



一种改进的手机阴影匹配定位方法

罗欢¹ 翁多杰¹ 陈武¹

¹ 香港理工大学土地测量及地理资讯学系,中国香港 九龙 红磡

摘要:基于城市三维(three-dimensional, 3D)模型的阴影匹配(shadow matching, SM)方法能有效提高城市峡谷中过街方向的卫星定位精度;但是手机接收的信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)波动过大,而且传统方法无法区分位于平行街道的位置,容易引起较大的跨街道误差。提出了一种改进的手机SM定位方法。首先,针对手机采集卫星信号的SNR波动过大的问题,提出采用低通滤波的方法减小SNR波动,从而提高卫星实测信号可见性分类的准确性及稳定性。在此基础上,针对跨街道误差问题,提出了基于SNR滤波的聚类阴影匹配(cluster shadow matching, Cluster-SM)方法,将高分候选点按照位置分组,并根据组内有效点的个数确定点集,从而确定用户的最终位置。实验结果表明,SNR滤波方法将SNR分类的错误率由5%~30%降低至0%~20%;基于SNR滤波的Cluster-SM方法将动态实验中传统卫星定位结果的精度由19.4 m提高至2.1 m,显著地提高了跨街道的手机定位精度,为车辆及行人导航等应用提供了参考。

关键词:阴影匹配;低通滤波;城市峡谷;全球导航卫星系统;手机定位

中图分类号:P228

文献标志码:A

近年来,随着全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)和智能手机的蓬勃发展,各种基于定位的手机应用给大众生活提供了更加便捷和智能的服务,包括基于位置的服务(location-based services, LBSs)、快递派送、行人及车辆导航、紧急呼救服务,以及面向重大公共卫生事件的服务等^[1-5]。在空旷区域,手机GNSS可提供米级甚至分米级精度的定位服务^[6-7]。但是城市环境中的卫星信号容易受到建筑物、车辆或者基础设施的阻挡、反射和衍射,引起多径干扰,接收非直射(non-line-of-sight, NLOS)信号,观测卫星数量不足,以及几何精度因子(geometric dilution of precision, GDOP)变大的问题,导致GNSS的定位误差高达几十米或上百米,某些环境中甚至无法定位^[8-10]。城市环境下手机的定位精度亟待提高,从而满足车道级导航、网约车等应用对精确定位的需求^[11]。

得益于数字三维(three-dimensional, 3D)城市模型的发展,许多研究基于3D预测卫星信号的可视性或者估计NLOS的几何延迟,以减轻多径和NLOS带来的影响^[12-13]。阴影匹配(shadow

matching, SM)是其中一个典型的基于位置域的算法,通过比较信号强度和预测的信号可视性来确定用户的位置^[14]。初期,不同的研究团队独立地提出了多种基于卫星信号可视性的预测方法来提高定位精度,包括Tiberius等^[15]提出的指纹匹配方法, Saab等^[16]提出的强度匹配(power matching, PM)方法,以及Groves团队提出的GNSS SM方法^[14]。Groves团队利用仿真数据验证了SM方法能有效提高GNSS的过街精度^[14],并进一步通过实测数据在城市峡谷中评估了SM方法,其有效地识别了街道和人行道^[17]。Suzuki等^[18]扩展研究了在反射与衍射情况下的改善算法。Wang等^[19]加入衍射模型改善SM方法,同时更全面地评估了该方法在城市峡谷中的定位精度。Wang、Isaacs等人进一步利用贝叶斯估计、粒子滤波、扩展卡尔曼滤波等方法将SM方法应用于动态定位^[20-24]。机器学习的方法也被应用于改善SM方法^[25]。SM方法能有效地在位置域上提高垂直街道方向的定位精度,而不需要GNSS原始观测值。

传统SM方法使用信噪比(signal-to-noise ra-

收稿日期:2021-05-31

项目资助:国家重点研发计划(2016YFB0501803)。

第一作者:罗欢,博士生,主要从事城市峡谷定位研究。hilarly.luo@connect.polyu.hk

通讯作者:翁多杰,博士,博士后。duojieweng@gmail.com

tio, SNR)来匹配最佳用户位置,但是手机信号的SNR波动太大,由单一历元SNR推测的可见性与实际可见性并不符合,常常无法准确区分直射(line-of-sight, LOS)和NLOS信号,从而影响SM方法的性能;另一方面,由于建筑物的相似性,不同区域的卫星可见性相似,由SM方法得到的有效候选点可能会分布在这些区域,传统的K最邻近点(K-nearest neighbors, KNN)算法却不能将靠近真值的候选点与远离真值的候选点区分开,也会引起较大的定位误差。针对上述问题,本文采用低通滤波的方法减小SNR的波动,从而提高卫星信号实测可见性分类的准确性及稳定性;在此基础上,基于SNR滤波提出聚类阴影匹配(cluster shadow matching, Cluster-SM)算法,将有效的高分候选点按照位置分组,进而提高由跨街道引起的定位误差,并且利用多GNSS定位系统有效改善SM方法的精度与稳定性。

1 改进的SM方法

SM的原理是通过比较接收到的卫星信号是否可见,将接收机的位置匹配到街道的特定区域。本文在目标区域确定格网点,通过地面点、卫星及建筑物的几何关系,确定每颗卫星相对于各地面点的可见性。对所有卫星信号的可见性进行迭代匹配,所有卫星匹配度高的区域为该方法的位置解。Cluster-SM方法的基本流程如图1所示。该方法可以应用于单个历元,因此,该方法适用于静态和动态实验。

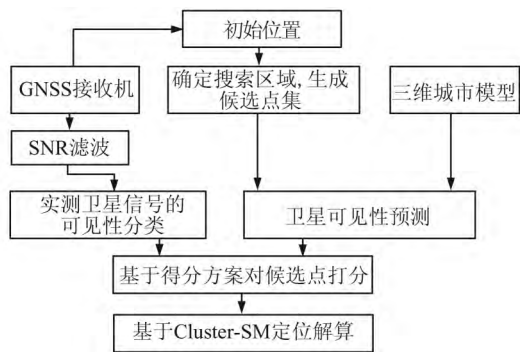


图1 阴影匹配方法流程图

Fig. 1 Flowchart of Shadow Matching

1) 候选点集的确定。根据GNSS接收机的原始定位结果获得初始位置 P_0 ,以 P_0 为中心点确定搜索区域,一般选用固定的圆形区域或矩形区域生成相应的候选点集。

2) SNR滤波。GNSS接收机的原始观测值

或者NMEA-0183格式数据包含了每颗卫星的SNR。传统SM方法中,原始的SNR观测值直接用于实测信号的可见性分类。而在实际环境中,由于手机内置的GNSS芯片噪声较大、城市峡谷中接收GNSS信号易受环境影响,在同一地点接收到卫星信号的SNR也会有较大的波动,因此单一历元的SNR常常无法准确区分LOS和NLOS信号^[26],此时由SNR推测的可见性与实际可见性并不符合,从而造成较大的定位误差。本文采用低通滤波的方法提高手机SNR的稳定性与准确性,平滑后的SNR表示为:

$$\overline{\text{SNR}}_k = \alpha \cdot \text{SNR}_k + (1 - \alpha) \cdot \overline{\text{SNR}}_{k-1}, \quad k - k_{\text{pre}} < T_{\text{threshold}} \quad (1)$$

式中, α 是平滑因子; k 为历元; k_{pre} 为信号失锁的时刻; $T_{\text{threshold}}$ 为滤波重置的失锁时间阈值。

考虑到实测条件下,某些卫星会出现失锁的情况,因此当信号断开的历元大于特定阈值 $T_{\text{threshold}}$ 后,该卫星的滤波会自动重置,而不受之前历元的影响。

3) 卫星可见性的预测。在步骤1)确定的每个候选点上,利用星历计算接收到的每颗卫星相对于地面点的高度角和方位角,并通过三维城市模型计算卫星对该地面点是否可视。

4) 基于低通滤波的实测卫星的可见性分类。如果卫星信号为LOS,其SNR值较高,则该卫星观测可见;若卫星信号经过建筑物或其他物体反射或者衍射后到达接收机,其SNR值较低,则该卫星观测不可见;若LOS卫星受多径影响,或者NLOS卫星有稳定强反射点,其SNR值会比LOS卫星低,比NLOS卫星高。因此,采用Hsu等^[12]的分类方法将SNR分为3类,其具体阈值根据所用的GNSS接收机确定,本文采用手机接收卫星信号,分类的阈值如表1所示。

5) 候选点打分。基于步骤2)和步骤4)中确定的候选点上每颗卫星预测和实测的可见性,进行匹配打分,本文采用表1的分类进行打分。完成打分后,每个候选点上对应的所有卫星的可见性匹配得分的总和为该候选点的得分。

表1 卫星SNR和可见性预测分类的打分方案/dB

Tab.1 Score Scheme of Satellite SNR and Predicted Visibility/dB

卫星信号	≥ 35	< 25	$[25, 35)$
LOS	1	0	0.5
NLOS	0	1	0.5
LOS/NLOS	0.5	0.5	0.5

6) 基于 Cluster-SM 方法的定位解算。完成步骤 5) 对于所有候选点的打分后, 得分最高的候选点被确定为接近真值的点。

通常来说, 得分最高的候选点不止一个, 因此, 传统的 SM 方法采用 KNN 确定 SM 方法的最终位置, 其计算公式表示为:

$$C_{\text{pos}} = \operatorname{argmax} \left[\sum_{i=1}^n S(SV_i, C) \right] \quad (2)$$

式中, C_{pos} 表示得分最高的候选点集; $S(SV_i, C)$ 为候选点卫星 i 相对于候选点 C 的得分; pos 表示 SM 方法的定位解算结果:

$$\text{pos} = \frac{\sum_{j=1}^m C_{\text{pos},j}}{m} \quad (3)$$

式中, m 为式(2)中得到的高分候选点集的个数。

前文提到, 由于建筑物的相似性, 特别是对于相邻的平行街道, 不同区域的卫星可见性会相似, 由 SM 方法得到的有效候选点可能会分布在这些区域。而传统的 KNN 算法不能有效区分正确的街道, 且大大增加了由跨街道引起的定位误差, 因此本文提出基于位置域的聚类方法, 该方法能有效区分位于不同街道的高分地面点集, 从而提高定位解算的稳定性与准确性:

$$C_{\text{pos}}^{\text{group}_m} = \operatorname{cluster}(C_{\text{pos}}, \epsilon, P) \quad (4)$$

式中, group_m 为通过聚类方法后, 高分点集的 m 个分组; ϵ 是聚类方法中的距离阈值; P 为组成分组的最小点数。

确定高分点集的分组后, 取组内有效高分点数小于 2 的组为误差组。排除误差组后, 选择点集内包含点数最高的组为最终点集, 并根据最终点集确定过街方向的定位结果。

2 实验结果分析

实验场景位于中国香港旺角地区的城市峡谷场景, 实景图如图 2 所示。该地区的建筑物楼层较高, 建筑密集, 街道狭窄, 是以香港为代表的大城市中典型的峡谷场景。首先在该区域内采用 Huawei Mate20 手机采集了静态实验的 GNSS 原始数据, 用于分析传统算法的优势与缺陷, 并讨论了优化 SM 方法的性能。

2.1 SNR 滤波结果分析

静态实验中, 较短时间内, 卫星相对于地面点的高度角和方位角变化极小, 卫星的可见性和不可见性基本保持一致, 故每颗卫星的 SNR 在短时间内也应保持一致。但是低成本的 GNSS 接

收机观测的卫星信号的 SNR 波动较大(如图 3(a)、3(c)、3(e) 所示), 会降低卫星可见性的匹配精度。本文选用了同一卫星系统(北斗导航卫星系统)的 3 颗典型卫星, 包括 LOS、NLOS(有稳定强反射点)及 NLOS 信号, 分别如图 3(a)~3(f) 所示。由图 3 可以看出, 采用低通滤波的方法降低了卫星信号的 SNR 波动。



图 2 实验环境

Fig. 2 Environment of Test Areas

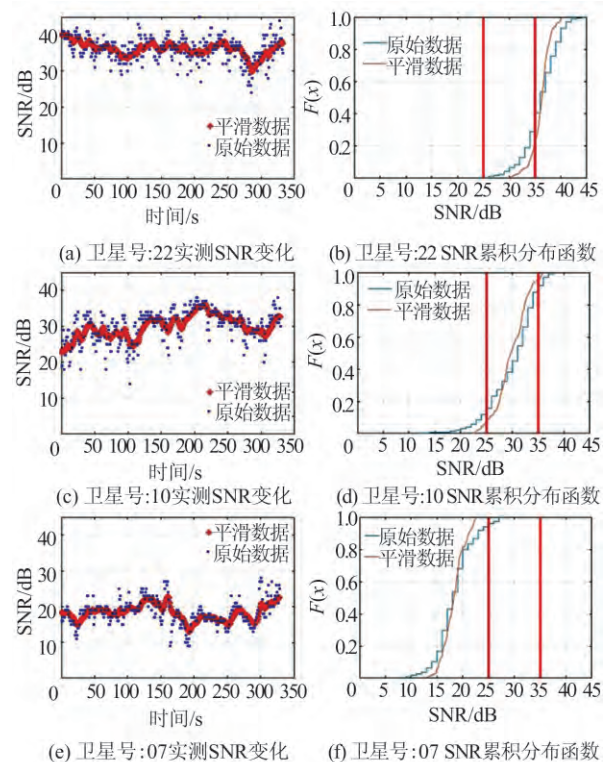


图 3 实测卫星的 SNR 变化及累积分布函数

Fig. 3 Variation and Cumulative Distribution Function (CDF) of SNR

基于 3D 模型, 率先在正确位置上完成各信号的可见性预测。基于本文对实测数据的 SNR 分类, $\text{SNR} \geq 35 \text{ dB}$ 的信号被视为 LOS 信号, $25 \text{ dB} \leq \text{SNR} < 35 \text{ dB}$ 时被视为多径信号或强反射 NLOS 信号, 而 $\text{SNR} < 25 \text{ dB}$ 时被视为 NLOS 信号。LOS、NLOS(稳定强反射点)及 NLOS 信

号的SNR在相对应的范围内即为分类正确。如图3(b)、3(d)、3(f)的SNR累积分布函数,3类卫星信号的原始观测的SNR分类错误率为5%~30%。滤波后,SNR分类的错误率降低至0%~20%,可见卫星信号实测可见性分类的准确性及稳定性提高了。

本文采用多卫星系统的观测值,比较了手机接收的多系统的卫星信号滤波后的SNR,从5个系统中分别选取了3颗典型卫星,包括LOS、LOS(受多径影响)或NLOS(有稳定强反射点)

及NLOS信号,统计了共15颗卫星的SNR分布,如图4所示。

由图4可知,手机接收的不同系统的卫星信号的SNR变化相似,在3类信号分类中的一致性高,高于70%的LOS信号的SNR大于35 dB,高于90%的多径或有强反射点的NLOS信号的SNR介于25~35 dB之间,而接近100%的NLOS信号的SNR低于25 dB,表明基于滤波的多系统实测数据的SNR分类的正确性高。

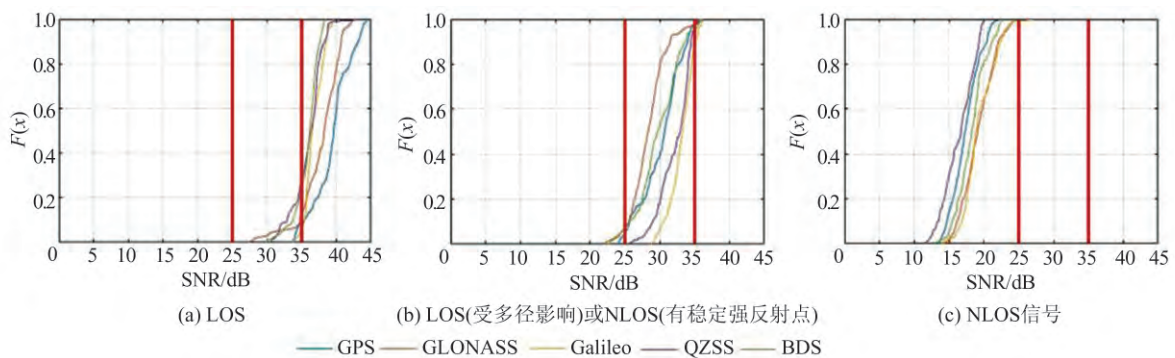


图4 实测多系统卫星的SNR累积分布函数比较
Fig. 4 Comparison of SNR CDF of Multiple GNSS Systems

2.2 卫星可见性预测

本文采用中国香港地政署提供的全香港地区的城市3D模型,结合地面格网点和卫星星历,预测卫星信号的可见性。图5表示了香港旺角地区的3D模型图,其中包含各个建筑物和基础设施的3D建模。基于地面格网点和卫星星历,可以确定地面点 $C_{pos,j}$ 和卫星 SV_i 的几何关系,构造向量 $\overrightarrow{Line}_{C_{pos,j}^{SV_i}}$,通过遍历搜索范围内的所有建筑物的面是否与向量相交,确定卫星 SV_i 对于地面点 $C_{pos,j}$ 是否可视。

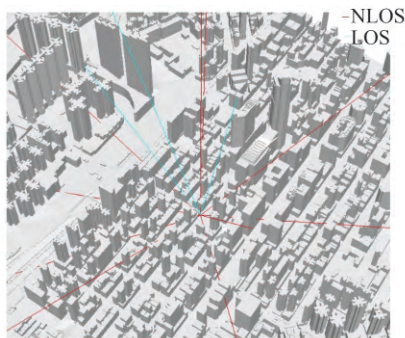


图5 卫星可见性预测示意图
Fig. 5 Illustration of Satellite Visibility

完成有效建筑物面的遍历计算后,所有卫星相对于地面点的可见性被确定,图5中红色线为NLOS信号,而蓝色线为LOS信号。预测出各卫

星的可见性后,分析一个历元的卫星信号的SNR和可见性预测,如图6所示。

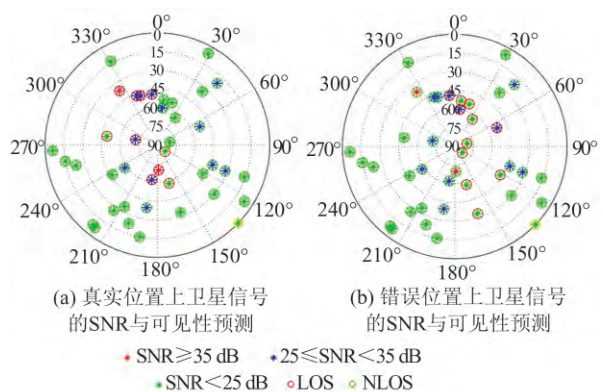


图6 不同位置上卫星信号的天际分布图
Fig. 6 Sky Plots of Satellite Signals on True Position and Wrong Position

由图6可知,在真实位置上,更多的卫星信号的SNR分类与可见性预测匹配。例如,两颗实测的卫星信号的 $SNR > 35$ dB,标记为红色星号,此时预测的卫星信号为LOS信号,标记为红色圈号,其余的大部分实测 $SNR < 25$ dB的卫星也相应地预测为NLOS信号;而在错误位置上,预测为LOS卫星的SNR更低,而预测为NLOS的SNR更高。

2.3 优化定位算法分析

当GNSS的原始定位精度低时,候选点的范围会相应地扩大,此时分布在不同街道的候选点会位于搜索范围中。由于相邻街道的建筑物的相似性,相邻街道的同侧候选点上大部分卫星的几何分布相似,此时SM确定高分候选点会分布在两条街道上。本文选取了一个历元的候选点分布进行说明,如图7所示,玫红色星号点为传统GNSS方法确定的位置,红色星号点为真实位置,圆点代表传统SM方法确定的搜索范围内所有的候选点,黑色圆圈点为采用SM方法确定的高分候选点。

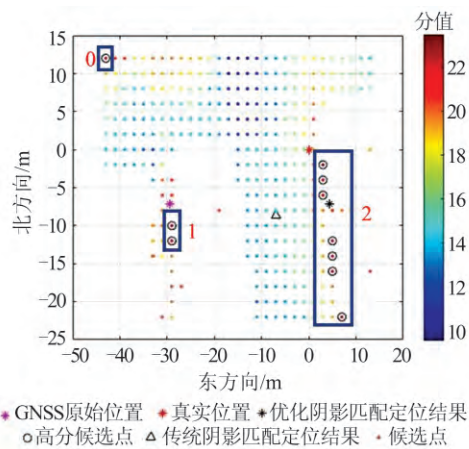


图7 传统阴影匹配算法的候选点得分分布图

Fig.7 Distribution of Candidate Scores from Conventional Shadow Matching Algorithm

采用传统SM方法计算所有候选点的得分后,图7中黑色圆圈点为最高分的候选点,用传统KNN定位方法解算后,黑色三角形代表SM方法的最终定位结果。分析图7可知,按照地理位置可将高分候选点分为3个不同区域的高分点集,分别表示为蓝色框0、1、2。其中0号点集为误差点,1号点集与2号点集分布于平行的相邻街道上,都位于街道右侧,其中区域2靠近真实位置。采用KNN方法解算后,定位结果位于两个区域的中心而远离真实位置,降低了跨街道的定位精度。

本文采用优化定位算法对高分候选点采用基于位置域的聚类分析,将高分候选点区分为不同的点集,如图8所示。高分候选点分为0、1、2三个区域,分别为红色、绿色、蓝色实心点。其中0号点集为误差点(单个点不构成点集),1号和2号点集为有效点集。

基于聚类结果,根据组内的高分点的个数确定有效点集,其中2号点集为最终确定点集,进而

基于2号点集解算过街方向的定位结果,如图8中黑色星号点所示,其过街位置通过优化定位方法确定,而沿街方向的精度由GNSS原始位置确定。该历元的过街方向的定位误差由原始GNSS解算结果的30 m提高至4 m,高于传统SM方法获得的7 m。同时,优化定位算法能有效地将过街方向的位置定位于街道边缘,而传统的SM方法则将接收机定位于街道中央。

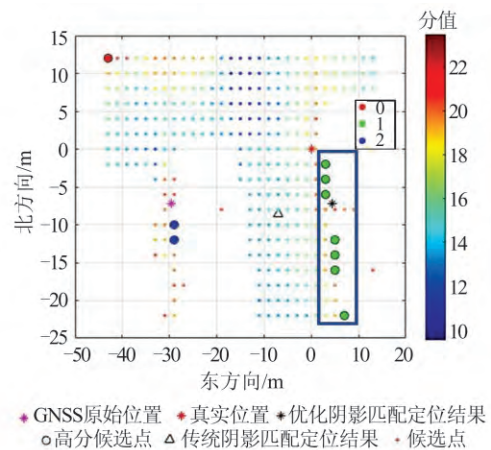


图8 高分候选点集聚类分析

Fig.8 Cluster Analysis on Candidates with High Scores

2.4 动态实验结果

为了进一步测试优化SM方法的性能,本文在同一地区使用同一手机进行了动态实验。采用Huawei Mate20手机采集GNSS数据,实验路径如图9(a)所示,其中真值由步频和步长内插获得,其精度由Luo等^[8]验证。

与真值对比可知,传统GNSS的定位误差高达30 m,见图9(b)。本次实验的街道的方向与正北方向夹角为170°,接近于正北方向,因此本文以东方向近似为过街方向,北方向为沿街方向。诸多研究表明,在街道建筑类似的情况下,SM方法在提高沿街方向的优势不明显,因此这里着重分析过街方向的定位精度,即动态实验中的东方向。由图9(b)可知,传统GNSS定位结果的过街误差为-14~27 m。

1)利用动态实验分析采用SNR滤波对SM方法的定位影响

图10(a)为基于原始SNR及滤波SNR观测值的KNN-SM方法定位结果比较,可知SNR滤波后的定位结果相对于基于原始SNR定位的结果更稳定,但是由于GNSS的过街精度低,传统SM方法无法判断正确的街道,因此传统的KNN-SM方法无法提高过街精度,其定位结果位于两条相邻街道的中心线附近。

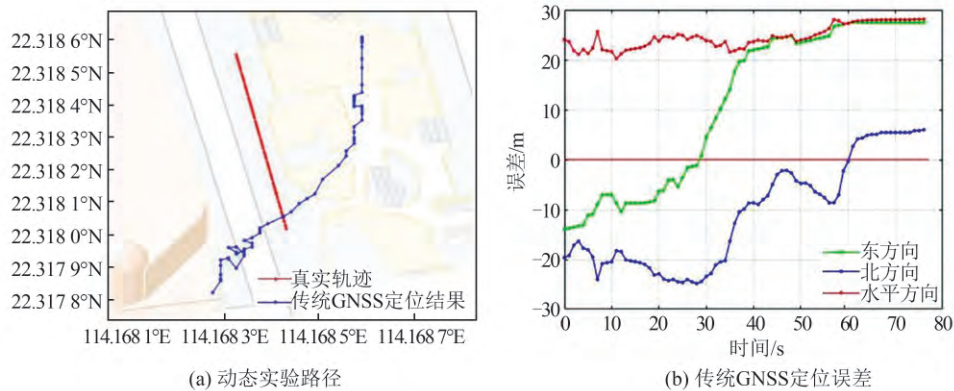


图9 动态实验路径及传统GNSS定位误差

Fig. 9 Test Routes and GNSS Positioning Results

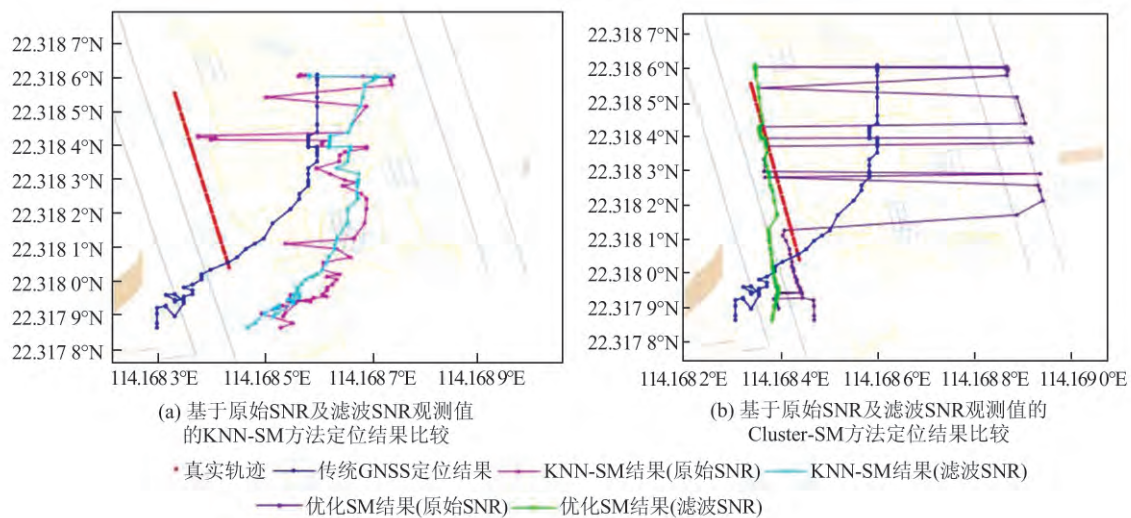


图10 基于原始SNR及滤波SNR观测值的KNN-SM方法及优化Cluster-SM方法的定位结果比较

Fig. 10 Comparison of Positioning Results Using KNN-SM and Improved Cluster-SM Based on Raw SNR and Filtered SNR, Respectively

2) 利用动态实验分析的优化 Cluster-SM 方法对定位精度的影响

对比图 10(a)、10(b) 可知, Cluster-SM 方法能有效地将相邻两条街的候选点区分开, 进而将定位结果约束在街道一侧, 如图 10(b) 中将接收机准确定位于街道右侧。但是 SNR 的波动会降低实测信号分类的准确性, 从而使 Cluster-SM 方法在某些历元无法正确确定用户所在的街道, 引起较大的跨街道误差。相比于传统 GNSS 将接收机定位于两条街道中部的结果, Cluster-SM 方法将接收机定位于错误街道带来的跨街道误差会大大降低整体的定位精度。基于 SNR 滤波, 高准确率的信号分类使 Cluster-SM 方法能更有效地确定接收机所在的正确街道, 从而大大提高了 SM 方法的定位精度, 其定位结果更为稳健。

图 11 比较了不同方法的过街方向定位结果及其定位误差, 可知 SNR 滤波方法能有效地提高

SM 方法的稳定性; Cluster-SM 方法能大幅提高传统 GNSS 定位结果的过街精度。当传统 GNSS 定位结果位于不同街道之间时, 基于 SNR 滤波的 Cluster-SM 方法能正确确定接收机所在街道。

表 2 为不同方法在动态实验中的定位误差。从表 2 中可以看出, 采用 KNN-SM 方法能将原始 GNSS 定位误差从 19.4 m 提高至 15.3 m, 与采用 SNR 滤波方法的精度相近。采用 Cluster-SM 方法能区分相邻的街道, 并将定位结果约束在街道一侧, 如图 10(b) 中基于 Cluster-SM 的定位算法将接收机确定于街道的右侧方向, 在大多数历元中能将接收机定位于正确的街道; 然而 SNR 的波动导致 Cluster-SM 定位方法会将接收机定位于错误的相邻街道, 引起跨街道误差, 从而大大增加基于 Cluster-SM 方法的整体定位误差。可见, 采用 SNR 滤波方法提高了卫星信号实测可见性分类的正确性, 同时采用 Cluster-SM 定位方法区

分相邻街道,使优化算法能确定接收机所在的街道及区域,显著提升过街方向的定位精度至 2.1 m。

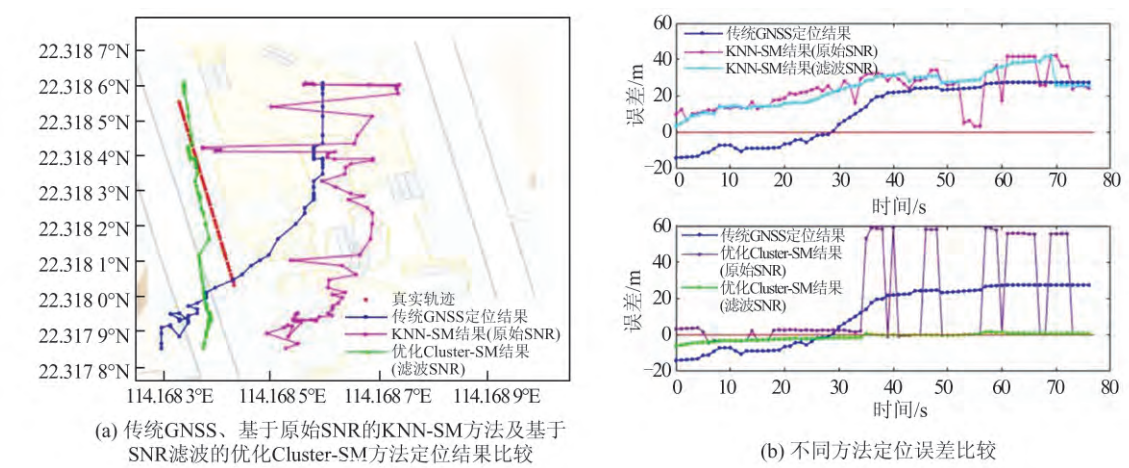


图 11 定位结果及过街方向误差比较
Fig. 11 Positioning Results and Errors in Cross Street Direction

表 2 不同方法过街方向定位误差比较
Tab. 2 Comparison of Positioning Errors in Cross-Street Direction of Different Methods

方法	原始/滤波	定位精度/m
传统 GNSS	—	19.4
KNN-SM	原始 SNR	15.3
	滤波 SNR	15.3
Cluster-SM	原始 SNR	29.8
	滤波 SNR	2.1

3 结 语

在城市峡谷区域,手机采集的卫星信号的 SNR 波动降低了实测可见性分类的正确性,本文提出低通滤波的方法减小 SNR 波动,从而提高基于 SNR 分类实测卫星信号可见性的正确率。通过比较多系统卫星信号的 SNR,发现手机接收的不同系统的卫星信号的 SNR 变化一致,且能达到高正确率的实测数据的可见性分类。同时,本文在分析 KNN-SM 方法无法有效区分相邻街道的基础上,提出了基于位置域的 Cluster-SM 定位算法。该算法考虑真实城市峡谷场景中,相邻街道建筑物具有强相似性,导致 SM 方法获得的有效高分点位于不同街道中,引起跨街道定位误差的情况,通过引入基于位置域的聚类方法分类,识别位于不同街道的高分点,显著降低过街方向的定位误差。实验结果表明,SNR 滤波方法将 SNR 分类的错误率由 5%~30% 降低至 0%~20%;同时,基于 SNR 滤波的优化 Cluster-SM 方法,将传统 GNSS 定位结果的精度由 19.4 m 显著提高至 2.1 m。该算法可以解决由 SNR 波动引起的实测

可见性分类正确性低及不稳定的问题,同时解决了因相邻街道可见性相似的情况带来的跨街道误差,显著提高了城市峡谷环境中手机定位的过街方向精度,为车道级导航以及基于位置服务的各类应用提供了重要的参考。

参 考 文 献

[1] Shin K G, Ju X E, Chen Z G, et al. Privacy Protection for Users of Location-Based Services[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2012, 19(1): 30-39

[2] Weinlich M, Kurz P, Blau M B, et al. Significant Acceleration of Emergency Response Using Smartphone Geolocation Data and a Worldwide Emergency Call Support System[J]. *PLoS One*, 2018, 13(5): e0196336

[3] Groves P D, Adjrad M. Performance Assessment of 3D-Mapping-Aided GNSS Part 1: Algorithms, User Equipment, and Review[J]. *Navigation*, 2019, 66(2): 341-362

[4] Ricker B, Twente U O, Roth R, et al. Mobile Maps and Responsive Design[J]. *Geographic Information Science & Technology Body of Knowledge*, 2018, 2:2 577-2 848

[5] Guo Chi, Wang Mengyuan, Gao Kefu, et al. Location-Based Service Technologies for Major Public Health Events: Illustrated by the Cases of COVID-19 Epidemic[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(2): 150-158 (郭迟, 王梦媛, 高柯夫, 等. 面向重大公共卫生事件的位置服务技术: 以 COVID-19 疫情为例[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2021, 46(2): 150-158)

[6] Zhang X H, Tao X L, Zhu F, et al. Quality Assess-

- ment of GNSS Observations from an Android N Smartphone and Positioning Performance Analysis Using Time-Differenced Filtering Approach [J]. *GPS Solutions*, 2018, 22(3): 1-11
- [7] Zhang Kaishi, Jiao Wenhai, Li Jianwen. Analysis of GNSS Positioning Precision on Android Smart Devices [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(10): 1 472-1 477 (张楷时, 焦文海, 李建文. Android智能终端GNSS定位精度分析[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2019, 44(10): 1 472-1 477)
- [8] Luo H, Li Y X, Wang J X, et al. Integration of GNSS and BLE Technology with Inertial Sensors for Real-Time Positioning in Urban Environments [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 15 744-15 763
- [9] Hsu L T. Analysis and Modeling GPS NLOS Effect in Highly Urbanized Area [J]. *GPS Solutions*, 2017, 22(1): 1-12
- [10] Xia Jingchao, Ye Shirong, Liu Yanyan, et al. Wi-Fi Assisted GPS Positioning with Fixed Geodetic Height [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(1): 52-55 (夏敬潮, 叶世榕, 刘炎炎, 等. Wi-Fi辅助下附有高程信息的GPS定位[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2014, 39(1): 52-55)
- [11] Yu Xingwang, Zhang Xiaohong, Liu Jingnan, et al. GPS/DR Original Observation Integrated Navigation and Positioning [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(2): 236-239 (于兴旺, 张小红, 刘经南, 等. GPS/DR原始观测值组合导航定位研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2009, 34(2): 236-239)
- [12] Hsu L T, Gu Y L, Kamijo S. 3D Building Model-Based Pedestrian Positioning Method Using GPS/GLONASS/QZSS and Its Reliability Calculation [J]. *GPS Solutions*, 2016, 20(3): 413-428
- [13] Adjrad M, Groves P D, Quick J C, et al. Performance Assessment of 3D-Mapping-Aided GNSS Part 2: Environment and Mapping [J]. *Navigation*, 2019, 66(2): 363-383
- [14] Groves P D. Shadow Matching: A New GNSS Positioning Technique for Urban Canyons [J]. *Journal of Navigation*, 2011, 64(3): 417-430
- [15] Tiberius C, Verbree E. GNSS Positioning Accuracy and Availability within Location Based Services: The Advantages of Combined GPS-Galileo Positioning [C]//The 2nd ESA/ESTEC Workshop on Satellite Navigation User Equipment Technologies. Granados CS. Noordwijk, Citeseer: ESA Publications Division, 2004: 1-12
- [16] Saab S S, Kassas Z M. Power Matching Approach for GPS Coverage Extension [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2006, 7(2): 156-166
- [17] Groves P D, Wang L, Ziebart M. Shadow Matching: Improved GNSS Accuracy in Urban Canyons [J]. *GPS World*, 2012, 23(2): 14-18
- [18] Suzuki T, Kubo N. GNSS Positioning with Multipath Simulation Using 3D Surface Model in Urban Canyon [C]// The 25th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS 2012), Nashville, Tennessee, 2012
- [19] Wang L, Groves P, Ziebart M. GNSS Shadow Matching: Improving Urban Positioning Accuracy Using a 3D City Model with Optimized Visibility Prediction Scoring [C]// The 25th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS 2012), Nashville, Tennessee, 2012
- [20] Wang L, Groves P D, Ziebart M K. Smartphone Shadow Matching for Better Cross-Street GNSS Positioning in Urban Environments [J]. *Journal of Navigation*, 2015, 68(3): 411-433
- [21] Wang L. Kinematic GNSS Shadow Matching Using a Particle Filter [C]// The 27th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+ 2014), Tampa, Florida, 2014
- [22] Isaacs J T, Irish A T, Qutit F, et al. Bayesian Localization and Mapping Using GNSS SNR Measurements [C]//IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium. Monterey, CA, USA, 2014
- [23] Yozevitch R, Moshe B B. A Robust Shadow Matching Algorithm for GNSS Positioning [J]. *Navigation*, 2015, 62(2): 95-109
- [24] Adjrad M, Groves P D. Intelligent Urban Positioning: Integration of Shadow Matching with 3D-Mapping-Aided GNSS Ranging [J]. *Journal of Navigation*, 2018, 71(1): 1-20
- [25] Xu H S, Angrisano A, Gaglione S, et al. Machine Learning Based LOS/NLOS Classifier and Robust Estimator for GNSS Shadow Matching [J]. *Satellite Navigation*, 2020, 1(1): 1-12
- [26] Lu Y W, Ji S Y, Chen W, et al. Assessing the Performance of Raw Measurement from Different Types of Smartphones [C]//The 31st International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+ 2018), Miami, Florida, 2018

An Improved Shadow Matching Method for Smartphone Positioning

LUO Huan¹ WENG Duojie¹ CHEN Wu¹

¹ Department of Land Surveying and Geo-Informatics, The Hong Kong Polytechnic University, Hung Hum, Hong Kong, China

Abstract: Objectives: Mobile phone positioning is a widely used approach for navigation, which has broad application prospects. The global navigation satellite system (GNSS) is widely used in smartphone positioning, but its performance can be degraded in urban canyons because of signal reflections or blockages. Shadow matching (SM) based on the three-dimensional (3D) city model can effectively improve positioning accuracy in cross-street direction. However, variation of signal-to-noise ratio (SNR) is large using smartphone for GNSS signal reception while the conventional method fails to distinguish neighboring streets, hence, greater cross-street errors. **Methods:** This paper proposes an improved SM method together with SNR smoothing implemented in smartphones to improve the positioning accuracy in urban canyons. Firstly, a SNR smoothing method based on low-pass filter is proposed to mitigate the variation, and further to improve the correctness and stability of the visibility classification based on observations. On this basis, an improved SM, namely cluster shadow matching (Cluster-SM), is proposed, in which, the effective candidate points are clustered related to their locations. **Results:** Experiment results showed that SNR smoothing reduces error rate of the SNR classification from 5% – 30% to 0% – 20%, while the implementation of optimization Cluster-SM based on SNR filtering significantly improve the GNSS positioning accuracy from 19.4 m to 2.1 m in dynamic test, compared to conventional method. **Conclusions:** This shows the effectiveness of the novel approach in increasing positioning accuracy with the ability to distinguish neighboring streets, which provides opportunities to implement the smartphones in location-based services applications, pedestrian positioning or vehicle navigation which requires a higher positioning accuracy.

Key words: shadow matching; low-pass filter; urban canyon; GNSS; smartphone positioning

First author: LUO Huan, PhD candidate, specializes in urban canyon positioning. E-mail: hilary.luo@connect.polyu.hk

Corresponding author: WENG Duojie, PhD, postdoctoral fellow. E-mail: duojieweng@gmail.com

Foundation support: The National Key Research and Development Program of China (2016YFB0501803).

引文格式: LUO Huan, WENG Duojie, CHEN Wu. An Improved Shadow Matching Method for Smartphone Positioning[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(12):1907–1915. DOI:10.13203/j.whugis20210275 (罗欢, 翁多杰, 陈武. 一种改进的手机阴影匹配定位方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(12):1907–1915. DOI:10.13203/j.whugis20210275)