



























的新型异常模式,需要设计适合有限系统资源的轻量级在线异常检测方法.因此,在轨迹大数据的即时异常检测阶段,采用历史轨迹提取的异常检测模型与在线异常检测算法评测相结合的方式.对于最新到达的轨迹数据,先使用基于历史轨迹提取的特征模型检测异常行为,同时采用在线异常检测方法识别新型的轨迹异常(比如,将异于其局部时空近邻的行为表现作为评测依据),综合二者的检测结果作为最终的即时异常检测结果.鉴于轨迹异常固有的进化特性,在异常演化分析阶段,结合移动对象的即时异常检测结果与其历史异常检测结果,尽早发现随时间推移不断进化的异常轨迹/移动对象.此外,根据新到轨迹数据的特征更新已有的异常检测模型.对于地理上分布的定位设备产生的分布式轨迹数据,还要考虑资源受限环境下最小化计算开销及通信开销,设计高效的分布式轨迹流在线异常检测算法.

#### (4) 异常检测结果的可视化语义分析

为提升轨迹数据的解释能力、及时展示并反馈轨迹的异常检测结果,可根据具体的应用需要选择合适的可视化交互分析技术.一方面,可借助人机交互技术,提供参数/阈值的设置以及检测方法的选择等功能界面,引导用户逐步地进行轨迹数据分析,参与具体的异常检测交互式分析过程;另一方面,借助于图表、动画等形式清晰地展示异常检测的结果,帮助用户理解轨迹异常检测结果的由来.在此基础上,可结合其他相关数据源(如微博、博客等社交网络平台数据、电信数据等)对所识别的轨迹异常进行语义分析,发现异常之间的语义联系以及异常产生的缘由,从而识别其隐含的异常事件.对于语义分析结果,可以使用特定的颜色、不同层次的亮度凸显异常及异常之间的联系,有助于判定异常的发展趋势及影响范围,辅助决策者尽早制定异常控制策略.

### 7.3 未来展望

轨迹异常检测技术在近 10 年得到了广泛而深入的研究,取得了明显的进展,但对于轨迹大数据的异常检测,仍然需要多种技术的协同支持.在未来的工作中,对于轨迹流的在线异常检测、轨迹异常的演化分析、异常检测系统的基准评测、异常检测结果语义分析的数据融合、异常检测的可视化技术等方面,仍亟待进一步加以研究.

#### 7.3.1 轨迹流的在线异常检测

海量、快速、时变的位置序列以数据流的形式持续到达,没有固定的数据分布模式,存在概念漂移.传统的异常检测技术因数据分析涉及较高的计算和内存开销,不能直接用于轨迹流的异常检测.轨迹流的异常检测正面临数据的质量低劣性、流式数据的处理高效性、异常的语义多样性、轨迹异常的时变进化性等技术难题,亟需设计高效的检测方法在线识别异常轨迹.这要求轨迹流异常检测算法在有限的内存空间中建立和维护高效的概要数据结构,存放每个时间间隔内到达的轨迹数据集的时空特征(如中心点位置、角度等值的线性/平方和、平均速度、轨迹分段数、最晚到达的轨迹时间等).使用概要数据结构在保持轨迹分布特征的前提下,可以有效降低存储空间开销以及计算时间开销,有助于提高在线异常检测的效率.对于轨迹流中的概念漂移,可以结合滑动窗口、时间衰减窗口模型等技术,使用高效的分析方法对“无限”的位置数据流进行一遍扫描,及时识别异常子轨迹.例如,Bu<sup>[21]</sup>和 Yu<sup>[22]</sup>等人采用滑动窗口技术,基于距离的思想分别实现了在线检测异常子轨迹以及异常的移动对象.文献[49]基于隔离的思想提出了在线识别异常子轨迹的检测方法.考虑到轨迹流中的异常通常不是孤立存在的,可将同一时段内出现异常的子轨迹联系起来,推断它们之间的因果关系和相互作用,进而识别更大范围内的异常区域.文献[55]实现了在线检测路网中的异常路段及异常所影响的路网区域.此外,在设计分布式轨迹流在线异常检测算法时,可以改进现有单机算法,使之并行化;也可以设计全新的分布式异常检测算法,以满足分布式计算的需求.值得注意的是:在提取分布式环境中的全局异常轨迹时,还要考虑分布式环境下设备间传送信息时的隐私保护问题.

#### 7.3.2 轨迹异常的演化分析

轨迹大数据随时间的推移而不断进化,轨迹异常也非恒定不变,即使当前时刻轨迹数据与其空间近邻相似,但在一段时间以后仍有可能演变成异常.预先训练好的异常检测模型不能准确地评测轨迹流中不断进化的异常,而阶段性重建分类模型因其计算开销太大也不能有效解决这一问题.因此,如何评测轨迹异常随时间出现、成长、转换甚至消失的趋势,是轨迹大数据异常检测技术的难点.这要求轨迹异常检测方法不仅能够区分噪声、

实时检测异于相邻位置序列的异常,还要追踪一段时间内进化演变而来的异常轨迹.可以采用统计移动对象的进化轨迹异常分值的方法来检测进化的异常轨迹.比如,文献[50]提出的 TOP-EYE 方法结合指数衰减函数可以有效区分噪声和异常数据,识别基于方向与基于密度的两类进化的轨迹异常.在统计各移动对象实时的局部轨迹异常分值时,可结合前向/后向衰减方法(指数衰减函数、多项式衰减函数、界标窗口模型等)以降低历史轨迹异常分值的权重,并与最新时刻的轨迹异常分值累加得到进化的轨迹异常分值.通过观测连续时间间隔内各轨迹的进化异常分值,并与预设的轨迹异常阈值进行比较,将某时刻高于异常阈值的轨迹作为进化的异常轨迹.

### 7.3.3 轨迹异常检测系统的基准评测

轨迹异常检测技术已有 10 多年的研究发展历史,但是对于具体应用而言,仍然缺少能客观比较、评测不同异常检测系统性能的规范.轨迹大数据异常检测的评测基准依赖于实际应用,每类典型应用都需要对应的评测基准,同时,评测基准需要具备可迁移性、可扩展性以及可理解性.以设计面向路网轨迹大数据的异常检测基准为例,在数据生成方面,如何在分布式轨迹流环境下生成反映应用需求的实时性的数据流是一大挑战.应使用仿真数据生成器产生具有不同数据密度分布的车辆移动轨迹数据集,再以概要数据结构等形式提取轨迹的时空特征.随后,在此基础上定义路网中可能存在的多种异常,并为它们提供检测方法的缺省参数配置.在功能负载方面,包括发现异常子轨迹、异常轨迹、异常移动对象、异常路段、异常区域和异常事件等典型的处理任务.评测基准的性能度量则选择系统的异常检测执行时间、查全率、查准率、检测真正率、误检率、漏检率以及可伸缩性等,同时提供检测性能测试工具,用于全面评测不同轨迹异常检测方法的性能差距.总之,轨迹大数据异常检测系统的基准评测面临诸多挑战,需要在异常检测评测基准的仿真数据生成、功能负载、评测架构、度量选择等多个方面展开积极而深入的探索,符合轨迹大数据异常检测的实时处理需求,进而推动轨迹异常检测技术的健康发展.

### 7.3.4 异常检测结果语义分析的数据融合

随着位置信息数据源的日益增多,采集到的位置数据类型、数据结构呈现多样化的趋势.在轨迹异常检测过程中,不再只限于分析移动对象产生的位置信息,还可以结合非时空属性数据以及与位置服务应用紧密联系的其他领域数据(比如无线网络、社交媒体、交通管理、环境气象等领域数据)共同检测异常轨迹.采用数据融合技术将多源异质数据匹配融合,辅助异常检测,有助于获知异常轨迹中隐含的语义信息,进一步分析异常的成因以及预测未来的变化趋势.例如, Pan 等人<sup>[55]</sup>基于车辆轨迹数据检测异常轨迹,并根据所检测异常发生的时段及位置,利用在线社交媒体(如微博)数据挖掘与异常相关的术语以揭示其隐含的异常事件.需要注意的是:不同领域的数据具有不同的表示形式、数据分布、数值范围和密度,数据融合需要针对不同特点的数据形式研究有效处理差异的方法.类似于轨迹数据的预处理工作,数据分析之前需要数据清洗工作,降低噪声对检测结果分析的影响.需要开发数据解析工具和数据转换工具,实现将异构数据统一转变成一致的结构化形态.此外,随着各类数据源产生的大规模异构数据的快速增长,不仅需要基于知识间的内在机理,对跨领域的多类型数据增量融合统一存储,还应处理好结构化数据(表格等)、半结构化数据(微博等社交媒体数据)以及非结构化数据(图片等)之间的关联,消除模式、标示符以及数据冲突.这为数据存储、解析、转换及关联处理提出了新的要求.

### 7.3.5 轨迹异常检测的可视化交互分析

面对纷繁复杂的轨迹大数据,可视化技术通过图表、动画等形式直观地描述轨迹数据及异常检测结果.同时辅以各类交互机制,帮助人们发现轨迹蕴含的移动趋势,了解轨迹数据的不确定性及内在错误,实现轨迹数据的异常检测.例如,文献[55]使用堆积图<sup>[75]</sup>、流向图<sup>[76]</sup>以及路网可视化<sup>[77]</sup>等技术为用户提供了关于异常路段区域的两种视图(导航视图和分析视图).在展示海量轨迹数据的时空特征时,容易出现大量位置信息叠加在一起导致视觉混淆的情况,这是轨迹异常检测可视化需要解决的第 1 个问题.可以考虑按场景展示,使用图模型方式,并以数据聚合的形式来解决这一问题.除了时空特征以外,轨迹数据通常包含速度、方向、高度等非时空特征属性,如何借助可视化技术发现与轨迹异常息息相关的特征属性及属性间的联系,这是轨迹异常检测可视化面临的第 2 个问题.可使用不同的颜色及标签注释的方式对不同的非时空属性加以区分,并用特定颜色加上高亮

的方式凸显异常.此外,对于轨迹中的点、线、面等数据形式,可以借助点边图、时间变化折线图、3D柱状图、热力图、标签云、密度图等方式分别加以展示.然而,可视化技术不仅用于显示轨迹数据及异常检测结果,更重要的是,凭借交互机制帮助用户直接参与具体的异常检测交互式分析过程.通过提供缩放、平移、旋转、标记、聚焦、历史回溯、参数设置等功能,帮助用户交互式地选择感兴趣的区域及特定的对象,对比不同参数获得的不同检测结果,以全面可视分析的形式解决用户异常检测中的不同需求.

## 8 结 论

轨迹大数据的异常检测对交通管理、安全监控、城市规划等诸多领域有着广泛的应用前景与研究价值.轨迹数据因其固有的不确定性、稀疏性、偏态分布性、时变进化性等显著特征,使其与传统的关系数据、空间数据以及时空数据在异常的定义和检测方法方面均有明显的差异,也使得现有的异常轨迹检测技术无法更好地适应轨迹大数据在数据质量低劣性、数据处理高效性、概念漂移的鲁棒性、异常轨迹的时变进化性、异常轨迹间的因果关联性、异常检测结果的可视化语义分析等方面所面临的新技术挑战.本文系统地梳理和分析了现有轨迹异常检测技术的研究和发展现状,并以轨迹数据时空相关性、检测的异常类型、异常检测输出结果方式、异常检测处理方式为依据,对13种具有代表性的轨迹异常检测方法进行了详细的对比分析,指出了现有方法的局限性.在此基础上,提出了轨迹大数据异常检测的基本系统架构,指明了轨迹异常检测未来的研究方向,实现了对轨迹异常检测算法及关键技术问题的深入研究.可以看出:尽管轨迹的异常检测技术已有10多年的研究历史,但是轨迹大数据异常检测的研究与应用仍处于很不成熟的阶段,这与其广泛的市场需求和应用前景很不吻合.为了促进轨迹大数据异常检测技术的稳健发展,亟需设计鲁棒性强的在线轨迹异常检测方法,有待系统、深入地开展相关理论和实践的研究工作.

### References:

- [1] Liao L, Patterson DJ, Fox D, Kautz H. Learning and inferring transportation routines. *Artificial Intelligence*, 2007,171(5-6): 311–331. [doi: 10.1016/j.artint.2007.01.006]
- [2] Liu L, Andris C, Ratti C. Uncovering cabdrivers' behavior patterns from their digital traces. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2010,34(6):541–548. [doi: 10.1016/j.compenvurbysys.2010.07.004]
- [3] Phithakittinukoon S, Veloso M, Bento C, Biderman A, Ratti C. Taxi-Aware map: Identifying and predicting vacant taxis in the city. In: *Proc. of the Ambient Intelligence*. 2010. 86–95. [doi: 10.1007/978-3-642-16917-5\_9]
- [4] Lippi M, Bertini M, Frasconi P. Collective traffic forecasting. In: *Proc. of the ECML-PKDD*. 2010. 259–273. [doi: 10.1007/978-3-642-15883-4\_17]
- [5] Zheng Y, Liu YC, Yuan J, Xie X. Urban computing with taxicabs. In: *Proc. of the UbiComp*. 2011. 89–98. [doi: 10.1145/2030112.2030126]
- [6] Yuan J, Zheng Y, Zhang CY, Xie X, Sun GZ, Huang Y. T-Drive: Driving directions based on taxi trajectories. In: *Proc. of the GIS*. 2010. 99–108. [doi: 10.1145/1869790.1869807]
- [7] Liu HP, Jin CQ, Zhou AY. Popular route planning with travel cost estimation. In: *Proc. of the DASFAA*. 2016. 403–418. [doi: 10.1007/978-3-319-32049-6\_25]
- [8] Zheng VW, Cao B, Zheng Y, Xie X, Yang Q. Collaborative filtering meets mobile recommendation: A user-centered approach. In: *Proc. of the AAAI Conf. on Artificial Intelligence*. 2010. 236–241. <http://www.aaai.org/ocs/index.php/AAAI/AAAI10/paper/view/1615>
- [9] Zheng Y, Zhang L, Xie X, Ma W. Mining interesting locations and travel sequences from gps trajectories. In: *Proc. of the WWW*. 2009. 791–800. [doi: 10.1145/1526709.1526816]
- [10] Deng Z, Hu YY, Zhu M, Huang XH, Du B. A scalable and fast OPTICS for clustering trajectory big data. *Cluster Computing*, 2015, 18(2):549–562. [doi: 10.1007/s10586-014-0413-9]
- [11] Costa G, Manco G, Masciari E. Dealing with trajectory streams by clustering and mathematical transforms. *Journal of Intelligent Information Systems*, 2014,42(1):155–177. [doi: 10.1007/s10844-013-0267-2]
- [12] Yu YW, Wang Q, Wang XD, Wang H, He J. Online clustering for trajectory data stream of moving objects. *Computer Science and Information Systems*, 2013,10(3):1293–1317. [doi: 10.2298/CSIS120723049Y]

- [13] Mao JL, Song QG, Jin CQ, Zhang ZG, Zhou AY. TScluWin: Trajectory stream clustering over sliding window. In: Proc. of the DASFAA. 2016. 133–148. [doi: 10.1007/978-3-319-32049-6\_9]
- [14] Nehme RV, Rundensteiner EA. SCUBA: Scalable cluster-based algorithm for evaluating continuous spatio-temporal queries on moving objects. In: Proc. of the EDBT. 2006. 1001–1019. [doi: 10.1007/11687238\_58]
- [15] Sacharidis D, Patroumpas K, Terrovitis M, Kantere V, Potamias M, Mouratidis K, Sellis TK. On-Line discovery of hot motion paths. In: Proc. of the EDBT. 2008. 392–403. [doi: 10.1145/1353343.1353392]
- [16] Zheng K, Zheng Y, Yuan NJ, Shang S. On discovery of gathering patterns from trajectories. In: Proc. of the ICDE. 2013. 242–253. [doi: 10.1109/ICDE.2013.6544829]
- [17] Tang LA, Zheng Y, Yuan J, Han JW, Leung A, Hung CC, Peng WC. On discovery of traveling companions from streaming trajectories. In: Proc. of the ICDE. 2012. 186–197. [doi: 10.1109/ICDE.2012.33]
- [18] Li XH, Ceikute V, Jensen CS, Tan KL. Effective online group discovery in trajectory databases. IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, 2013,25(12):2752–2766. [doi: 10.1109/TKDE.2012.193]
- [19] Duan XY, Jin CQ, Wang XL, Zhou AY, Yue K. Real-Time personalized taxi-sharing. In: Proc. of the DASFAA. 2016. 451–465. [doi: 10.1007/978-3-319-32049-6\_28]
- [20] Hawkins DM. Identification of Outliers. London: Chapman and Hall, 1980.
- [21] Bu YY, Chen L, Fu AWC, Liu DW. Efficient anomaly monitoring over moving object trajectory streams. In: Proc. of the SIGKDD. 2009. 159–168. [doi: 10.1145/1557019.1557043]
- [22] Yu YW, Cao L, Rundensteiner EA, Wang Q. Detecting moving object outliers in massive-scale trajectory streams. In: Proc. of the SIGKDD. 2014. 422–431. [doi: 10.1145/2623330.2623735]
- [23] Hodge VJ, Austin J. A survey of outlier detection methodologies. Artificial Intelligence Review, 2004,22(2):85–126. [doi: 10.1007/s10462-004-4304-y]
- [24] Chandola V, Banerjee A, Kumar V. Anomaly detection: A survey. ACM Computing Surveys, 2009,41(3):75–79. [doi: 10.1145/1541880.1541882]
- [25] Aggarwal CC. Outlier Analysis. Springer-Verlag, 2013. [doi: 10.1007/978-1-4614-6396-2]
- [26] Zhang Y, Meratnia N, Havinga PJM. Outlier detection techniques for wireless sensor networks: A survey. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2010,12(2):159–170. [doi: 10.1109/SURV.2010.021510.00088]
- [27] Gupta M, Gao J, Aggarwal CC, Han JW. Outlier detection for temporal data: A survey. IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, 2014, 26(9):2250–2267. [doi: 10.1109/TKDE.2013.184]
- [28] Zheng Y. Trajectory data mining: An overview. ACM Trans. on Intelligent Systems and Technology, 2015,6(3):29. [doi: 10.1145/2743025]
- [29] Jeung H, Yiu ML, Jensen CS. Trajectory pattern mining. In: Computing with Spatial Trajectories. New York: Springer-Verlag, 2011. 143–177. [doi: 10.1007/978-1-4614-1629-6\_5]
- [30] Barnett V, Lewis T. Outliers in Statistical Data. Hoboken: John Wiley & Sons, 1994.
- [31] Aggarwal CC, Yu PS. Outlier detection for high dimensional data. In: Proc. of the SIGMOD. 2001. 37–46. [doi: 10.1145/375663.375668]
- [32] Johnson T, Kwok I, Ng RT. Fast computation of 2-dimensional depth contours. In: Proc. of the KDD. 1998. 224–228. <https://www.aaai.org/Papers/KDD/1998/KDD98-038.pdf>
- [33] Knorr EM, Ng RT. Algorithms for mining distance-based outliers in large datasets. In: Proc. of the VLDB. 1998. 392–403. <http://www.vldb.org/conf/1998/p392.pdf>
- [34] Knorr EM, Ng RT. Finding intensional knowledge of distance-based outliers. In: Proc. of the VLDB. 1999. 211–222. <http://www.vldb.org/conf/1999/P21.pdf>
- [35] Knorr EM, Ng RT, Tucakov V. Distance-Based outliers: Algorithms and applications. VLDB Journal, 2000,8(3-4):237–253. [doi: 10.1007/s007780050006]
- [36] Ramaswamy S, Rastogi R, Shim K. Efficient algorithms for mining outliers from large data sets. In: Proc. of the SIGMOD. 2000. 427–438. [doi: 10.1145/342009.335437]
- [37] Breunig MM, Kriegel HP, Ng RT, Sander J. LOF: Identifying density-based local outliers. In: Proc. of the SIGMOD. 2000. 93–104. [doi: 10.1145/342009.335388]
- [38] Papadimitriou S, Kitagawa H, Gibbons PB, Faloutsos C. LOCI: Fast outlier detection using the local correlation integral. In: Proc. of the ICDE. 2003. 315–326. [doi: 10.1109/ICDE.2003.1260802]



- [39] Sun P, Chawla S. On local spatial outliers. In: Proc. of the ICDM. 2004. 209–216. [doi: 10.1109/ICDM.2004.10097]
- [40] Chen F, Lu CT, Boedihardjo AP. GLS-SOD: A generalized local statistical approach for spatial outlier detection. In: Proc. of the KDD. 2010. 1069–1078. <http://dl.acm.org/citation.cfm?doi=1835804.1835939>
- [41] Birant D, Kut A. Spatio-Temporal outlier detection in large databases. *Science*, 2006,14(4):291–297. [doi: 10.2498/cit.2006.04.04]
- [42] Cheng T, Li ZL. A multiscale approach for spatio-temporal outlier detection. *Trans. on GIS*, 2006,10(2):253–263. [doi: 10.1111/j.1467-9671.2006.00256.x]
- [43] Adam NR, Janeja VP, Atluri V. Neighborhood based detection of anomalies in high dimensional spatio-temporal sensor datasets. In: Proc. of the SAC. 2004. 576–583. [doi: 10.1145/967900.968020]
- [44] Wu E, Liu W, Chawla S. Spatio-Temporal outlier detection in precipitation data. In: Proc. of the KDD Workshop on Knowledge Discovery from Sensor Data. 2008. 115–133. [doi: 10.1007/978-3-642-12519-5\_7]
- [45] Li XL, Han JW, Kim S, Gonzalez H. ROAM: Rule- and motif-based anomaly detection in massive moving object data sets. In: Proc. of the SDM. 2007. 273–284. [doi: 10.1137/1.9781611972771.25]
- [46] Yang WQ, Gao Y, Cao LB. TRASMIL: A local anomaly detection framework based on trajectory segmentation and multi-instance learning. *Computer Vision and Image Understanding*, 2013,117:1273–1286. [doi: 10.1016/j.cviu.2012.08.010]
- [47] Lei PR. A framework for anomaly detection in maritime trajectory behavior. *Knowledge and Information Systems*, 2016,47(1): 189–214. [doi: 10.1007/s10115-015-0845-4]
- [48] Lee JG, Han JW, Li XL. Trajectory outlier detection: A partition-and-detect framework. In: Proc. of the ICDE. 2008. 140–149. [doi: 10.1109/ICDE.2008.4497422]
- [49] Chen C, Zhang DQ, Castro PS, Li N, Sun L, Li SJ. Real-Time detection of anomalous taxi trajectories from GPS traces. In: Proc. of the MobiQuitous. 2011. 63–74. [doi: 10.1007/978-3-642-30973-1\_6]
- [50] Ge Y, Xiong H, Zhou ZH, Ozdemir HT, Yu J, Lee KC. Top-Eye: Top- $k$  evolving trajectory outlier detection. In: Proc. of the CIKM. 2010. 1733–1736. [doi: 10.1145/1871437.1871716]
- [51] Zhang DQ, Li N, Zhou ZH, Chen C, Sun L, Li SJ. iBAT: Detecting anomalous taxi trajectories from GPS traces. In: Proc. of the Ubicomp. 2011. 99–108. [doi: 10.1145/2030112.2030127]
- [52] Li XL, Li ZH, Han JW, Lee JG. Temporal outlier detection in vehicle traffic data. In: Proc. of the ICDE. 2009. 1319–1322. [doi: 10.1109/ICDE.2009.230]
- [53] Liu W, Zheng Y, Chawla S, Yuan J, Xie X. Discovering spatio-temporal causal interactions in traffic data streams. In: Proc. of the SIGKDD. 2011. 1010–1018. [doi: 10.1145/2020408.2020571]
- [54] Chawla S, Zheng Y, Hu JF. Inferring the root cause in road traffic anomalies. In: Proc. of the ICDM. 2012. 141–150. [doi: 10.1109/ICDM.2012.104]
- [55] Pan B, Zheng Y, Wilkie D, Shahabi C. Crowd sensing of traffic anomalies based on human mobility and social media. In: Proc. of the SIGSPATIAL/GIS. 2013. 334–343. [doi: 10.1145/2525314.2525343]
- [56] Jonkery R, De LG, Van DV. Rounding symmetric traveling salesman problems with an asymmetric assignment problem. In: Proc. of the Operations Research. 1980. 623–627. [doi: 10.1287/opre.28.3.623]
- [57] Yi BK, Jagadish H, Faloutsos C. Efficient retrieval of similar time sequences under time warping. In: Proc. of the ICDE. 1998. 201–208. [doi: 10.1109/ICDE.1998.655778]
- [58] Vlachos M, Kollios G, Gunopulos D. Discovering similar multidimensional trajectories. In: Proc. of the ICDE. 2002. 673–684. [doi: 10.1109/ICDE.2002.994784]
- [59] Chen L, Ng R. On the marriage of LP-norms and edit distance. In: Proc. of the VLDB. 2004. 792–803. <http://www.vldb.org/conf/2004/RS21P2.PDF>
- [60] Chen L, Ozsu MT, Oria V. Robust and fast similarity search for moving object trajectories. In: Proc. of the SIGMOD. 2005. 491–502. [doi: 10.1145/1066157.1066213]
- [61] Daniel PH, Klara K, Jon MK. On dynamic voronoi diagrams and the minimum hausdorff distance for point sets under euclidean motion in the plane. In: Proc. of the Symp. on Computational Geometry. 1992. 110–119. [doi: 10.1145/142675.142700]
- [62] Lee JG, Han JW, Whang KY. Trajectory clustering: A partition-and-group framework. In: Proc. of the SIGMOD. 2007. 593–604. [doi: 10.1145/1247480.1247546]
- [63] Roh GP, Hwang SW. NNCluster: An efficient clustering algorithm for road network trajectories. In: Proc. of the DASFAA. 2010. 47–61. [doi: 10.1007/978-3-642-12098-5\_4]

- [64] Han B, Liu L, Omiecinski E. Road-Network aware trajectory clustering: Integrating locality, flow, and density. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2015,14(2):416–429. [doi: 10.1109/TMC.2013.119]
- [65] Li XL, Han JW, Kim S. Motion-Alert: Automatic anomaly detection in massive moving objects. In: Proc. of the ISI. 2006. 166–177. [doi: 10.1007/11760146\_15]
- [66] Ge Y, Xiong H, Liu C, Zhou ZH. A taxi driving fraud detection system. In: Proc. of the ICDM. 2011. 181–190. [doi: 10.1109/ICDM.2011.18]
- [67] Liu SY, Ni LM, Krishnan R. Fraud detection from taxis' driving behaviors. IEEE Trans. on Vehicular Technology, 2014,63(1): 464–472. [doi: 10.1109/TVT.2013.2272792]
- [68] Pang LXL, Chawla S, Liu W, Zheng Y. On mining anomalous patterns in road traffic streams. In: Proc. of the ADMA. 2011. 237–251. [doi: 10.1007/978-3-642-25856-5\_18]
- [69] Pang LXL, Chawla S, Liu W, Zheng Y. On detection of emerging anomalous traffic patterns using GPS data. Data & Knowledge Engineering, 2013,87:357–373. [doi: 10.1016/j.datak.2013.05.002]
- [70] Chen C, Zhang DQ, Castro PS, Li N, Sun L, Li SJ, Wang ZH. iBOAT: Isolation-Based online anomalous trajectory detection. IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, 2013,14(2):806–818. [doi: 10.1109/TITS.2013.2238531]
- [71] Sun L, Zhang DQ, Chen C, Castro PS, Li SJ, Wang ZH. Real time anomalous trajectory detection and analysis. Mobile Networks and Applications, 2013,18(3):341–356. [doi: 10.1007/s11036-012-0417-8]
- [72] Zhu J, Jiang W, Liu A, Liu GF, Zhao L. Time-Dependent popular routes based trajectory outlier detection. In: Proc. of the WISE. 2015. 16–30. [doi: 10.1007/978-3-319-26190-4\_2]
- [73] Liu LX, Qiao SJ, Liu B, Le JJ, Tang CJ. Efficient trajectory outlier detection algorithm based on R-tree. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2009,20(9):2426–2435 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3580.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2009.03580]
- [74] Liu LX, Le JJ, Qiao SJ, Song JT. Trajectory outliers detection based on local outlying degree. Chinese Journal of Computers, 2011,34(10):1966–1975 (in Chinese with English abstract).
- [75] Byron L, Wattenberg M. Stacked graphs—Geometry & aesthetics. IEEE Trans. on Visualization & Computer Graphics, 2008,14(6): 1245–1252. [doi: 10.1109/TVCG.2008.166]
- [76] Buchin K, Speckmann B, Verbeek K. Flow map layout via spiral trees. IEEE Trans. on Visualization & Computer Graphics, 2011,17(12):2536–2544. [doi: 10.1109/TVCG.2011.202]
- [77] Wei LY, Zheng Y, Peng WC. Constructing popular routes from uncertain trajectories. In: Proc. of the KDD. 2012. 195–203. [doi: 10.1145/2339530.2339562]

#### 附中文参考文献:

- [73] 刘良旭, 乔少杰, 刘宾, 乐嘉锦, 唐常杰. 基于 R-Tree 的高效异常轨迹检测算法. 软件学报, 2009, 20(9): 2426–2435. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3580.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2009.03580]
- [74] 刘良旭, 乐嘉锦, 乔少杰, 宋加涛. 基于轨迹点局部异常度的异常点检测算法. 计算机学报, 2011, 34(10): 1966–1975.



毛嘉莉(1979—),女,四川南充人,博士,副教授,主要研究领域为数据挖掘,基于位置的服务.



章志刚(1988—),男,博士,主要研究领域为分布计算,基于位置的服务.



金澈清(1977—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 专业会员,主要研究领域为海量数据管理,包括基于位置的服务,数据质量,不确定数据管理.



周傲英(1965—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 杰出会员,主要研究领域为 Web 数据管理,数据密集型计算,内存集群计算,大数据基准测试和性能优化.