Vol. 39 No. 1 2018

文章编号: 1672 - 6871(2018) 01 - 0035 - 06

DOI: 10. 15926/j. cnki. issn1672 - 6871. 2018. 01. 007

仿射传播和谱聚类的船舶轨迹聚类

李雨潇^{1a} 吴传生^{1a} 刘 文^{1b 2} 李欢欢^{1b 2}

(1. 武汉理工大学 a. 理学院; b. 航运学院 湖北 武汉 430063; 2. 内河航运技术湖北省重点实验室 湖北 武汉 430063)

摘要: 针对谱聚类算法中常用的 K-means 算法对特征向量空间进行聚类初始值敏感等问题,提出了一种新的 基于仿射传播(AP)的谱聚类算法。首先 利用动态时间规整(DTW)距离度量各船舶自动识别系统(AIS)轨 迹之间的结构相似性 得到距离矩阵; 其次 使用快速 AP 聚类算法改进传统谱聚类算法 基于指定的类别数 对内河桥区水域船舶 AIS 轨迹数据进行实例验证。仿真实验结果表明: 本文算法在不增加时间复杂度的基础 上 比传统谱聚类算法有更高的鲁棒性 且实验准确率提高 5.24%。

关键词: 轨迹聚类; 动态时间规整距离; 谱聚类; 相似性度量; 仿射传播聚类

中图分类号: 029; TP391 文献标志码: A

0 引言

船舶自动识别系统(automatic identification system ,AIS) 有识别船只、协助追踪目标、简化信息交流 等作用。庞大的海上交通信息蕴含在 AIS 数据库中 ,因此 ,如何合理地利用数据挖掘技术 ,对船舶 AIS 轨迹进行聚类分析是当今研究的重点。挖掘轨迹间的相似性和识别异常特征有助于研究船舶交通流的 特征规律,同时,可为海事部门管理工作者监控和规范船舶的运行、预测船舶航行位置、制定有效的通航 方案、保障水上交通的畅通与安全提供参考[1]。

聚类是一个无监督或半监督的学习过程,其应用十分广泛[2]。轨迹聚类与传统聚类相比,差异明 显、复杂度高,主要区别为线聚类和点点聚类。现阶段轨迹聚类的方法有很多,包括基于空间或时间的 聚类算法、基于路网的聚类算法、语义轨迹聚类算法等[3]。主要可归纳为两种: 一种是提出合适的轨迹 之间的相似性度量 利用聚类算法实现整条轨迹的聚类; 另一种是基于轨迹自身的几何特征 将轨迹进 行划分 以轨迹子段作为目标进行聚类。

文献[4]提出了基于路网感知的轨迹聚类算法 根据真实的路网信息对轨迹进行分割 使用基于密 度的具有噪声的聚类(density-based spatial clustering of applications with noise ,DBSCAN) 算法对轨迹片段 聚类 ,找出移动对象的代表轨迹。文献 [5]针对农业机械田间作业产生的大量时空数据 ,使用 DBSCAN 算法对农业机械作业的轨迹图像点聚类,有效地区分出农机作业班次内的有效作业轨迹。文献[6]综 合考虑航线长度、位置和形状等因素,采用航线缓冲区度量航线的相似度,通过凝聚的层次聚类方法对 航线轨迹进行聚类 提取出南海主要航线。虽然国内外在轨迹聚类和轨迹相似性度量研究方面取得了 良好的进展,但针对 AIS 数据聚类的研究工作才刚起步。如文献[7-8]都是使用 DBSCAN 算法对 AIS 轨迹进行聚类 不同的是文献 [7] 使用了结构相似度距离 ,而文献 [8] 对相似性度量进行了一定的改进 , 结合了 Hausdorff 距离与结构相似度这两种距离度量方法。目前 ,大部分 AIS 轨迹聚类都是采用 ${
m DBSCAN}$ 算法 ,能较好地对船舶轨迹进行聚类 ,但该算法对需要人为指定的邻域大小参数 e 比较敏感 , 随着数据量的增大,算法所耗费的时间呈指数级增长,且当空间聚类的密度不均匀、聚类间距相差很大 时 在实际应用中聚类质量往往比较差。

为了提高聚类算法的使用效率 本文提出一种新的融合聚类算法 即使用基于仿射传播的谱聚类算

基金项目: 国家自然科学基金项目(51179147 51609195); 湖北省科技支撑计划(对外科技合作)基金项目(2015BHE004)

作者简介: 李雨潇(1991 –) ,女 ,安徽芜湖人 ,硕士生; 吴传生(1957 –) ,男, 湖北天门人, 教授, 博士 ,硕士生导师 ,主要研究方向为反 问题、智能计算.

收稿日期: 2016 - 11 - 29

法对 AIS 轨迹进行聚类。首先 使用动态时间规整(dynamic time warping ,DTW) 距离度量 AIS 轨迹之间的相似性 得到距离矩阵; 再使用指定类数下的快速仿射传播(affinity propagation ,AP) 聚类算法改进传统谱聚类中的 K-means 算法 ,克服了使用 K-means 算法产生的初始值敏感等问题 提高了谱聚类算法的效率和稳定性。

1 轨迹相似性度量

轨迹聚类的目的是将相似的轨迹划分为一类,关键是根据样本数据的特点来设计合适的相似性度量,即距离,再使用恰当的聚类算法取得符合实际的结果,因此,选择适当的相似性度量十分重要。由于轨迹是由样本点的序列构成的,所以可以用序列的相似性度量来计算轨迹之间的距离。

文献 [9] 根据时间序列点的"一对一"和"一对多"进行区分将相似性度量分为 2 类 ,分别是锁步度量和弹性度量。如经常使用的欧氏距离(Euclidean distance ,ED) 属于锁步度量 需要两条序列的长度一样,严格计算出每个时刻所对应的距离,对噪声比较敏感;而实序列编辑距离(edit distance on real sequence ,EDR) 和最长公共子序列(longest common sub-sequence ,LCSS) 属于弹性度量,虽然能度量不同长度序列之间的距离,但是结果易受参数影响且时间复杂度高,因此,动态时间规整算法能较好地计算轨迹之间的相似性。

DTW 距离作为全区间传播对应相似性度量的典型代表,能计算不同长度序列之间的距离,通过对时间序列进行延伸和缩短来衡量两个时间序列之间的相似性,且没有参数的限制,只需要确保记录轨迹点的时间顺序,并不要求时间点——对应。因此,本文采用 DTW 距离来度量轨迹间的相似性。

给定两条轨迹 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 和 $Y = \{y_1, \dots, y_m\}$ 其中 X 有 n 个采样点 X 有 m 个采样点。当两条轨迹均无采样点,DTW 距离为 0; 当两条轨迹中的一条轨迹无采样点,DTW 距离为无穷大; 当两条轨迹均含采样点,DTW 距离的具体计算公式为:

DTW(X,Y) = dist(ij) + $min\{DTW(i-1j),DTW(ij-1),DTW(i-1j-1)\}$, (1) 其中: DTW(X,Y) 为轨迹 X 与轨迹 Y 之间的 DTW 距离; dist(ij) 为 X 的第 i 个点和 Y 的第 j 个点之间的 欧氏距离; $i \in [1n]$ 且 $j \in [1m]$ 。从式(1)中可看出: DTW 距离是采用递归方式求的最小距离。原理 为: 将两条轨迹根据时间位置排序 构造一个 $n \times m$ 的矩阵 Q 其中 $q_{ij} = \sqrt{(x_i - y_j)^2}$ 表示 X 的第 i 个点和 Y 的第 j 个采样点之间的欧氏距离。从 q_{11} 出发到 q_{nm} 终止的一条规整路径记为 $W = w_1 w_2 \cdots w_k$ 且 $max(nm) \leq k \leq n+m$ 其中 $w_k = (ij)$ i 为轨迹 X 的坐标 i 为轨迹 Y 的坐标。同时还要满足 w(ij)中的 i 与 i 是单调增加的,即 $w_k = (ij)$ $w_{k+1} = (i'j)$ 其中 $i \leq i' \leq i+1$ $j \leq j' \leq j+1$ 。算法的思想就是在若干条从 q_{11} 到 q_{nm} 的规整路径中找到累计距离最小的那条最佳路径,该路径中经过的点对之间的欧氏距离的和即为两条序列之间的 DTW 距离。

2 基干仿射传播的谱聚类方法

传统的聚类算法如 K-means 算法、DBSCAN 算法和期望最大化(expectation maximization ,EM) 算法 等 都是建立在以欧氏距离为基础的凸球形的样本空间上 ,而在非凸的样本空间上 ,算法容易限于局部最优 ,达不到令人满意的效果。而谱聚类^[10-11] 却能在任意形状的样本空间上聚类 ,保证数值结果收敛于全局最优值。

2.1 谱聚类

谱聚类算法^[12]建立在谱图划分理论上,其本质是将样本空间的聚类问题转化为图的最优划分问题,即将图划分为若干个子图,各子图间无交集,且同一个子图内的点相似度最高,不同子图内的点相似度最低。

相似矩阵通常记为 W 按照式(1) 计算出轨迹之间的距离 即 $W_{ij} = DTW(T_i, T_j)$ 其中 T_i 表示第 T_i 不样本数据。度矩阵记为 T_i 是 $T_$

$$\boldsymbol{D}_{ii} = \sum_{j=1}^{n} \boldsymbol{W}_{ij} \circ$$

Laplacian 矩阵有规范 Laplacian 矩阵和非规范 Laplacian 矩阵。非规范 Laplacian 矩阵为 L = D - W; 规范 Laplacian 矩阵有两种形式 分别为:

$$L_{\text{sym}} = D^{-\frac{1}{2}}LD^{-\frac{1}{2}} = E - D^{-\frac{1}{2}}WD^{-\frac{1}{2}};$$
 $L_{\text{rw}} = D^{-1}L = D^{-1}(D - W) = E - D^{-1}W,$

其中: E 为单位矩阵。

根据划分准则是 2-way 还是 k-way ,可以将谱聚类算法大致分为迭代谱和多路谱两类 ,虽然具体实现方法略有不同 ,但可以归纳为以下 4 个步骤:

步骤 I 构建无向加权图 G。

步骤 II 计算相似度矩阵 W 和度矩阵 D 构建 Laplacian 矩阵或相似矩阵。

步骤 III 求出 Laplacian 矩阵或相似矩阵的特征值 排列之后取前 k 个特征值 $\{\lambda\}_{i=1}^k$ 及所对应的特征向量 $\{v\}_{i=1}^k$ 其中: Laplacian 矩阵的特征值按升序排列 ,取较小的 k 个; 相似矩阵的特征值按降序排列 ,取较大的 k 个。

步骤 \mathbb{N} 将 k 个特征向量按列排列构成 $n \times kg$ 的矩阵 ,将矩阵的每一行作为一个样本 ,使用 \mathbb{K} -means 或其他经典的聚类算法进行聚类。

由于 K-means 算法随机取 k 个点作为初始中心来确定初始划分 ,再进行优化,重新确定类中心且可能为不存在的虚拟的点,导致算法对于初始值敏感且聚类结果容易陷入局部最优。同时,需要在初始化不同的情况下重复运行多次以取得最佳的结果,因此,使用 K-means 对特征空间进行聚类的谱聚类算法也会对初始值敏感。为了克服传统谱聚类中使用 K-means 算法的不足之处,本文引入了一种指定类的 AP 聚类对特征向量空间进行聚类。

2.2 仿射传播聚类

文献 [13]提出了 AP 聚类 ,该算法简单、快速且高效 。运行结果比较稳定 不需要在不同初始化值的情况下多次运行,这是本文选择 AP 聚类来改进谱聚类算法的原因之一。且 AP 聚类在迭代的过程中会自动搜索合适的聚类中心,无需事先定义类数,所以为了在特征向量空间上运用 AP 聚类将样本空间聚成所需要的 k 类,本文使用指定类数下的快速 AP 聚类 [14] 改进传统谱聚类中的 K-means 算法。

在 AP 聚类中 相似度矩阵 S 对角线上 s(i,i) 的数值作为 x_i 评判聚类中心的标准 ,称为参考度 P(i) 通过改变 P 的取值来调控聚类的类数结果。一般只能采用搜索的方法获得指定类数的聚类结果 ,改变 P 值 ,反复执行算法 ,得到需要的聚类数目 k 和相应的结果。以往的搜索方法是先根据数据的相似度矩阵 S 确定参考度 P 的取值范围 ,其中 P_{up} 为最大类数时 P 的上界 P_{low} 为类数为 1 时 P 的下界。建立搜索网格:

$$\{p_{\rm up} - dp \times 10^{-4} \ p_{\rm up} - dp \times 10^{-3} \ p_{\rm up} - dp \times 10^{-2} \ p_{\rm up} - dp \times 10^{-1} \}$$
 ,

其中: $dp = P_{up} - P_{low} \circ P$ 依次取网格中的值,用 AP 算法聚类,得到相应的 m 类,若 m = k,则停止;若 m < k,改进 P_{low} 的值,用二分法在 P 值的上下界内搜索,找出 k 类的聚类结果。由于上述方法在缩小 P 的取值范围时只改进了 P_{low} 的值,没有改进 P_{up} 的值,故效率不高。文献 [11] 在没有增加运行 AP 聚类算法或搜索次数的情况下,对上述方法进行了改进,提出了指定类数下的 FastAP 聚类算法,针对不同的 k 制定搜索网格,减少了搜索的次数,提高了效率。具体过程如下:

步骤 I 根据制定类数 k 值 建立 P 值的网格:

$$w = \begin{cases} \{p_{\text{up}} - dp \times 10^{-1}\}, & k \leq 9; \\ \{p_{\text{up}} - dp \times 10^{-2} \ p_{\text{up}} - dp \times 10^{-1}\}, & 10 \leq k \leq 25; \\ \{p_{\text{up}} - dp \times 10^{-3} \ p_{\text{up}} - dp \times 10^{-2} \ p_{\text{up}} - dp \times 10^{-1}\}, & 26 \leq k \leq 100; \\ \{p_{\text{up}} - dp \times 10^{-4} \ p_{\text{up}} - dp \times 10^{-3} \ p_{\text{up}} - dp \times 10^{-2} \ p_{\text{up}} - dp \times 10^{-1}\}, & k \geq 101. \end{cases}$$

步骤 II 聚类过程中 参数 P 依次取网格中的值 并使用 AP 聚类算法 聚类结果为 m 类。若 m =

k 则停止搜索; 若 m < k 改进 P_{low} 的值; 若 m > k 改进 P_{uv} 的值 直到聚类结果为 k 类。

2.3 基于仿射传播的谱聚类算法

本文提出了基于仿射传播的谱聚类算法(spectral clustering based on affinity propagation ,AP-SC) 算法 对传统的谱聚类算法进行改进 具体步骤如下:

步骤 I 构建无向加权图 G ,计算相似度矩阵 W 和度矩阵 D ,并构建 Laplacian 矩阵 L_{m} .

步骤 II 求出 Laplacian 特征值 取前 k 个特征值 $\{\lambda\}_{i=1}^k$ 及所对应的特征向量 $\{v\}_{i=1}^k$,并将 k 个特征向量按列排列构成 $n \times k$ 的矩阵。

步骤III 初始化吸引度和归属度为零 根据制定类数 k 值 建立 P 值的网格。

步骤 \mathbb{N} 参数 P 依次取网格中的值 根据迭代公式更新吸引度值和归属度值。

步骤 $\,V\,$ 重复更新吸引度和归属度 直到迭代次数超过设置的阈值或者当连续迭代多少次聚类中心都不发生改变时 終止迭代 输出结果 输出的聚类数目为 $\,m_{\,\circ}\,$

步骤VI 若 m = k 则停止搜索; 若 m < k 改进 P_{low} 的值; 若 m > k 改进 P_{low} 的值 返回步骤VI 。

3 仿真实验和分析

本文对采集的武汉某桥群水域的 AIS 数据进行清洗之后 删除和修复错误数据 得到有效的船舶运动轨迹共 187 条。

为了验证本文提出的基于仿射传播的谱聚类算法的有效性 与传统的多路谱聚类算法进行对比 在 MATLAB7.0 软件上进行仿真实验 仿真实验环境为 Inter i3 2.40 GHz CPU 2 GB 内存 ,Win7 操作系统。

根据 DTW 距离计算出轨迹之间的相似度 得到距离矩阵后再分别使用两种谱聚类算法进行聚类 , 将聚类类数 k 分别设为 $2 \cdot 3 \cdot 4$ 对比两种算法的实验结果。

当 k=2 时 船舶 AIS 轨迹聚类结果可视分析如图 1 所示。由图 1 可看出: 两种聚类算法得到的两类轨迹几乎完全相同 此时根据聚类结果无法判断两种聚类算法的优劣。

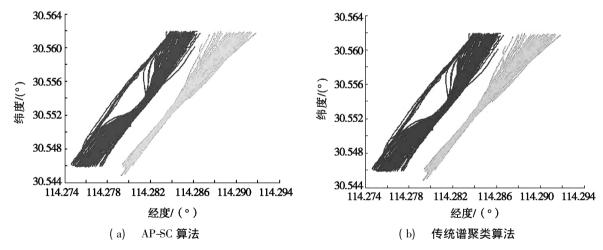


图 1 k=2 时船舶 AIS 轨迹聚类结果可视分析

当 k=3 时 船舶 AIS 轨迹聚类得到 3 类轨迹 结果如图 2 所示。由图 2 可以看出: 本文提出的 AP—SC 算法聚类的效果优于传统谱聚类算法。传统谱聚类算法在聚类过程中区分图上左侧的两类轨迹时效果较差 将大部分轨迹归为一类 而在右侧的结果中也出现一条误差 ,且聚类时需要多次重复执行 K—means 算法后取一个最好的结果 导致算法稳定性较差 ,见图 2b。而 AP—SC 算法很稳定 ,多次执行后聚类结果一致 ,节约了时间 提高了算法效率 ,见图 2a。

当 k=4 时 将船舶 AIS 轨迹聚成 4 类 结果如图 3 所示。由图 3a 可看出: 与图 2 中轨迹聚成 3 类结果相比 AP-SC 算法将右侧轨迹区分为两类 符合实际情况。由图 3b 可看出: 传统的谱聚类算法在聚成 4 类时 与图 2 中聚成 3 类时所得的结果比较接近 左侧的同一类轨迹在图 2b 中被分为两类 而在图 3b 中则被分成了 3 类 不同类轨迹的区别较差。

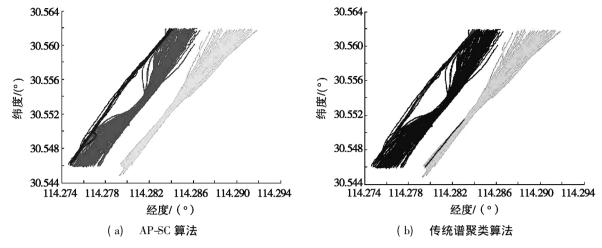


图 2 k=3 时船舶 AIS 轨迹聚类结果可视分析

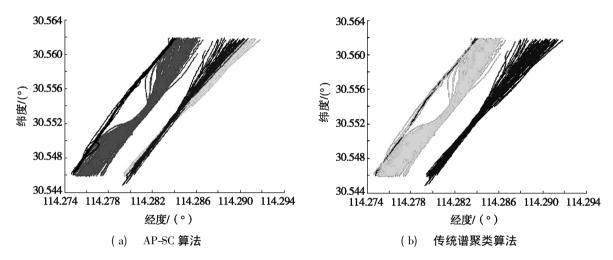


图 3 k=4 时船舶 AIS 轨迹聚类结果可视分析

本文采集到的 AIS 轨迹为武汉某桥群水域数据 ,该桥有 2 个桥孔 3 个桥墩 ,当船行驶通过桥洞时 ,由于桥洞大小和船自身高度的限制 ,从而得到上述轨迹分布。经过所得结果的对比 ,结合实际数据情况 ,可以看出: 当 k=3 时 ,聚类结果最符合实际情况 ,见图 2a。为比较算法的优劣 ,将 AP-SC 算法和传统谱聚类算法的性能进行对比 ,结果见表 1。

从表 1 中可以看出: 虽然 AP-SC 算法在时间上劣于传统的谱聚类算法,但在聚类结果的准确率上优于传统的谱聚类算法,且算法稳定性更好。虽然为了选取合适的参考度 P 值而导致 AP-SC

算法	运行时间/s	分类数目/个	准确率/%
AP-SC 算法	6.797	3	100.00
传统谱聚类算法	1.816	3	94.76

表1

两种算法对比结果

算法一次运行的时间较长,但相较于传统谱聚类为了取更好的结果而多次运行 K—means 对特征空间进行聚类的情况,效率更高。

4 结束语

本文提出了一种新的基于仿射传播的谱聚类算法,在指定类数的情况下利用快速仿射传播聚类算法对特征向量空间聚类,改进了传统谱聚类算法中对初始值敏感和易陷入局部最优的问题,提高了谱聚类算法的准确性和鲁棒性。将该算法应用于水上交通领域,对船舶自动识别系统轨迹进行聚类,需提前设定聚类数目 k ,得到相应的船舶轨迹聚类结果,通过对比不同 k 值下的聚类结果,结合水上交通的实际情况进行分析,得到较为正确的聚类结果。因此,如何确定聚类数目 k 以及能否无需

通过先验知识提前设定 k 值 使谱聚类算法能自动聚成最为合适的聚类数目 ,是深入研究谱聚类的一个重点内容。

参考文献:

- [1] 文捷 耿雄飞. 渡口水域安全监管技术研究 [J]. 中国水运 2016(11):40-41.
- [2] 陶佰睿 李青龙 .苗凤娟 ,等. 码本聚类矢量量化算法在说话人识别中的应用 [J]. 河南科技大学学报(自然科学版) 2016 37(1):35 39.
- [3] YUAN G SUN P ZHAO J. A review of moving object trajectory clustering algorithms [J]. Artificial intelligence review, 2017 47(1):123-144.
- [4] 翟婷 宋文爱 富丽贞 等. 基于路网感知的时空轨迹聚类 [J]. 计算机工程与设计 2016 37(3):635-642.
- [5] 吐尔逊・买买提,谢建华.基于 DBSCAN 的农机作业轨迹聚类研究[J]. 农机化研究 2017(4):7-11.
- [6] 王加胜 刘永学 杨昆 等. 基于空间聚类分析的南海主要航线提取方法 [J]. 交通运输工程学报 2016 ,16(6):91 98
- [7] 魏照坤 ,周康 魏明 , 為 · 基于 AIS 数据的船舶运动模式识别与应用 [J]. 上海海事大学学报 2016 , 37(2):17 22 , 71
- [8] 肖潇. 基于 AIS 信息的船舶轨迹聚类模型研究 [D]. 厦门: 集美大学 2015.
- [9] 陈海燕,刘晨晖,孙博.时间序列数据挖掘的相似性度量综述[J].控制与决策 2017 32(1):1-11.
- [10] 刘俊 周鹏. 谱聚类在给水管网分区优化中的应用[J]. 土木建筑与环境工程 2016 38(6):142-147.
- [11] 周海松 黃德才. 密度自适应的半监督谱聚类算法 [J]. 计算机科学 2016 43(12):209-212.
- [12] ULRIKE L. A tutorial on spectral clustering [J]. Statistics and computing 2007, 17(4):395-416.
- [13] FREY B J DUECK D. Clustering by passing messages between data points [J]. Science 2007 315(5814):972 976.
- [14] 王开军,郑捷. 指定类数下仿射传播聚类的快速算法[J]. 计算机系统应用 2010, 19(7): 207-209.

(上接第34页)

参考文献:

- [1] CZERNY A I FORSYTH P GILLEN D et al. Airport slots [M]. London: Ashgate Publishing Group 2008.
- [2] CZERNY A I. Airport congestion management under uncertainty [J]. Transportation research part b 2010 44(3):371 380
- [3] 刘方勤 胡明华. 空域拥挤资源分配的拍卖方法研究和博弈均衡分析 [J]. 南京航空航天大学学报(英文版) 2011, 28(3):282-293.
- [4] JACQUILLAT A R ,ODONI A R. Congestion mitigation through schedule coordination at JFK: an integrated approach [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology 2013.
- [5] SIMAIAKIS I SANDBERG M BALAKRISHNAN H. Dynamic control of airport departures: algorithm development and field evaluation [J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems 2014 ,15(1): 285 295.
- [6] 杨新涅 济莉 耀文鹏. 航班时刻资源优化配置与延误水平评估 [J]. 河南科技大学学报(自然科学版) ,2016 , 37(3):19-23.
- [7] 朱承元,卫宏,刁琳.珠三角地区多机场系统航班时刻的仿真优化[J]. 计算机工程与应用 2013 49(4):236-239.
- [8] 吴刚 夏洪山 高强. 机场群运行方式下的航班时刻与频率优化模型[J]. 交通运输工程学报 2013 ,13(4):80-86.
- [9] 仇兆巨. 珠三角地区多机场航班放行策略研究[D]. 南京: 南京航空航天大学 2012.
- [10] JACQUILLAT A. A queuing model of airport congestion and policy implications at JFK and EWR [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology 2012.
- [11] 刘佳 ,王莉莉. 基于机场群的航班选择机场模型分析研究[J]. 交通运输工程与信息学报 2013 ,11(2):77-81.

error of the both sides of steering wheel is less than 1.5° compared with the ideal Ackerman angle relationship. The angular steering ratio fluctuates between 0.72 and 0.75, and the minimum of transmission angle is 64.3° .

Key words: balance-arm suspension; steering mechanism; spatial mechanisms; genetic algorithm

CLC number: U463.41 Document code: A Article ID: 1672-6871 (2018) 01-0023-06

Research on Flight Schedule Optimization of the Pearl River Delta Multi-airport (29)

WANG Qian ZHAI Wenpeng (College of Air Traffic Management Civil Aviation University of China Tianjin 300300 (China)

Abstract: Under the premise of decreasing flight delays ,the multi-airport flight schedule optimization and dynamic queuing model were established to minimize interference with airline scheduling on the airline operation. The improved iterative optimization algorithm was designed. The model and the algorithm were applied to the Pearl River Delta multi-airport. The research results show that the total flight adjustment of the Pearl River Delta multi-airport is 615 and the maximum adjustment is 33 without the elimination of flights, aircraft or passenger transfer. The departure delay peak of Guangzhou Baiyun airport and Zhuhai Jinwan airport are reduced by more than 20% and 30% respectively, and the arrival peak of Shenzhen Baoan airport is reduced by 20%. Therefore the congestion and delay problem can be mitigated in the short and medium terms through airport group schedule optimization at airports where capacity expanision and improvements in operational efficiency are not feasible.

Key words: air transportation; flight schedule optimization; queuing model; mult-airport; iterative optimization CLC number: U8

Document code: A

Article ID: 1672-6871 (2018) 01-0029-06

Electrical Engineering and Communication Automation and Computer

Abstract: In order to solve the problem that the common K-means algorithm of spectral clustering for characterized vector spaces was very sensitive to the initial value, a spectral clustering algorithm based on affinity propagation (AP) was proposed. Firstly, the dynamic time warping (DTW) was used to measure the structure similarity between trajectories automatic identification systems (AIS), and the distance matrix was acquired. Secondly, the traditional spectral clustering algorithm was improved by fast AP clustering algorithm, and the inland bridge area AIS trajectory data was verified by example based on the designated category numbers. The numerical experiment results show that the fusion algorithm has better robustness compared with conventional spectral clustering algorithm on the basis of invariable time complexity. The accuracy of the experiment is increased by 5.24%.

Key words: trajectory clustering; dynamic time warping distance; spectral clustering; similarity measure; affinity propagation clustering

CLC number: 029; TP391 Document code: A Article ID: 1672-6871(2018) 01-0035-06

Abstract: To overcome the problems of limited frame rates processor overload poor portability of current liquid crystal display (LCD) touch screen control technology a design scheme of LCD touch screen controller based on advance risc machine (ARM) and field-programme gate array (FPGA) was proposed. The input output