, \dots, \mathbf{f}_{z_r}, \dots, \mathbf{f}_{z_N}]$  ( $1 < r \leq N$ )。其中  $\mathbf{f}_{m_e}$  表示属于目标特征矩阵的第  $e$  个特征序列, 同理  $\mathbf{f}_{z_r}$  表示模板特征矩阵的第  $r$  个模板特征。 $\mathbf{F}(\mathbf{M})$  和  $\mathbf{F}(\mathbf{Z})$  之间特征点的对齐关系通常被保存在对齐路径  $\mathbf{w}$  中, 一个包含  $k$  个二元组的集合, 每个二元组由两个元素构成, 分别来自序列  $\mathbf{F}(\mathbf{M})$  和  $\mathbf{F}(\mathbf{Z})$ 。 $\mathbf{w}$  的数学表达式为

$$\mathbf{w} = \{(\mathbf{w}_1^{F(\mathbf{M})}, \mathbf{w}_1^{F(\mathbf{Z})}), (\mathbf{w}_2^{F(\mathbf{M})}, \mathbf{w}_2^{F(\mathbf{Z})}), \dots, (\mathbf{w}_k^{F(\mathbf{M})}, \mathbf{w}_k^{F(\mathbf{Z})})\} \quad (9)$$

当  $\mathbf{w}$  遵循文献[14]中边界性、单调性及连续性的性质时,  $\mathbf{A}^{F(\mathbf{M}), F(\mathbf{Z})}$  是一个记录  $\mathbf{F}(\mathbf{M})$  和  $\mathbf{F}(\mathbf{Z})$  之间对齐关系的序列。DTW 算法旨在衡量两个用于描述形状的特征矩阵中所有匹配数据点的规整路径距离  $d_{\text{DTW}}$ , 其计算方法为

$$d_{\text{DTW}}(\mathbf{F}(\mathbf{M}), \mathbf{F}(\mathbf{Z})) = \min_{\mathbf{w} \in \mathbf{A}^{F(\mathbf{M}), F(\mathbf{Z})}} \sum_{(e,r) \in \mathbf{w}} \text{dis}(\mathbf{f}_{m_e}, \mathbf{f}_{z_r}) \quad (10)$$

式中  $\text{dis}(\mathbf{f}_{m_e}, \mathbf{f}_{z_r}) = \|\mathbf{f}_{m_e} - \mathbf{f}_{z_r}\|^2$ 。

DTW 算法可以被视为一个数据优化过程, 通过公式(10)的演化, 将整个问题转化为对  $\mathbf{F}(\mathbf{M})$  和  $\mathbf{F}(\mathbf{Z})$  子序列问题的求解, 即

$$d_{\text{DTW}}(\mathbf{F}_N^1(\mathbf{M}), \mathbf{F}_N^1(\mathbf{Z})) = \left\{ \begin{array}{l} d_{\text{DTW}}(\mathbf{F}_{N-1}^1(\mathbf{M}), \mathbf{F}_N^1(\mathbf{Z})) \\ \text{dis}(\mathbf{f}_{m_e}, \mathbf{f}_{z_r}) + \min \left\{ \begin{array}{l} d_{\text{DTW}}(\mathbf{F}_N^1(\mathbf{M}), \mathbf{F}_{N-1}^1(\mathbf{Z})) \\ d_{\text{DTW}}(\mathbf{F}_{N-1}^1(\mathbf{M}), \mathbf{F}_{N-1}^1(\mathbf{Z})) \end{array} \right\} \end{array} \right\} \quad (11)$$

即轮廓  $M$  和  $Z$  之间的相似性距离  $Dis(M, Z)$  为

$$Dis(M, Z) = d_{DTW}(F(M), F(Z)) \quad (12)$$

该距离值减小代表轮廓  $M$  和  $Z$  之间的相似性提高。然而,在相似性度量过程中,待检索目标有时会出现翻转的情况,增加了误匹配的概率。为避免此种情况,可以将轮廓  $M$  翻转得到  $M_x$ ,然后计算轮廓  $M_x$  和轮廓  $Z$  之间的距离,即

$$Dis(M_x, Z) = d_{DTW}(F(M_x), F(Z)) \quad (13)$$

通过最小化测试形状和数据库图像的匹配距离来定义  $M$  和  $Z$  之间的相似性,其中  $M$  和  $M_x$  中与  $Z$  匹配的最小距离即为所求。

$$D(M, Z) = \min(Dis(M, Z), Dis(M_x, Z)) \quad (14)$$

此外,采用形状复杂度提高图像的匹配准确性,降低对轮廓局部变形的敏感度,增加识别结果的可信度。在该算法中,假定形状复杂度为

$$C(M) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N std(c_{i,1}, c_{i,2}, \dots, c_{i,S}) \quad (15)$$

式中  $std$  代表标准差。待测形状配准的相似性系数为

$$Q(M, Z) = \frac{D(M, Z)}{C(M) + C(Z) + \tau} \quad (16)$$

式中:  $C(M)$  表示待测形状轮廓  $M$  的复杂度;  $C(Z)$  表示待测形状轮廓  $Z$  的复杂度;  $\tau$  值是根据经验进行设置的因子,避免除数为零。

图 2 展示了目标图像与模板图像进行匹配的整个过程。首先对两者的特征矩阵进行提取;然后应用 DTW 算法计算特征矩阵的相似性系数,涉及目标图像及其翻转图像与模板图像两次匹配的过程;最后使用形状复杂度进行二次识别,获取最终的相似性系数。

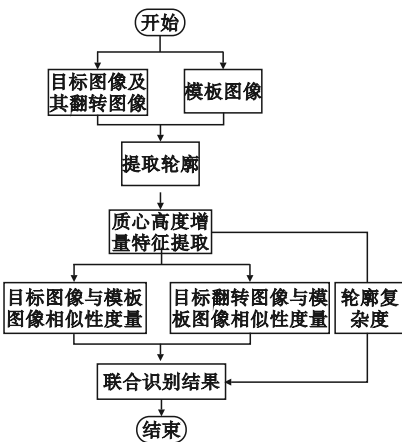


图 2 算法流程图

Fig. 2 Algorithm flow chart

### 3 实验分析

为了测试新的目标识别算法的有效程度,使用 Matlab 软件在常见的 Kimia99、MPEG-7 标准数据集进行图像配准实验,并对算法的抗噪性和计算复杂度做了详细的分析。在实验中,设定轮廓点数  $N=100$ ,式(6)中加入平滑的正系数  $d=5$ ,式(16)中防除零因子  $\tau=0.45$ 。

#### 3.1 算法时间复杂度分析

就时间复杂度而言,本文将整个分析过程拆分为特征描述和相似性度量两部分。表 1 给出了本文算法和其他已有算法的时间复杂度对比结果。

表 1 部分算法时间复杂度对比

Table 1 Comparison of the time complexity of some algorithms

| 算法                      | 时间复杂度             |
|-------------------------|-------------------|
| 形状上下文 <sup>[5]</sup>    | $O(N^2) + O(N^2)$ |
| 内距离形状上下文 <sup>[6]</sup> | $O(N^2) + O(N^2)$ |
| 高度函数 <sup>[7]</sup>     | $O(N^3)$          |
| 质心高度增量 <sup>[8]</sup>   | $O(N^3)$          |
| 本文算法                    | $O(N^2)$          |

在提取每个特征点  $m_i (i=1, 2, \dots, N)$  的特征时,计算所有轮廓点间的高度关系需要时间  $O(N^2)$ ;同时,为了获得形状轮廓的缩放不变性和降低所提出的形状描述子的维数,将归一化和平滑处理应用于质心高度增量描述符。对于  $N \times N$  的质心高度增量矩阵,归一化处理需要时间  $O(N^2)$ ;用正整数  $d$  协助  $N \times N$  的特征矩阵将维数降到原来的  $1/d$ ,需要时间  $O(N^2/d)$ 。因此,计算形状描述符的总时间需要  $O(N^2) + O(N^2) + O(N^2/d) = O(N^2)$ 。就时间复杂度而言与形状上下文描述符相同,同比低于内距离形状上下文描述符的时间复杂度  $O(N^3)$ 。在相似性度量阶段,通过 DTW 算法衡量相似度的时间复杂度为  $O(N^2)$ 。本文算法的总时间复杂度为  $O(N^2)$ ,该数值明显低于高度函数和质心高度增量特征描述符的时间复杂度  $O(N^3)$ 。

#### 3.2 算法识别率测试

MPEG-7 测试集是一个公开的轮廓描述符性能测试数据集,包含了 1 400 张图像,涵盖了 70 种不同的形状,每种形状有 20 张图片,包括物体和

生命体,并具有非线性变换(如各种肢体的弯曲、伸展、遮挡)和线性变换的特点。本节使用 Bull-eye 得分衡量<sup>[15]</sup>新的目标识别算法在 MPEG-7 测试集上的识别性能。在测试集中,将库中任意形状与其余形状逐一比对,找出与目标形状相似的前 40 个形状,并统计其中属于相同类别的形状个数。然后,将所有形状的正确匹配结果数量相加,再除以 28 000 (1 400 × 20),得到最终的识别率。若同类别的形状数量为 20,则该形状的识别率为

100%。

当目标与模板图像的特征序列之间的 DTW 距离越小,说明两个序列越相似,因此目标与模板图像也越接近。表 2 显示了待测形状与一组模板图像的相似系数。在待识别目标中,包含了样本的线性变换和非线性变换。由表 2 可以看出,即使目标发生旋转或缩放,相似系数也不会发生明显的变化,证明了新算法能够较好地解决测试形状的配准问题。

表 2 MPEG-7 图像集中少量图像匹配

Table 2 A small number of images matching in the MPEG-7 image set























































| 待测   | 图像配准的相似系数   |   |   |   |   |   |   |   |
|--|---|---|---|---|---|---|---|---|
|  | 目标 1  | 目标 2  | 目标 3  | 目标 4  | 目标 5  | 目标 6  | 目标 7  | 目标 8  |
|    |    |    |    |    |    |    |    |    |
|  | 0.352 4   | 0.687 4   | 0.896 9   | 0.988 5   | 1.166 5   | 1.181 7   | 1.242 0   | 1.394 5   |
|    |    |    |    |    |    |    |    |    |
|  | 1.559 7   | 1.907 7   | 2.094 2   | 2.112 2   | 2.273 7   | 2.281 3   | 2.405 4   | 2.425 1   |
|    |    |    |    |    |    |    |    |    |
|  | 1.112 3   | 1.301 8   | 1.633 2   | 1.648 9   | 1.649 6   | 1.695 4   | 1.769 8   | 1.855 0   |
|    |    |    |    |    |    |    |    |    |
|  | 1.644 4   | 1.661 6   | 1.794 5   | 1.899 8   | 1.933 7   | 1.939 1   | 1.957 1   | 2.066 7   |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  | 0.993 8   | 1.197 7   | 1.220 7   | 1.248 3   | 1.288 7   | 1.342 8   | 1.363 3   | 1.372 7   |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  | 1.049 1   | 1.475 6   | 1.806 5   | 1.878 4   | 1.904 1   | 1.916 4   | 2.026 8   | 2.045 7   |

表 3 展示了本文算法与其他描述轮廓点空间关系的算法在该数据库上以 Bull-eye 得分作为衡量标准的对比实验结果。分析表 3 可以得出,新算法具有较高的配准精度,其结果明显优于传统的基于轮廓特征的识别算法,如形状上下文和曲率尺度空间。虽然新算法的识别率略低于质心高

度增量目标轮廓识别算法,但通过表 1 可以发现,该算法的时间复杂度也低于质心高度增量算法,表明新算法在保证良好检索率的同时,能够有效地提高目标识别的实时性。

Kimia99 数据集由 9 类(每类 11 张)形状构成,包含了轮廓的几何变换,是图像识别与分类中常用的测试集。

本文使用查准率和查全率两个指标判定算法在 Kimia99 测试集上的检索能力。查准率描述了正确识别的图像数量占输出图像总数的比重,而查全率则表示正确识别的图像数量占测试集中该类图像总数的比例。为了更全面地评估检索性能,将测试集中所有形状的查全率和查准率取平均值,并绘制了查准率 - 查全率曲线。图 3 展示了新算法,典型算法 SC 和 CSS 三者之间的比较结果。

从图 3 可以看出,新算法在识别性能上优于常见的两种经典轮廓特征目标识别算法,在相同

表 3 多种识别方法在 MPEG-7 的检索率

Table 3 Comparison of retrieval rates of MPEG-7 image recognition methods

| 算法                      | 检索率/% |
|-------------------------|-------|
| 曲率尺度空间 <sup>[3]</sup>   | 75.44 |
| 形状上下文 <sup>[5]</sup>    | 76.51 |
| 内距离形状上下文 <sup>[6]</sup> | 85.40 |
| 模糊形状上下文 <sup>[16]</sup> | 86.51 |
| 顺序形状上下文 <sup>[17]</sup> | 88.75 |
| 高度函数 <sup>[7]</sup>     | 89.66 |
| 质心高度增量 <sup>[8]</sup>   | 93.05 |
| 本文算法                    | 90.05 |

的查全率下,新算法的检索精度更高。

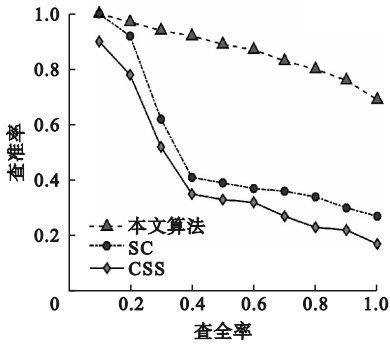


图 3 不同算法的查准率 - 查全率曲线

Fig. 3 Accuracy-recall curves of different algorithms

### 3.3 算法抗噪性分析

本文通过识别受噪声污染的轮廓证明所提出算法的抗噪性能。将均值  $\sigma$  设为 0、标准差  $\mu$  为 0.2 ~ 0.8 的高斯噪声加入到 Kimia99 测试集形状采样点的纵横坐标中,如图 4 所示。随着高斯噪声的  $\mu$  值增加,形状轮廓变得更粗糙,导致描述轮廓点特征的误差增加。

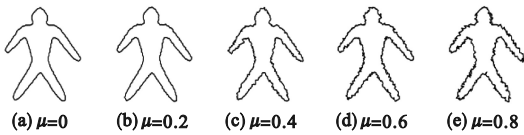


图 4 高斯噪声污染的轮廓

Fig. 4 Gaussian noise pollution outline

对于测试集中的任意形状,计算出与该形状最相似的 10 个结果 (Target1 ~ Target10),并统计正确识别的形状总数。通过观察表 4 可以发现,

表 4 噪声污染下的 Kimia99 测试集的结果

Table 4 Recognition results of Kimia99 test set under noise pollution

| $\mu$    | 0   | 0.2 | 0.4 | 0.6 | 0.8 |
|----------|-----|-----|-----|-----|-----|
| Target1  | 99  | 99  | 99  | 99  | 99  |
| Target2  | 99  | 99  | 99  | 98  | 96  |
| Target3  | 99  | 99  | 99  | 99  | 96  |
| Target4  | 99  | 99  | 97  | 96  | 94  |
| Target5  | 99  | 98  | 96  | 95  | 95  |
| Target6  | 98  | 96  | 95  | 93  | 93  |
| Target7  | 97  | 96  | 95  | 92  | 93  |
| Target8  | 96  | 95  | 93  | 88  | 83  |
| Target9  | 94  | 92  | 89  | 87  | 79  |
| Target10 | 89  | 84  | 82  | 72  | 67  |
| 合计       | 969 | 957 | 944 | 919 | 859 |

对于噪声比  $\mu = 0.2$ , 本文方法受到噪声影响较小,识别结果保持稳定。同时,当噪声水平在  $\mu = 0.2$  到  $\mu = 0.4$  的范围内,该方法的识别结果也表现出良好的稳定性。然而,当噪声水平从  $\mu = 0.6$  增长到  $\mu = 0.8$  之间时,尽管该方法仍然能够获得较高的识别精度,但不可避免地出现了较大的下降,表明噪声水平对检索性能具有显著影响,特别是在高噪声水平下。综上所述,该算法对于受噪声干扰的形状具有良好的鲁棒性。

## 4 结论

为了提高传统轮廓目标的识别效率,本文提出了一种基于 DTW 的轮廓特征目标识别算法。在提取轮廓质心高度增量特征后,使用 DTW 算法进行相似性度量,并定义形状复杂度联合翻转目标的二次匹配得出最终识别结果。实验结果表明,该算法在提升实时性的同时,可以保证良好的图像检索能力。

### 参考文献 (References):

- [1] NINGRUM L D, DEWANTARA B S B, SARI D M. Human gender detection from facial image using global and local feature [C] // 2022 International Conference on Electrical and Information Technology ( IEIT ). Malang, Indonesia: IEEE, 2022: 402 - 407.
- [2] YANG D P, PENG B, AL-HUDA Z, et al. An overview of edge and object contour detection [J]. Neurocomputing, 2022, 488: 470 - 493.
- [3] MOKHTARIAN F, ABBASI S, KITTLER J. Efficient and robust retrieval by shape content through curvature scale space [M]. Series on Software Engineering and Knowledge Engineering. New Jersey: WORLD SCIENTIFIC, 1998: 51 - 58.
- [4] 束鑫, 吴小俊, 潘磊. 利用 CPDH 和动态规划算法的形状检索 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 844 - 849.
- [5] SHU X, WU X J, PAN L. Shape retrieval based on CPDH and dynamic programming algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(5): 844 - 849. (in Chinese)
- [6] BELONGIE S, MALIK J, PUZICHA J. Shape matching and object recognition using shape contexts [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(4): 509 - 522.
- [7] LING H B, JACOBS D W. Shape classification using the inner-distance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(2): 286 - 299.
- [8] WANG J W, BAI X, YOU X G, et al. Shape matching and classification using height functions [J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(2): 134 - 143.
- [9] 郑伟. 基于目标轮廓特征的图像识别算法研究 [D]. 沈阳: 沈阳理工大学, 2022.
- [10] YANG C Z, FANG L C, FEI B J, et al. Multi-level contour combination features for shape recognition [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2023, 229: 103650.