

## 结合 Hausdorff 距离和最长公共子序列的轨迹分类

魏龙翔 何小海\* 滕奇志 高明亮  
(四川大学电子信息学院 成都 610065)

**摘要:** 为了提高运动目标轨迹分类的准确性, 该文综合考虑了轨迹的位置信息和方向信息, 提出了一种结合 Hausdorff 距离和最长公共子序列(Longest Common SubSequence, LCSS)的轨迹分类算法。该算法首先采用改进的 Hausdorff 距离对轨迹的位置信息进行相似性测量, 然后采用改进的 LCSS 算法对轨迹的方向信息进行相似性测量。与其他轨迹聚类算法不同, 该算法融合了 Hausdorff 距离和 LCSS 两种算法的优点, 提高了轨迹分类的准确性。此外, 为了进一步降低计算复杂度, 该文还实现了一种基于插值的保距变换算法和一种 LCSS 快速算法。实验结果表明, 该轨迹分类算法可以明显提高轨迹的聚类准确率, 聚类准确率可达到 96%; 基于插值的保距变换算法和 LCSS 快速算法可以很大程度上降低算法的计算复杂度, 下降幅度最大可达到 80%。该方法可以同时满足轨迹分类对精确度、实时性和鲁棒性的要求。

**关键词:** 图像处理; 轨迹分类; Hausdorff 距离; 最长公共子序列(LCSS); 保距变换; LCSS 快速算法

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)04-0784-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.01078

## Trajectory Classification Based on Hausdorff Distance and Longest Common SubSequence

Wei Long-xiang He Xiao-hai Teng Qi-zhi Gao Ming-liang

(College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** Considering the position and direction of trajectories of moving objects, a trajectory classification algorithm is proposed based on improved Hausdorff distance and Longest Common SubSequence (LCSS) to improve the trajectories classification. In this algorithm, the position similarity between trajectories is measured by the modified Hausdorff distances. And then the direction of the trajectories is distinguished by the modified LCSS distances. Comparing with other trajectory classification algorithms, the proposed algorithm compromises the merits of both Hausdorff distance and LCSS in trajectory classification and enhances the trajectory classification accuracy. Furthermore, to reduce the computational complexity of the similarity measure, a method of modified isometric transformation algorithm and an LCSS fast algorithm are realized. Experimental results show that the clustering accuracy of the proposed algorithm is greatly improved and the clustering accuracy rate can achieve 96%. Meanwhile, the computational cost is greatly reduced by the modified isometric transformation algorithm and the LCSS fast algorithm, and the magnitude of the declines can reach to 80%. The proposed algorithm can satisfy the system requirements of higher precision, real time and robustness.

**Key words:** Image processing; Trajectory classification; Hausdorff distance; Longest Common SubSequence (LCSS); Isometric transformation; LCSS fast algorithm

### 1 引言

视频智能监控是一个新兴的研究方向, 主要目的之一是实现目标的行为分析<sup>[1]</sup>。其中, 对监控场景中的运动目标轨迹进行聚类分析, 以描述目标行为并检测异常行为是目标行为分析的重要研究内容。

现阶段通过测算轨迹间相似性以实现轨迹聚类分析的算法有很多, 如基于不同轨迹距离度量标准的轨迹聚类方法<sup>[2]</sup>, 基于轨迹特征表示的聚类分析方法<sup>[3]</sup>, 基于轨迹分布的模型聚类方法<sup>[4]</sup>, 基于轨迹序列的模式挖掘方法<sup>[5]</sup>等。文献[6]给出了各轨迹聚类算法的对比实验结果, 其中基于欧氏距离的算法具有较高的聚类准确率和较强的鲁棒性。基于欧氏距离的算法主要有基于 Hausdorff 距离 (Hausdorff Distance, HD) 的算法和基于最长公共子序列 (Longest Common SubSequence, LCSS) 的算法。

如今, Hausdorff 距离和 LCSS 算法已被广泛应

2012-08-21 收到, 2012-12-28 改回

国家自然科学基金委员会和中国工程物理研究院联合基金 (11176018) 和国家自然科学基金 (61071161) 资助课题

\*通信作者: 何小海 nic5602@scu.edu.cn

用于轨迹间相似性的测量,但两种方法在应用中存在不同程度的优劣。例如,文献[7,8]计算运动目标轨迹的2维空间坐标序列的 Hausdorff 距离以得到轨迹间相似性,但该方法无法得到轨迹的方向信息。文献[9]计算运动目标轨迹的2维空间坐标序列和方向序列的 Hausdorff 距离,并求取两者的加权值之和以得到轨迹间的相似性,但该方法需要测量方向序列和设定距离权重。文献[10]使用轨迹序列坐标间的位置信息计算角度信息,再利用角度信息的 LCSS 来测量轨迹间相似性,该方法可以得到轨迹的方向信息,但需要计算角度信息并且设定多个阈值。

本文融合了 Hausdorff 距离和 LCSS 两种算法的优点,提出一种结合 Hausdorff 距离和 LCSS 的轨迹分类算法。首先,采集运动目标轨迹的2维空间坐标序列;第二,采用文献[11]提出的基于改进的 Hausdorff 距离的插值距离算法测量轨迹序列的位置相似性;第三,采用本文提出的一种改进的 LCSS 算法测量得出轨迹的运动方向信息;最后,结合轨迹位置和方向信息得出最终的轨迹分类结果。本文还分别对以上两种算法进行了优化。第一,实现了一种基于插值的保距变换算法对 Hausdorff 距离算法进行优化;第二,实现了一种 LCSS 快速算法对改进的 LCSS 算法进行优化。实验测试表明,本文提出的算法对运动轨迹聚类具有理想的聚类准确率;实现的优化算法明显降低了算法的计算复杂度。

## 2 轨迹信息的采集

本文的算法思想是结合 Hausdorff 距离和 LCSS 算法对运动目标轨迹进行聚类,该算法采用2维空间坐标序列来表征目标运动轨迹,具有较少的轨迹表征参数,能够很好地控制轨迹聚类所带来的计算复杂度。由于轨迹序列已知,那么轨迹间2维欧氏距离即为确定的,所以该算法具有较强的鲁棒性。

本文以视频监控场景中的跟踪目标与地面交界处的中心点作为该目标的实时位置,等时间间隔  $\Delta t$  对目标位置进行采样,顺序连结各采样点得到目标轨迹。运动目标轨迹由采样的实时坐标序列表示:

$$T=[p_1, p_2, \dots, p_n]=[(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)] \quad (1)$$

$(x_i, y_i)$  是第  $i$  个采样时间点运动目标的实时坐标。

## 3 轨迹的相似性测量与聚类

Hausdorff 距离和 LCSS 算法对于轨迹间的相似性测量各有优劣。Hausdorff 距离对于轨迹位置相似性的判断行之有效,而 LCSS 算法能准确判断轨迹的方向相似性。本文提出的算法结合了 Hausdorff 距离和 LCSS 算法,可以准确完成轨迹的分类。

### 3.1 Hausdorff 距离相似性测量

Hausdorff 距离是两个点集之间的距离测量方法。文献[12]证明利用 Hausdorff 距离比相关算法具有更强的鲁棒性。Hausdorff 距离表示如式(2)。

$$\left. \begin{aligned} H(T_i, T_j) &= \max(h(T_i, T_j), h(T_j, T_i)) \\ h(T_i, T_j) &= \max_{p_a \in T_i} \left( \min_{p_b \in T_j} (\text{dist}(p_a, p_b)) \right) \\ h(T_j, T_i) &= \max_{p_b \in T_j} \left( \min_{p_a \in T_i} (\text{dist}(p_b, p_a)) \right) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

$\text{dist}(p_a, p_b)$  是  $p_a$  和  $p_b$  的欧氏距离,  $p_a, p_b$  分别是轨迹  $T_i$  和  $T_j$  中的坐标点。

$$\text{dist}(p_a, p_b) = \sqrt{(x_a - x_b)^2 + (y_a - y_b)^2} \quad (3)$$

为了提高 Hausdorff 距离对孤立点和噪声的鲁棒性,文献[13]提出了一种改进的 Hausdorff 距离 (Modified Hausdorff Distance, MHD), 如式(4)。

$$h(T_i, T_j) = \frac{1}{n_i} \sum_{p_a \in T_i} \left( \min_{p_b \in T_j} (\text{dist}(p_a, p_b)) \right) \quad (4)$$

其中  $n_i$  表示在轨迹  $T_i$  中的坐标点的数目。

在时间取样间隔一致的前提下,文献[11]提出了一种基于改进的 Hausdorff 距离的插值距离计算方法 (Interpolated Modified Hausdorff Distance, IMHD), IMHD 解决了轨迹空间取样间隔不一致的问题,对于位置更新策略的变化具有鲁棒性。

已知的轨迹表征模型如式(1)所示。此处,我们采用折线模型表示轨迹,由式(1)推导如下:

$$\bar{T}=[\overline{p_1 p_2}, \overline{p_2 p_3}, \dots, \overline{p_{n-1} p_n}] \quad (5)$$

所以 IMHD 算法表示如下:

$$h(T_i, T_j) = \frac{1}{n_i} \sum_{p_a \in T_i} \left( \min_{\overline{p_{b-1} p_b} \in \bar{T}_j} (\text{dist}(p_a, \overline{p_{b-1} p_b})) \right) \quad (6)$$

$n_i$  表示在轨迹  $T_i$  中的坐标点的数目,插值点  $\odot_{T_j} p_a \in \bar{T}_j$  使得  $\text{dist}(p_a, \odot_{T_j} p_a)$  为最小值,即  $p_a$  到轨迹  $\bar{T}_j$  折线的距离最小值:

$$\text{dist}(p_a, \odot_{T_j} p_a) = \min_{\overline{p_{b-1} p_b} \in \bar{T}_j} (\text{dist}(p_a, \overline{p_{b-1} p_b})) \quad (7)$$

插值点  $\odot_{T_j} p_a$  称为  $p_a$  在  $\bar{T}_j$  上的关联插值点。分段线性插值示例如图1。

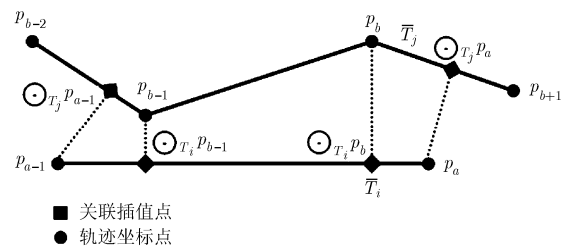


图1 分段线性插值示例

### 3.2 改进的 LCSS 相似性测量

LCSS 算法可用于描述轨迹间非连续的最长公共子序列的长度, 该长度的大小即代表了轨迹间的相似程度。LCSS 算法的思想是对轨迹按照从采样的起始时刻到终止时刻的顺序进行相似性测量。假设  $He(T_i)[N]$  是轨迹  $T_i$  从序列开头数第  $N$  个点  $p_a$ ,  $He(T_j)[M]$  是轨迹  $T_j$  从序列开头数第  $M$  个点  $p_b$ 。预先设定相似度阈值  $\varepsilon$ ,  $LCSS(T_i, T_j)$  如式(8)所示。

$$\begin{aligned}
 & \left. \begin{aligned}
 & LCSS(He(T_i)[N], He(T_j)[M]) = 0, M=0 \text{ 或 } N=0 \\
 & LCSS(He(T_i)[N], He(T_j)[M]) = LCSS(He(T_i) \\
 & \quad [N-1], He(T_j)[M-1]) + 1, \|p_a - p_b\| < \varepsilon \\
 & LCSS(He(T_i)[N], He(T_j)[M]) \\
 & = \max \begin{cases} LCSS(He(T_i)[N-1], He(T_j)[M]) \\ LCSS(He(T_i)[N], He(T_j)[M-1]) \end{cases} \\
 & \quad \|p_a - p_b\| \geq \varepsilon \\
 & LCSS(T_i, T_j) \\
 & = \max(LCSS(He(T_i)[N], He(T_j)[M]))
 \end{aligned} \right\} (8)
 \end{aligned}$$

可见, LCSS 测量值越大, 轨迹间的相似性越大。延伸得到, 位置相近且方向相同的轨迹间的 LCSS 测量值大于位置相近但方向相反的轨迹间的 LCSS 测量值。

据此, 本文提出了一种逆向最长公共子序列 (Reverse Longest Common SubSequence, RLCSS) 算法。RLCSS 算法的思想是对两轨迹分别按照从采样的起始时刻到终止时刻的顺序和从采样的终止时刻到起始时刻的顺序进行相似性测量。假设  $He(T_i)[N]$  是轨迹  $T_i$  从序列开头数第  $N$  个点  $p_a$ ,  $Ta(T_j)[M]$  是轨迹  $T_j$  从序列末尾数第  $M$  个点  $p_b$ 。同式(8)设定相似度阈值  $\varepsilon$ ,  $RLCSS(T_i, T_j)$  如式(9)所示。

$$\begin{aligned}
 & \left. \begin{aligned}
 & RLCSS(He(T_i)[N], Ta(T_j)[M]) = 0, M=0 \text{ 或 } N=0 \\
 & RLCSS(He(T_i)[N], Ta(T_j)[M]) = RLCSS(He(T_i) \\
 & \quad [N-1], Ta(T_j)[M-1]) + 1, \|p_a - p_b\| < \varepsilon \\
 & RLCSS(He(T_i)[N], Ta(T_j)[M]) \\
 & = \max \begin{cases} RLCSS(He(T_i)[N-1], Ta(T_j)[M]) \\ RLCSS(He(T_i)[N], Ta(T_j)[M-1]) \end{cases} \\
 & \quad \|p_a - p_b\| \geq \varepsilon \\
 & RLCSS(T_i, T_j) \\
 & = \max(RLCSS(He(T_i)[N], Ta(T_j)[M]))
 \end{aligned} \right\} (9)
 \end{aligned}$$

结合了 LCSS 算法和 RLCSS 算法, 本文提出了一种改进的 LCSS 算法 (Modified Longest Common SubSequence, MLCSS), 该算法可以实现对轨迹方

向的判断。在轨迹的位置聚类确定后, 计算该轨迹与同类样本轨迹的 LCSS 和 RLCSS 测量值, 结合相似性条件, 若 LCSS 测量值大于 RLCSS 测量值, 则该轨迹与样本轨迹同向, 反之, 则该轨迹与样本轨迹反向。

### 3.3 算法优化

由于 IMHD 算法和改进的 LCSS 算法均采用了欧氏距离, 算法复杂度均为  $O(n^2)$ , 计算复杂度高。为了降低算法的计算复杂度, 本文在对文献[14,15]提出的保距变换算法 (Isometric Transformation, IT) 改进过后, 实现了一种基于插值的保距变换算法 (Modified Isometric Transformation, MIT) 对 IMHD 算法进行优化。之后, 本文在结合文献[16,17]提出的 LCSS 优化算法的基础上, 实现了一种 LCSS 快速算法 (Fast Longest Common SubSequence, FLCSS) 对 MLCSS 算法进行优化。

**3.3.1 基于插值的保距变换算法 (MIT)** 文献[14,15]提出的保距变换算法是将轨迹信息从原始图像空间映射到基于参考点集的向量空间, 由参考点集到轨迹序列的距离的统计值表示轨迹序列间的距离。本文对上述算法进行了改进, 采用参考点集到轨迹序列的插值距离的统计值来表示轨迹序列间的距离。改进后的算法解决了轨迹空间取样间隔不一致的问题, 对于位置更新策略的变化具有鲁棒性。

假设原始图像空间中的任意一个参考点  $q$ , 轨迹序列  $T=[p_1, p_2, \dots, p_n]$  和由式(5)得到的轨迹序列  $\bar{T}=[\bar{p}_1\bar{p}_2, \bar{p}_2\bar{p}_3, \dots, \bar{p}_{n-1}\bar{p}_n]$ , 定义点  $q$  到  $\bar{T}$  的插值距离的最小值为  $q$  到  $\bar{T}$  的距离:

$$d(q, \bar{T}) = \min_{p_i \in \bar{T}} d(q, \bar{p}_i p_j) \quad (10)$$

同理, 假设原始图像空间中的一个参考点集  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_m\}$ , 定义向量  $\bar{T}'$  为点集  $Q$  到轨迹序列  $\bar{T}$  的距离, 表示如式(11)。

$$\bar{T}' = [d(q_1, \bar{T}), d(q_2, \bar{T}), \dots, d(q_m, \bar{T})] \quad (11)$$

目标向量空间即为  $\bar{T}'$  所在的向量空间。点集  $Q$  到两轨迹序列  $\bar{T}_1$  和  $\bar{T}_2$  的切比雪夫距离:

$$d'(\bar{T}'_1, \bar{T}'_2) = \max_{k \in [1, m]} |\bar{T}'_{1k} - \bar{T}'_{2k}| \quad (12)$$

其中  $k$  代表参考点集  $Q$  中的第  $k$  个坐标点, 向量  $\bar{T}'_1$  和  $\bar{T}'_2$  为点集  $Q$  到轨迹序列  $\bar{T}_1$  和  $\bar{T}_2$  的距离。

**定理** 点集  $Q$  到两轨迹序列  $\bar{T}_1$  和  $\bar{T}_2$  的切比雪夫距离与原始图像空间中两轨迹序列的 Hausdorff 距离的插值距离 (IMHD 距离)  $H(T_1, T_2)$  有式(13)成立:

$$d'(\bar{T}'_1, \bar{T}'_2) \leq H(T_1, T_2) \quad (13)$$

**证明** 任选原始图像空间中的点  $q$  和轨迹序列

$T_1, T_2$ , 如图 2 所示, 假设  $d(q, \bar{T}_1) \leq d(q, \bar{T}_2)$ , 点  $p_1$  为点  $q$  到序列  $\bar{T}_1$  距离最小的插值点, 由式(10)可知

$$d(q, \bar{T}_1) = d(q, p_1) \quad (14)$$

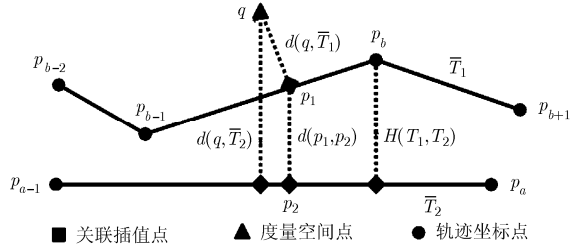


图 2 改进的保距变换示例

将插值点  $p_1$  插入到轨迹序列  $T_1(1/2)$  中, 相当于增加了某时刻的一个采样点, 理论上不会改变轨迹间的 IMHD 距离。设点  $p_2$  为点  $p_1$  到序列  $\bar{T}_2$  距离最小的插值点, 则由 IMHD 算法得

$$H(T_1, T_2) \geq d(p_1, p_2) \quad (15)$$

由式(10)得

$$d(q, \bar{T}_2) \leq d(q, p_2) \quad (16)$$

由三角形 3 条边的性质得

$$d(q, p_1) + d(p_1, p_2) \geq d(q, p_2) \quad (17)$$

将式(14), 式(15), 式(16)代入式(17)得

$$d(q, \bar{T}_2) - d(q, \bar{T}_1) \leq H(T_1, T_2) \quad (18)$$

同理, 在  $d(q, \bar{T}_2) < d(q, \bar{T}_1)$  的情况下, 可得

$$d(q, \bar{T}_1) - d(q, \bar{T}_2) \leq H(T_1, T_2) \quad (19)$$

因此, 点  $q$  到序列  $\bar{T}_1, \bar{T}_2$  的距离之差不大于序列  $T_1, T_2$  之间的 IMHD 距离。

$$|d(q, \bar{T}_1) - d(q, \bar{T}_2)| \leq H(T_1, T_2) \quad (20)$$

推理得到, 在目标向量空间中, 点集  $Q$  到两轨迹序列  $\bar{T}_1$  和  $\bar{T}_2$  的切比雪夫距离  $d'(\bar{T}_1, \bar{T}_2)$  与原始图像空间中两轨迹序列的 Hausdorff 距离的插值距离 (IMHD 距离)  $H(T_1, T_2)$  间有式(21)成立。

$$d'(\bar{T}_1, \bar{T}_2) \leq H(T_1, T_2) \quad (21)$$

假设原始图像空间中轨迹序列  $T_1, T_2$  中的所有坐标点都包含在参考点集  $Q$  中, 则  $d'(\bar{T}_1, \bar{T}_2)$  与  $H(T_1, T_2)$  之间有式(22)成立

$$d'(\bar{T}_1, \bar{T}_2) = H(T_1, T_2) \quad (22)$$

此时, 在目标向量空间中, 点集  $Q$  到两轨迹序列  $\bar{T}_1$  和  $\bar{T}_2$  的切比雪夫距离  $d'(\bar{T}_1, \bar{T}_2)$  与原始图像空间中两轨迹序列的 Hausdorff 距离的插值距离 (IMHD 距离)  $H(T_1, T_2)$  相等。 证毕

**3.3.2 LCSS 快速算法(FLCSS)** 在 MLCSS 算法式(8), 式(9)中, 设定  $|N - M| \leq \delta$  的限制条件, 即设

定两轨迹序列可计算 MLCSS 相似性的坐标点的位置差值不大于某个阈值, 当满足  $\delta$  远小于轨迹序列长度时, 其计算复杂度可由  $O(n^2)$  降低为  $O(n)$ 。本文经过实验得出,  $\delta$  值取 20 时, 可以同时保证较高的聚类准确率和较低的计算复杂度。

在结合文献[16,17]提出的 LCSS 优化算法的基础上, 本文实现了一种 LCSS 快速算法对 MLCSS 算法进行优化, 本算法解决了轨迹间的非连续最长公共子序列的优化求解问题。以优化 LCSS 算法为例, FLCSS 算法的步骤如下:

(1)假设长度分别为  $m (m < n)$  和  $n$  的两条轨迹序列  $T_1, T_2, P_i$  与  $P_j$  分别为轨迹序列  $T_1$  与  $T_2$  上第  $i$  个和第  $j$  个坐标点,  $P_i$  与  $P_j$  之间的 LCSS 长度记为  $L[i][j]$ ;

(2)以较短轨迹为参考计算 LCSS, 假设  $m < n$ , 分以下两种情况进行处理:

(a)若  $|i - j| \leq \delta$ , 则将序列  $T_1$  的坐标点逐个与序列  $T_2$  的坐标点进行 LCSS 相似度计算, 得出  $L[i][j]$ ;

(b)若  $|i - j| > \delta$ , 则令  $L[i][j]=0$ ;

(3)如果  $L[i][j] = i$ , 则令  $L[i][j+1] = L[i][j+2] = \dots = L[i][i+\delta] = i$ , 此处假设  $(i+\delta) > j$ 。

按照上述步骤应用 MLCSS 算法, 分别计算出轨迹间 LCSS 长度和 RLCSS 长度, 即可得出目标轨迹的方向信息。该优化算法对 LCSS 算法的计算复杂度降低情况分析如下:

上述步骤(2)中, 以较短轨迹为参考计算 LCSS, 可以降低算法的循环次数, 本例中相当于减少  $(n - m)$  次循环; 上述步骤(2)中, 若满足  $|i - j| \leq \delta$ , 则进行轨迹间相似度的计算, 否则令  $L[i][j]=0$ , 可以减少每次循环的计算量, 即降低每次循环的循环周期, 当满足  $\delta \ll n$  时, 其计算复杂度可由  $O(n^2)$  降低为  $O(n)$ ; 上述步骤(3)中, 如果  $L[i][j] = i$ , 则令  $L[i][j+1] = L[i][j+2] = \dots = L[i][i+\delta] = i$ , 即当某次循环内的 LCSS 长度在某位置处已达到最大值时, 将该循环内剩余位置的 LCSS 长度赋以最大值, 本例中该循环可减少  $(i+\delta - j)$  次欧氏距离的计算量。

## 4 实验结果

本文的实验环境为 Intel Core2, 主频 2.26 GHz 和 2 GB RAM, 软件环境为 VS2010。

### 4.1 轨迹获取与参数定义

本文将跟踪目标的底部中心点作为运动目标的实时位置, 采用文献[18-20]的轨迹跟踪算法生成目标运动轨迹, 并对轨迹进行平滑处理。本文参考文献[21]的实验方法, 人行横道采样轨迹如图 3 所示。



图 3 运动物体轨迹样本

根据人形横道上轨迹位置的不同, 定义其中 6 种正常运动轨迹, 如图 4 所示。

为了定量验证本文提出的方法, 定义测试轨迹的平均坐标点数目即轨迹长度为 ACP(Average Coordinates Points), 聚类准确率 CCR(Correct Classification Rate), 聚类平均时间花销为 ATC (Average Time Cost)。

$$CCR = TCC / TS \quad (23)$$

TCC(Total Correct Classification)表示正确聚类的轨迹总数, TS(Total Samples)表示测试轨迹样本总数。

经过大量实验分析, 本文定义与所有样本轨迹的 Hausdorff 距离大于 50 的轨迹为异常轨迹。

### 4.2 应用 Hausdorff 对轨迹按位置聚类

本文取在图像画面中均匀分布的 8 行 8 列的 64 个坐标点作为参考点集  $Q$ , 分别应用保距变换 IT 算法和基于插值的保距变换 MIT 算法对 IMHD 算法进行优化。首先为了研究轨迹序列的长度对于轨迹聚类准确率的影响, 本文参考文献[22,23]的方法对此场景轨迹序列的长度分布做了相关统计。如图 5(a)所示, 轨迹序列的坐标点数目一般分布在 90-230 的区间内。

本文分别应用未经算法优化的 IMHD 算法、经保距变换 IT 优化 IMHD 的算法(Isometric Transformation Hausdorff Distance, ITHD)和经基于插值的保距变换 MIT 优化 IMHD 的算法(Modified Isometric Transformation Hausdorff Distance, MITHD)对轨迹按位置进行聚类分析。经过大量的实验统计, 其聚类准确率和计算复杂度分别如图 5(b)和图 5(c)所示。

由图 5(b)可知, IMHD 算法和 MITHD 算法具有比 ITHD 算法更高的聚类准确率。在轨迹序列的一般长度分布区域, 对轨迹应用 IMHD 算法和 MITHD 算法进行位置聚类具有理想的聚类准确率。结合此场景中的轨迹序列长度的分布规律, 获得轨

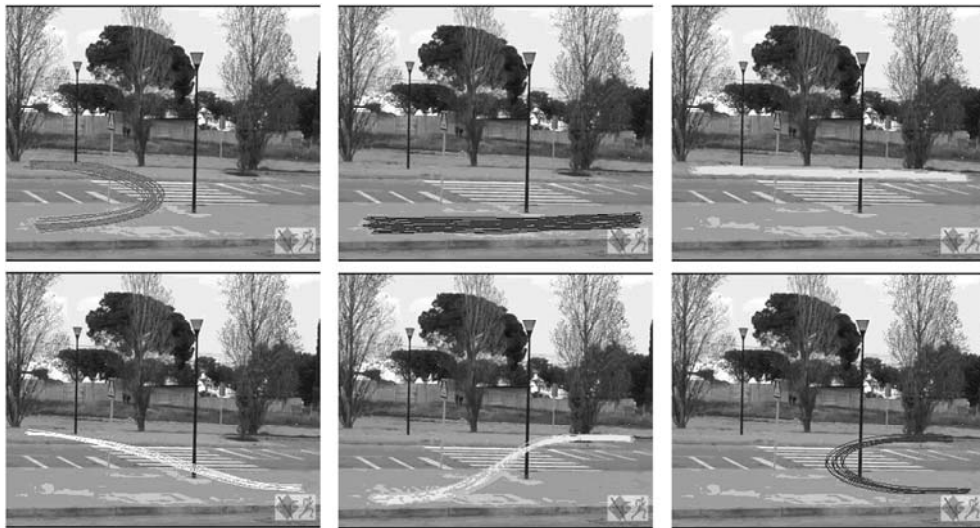


图 4 行人轨迹模式

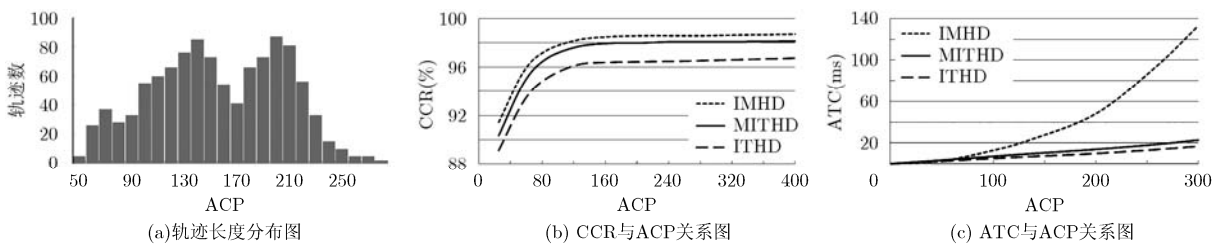


图 5 轨迹按位置聚类结果图

迹聚类的一般时间花销。由图 5(c)可知, MITHD 算法和 ITHD 算法的时间花销明显小于 IMHD 算法的时间花销。在轨迹序列的一般长度分布区域, 应用 MITHD 算法和 ITHD 算法的轨迹聚类的平均时间花销小于 20 ms, 可以满足算法对实时性的要求。

综合比较算法的聚类准确率和计算复杂度两种关系, 可以发现 MITHD 算法性能最优。采用 MIT 算法对 IMHD 算法优化后, 算法的计算复杂度明显降低, 且聚类准确率仍能维持在理想数值。该结果为下面使用 MLCSS 算法对轨迹按方向进行聚类奠定了基础。

#### 4.3 应用 LCSS 对轨迹按方向聚类

下面对完成位置聚类的轨迹按方向进行聚类分析。定义两种位置相同且方向相反的轨迹, 如图 6 所示。



图6 轨迹方向模式

为了对比应用轨迹序列坐标点间的角度进行方向聚类的算法(Angle)<sup>[9]</sup>, 本文分别应用 MLCSS 算法和 FLCSS 算法(实现对 MLCSS 算法的优化)对上述轨迹按方向进行聚类分析。该实验中, 取  $\epsilon = 20$ ,  $\delta = 20$ , 经过大量的实验统计, 其聚类准确率和计算复杂度分别如图 7(a)和图 7(b)所示。

由图 7(a)可知, 上述 MLCSS 算法和 FLCSS 算

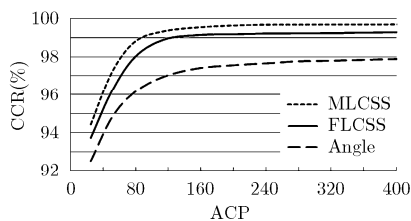
法具有比 Angle 算法更高的聚类准确率。对于跟踪轨迹中可能存在的离散误差点, MLCSS 算法和 FLCSS 算法具有更强的鲁棒性。在轨迹序列的一般长度分布区域, 对轨迹应用 MLCSS 算法和 FLCSS 算法进行方向聚类具有理想的聚类准确率。结合此场景中的轨迹序列长度的分布规律, 获得轨迹聚类的一般时间花销。由图 7(b)可知, FLCSS 算法和 Angle 算法的时间花销明显小于 MLCSS 算法的时间花销。在轨迹序列的一般长度分布区域, 应用 FLCSS 算法和 Angle 算法的轨迹聚类的平均时间花销小于 20 ms, 可以满足算法对实时性的要求。

综合比较算法的聚类准确率和计算复杂度两种关系, 可以发现采用 FLCSS 算法对 MLCSS 算法优化之后, 算法的计算复杂度明显降低, 且聚类准确率仍能维持在理想数值, 因此, FLCSS 算法性能最优。

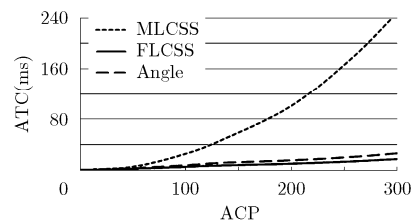
## 5 结束语

本文结合 Hausdorff 距离和 LCSS 算法实现了轨迹分类, 分为两步实现: 首先, 采用改进的 Hausdorff 距离的插值距离算法对轨迹按位置进行聚类; 其次, 对已完成位置聚类的轨迹, 采用改进的 LCSS 算法对轨迹按方向进行聚类。实验表明, 本文提出的算法在轨迹的一般长度分布区域, 其聚类准确率可达到 96%以上, 并且对于可能出现的离散点的干扰, 本算法具有很强的鲁棒性。

此外, 为了降低算法的计算复杂度, 本文分别应用基于插值的保距变换算法和 LCSS 快速算法对上述两种算法进行了优化。实验表明, 经过优化之后, 算法的计算复杂度明显降低, 最多可降低 80%, 且算法的聚类准确率仍能维持在理想数值。



(a) CCR与ACP关系图



(b) ATC与ACP关系图

图7 轨迹按方向聚类结果图

## 参考文献

- [1] Hu Wei-ming, Tan Tie-niu, Wang Liang, *et al.* A survey on visual surveillance of object motion and behaviors[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 2004, 34(3): 334-352.
- [2] Khalid S and Naftel A. Evaluation of matching metrics for

- trajectory-based indexing and retrieval of video clips[C]. 7th IEEE Workshops on Application of Computer Vision, Breckenridge, 2005: 242-249.
- [3] Zhou Hui-yu, Tao Da-cheng, Yuan Yuan, *et al.* Object trajectory clustering via tensor analysis[C]. 16th IEEE International Conference on Image Processing, Cairo, 2009:

- 1925-1928.
- [4] Zhang Yu and Pi De-chang. A trajectory clustering algorithm based on symmetric neighborhood[C]. 2009 WRI World Congress on Computer Science and Information Engineering, Los Angeles, 2009: 640-645.
- [5] Yuan He-jin, Zhang Yan-ning, and Wang Cui-ru. A novel trajectory pattern learning method based on sequential pattern mining[C]. 2007 Second International Conference on Innovative Computing, Information and Control, Kumamoto, 2007: 1887-1890.
- [6] Zhang Zhang, Huang Kai-qi, and Tan Tie-niu. Comparison of similarity measures for trajectory clustering in outdoor surveillance scenes[C]. 2006 18th International Conference on Pattern Recognition, Hong Kong, 2006: 1135-1138.
- [7] Lou Jian-gung, Liu Qi-feng, Tan Tie-niu, *et al.* Semantic interpretation of object activities in a surveillance system[C]. Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition, Quebec City, 2002: 777-780.
- [8] Junejo I N, Javed O, and Shah M. Multi feature path modeling for video surveillance[C]. Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, Cambridge, 2004: 716-719.
- [9] Chen Jin-yang, Wang Rang-ding, Liu Liang-xu, *et al.* Clustering of trajectories based on Hausdorff distance[C]. 2011 International Conference on Electronics, Communications and Control, Ningbo, 2011: 1940-1944.
- [10] Fashandi H and Mosjaddam A M E. A new rotation invariant similarity measure for trajectories[C]. IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, Espoo, 2005: 631-634.
- [11] Shao Fei, Cai Song-mei, and Gu Jun-zhong. A modified Hausdorff distance based algorithm for 2-dimensional spatial trajectory matching[C]. 2010 5th International Conference on Computer Science and Education, Hefei, 2010: 166-172.
- [12] Huttenlocher D P, Klanderman G A, and Rucklidge W J. Comparing images using the Hausdorff distance[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15(9): 850-863.
- [13] Dubuisson M P and Jain A K. A modified Hausdorff distance for object matching[C]. Conference A: Computer Vision Lamp, Image Processing, Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition, Jerusalem, 1994, Vol.1, 566-568.
- [14] Ganti V, Ramakrishnan R, Gehrke J, *et al.* Clustering large datasets in arbitrary metric spaces[C]. 15th International Conference on Data Engineering, Sydney, 1999: 502-511.
- [15] 曲琳, 周凡, 陈耀武. 基于 Hausdorff 距离的视觉监控轨迹分类算法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2009, 39(6): 1618-1624.
- Qu Lin, Zhou Fan, and Chen Yao-wu. Trajectory classification based on Hausdorff distance for visual surveillance system[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2009, 39(6): 1618-1624.
- [16] Liu Jia-mei and Wu Su-ping. Research on longest common subsequence fast algorithm[C]. 2011 International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks (CECNet), Xianning, 2011: 4338-4341.
- [17] Wang Qing-guo, Korin D, and Shang Yi. A fast multiple longest common subsequence (MLCS) algorithm[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2011, 23(3): 321-334.
- [18] 潘泓, 李晓兵, 金立左, 等. 一种基于二值粒子群优化和支持向量机的目标检测算法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(1): 117-121.
- Pan Hong, Li Xiao-bing, Jin Li-zuo, *et al.* A binary particle swarm optimization and support vector machine-based algorithm for object detection[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(1): 117-121.
- [19] 刘晴, 唐林波, 赵保军, 等. 基于自适应多特征融合的均值迁移红外目标跟踪[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(5): 1137-1141.
- Liu Qing, Tang Lin-bo, Zhao Bao-jun, *et al.* Infrared target tracking based on adaptive multiple features fusion and mean shift[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(5): 1137-1141.
- [20] 赵高鹏, 薄煜明, 尹明峰, 等. 一种红外和可见光双通道视频目标跟踪方法[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(3): 529-534.
- Zhao Gao-peng, Bo Yu-ming, Yin Ming-feng, *et al.* An object tracking method based on infrared and visible dual-channel video[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(3): 529-534.
- [21] Nascimento J C, Marques J S, and Figueiredo M A T. Classification of complex pedestrian activities from trajectories[C]. IEEE International Conference on Image Processing, Hong Kong, 2010: 3481-3484.
- [22] Atev S, Miller G, and Papanikolopoulos N P. Clustering of vehicle trajectories[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2010, 11(3): 647-657.
- [23] Johnson N and Hogg D. Learning the distribution of object trajectories for event recognition[C]. Proceedings of the 6th British Machine Vision Conference, Birmingham, 1995: 583-592.
- 魏龙翔: 男, 1989年生, 硕士生, 研究方向为模式识别、图像处理等。
- 何小海: 男, 1964年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为图像处理、数字通信等。
- 滕奇志: 女, 1961年生, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为模式识别、图像处理等。
- 高明亮: 男, 1985年生, 博士生, 研究方向为模式识别、图像处理等。