

一种基于 QC 距离的形状匹配方法^①

张 勇

四川旅游学院 信息与工程学院, 成都 610100

摘要: 形状上下文特征描述是图像描述的一种, 形状特征向量的提取和相似度量方法至关重要. 提出了一种基于 QC 距离的形状匹配方法, 首先计算所有形状轮廓点间径向和角度的相对位置关系, 得到形状的特征描述分布, 然后利用 QC 距离来度量特征分布间的相似度, 最终实现形状匹配. 在手写数字公测数据集 MNIST 上的实验结果表明, 引入 QC 距离度量有效地提高了匹配的准确率.

关 键 词: 形状匹配; QC 距离; 距离度量; 形状描述

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2018)05-0116-05

随着移动互联网技术的发展和推广, 越来越多的多媒体信息从中产生, 其中图像信息是非常直观、重要的信息. 在识别图像时, 我们通常会去提取图像中的颜色、纹理、形状等底层图像特征, 通过匹配从图像中提取的特征来进行识别. 其中, 颜色特征只是反映图像中的色彩信息, 无法描述目标在方向特征上的变化; 纹理特征通常会受到光照、分辨率等的影响; 而形状特征描述的是图像轮廓的特征, 能反映出图像在方向上的变化, 受光照、分辨率影响小, 是人类认识图像的主要特征之一, 也是图像匹配的关键.

形状匹配^[1]是计算机视觉领域一个热门的研究点, 涉及到机器学习、数字图像分析等多个学科分支. 对形状匹配的研究成果已在众多领域得到了广泛应用, 如生物医学、考古等. 形状匹配主要包括 2 个部分, 即形状描述与相似度计算. 为了提高匹配的准确性, 在做形状特征描述时, 所提取的特征针对同一物体的不同形状变化不大, 而对不同物体的形状变化较大.

目前, 专家学者们提出的形状匹配方位大致分为三类: 第一类是通过求各种变换下的不变量差值来度量, 如文献[2]提出的基于草图局部几何不变矩算法, 文献[3]提出的基于凸包和多尺度积分特征的形状匹配方法, 以及文献[4]结合链码法提出的特征提取匹配算法等; 第二类是通过整体形状信息和局部形状信息相结合来进行度量, 如文献[5]提出的基于形状上下文特征的形状匹配算法, 文献[6]结合内距离思想提出的改进算法, 以及基于特征点提取的匹配算法^[7]等; 第三类是通过将前两类算法的有机结合来进行度量, 如文献[8]提出的基于小波变换的局部形状匹配算法, 文献[9]提出的基于形状空间投影的形状匹配方法, 以及文献[10]提出的基于边缘方向和梯度的图像特征匹配算法等. 本文结合 QC(Quadratic-Chi)提出了一种基于 QC 距离下的形状匹配方法, 通过计算边缘任意点与其他点之间在径向距离和角度上的分布关系来描述形状特征, 然后利用二次 χ 距离度量相似度, 既考虑到了形状特征向量分布的交叉分段关系, 又可以减小高分段值的影响.

1 形状上下文特征提取

对于形状中的一个特定点, 本文采用计算该点与其他所有点之间径向距离和角度分布的方法来描述其

① 收稿日期: 2017-07-17

基金项目: 四川省教育厅青年基金课题资助(08SB042).

作者简介: 张 勇(1968-), 男, 副教授, 主要从事计算机多媒体技术及旅游信息化研究.

特征,具体方法如下:

首先通过边缘检测描述子(如 Canny 描述子)提取形状的特征点集 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, 集合中有 n 个点, 由边缘点通过统一间隔采样获得. 图 1(a), (b) 所示为 2 个形状的轮廓点集合. 其次, 对于 P 中某个点计算其他 $n-1$ 个点与它之间的位置分布关系, 形成 $n-1$ 个特征向量, 这些特征向量表达了整个形状相对于参考点的结构形态分布, 即参考点的特征描述. 对于集合中点 p_i , 计算其与其他点之间在径向距离和相对角度 2 个维度的二维直方图分布 h_i 如下: $h_i(k) = \#\{q \neq p_i: (q - p_i) \in \text{bin}(k)\}$.

该 h_i 为形状特征点集中 p_i 的形状描述特征向量, 其中分段 bin 采用对数极坐标方式, 如图 1(c) 所示. 由图 1 中可以看出, 对于相似形状在相近位置的特征点, 其直方图描述更相似, 如图 1(a), (b) 中圆点区域的直方图描述图 1(d), (e), 而在不同位置的点其直方图描述差异较大, 如图 1(d), (e) 与图 1(f) 差别较大.

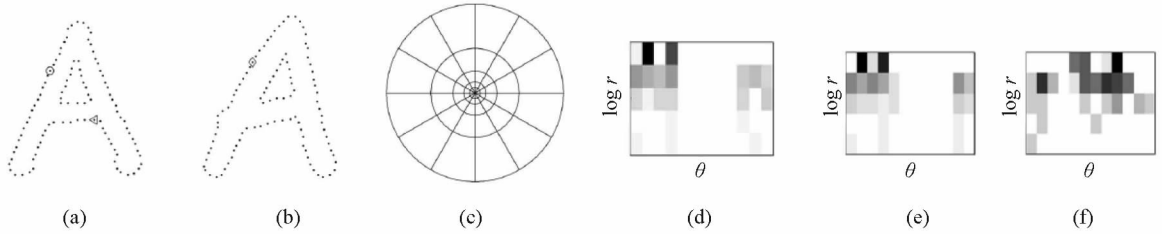


图 1 基于径向和相对角的形状描述

2 QC 距离相似性度量

形状通常可描述为一组点的集合, 如从边缘检测点中采样的部分点集, 这些点并不需要是特征点或曲率的极值点, 更多的采样点会更好地点近真实的形状特征. 2 个形状之间的相似度可以由 2 个点集中对应相似点的差别之和来度量, 因此如何度量 2 个离散点之间的相似度是问题的关键. 针对该问题, 本文提出采用一种 QC 距离来度量形状描述子直方图间的相似度.

得到特征点的形状描述子直方图后, 如何度量 2 个直方图描述间的距离至关重要. 假设 p_i 和 q_j 分别为 2 个形状特征点集中的 2 个点, 采用图 1 中所述形状描述子, 分别计算 2 个点的直方图分布特征描述, 令 $C_{ij} = (p_i, q_j)$ 为 2 个点的直方图描述相似性度量. 度量 2 个直方图分布的距离通常采用 L_1 或 L_2 范数, 这种段与段(bin-bin)之间分别度量的方式会受到分段数的影响, 分段数小则距离度量鲁棒性高、分辨性低, 分段数大则相反. 引入交叉分段关系度量则可很好地保持鲁棒性和分辨性, 一种方式是二次度量方式, 如下

$$C^A(P, Q) = \sqrt{(P - Q)^T A (P - Q)} \quad (1)$$

A 为分段相似矩阵, 当 A 为协方差矩阵的逆时, 该距离为 Mahalanobis 距离. 另外一种考虑交叉分段关系的度量方式是 EMD(Earth Mover's Distance, 简称 EMD) 距离, 对于规范化的直方图 P 和 Q , 距离定义如下

$$\begin{aligned} \text{EMD}^D(P, Q) &= (\min_{\{F_{ij}\}} \sum_{i,j} F_{ij} D_{ij}) / (\sum_{i,j} F_{ij}), \text{ 其中 } F_{ij} \geq 0 \\ \sum_j F_{ij} &\leq P_i, \sum_i F_{ij} \leq Q_j, \sum_{i,j} F_{ij} = \min(\sum_i P_i, \sum_j Q_j) \end{aligned} \quad (2)$$

F_{ij} 为从第 i 处到第 j 处的运输量, D_{ij} 为分段 i 和 j 之间的距离. 通常, 直方图中值低的分段间的差别相比于值高的分段间的差别更重要些, 而 χ^2 距离度量可以很好地表现这种特性, 定义如下

$$\chi^2(P, Q) = \frac{1}{2} \sum_i \frac{(P_i - Q_i)^2}{(P_i + Q_i)} \quad (3)$$

χ^2 常应用于纹理和目标分类, 基于以上几种距离的特性, 本文定义如下二次 χ 的距离度量方式, 简称 QC 距离, 即考虑到交叉分段关系, 又具有 χ^2 距离中减小高分段值的影响, 具体定义如下

$$C_m^A(P, Q) = \sqrt{\sum_{ij} \left[\frac{(P_i - Q_j)}{(\sum_c (P_c + Q_c) A_{ci})^m} \right] \left[\frac{(P_j - Q_i)}{(\sum_c (P_c + Q_c) A_{cj})^m} \right] A_{ij}} \quad (4)$$

其中, $0 \leq m < 1$, P, Q 为 2 个非负直方图, $P, Q \in [0, U]^N$, A 为非负对称的段间相似矩阵, 对角线元素值大于等于其他行列的元素值, 即 $\forall i, j, A_{ii} \geq A_{ij}$. 如果 A 满足半正定矩阵, 则平方根下为非负值. 具

体实现的 matlab 代码如下.

```
计算直方图间二次  $\chi$  距离算法:  
function distance = C(P, Q, A, m)  
Z = (P + Q) * A;  
Z(Z == 0) = 1;  
Z = Z. / m;  
D = (P - Q). / Z;  
distance = sqrt(max(D * A * D'), 0);
```

3 模型变换

给定 2 个形状的特征点集, 可以估算一个平面变换 T , 使得一个形状的点通过变换 T 变换到另外一个形状. 通常采用仿射变换模型, 如 $T(x) = Ax + o$, 通过变换矩阵 A 和偏移向量 o 来描述变换参数. 最小二乘解 $\hat{T} = (\hat{A}, \hat{o})$ 为

$$\hat{o} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - q_{\pi(i)})$$
$$\hat{A} = (Q^+ P)^t$$

其中, Q^+ 为 Q 的伪逆

$$P = \begin{bmatrix} 1 & p_{11} & p_{12} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & p_{n1} & p_{n2} \end{bmatrix}$$

本文采用一种薄板样条模型(Thin Plate Spline, 简称 TPS), 令 v_i 表示平面上位置 $p_i = (x_i, y_i)$ 的目标函数值, 其中 $i = 1, 2, \cdots, n$. 我们假设所有位置 (x_i, y_i) 是不同的而且是不共线的. TPS 的样条内插式 $f(x, y)$, 最小化弯曲能量函数为

$$I_f = \iint \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \right)^2 + 2 \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right)^2 dx dy \tag{5}$$

$f(x, y)$ 形式为

$$f(x, y) = a_1 + a_x x + a_y y + \sum_{i=1}^n w_i U(\| (x_i, y_i) - (x, y) \|) \tag{6}$$

核函数 $U(r)$ 定义为 $U(r) = r^2 \log r^2, U(0) = 0$, 为保证其平方可积二次可导, 设定条件如下

$$\sum_{i=1}^n w_i = 0, \sum_{i=1}^n w_i x_i = \sum_{i=1}^n w_i y_i = 0$$

加入差值条件, 得到如下 TPS 系数的线性系统

$$\begin{pmatrix} K & P \\ P^T & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w \\ a \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v \\ 0 \end{pmatrix} \tag{7}$$

其中 $K_{ij} = U[\| (x_i, y_i) - (x_j, y_j) \|]$, P 的第 i 行为 $(1, x_i, y_i)$, w 和 v 分别是由 w_i 和 v_i 形成的列向量. a 是由 a_1, a_x, a_y 组成的列向量. 令 L 表示该线性系统的 $(n+3) \times (n+3)$ 矩阵, L 是非奇异, 可以通过求 L 的拟矩阵获得最终解. 如果令 L^{-1} 左上方的 $n \times n$ 块为 A , 则可通过下式求得解

$$I_f \propto v^T A v = w^T k w$$

4 形状匹配

假设第一个形状中任意点 p_i 和第二个形状中任意点 q_j 之间距离度量为 $C_{ij} = (p_i, q_j)$, 则构造总的匹配代价函数为

$$H(\pi) = \sum_i C(p_i, q_{\pi(i)}) \tag{8}$$

其中 π 是任意的一组排列组合, 该问题求解是一个二次规划问题或双枝匹配问题, 通过最优化方法可求解该最优化问题, 最小化代价函数 $H(\pi)$, 得到 2 个形状之间的最佳匹配关系 $\pi(i)$. 根据 $\pi(i)$ 通过薄板样条模型(TPS) 估计出 2 个形状之间的变换 $T(\cdot)$, 将 2 个形状对齐.

之后定义 2 个形状间距离度量函数为

$$D(P, Q) = \frac{1}{n} \sum_{p \in P} \arg \min_{q \in Q} C(p, T(q)) + \frac{1}{m} \sum_{q \in Q} \arg \min_{p \in P} C(p, T(q))$$

(9)

通过求解 $D(P, Q)$ 得到 2 个形状之间的相似度, 其中 $T(\cdot)$ 表示基于薄板样条曲线(Thin Plate Spline, 简称 TPS) 的形状变换.

5 实验与分析

实验一：为验证提出的形状匹配方法的有效性, 本文选用了 MNIST 手写数据库进行实验, 选择 60 000 幅作为训练样本, 10 000 幅作为测试样本. 在实验过程中, 对每幅图像通过 Canny 边缘检测算子提取数字边缘, 并从中采样 150 个点作为最终的形状描述点, 通过第二部分提出的方法对手写数字形状进行特征描述和相似性度量, 最终采用 K-NN 分类器进行分类. 图 2 为本文提出的加入二次 χ 距离度量与采用欧式距离、Mahalanobis 距离、EMD 距离度量的分类准确度对比. 从图中可以看出, 用度量形状描述点的直方图描述距离度量时, 本文提出的方法在 K-NN 近邻个数分别为 1, 3, 5, 7 时错误率均有明显降低.

实验二：本文在 Kimia216 形状库进行图像形状匹配实验, 该库具有 18 类形状, 每类 12 个, 共计 216 个二值图像, 每个图像归一化为 32×32 像素大小. 对所有图像采用本文的方法提取形状特征描述, 然后计算 QC 距离得到距离矩阵. 通过查准率、查全率(Precision Verse Recall, PVR)曲线来反映匹配的性能, 该曲线与 2 个坐标轴所组成的面积越大, 则系统的性能越好. 图 3 显示了不同方法的 PVR 曲线, 可以看出本文的方法优于基于 EMD 距离的形状上下文方法, 这表明基于 QC 距离的形状匹配方法对度量 2 个形状特征向量间距离更加有效.

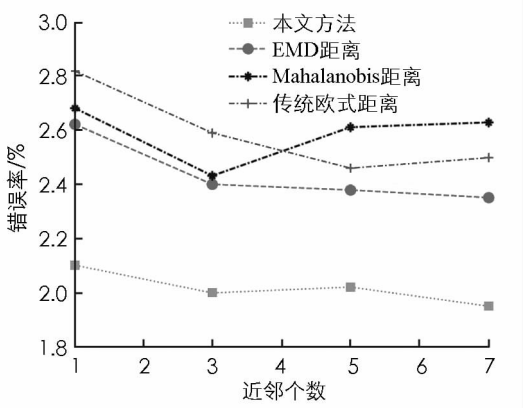


图 2 MNIST 库实验对比图

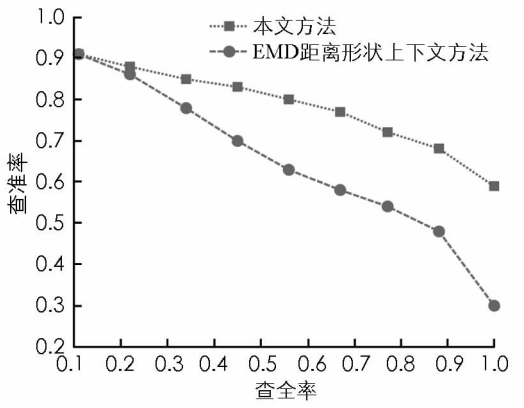


图 3 Kimia216 库实验对比图

6 结 语

在形状匹配中, 形状特征向量描述方法以及 2 个形状特征向量间的距离度量是影响匹配准确率的两项关键技术. 本文提出的构造形状特征分布以及基于 QC 距离度量特征分布之间距离的方法可以有效地解决高维特征向量间距离度量不准确的问题, 从而有效地提高了形状匹配的准确率.

参考文献：

[1] 周 瑜, 刘俊涛, 白 翔. 形状匹配方法研究与展望 [J]. 自动化学报, 2012, 38(6): 889—910.
[2] 鲍振华, 康宝生, 张 雷, 等. 基于草图局部几何不变矩的图像检索方法 [J]. 计算机应用, 2017, 37(6): 1753—1758.
[3] 蔡慧英, 朱 枫. 仿射变换下基于凸包和多尺度积分特征的形状匹配方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2017, 29(2): 269—278.

[4] 赵 珊,王 彪,唐超颖. 基于链码表示的手臂静脉特征提取与匹配 [J]. 光学学报, 2016, 36(5): 131—142.

[5] BELONGIE S J, MALIK J, PUZICHA J. Shape Matching and Object Recognition Using Shape Contexts [J]. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 24(4): 509—522.

[6] 张桂梅,蔡报丰. 基于内距离形状上下文特征的形状匹配研究 [J]. 南昌航空大学学报(自然科学版), 2016, 30(2): 1—7.

[7] ZHU L, ZHU C Q. Application of Hausdorff Distance in Image Matching [C]. Ottawa: Electronics, Computer and Applications, 2014.

[8] 张桂梅,孙晓旭,章 毅. 基于小波变换的局部形状匹配 [J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(2): 188—194.

[9] 陈 睿. 一种新型的基于形状空间投影的形状匹配方法 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2016, 38(8): 134—141.

[10] 罗 萱. 基于边缘方向和梯度的图像特征匹配算法 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2014, 39(1): 61—67.

A QC-Distance Based Shape Matching Approach

ZHANG Yong

College of Information and Engineering, Sichuan Tourism University, Chengdu 610100, China

Abstract: Shape context is a classical approach of image description. Constructing the shape feature vectors and the distance measurement method between two vectors are both important. This paper has presented a QC-distance based shape matching approach. Firstly, the relative positional relationship has been calculated between the radial and angular shape contour points, which give shape feature distribution. Secondly, QC is used to measure the distance between two shape feature distributions. Finally, the shape matching has been found through optimization method. Experimental results on handwritten Handwritten Digital Library MINST show that employing the QC-distance for shape matching can offer better performance.

Key words: shape matching; QC-distance; distance measurement; shape representation

责任编辑 夏 娟