引文格式:李岚,朱锋,刘万科,等.城市分类场景的GNSS伪距随机模型构建及其定位性能分析[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(3):545-553.DOI:10.13203/j.whugis20220598

Citation:LI Lan,ZHU Feng,LIU Wanke,et al.GNSS Pseudorange Stochastic Model for Urban Scenes Classification and Its Positioning Performance Analysis[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(3):545-553.DOI:10.13203/j.whugis20220598

城市分类场景的GNSS伪距随机模型构建及其定位性能分析

李 岚[1,2] 朱 锋[1] 刘万科[1] 张小红[1,3]

1 武汉大学测绘学院,湖北 武汉,430079

2 长沙金维集成电路股份有限公司,湖南 长沙,410000

3 武汉大学中国南极测绘研究中心,湖北 武汉,430079

摘 要:城市复杂场景容易引起全球导航卫星系统(global navigation satellite system,GNSS)信号出现中断、衰减、多径和非视距严重等问题,难以保证GNSS定位服务的可用性、连续性与可靠性。为提高城市复杂场景下的GNSS定位性能,提出了一种精细构建城市分类场景GNSS随机模型的方法,利用高精度组合导航设备提供动态参考基准实现伪距误差精确提取,通过分析不同城市场景下的GNSS信号特征与影响因素,建立了分场景随机模型。实际车载测试表明,分场景随机模型能有效减弱部分定位粗差的影响,相比于经典高度角随机模型,水平、垂直定位精度分别提升16.76%、16.18%;相比经典信噪比随机模型,水平、垂直定位精度分别提升18.68%、17.72%。所提方法为实现复杂场景下随机模型的弹性优化提供了新思路。

关键词:GNSS随机模型;伪距误差提取;分类场景

中图分类号:P228 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-02-10

DOI:10.13203/j.whugis20220598 **文章编号**:1671-8860(2025)03-0545-09

GNSS Pseudorange Stochastic Model for Urban Scenes Classification and Its Positioning Performance Analysis

LI Lan[1,2] *ZHU Feng*[1] *LIU Wanke*[1] *ZHANG Xiaohong*[1,3]

1 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 JinWei Integrated Circuit Co. Ltd, Changsha 410000, China

3 Chinese Antarctic Center of Surveying and Mapping, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: **Objective**: Harsh urban contexts may cause positioning problems, such as interruption, attenuation, and serious multipath error. It's difficult to ensure the availability, continuity and reliability of GNSS positioning services. To improve GNSS positioning performance in complex urban contexts, this paper proposes a method for constructing GNSS stochastic models adapting to different urban contexts. **Methods**: First, GNSS signal characteristics in different contexts are analyzed to reveal the significant discrepancy of GNSS signals in varied contexts. Then, dynamic reference benchmarks provided by high-precision integrated navigation equipment are used to extract pseudorange error accurately. In addition, appropriate error statistic (median) and impact factor (C/N0) are selected after tests. Finally, the GNSS stochastic models adapting to different urban contexts are constructed using C/N0 and pseudorange error. **Results**: The urban vehicle test shows that the stochastic model adapting to different urban contexts can effectively weaken the influence of some gross errors. Compared to elevation stochastic model, the positioning accuracy is improved by 16.76% and 16.18% in horizontal and vertical directions, and by 18.68% and 17.72% compared

基金项目:国家重点研发计划(2020YFB0505803);国家自然科学基金(42104021);湖北省科技重大项目(2021AAA010)。

第一作者:李岚,硕士,主要从事城市环境GNSS误差分析及其高精度定位算法方面的研究。lilan1@whu.edu.cn

通信作者:朱锋,博士,副研究员。fzhu@whu.edu.cn

to C/N0 stochastic model. **Conclusions**: Stochastic model reconstructed adapting to different environments can weight observations more realistic, thus improving GNSS positioning performance. It provides a new idea for resilient optimization of stochastic models in complex contexts.

Key words: GNSS stochastic model; pseudorange error extraction; scences classification

随着多频多模融合RTD(real time differential)、RTK(real time kinematic)、PPP(precise point positioning)等技术的不断发展与大批增强系统的建立,全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)已经能够在开阔环境下为用户提供亚米到厘米级的高精度动态定位服务[1-2]。但在城市峡谷、高架隧道、林荫景观等城市复杂场景下,GNSS信号易出现中断、衰减、多径和非视距严重等问题,现在常用的单一随机模型通常无法准确描述不同复杂环境造成的差异性观测误差分布,从而影响GNSS的定位精度[3]。针对这一现象,根据环境信息进行随机模型的弹性调整,实现基于观测环境的随机模型自适应优化,是提升复杂场景下GNSS定位性能的有效手段[4]。

国内外众多学者在导航场景特征分析与GNSS随机模型优化方面展开了研究。文献[5]给出了复杂环境下可视卫星数、载噪比(carrier to noise ratio, CNR)、伪距残差等GNSS信号特征。文献[6]分析了室内外GNSS车载数据的信号强度与卫星个数等特征,利用行为识别结果确定了不同场景之间的联通性,并联合支持向量机和隐马尔可夫模型实现了室内外场景识别;在GNSS随机模型优化方面,杨元喜院士团队系统地研究和发展了自适应动态导航定位的理论与方法,通过自主调整测量噪声实现量测模型对观测环境的自适应[7];文献[8]利用IGG-Ⅲ(institute of geodesy and geophysics Ⅲ weight scheme)削弱粗差的影响,根据残差更新观测噪声矩阵,实现随机模型对城市复杂环境的自适应优化;文献[9]在实现室外开阔、室外遮挡和室内场景的分类后,建立了由场景感知结果增强的量测误差估计模型,辅助卫惯组合滤波;文献[10]提出了一种基于高程、方位角和CNR的复合随机模型,该模型能够在获取监测站的地形地貌信息后进行相应模型调整;文献[11]引入了PDOP(position dilution of precision)这一影响因子,量化每一颗卫星对PDOP的贡献,并据此调整卫星权重来实现随机模型对环境的适应;文献[12-13]对智能手机的CNR随机模型参数进行了拟合标定,构建了更贴合智能手机GNSS特性的随机模型。

综上,现有研究主要是基于残差等验后信息实现的随机模型优化,或者针对单一场景、硬件进行模型调整,很少有研究直接将导航场景这一影响因素加入到模型优化的过程中。然而,GNSS观测值质量在不同导航场景下存在显著差异,固定参数的随机模型无法实现对不同导航场景下观测值统计特性的准确描述。因此,本文提出了城市分类场景的GNSS随机模型构建方法,针对随机模型与观测环境不适配的问题,提取并分析不同场景下的GNSS观测误差,构建符合观测环境的随机模型,并分析其对定位的影响。

1 城市分类场景GNSS信号分析

本文使用u-blox与高精度参考基准系统组合形成的车载数据采集平台在武汉市洪山区多路段进行城市分类场景的GNSS数据采集。数据采集实景如图1所示。其中,场景*A*位于八一路东段(图1(a)),为典型城郊环境,沿路仅有低矮建筑与树荫;场景*B*位于卓刀泉北路(图1(b)),一侧为浓密树荫,一侧开阔;场景*C*与场景*D*分别位于八一路西段(图1(c))与珞喻路(图1(d)),为两类城市场景,前者为高层建筑与树荫混合,后者为高层建筑与玻璃幕墙混合。为深入了解这4类场景对GNSS信号质量的影响,对比分析各场景下GNSS信号特征与伪距误差统计特性,具体数据见表1。



(a) 场景*A* (b) 场景*B* (c) 场景*C* (d) 场景*D*

图1 城市车载数据场景分布

Fig. 1 Scene Distribution of Urban Vehicle-Mounted Data

表 1　城市典型场景的GNSS信号质量与伪距误差统计

Table 1　Statistics of Pseudorange Error and GNSS Signal Quality in Typical Urban Scenes

场景	场景分类	可见卫星数均值	伪距误差均值/m	PDOP均值	CNR方差/(dB·Hz)^2	卫星高度角均值/(°)
A	低高度角遮挡	7.422	−0.485	3.728	43.940	39.991
B	半树荫半开阔	6.737	0.059	2.747	42.652	40.794
C	半树荫半高楼	5.822	2.742	7.172	43.298	44.139
D	城市高楼	5.106	12.987	5.626	42.959	45.572

由表1可知,从场景*A*到场景*D*,可见卫星数、CNR整体下降,PDOP、卫星高度角整体上升,伪距误差整体增大,场景复杂度逐渐提升。4类场景的GNSS信号质量与伪距误差呈现出较明显的差异,有必要针对不同场景进行随机模型的优化。

此外,场景间GNSS信号特征的差异为实现场景感知提供了可能性。参考现有场景感知研究中选取的特征[14],绘制文中4类场景下卫星数、PDOP和伪距误差分布,如图2所示。由图2可知,低高度角场景下的卫星数、PDOP与伪距误差分布最为集中,且这3类信号质量最优;场景*D*下的卫星数最小、伪距误差最值与极差最大;场景*B*与场景*C*之间的PDOP与伪距误差呈现出显著差异。利用差异性特征与各类深度学习算法,配合城市3D模型可为本文构建的城市分类场景随机模型提供准确的场景信息,进而实现复杂环境下随机模型的弹性调整,为提升随机模型在不同环境中的适用性提供新思路。

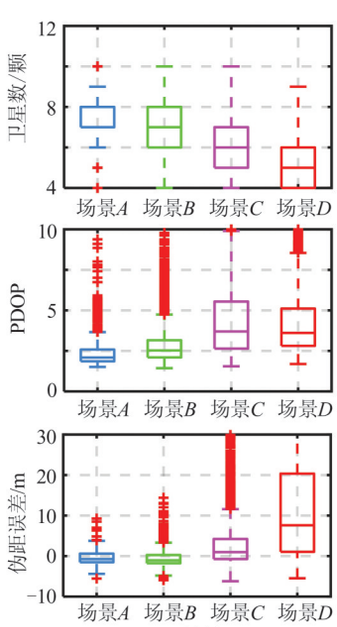


图 2　不同场景GNSS信号特征

Fig. 2　GNSS Signal Features in Different Scences

2　城市分类场景随机模型构建

GNSS随机模型用于描述各观测值的统计特性,是GNSS数学模型的重要组成部分。随机模型不仅会影响模糊度固定,同时与定位精度密切相关,在周跳和粗差探测等数据质量控制方面同样具有重要作用[15]。

现在常用的GNSS随机模型有两类:高度角随机模型和CNR随机模型。一般地,当卫星高度角较低时,观测值含有更大的大气延迟和多路径误差,因此可以根据高度角的大小对观测值方差进行估计[16]。以RTKLIB等开源代码中使用的正弦函数模型为例,观测值方差计算式为:

$$\sigma_e^2=(a_e^2+b_e^2)/\sin^2 e \tag{1}$$

式中,e为卫星高度角;a_e、b_e为给定常数,通常取a_e=0.3 m,b_e=0.3 m。

CNR是GNSS接收机输出的一个副产品。在传播过程中,GNSS信号受到对流层延迟、电离层延迟、接收机天线增益和多路径等因素的影响,CNR数值会出现波动[12]。因此,CNR也能在一定程度上反映GNSS观测值的质量。根据这一特性,建立CNR随机模型,计算式为:

$$\sigma_{\mathrm{C/N0}}^2=C_i\cdot 10^{-\frac{\mathrm{C/N0}}{10}} \tag{2}$$

式中,σ^2为观测值方差;C_i为模型系数,其取值与波长相关,实际计算中通常取C_{L_1}=0.002 24 m^2·Hz,C_{L_2}=0.000 77 m^2·Hz[17];C/N0 (carrier-to-noise density)表示载波噪声密度。

考虑到高度角与CNR均可在一定程度上反映观测数据的质量,本文提取GNSS信号特征与观测误差,对比不同场景下GNSS信号特征的差异,分析高度角与CNR对观测误差的影响,并根据分析结果构建城市分类场景的随机模型,具体流程如图3所示。首先通过城市复杂场景下的车载实验,用导航型接收机u-blox采集丰富的GNSS观测数据。为给观测值误差的提取提供准确的位置信息,搭载加拿大NovAtel公司生产的战术级惯导FSAS,联合测量型GNSS形成高精度参考基准系统。根据FSAS的性能指标,使用

Inertial Explorer软件进行数据处理,在GNSS信号连续的情况下,其平面、高程定位精度分别为0.010 m、0.015 m;在GNSS信号中断60 s、车辆行驶833 m(假设车速为50 km/h)的情况下,其平面、高程定位精度分别为0.130 m、0.050 m,能够为城市场景下的观测值误差提取提供动态参考基准。此外,利用提取的观测值误差与卫星高度角、CNR等GNSS信号特征进行场景间的差异性分析;在确定分类场景后,选取GNSS观测值误差的影响因素,并根据选取因素构建城市分类场景随机模型。特征分析已在§1中实现,下文将对误差提取与随机模型构建进行详细说明。

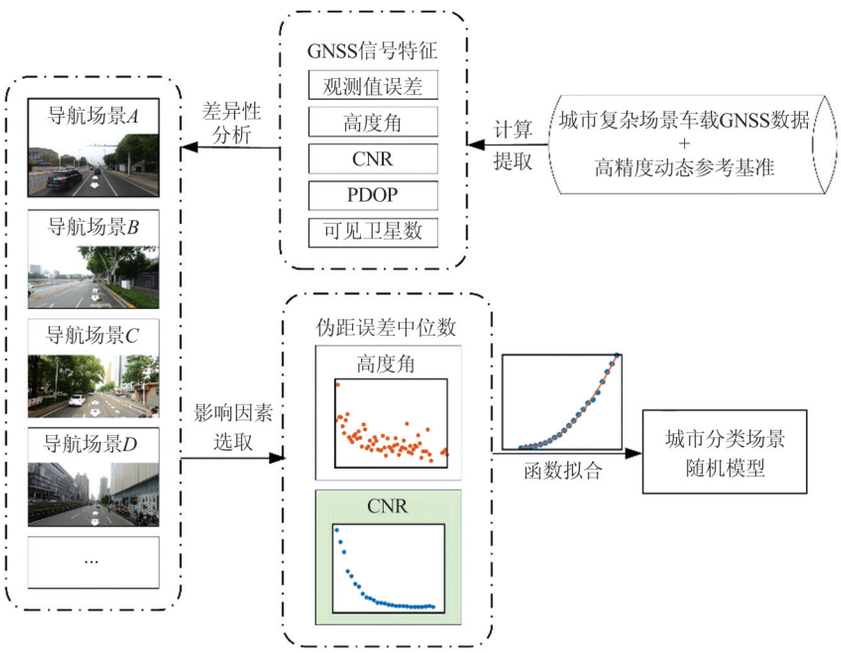


图3 城市分类场景GNSS随机模型构建流程

Fig. 3 Flowchart of GNSS Stochastic Model Construction for Typical Urban Scenes

2.1 伪距误差提取

要实现随机模型的精细构建,关键在于观测误差的准确提取。在接收机位置已知的情况下,可以通过构建星间单差观测值消除接收机端的相关误差,计算式为:

$$\Delta V_R^{ij}=\Delta P_R^{ij}-\Delta\tilde{\rho}_R^{ij}+c\cdot\Delta \mathrm{d}t^{ij}-\Delta T_R^{ij}-\Delta I_R^{ij} \tag{3}$$

式中,Δ为星间单差算子;V为伪距残差;i、j代表卫星编号;R代表接收机;P为伪距观测值;ρ为卫星与接收机之间的几何距离;c为光速;$\mathrm{d}t$为卫星钟差;T为对流层延迟;I为电离层延迟。

由于高精度参考基准系统能为接收机提供厘米级坐标,广播星历能提供卫星位置、卫星钟参数,式(3)中$\Delta\tilde{\rho}_R^{ij}$和$\Delta \mathrm{d}t^{ij}$可知;通过基于数值天气预报的UNB3m模型与Klobuchar模型计算对流层延迟与电离层延迟。因此,ΔV_R^{ij}中主要残留项为伪距噪声、多径误差与经上述模型改正后的残余误差项。由于在城市复杂环境下多径严重,其造成的伪距测量误差可能达到几米甚至几十米。在相关模型改正方面,根据IGS(international GNSS service)发布的产品信息,广播星历的Klobuchar模型改正精度为2~8 TECU、卫星钟的精度为2.5 ns,而UNB3m模型在天顶方向的预报精度为5.2 cm。对比可知,ΔV_R^{ij}中的主要影响因素为多径误差,其能够反映环境对GNSS信号质量的影响。

2.2 随机模型构建

高度角与CNR均能反映应观测数据的质量。有研究表明,高度角随机模型在处理对流层残余误差方面的效果较好,但其针对卫星信号传输过程中由于观测环境引起的衍射误差的削弱效果不如CNR随机模型[18]。因此,影响因素的选取在构建随模型时也至关重要。为此,本文对比分析了两种影响因素下伪距误差的分布情况,以场景C为例,伪距误差具体分布规律如图4所示。此外,为使统计量更贴近伪距误差的真实分布水平,本文对比分析了均值、均方根和中位数3种伪距误差统计量的分布情况,具体分布规律如图5所示。

由图4可知,从整体上看,随着CNR与高度角的变化,伪距误差呈现规律性增减,CNR与高度角越大,伪距误差越小,两者均能在一定程度上反映GNSS伪距观测值的质量。但是当信号

发生衍射时,其卫星高度角可能较大,但CNR通常要比正常情况下小,因此相比于高度角,CNR与非视距、多径效应的相关性更大[16]。由图5可知,由于城市复杂场景下非视距与多径效应严重,不同于伪距误差统计量与CNR之间存在的平滑曲线关系,随高度角变化的伪距误差统计量分布较为散乱,难以从中提取出伪距误差的分布规律。

在均值、均方根与中位数这3类统计量中,中位数具有最佳的稳健性。对于均值和均方根而言,只要存在一个较大的粗差,就会使统计量偏离数据真实的分布情况。而中位数至少能够抵御一半粗差的影响,具有更强的稳健性,用它代表全体数据的分布更合适。这一点在图5中也得到了验证,相比于均值与均方根,伪距误差的中位数数值最小且变化较光滑,更好地消除了粗差对伪距误差统计的影响。

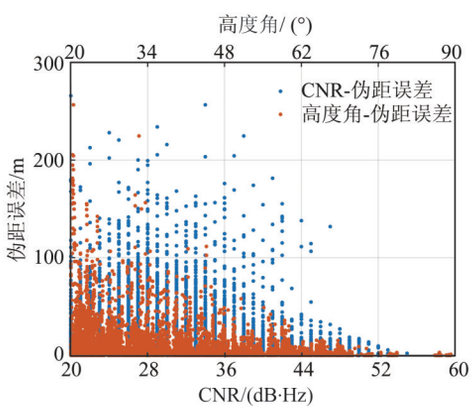


图4　场景C的伪距误差分布情况

Fig. 4　Distribution of Pseudorange Errors in Scene C

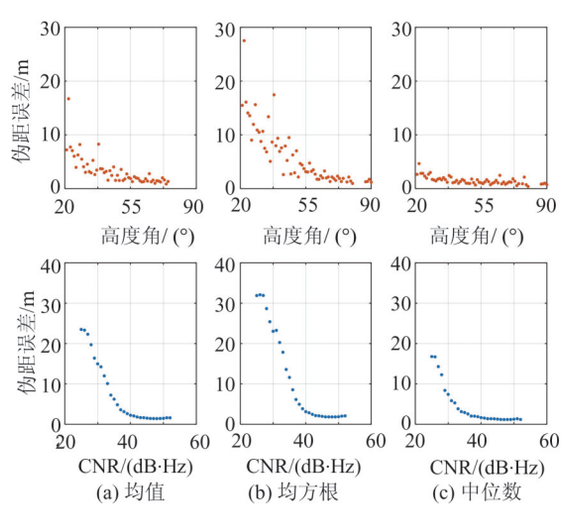


图5　场景C的伪距误差统计量随影响因素分布情况

Fig. 5　Distribution of Pseudorange Error Statistic with Influencing Factors in Scene C

综上,本文选取CNR作为影响因素,利用伪距误差中位数进行城市分类场景GNSS随机模型的构建。结合图5中伪距误差中位数与CNR的分布规律,并参考经典CNR随机模型公式,本文分场景随机模型表示为:

$$\sigma^2 = a \cdot 10^{-\frac{C/N0}{b}} + c \tag{4}$$

式中,a、b、c为模型系数,由伪距误差中位数与CNR拟合得到。具体拟合结果如图6所示。

由图6可以看出,不同场景间伪距误差与CNR的函数关系呈现出规律性变化。从场景A到场景D,随着场景复杂度的逐步提升,模型系数a逐渐增大,b逐渐减小。在CNR相同时,场景越复杂,其对应的伪距误差越大。这从函数模型构建结果的角度再一次说明,这4类场景的伪距误差分布规律存在明显差异,有必要分别进行随机模型的构建。

3　定位性能分析

3.1　实验数据说明

使用搭建的车载数据采集平台进行数据采集,形成用于随机模型构建与定位性能测试的城市车载数据集,模型构建与定位性能测试分别采用不同时段的数据。其中IMU(inertial measurement unit)的数据频率为200 Hz,GNSS的数据频率为1 Hz。数据集总路程长973.65 km,共140 895个历元。为了给随机模型构建与定位性能测试提供坐标参考基准,采用Inertial Explorer软件处理高精度惯导和GNSS数据,并利用实验前量测的杆臂将结果归算到u-blox中心,获得厘米级的参考位置信息。

3.2　GNSS定位结果分析

为验证分场景随机模型在各场景下的适用性,对比分析4类场景下分场景随机模型与经典高度角随机模型、CNR随机模型的定位结果。此外,根据获取的场景信息调用对应的随机模型,实现定位过程中随机模型的弹性优化。

图7、图8分别给出了不同场景下3种随机模型在E(东)、N(北)、U(天)方向的伪距单点定位(single point positioning, SPP)误差时序图与误差累积图。由图7、图8可知,在定位结果的平滑度与小误差占比方面,CNR随机模型在场景A、C、D下整体优于高度角随机模型,但在场景B下,主要定位影响因素是信号遮挡与大气误差,高度角随机模型优于CNR随机模型;在场景C与

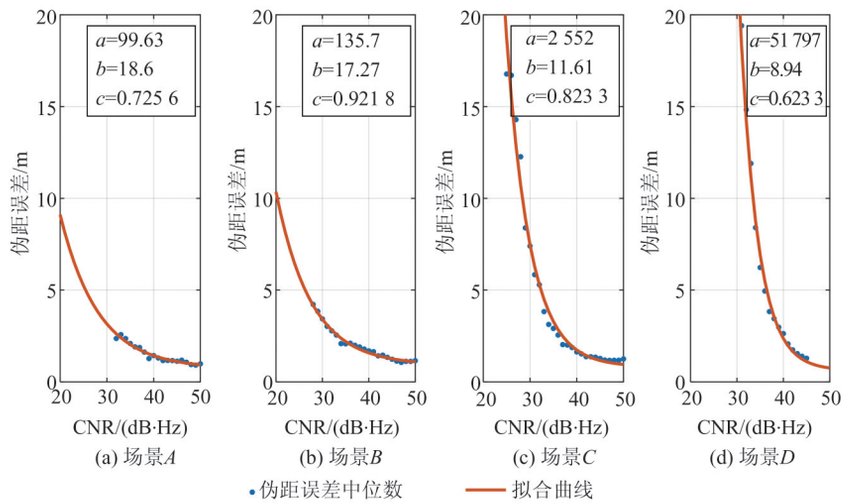


图6 不同场景下伪距误差中位数与CNR的拟合曲线

Fig. 6 Fitting Curves Between the Median of Pseudorange Error and CNR in Different Scenes

场景D这两类复杂场景下,分场景随机模型对不同场景观测值误差的准确描述,更合理地为卫星分配权重,有效减少了部分粗差,获得了比其他两种随机模型更平滑的定位结果;在场景A这类较为开阔的场景下,分场景随机模型针对u-blox的GNSS信号特性重新拟合模型系数,在E、U方向获得了小误差占比更高的误差序列;由于分场景随机模型是基于CNR实现的模型构建,无法摆脱CNR在处理大气残余误差等方面的局限性,因此在场景B下,分场景随机模型在U方向上3 m以内的误差占比相较高度角随机模型低约11%。

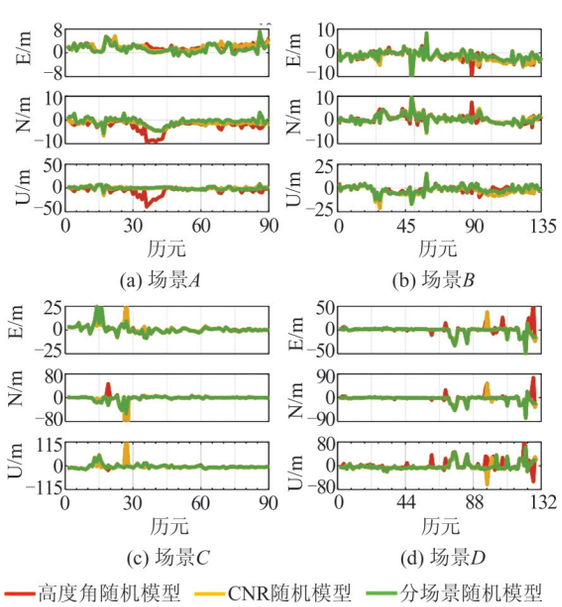


图7 不同场景下3种随机模型单点定位误差序列

Fig. 7 SPP Error Sequence of Three Stochastic Models in Different Scenes

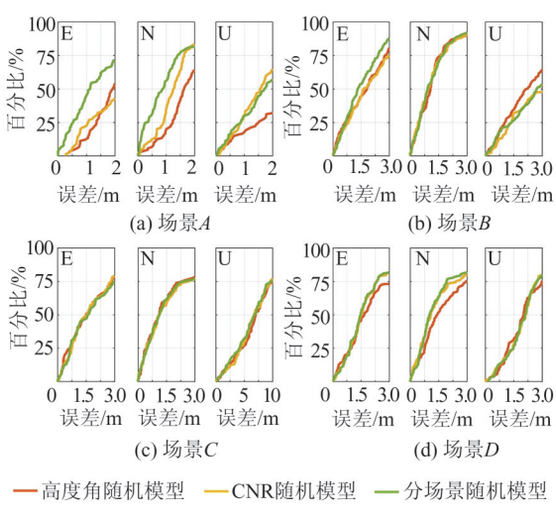


图8 不同场景下3种随机模型单点定位误差累积图

Fig. 8 Cumulative Diagram of SPP Error of Three Stochastic Models in Different Scenes

表2给出了不同场景下3种随机模型的定位精度。从表2可知,采用分场景随机模型进行定位时,在场景A与场景B下,E、N、U 3个方向的定位精度均在2~4 m;在场景C下,水平、高程方向定位精度分别为7.273 m、10.551 m;在场景D下,水平、高程方向定位精度分别为10.692 m、13.129 m。在场景B下,精度提升1体现了图8(b)中采用分场景随机模型在U方向上的定位结果差于高度角随机模型的现象。此外,在场景A下,采用分场景随机模型在U方向上2 m以内的小误差占比小CNR随机模型8%,但在考虑所有定位误差时,其整体定位精度与CNR随机模型相当;在场景C下,采用分场景随机模型在N、U两个方向上的定位精度显著优于经典随机模型,但是E方向上差CNR随机模型0.48 m。这两种现

象均说明,分场景随机模型对于定位结果的优化主要通过降低定位粗差的影响实现。整体而言,采用分场景随机模型修正条件下的定位精度在E、N、U 3个方向上,相比于高度角随机模型分别改善了13.40%、38.00%、30.96%,相比于CNR随机模型分别改善了6.10%、24.99%、12.99%。

表2　各场景3种随机模型单点定位误差均方根

Table 2　RMS of SPP Error of Three Stochastic Models in Each Scene

场景	方向	定位精度/m			精度提升1/%	精度提升2/%
		高度角随机模型	CNR随机模型	分场景随机模型		
A	E	2.368	2.379	1.966	16.98	17.36
	N	3.330	1.931	1.723	48.26	10.77
	U	9.747	2.845	2.844	70.82	0.04
B	E	2.658	2.758	2.322	12.64	15.81
	N	1.898	1.927	1.862	1.90	3.37
	U	3.865	5.209	4.300	−11.25	17.45
C	E	4.899	4.288	4.765	2.74	−11.12
	N	55.010	54.850	9.115	83.43	83.38
	U	18.299	18.842	10.551	42.34	44.00
D	E	10.647	8.586	8.386	21.24	2.33
	N	15.426	12.897	12.582	18.44	2.44
	U	16.820	13.599	13.129	21.94	3.46

注:精度提升1表示分场景随机模型较高度角随机模型的定位精度提升,精度提升2表示分场景随机模型较CNR随机模型的定位精度提升。

在4类场景中,场景*C*下的定位精度改善最为明显。为深入分析分场景随机模型对每颗卫星的影响,选出场景*C*下定位误差最大的点,并记该点为*P*。在*P*点采用3种随机模型得到E、N、U 3个方向的定位误差,结果见表3。由表3可知,在定位误差最大的点采用高度角随机模型与CNR随机模型的定位效果相同,均有明显的定位粗差,相比之下,采用分场景随机模型取得了更好的定位结果。

表3　不同随机模型在*P*点的误差/m

Table 3　Errors of Different Stochastic Models at Point *P*/m

随机模型	定位误差		
	E	N	U
高度角随机模型	31.709	−519.338	149.814
CNR随机模型	31.709	−519.338	149.814
分场景随机模型	9.238	−54.523	−1.710

表4给出了*P*点5颗可见卫星的高度角和CNR,对比发现G21的高度角与CNR最小,G20的高度角和CNR最大。

为直观了解不同随机模型对每颗卫星的影响,计算出*P*点首次使用3种不同随机模型后5颗卫星的权比;利用首次定权结果进行单点定位、验后残差检验和卫星剔除后,再次使用随机模型得到的权比,结果如图9所示。

表4　*P*点可见卫星高度角与CNR

Table 4　Elevation Angle and CNR of Visible Satellites at Point *P*

卫星	高度角/(°)	CNR/(dB·Hz)
G15	28.828	30
G20	74.056	44
G21	12.165	25
G24	63.038	42
G32	19.352	40

从图9中可以发现,经过首次高度角随机模型与CNR随机模型的定权,高度角与CNR最小的G21在验后残差检验的过程中被剔除;而分场景随机模型下的验后残差检验过程剔除了卫星G15。在定位的过程中禁用G15,采用高度角随机模型与CNR随机模型进行定位,定位精度均得到有效提升,具体定位误差见表5,因在该点采用两种常用的随机模型效果一致、定位误差相同,因此在表5中将两种模型记为“常用”。对比表3、表5可知,卫星G15是导致*P*点出现定位误差的主要原因。分场景随机模型通过适配不同场景,给出观测值的更优定权,结合验后残差检验,实现了对误差观测的有效筛选,剔除了定位粗差。

为尝试随机模型的弹性优化,结合高精度参考基准系统提供的位置信息和4类场景的已知坐标范围,给出各历元接收机所处的场景类型,并据此实现分场景随机模型的调整,当接收机处于

未建模环境时,调用经典CNR随机模型。图10、表6给出了在3种随机模型条件下全程SPP定位误差序列与定位误差均方根统计结果。

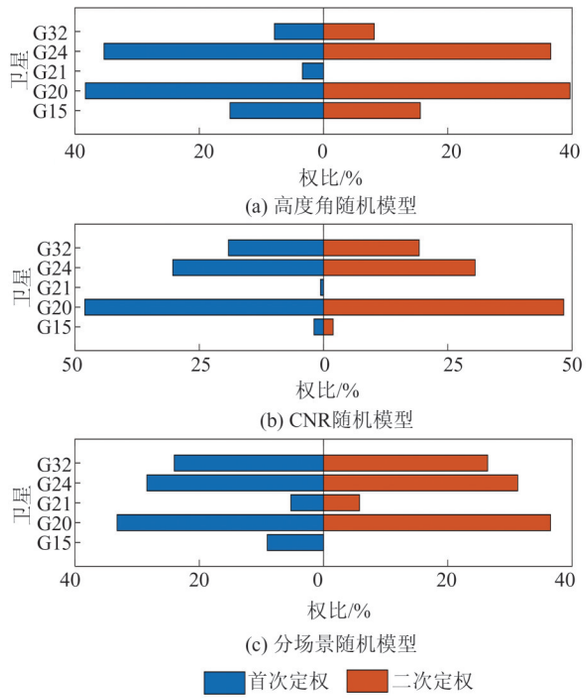


图9 P点不同随机模型两次定权后各卫星所占权比

Fig. 9 Weight Ratio of Each Satellite After Two Weights of Different Stochastic Models at Point P

表5 常用随机模型在P点删除G15前后的定位误差/m

Table 5 Positioning Errors of Common Stochastic Models Before and After Deleting G15 at Point P/m

G15卫星处理方式	随机模型种类	定位误差		
		E	N	U
未作处理	常用	31.709	−519.338	149.814
删除G15	常用	9.238	−54.523	−1.710

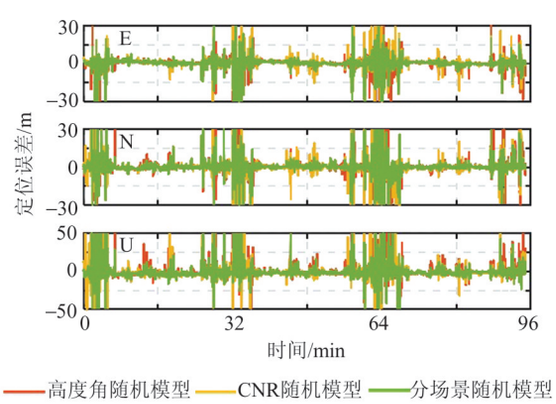


图10 3种随机模型全程SPP误差序列

Fig. 10 SPP Error Sequence of Three Stochastic Models on the Entire Track

观察图10、表6可知,对比两种经典随机模型,全程的分场景随机模型同样实现了降低部分定位粗差影响、提升定位精度的效果,这证实了在获取场景信息后利用本文方法弹性调整随机模型,提升随机模型在各类场景下适用度的可行性。

表6 3种随机模型全程单点定位误差均方根

Table 6 Root Mean Square of SPP Error of Three Stochastic Models on the Entire Track

方向	定位误差均方根/m			精度提升1/%	精度提升2/%
	高度角随机模型	CNR随机模型	分场景随机模型		
E	6.024	5.120	4.815	20.08	5.97
N	9.324	10.144	7.886	15.43	22.26
U	16.995	17.312	14.245	16.18	17.72

4 结 语

本文提出了一种城市分类场景的GNSS随机模型构建方法。在分析了不同场景下GNSS信号质量与伪距误差后,利用精准提取的伪距误差结合CNR这一影响因素,构建了不同观测环境下的随机模型,实现了随机模型对各场景观测值特性的分类描述。通过车载动态实验的验证,得出以下结论:

1)在开阔场景下,伪距误差统计精度小于0.5 m;而在城市高楼等复杂场景下,伪距误差统计精度大于10 m。不同场景下的伪距误差存在显著差异,经典的单一随机模型无法适应复杂多变的观测环境;

2)在城市高楼等多类复杂场景下,由于信号衍射等现象的发生,相比于高度角,伪距误差与CNR之间的相关性更强,更适合用CNR实现观测值的定权;

3)相比于经典随机模型,针对不同接收机与观测环境重建的分场景随机模型能够对观测值进行更优定权,从而降低部分定位粗差的影响,提升定位精度。这为实现复杂场景下随机模型的弹性优化提供了新思路。

参 考 文 献

[1] 刘经南,刘晖. 连续运行卫星定位服务系统:城市空间数据的基础设施[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2003,28(3):259-264.
LIU Jingnan, LIU Hui. Continuous Operational Reference System—Infrastructure of Urban Spatial Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2003, 28(3): 259-264.

[2] 张小红,李星星,郭斐,等. GPS单频精密单点定位软件实现与精度分析[J]. 武汉大学学报(信息科

学版), 2008, 33(8): 783-787.
ZHANG Xiaohong, LI Xingxing, GUO Fei, et al. Realization and Precision Analysis of Single-Frequency Precise Point Positioning Software[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2008, 33(8): 783-787.

[4] 杨元喜. 弹性PNT基本框架[J]. 测绘学报, 2018, 47(7): 893-898.
YANG Yuanxi. Resilient PNT Concept Frame[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018, 47(7): 893-898.

[5] 张小红, 陶贤露, 王颖喆, 等. 城市场景智能手机GNSS/MEMS融合车载高精度定位[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(10): 1740-1749.
ZHANG Xiaohong, TAO Xianlu, WANG Yingzhe, et al. MEMS-Enhanced Smartphone GNSS High-Precision Positioning for Vehicular Navigation in Urban Conditions[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(10): 1740-1749.

[6] GAO H, GROVES P D. Improving Environment Detection by Behavior Association for Context-Adaptive Navigation [J]. *Navigation*, 2020, 67(1): 43-60.

[7] 杨元喜, 任夏, 许艳. 自适应抗差滤波理论及应用的主要进展[J]. 导航定位学报, 2013, 1(1): 9-15.
YANG Yuanxi, REN Xia, XU Yan. Main Progress of Adaptively Robust Filter with Applications in Navigation [J]. *Journal of Navigation and Positioning*, 2013, 1(1): 9-15.

[8] WANG J, HAN H Z, LIU F, et al. Performance Analysis of GNSS/MIMU Tight Fusion Positioning Model with Complex Scene Feature Constraints[J]. *Journal of Geodesy and Geoinformation Science*, 2021, 4(2): 1-13.

[9] 来奇峰, 袁洪, 魏东岩, 等. 基于场景检测的城市环境GNSS/INS组合定位方法研究[J]. 导航定位与授时, 2021, 8(1): 151-162.
LAI Qifeng, YUAN Hong, WEI Dongyan, et al. Research on GNSS/INS Integrated Positioning Method for Urban Environment Based on Context Aware [J]. *Navigation Positioning and Timing*, 2021, 8(1): 151-162.

[10] ZHANG Z T, LI Y, HE X F, et al. A Composite Stochastic Model Considering the Terrain Topography for Real-Time GNSS Monitoring in Canyon Environments[J]. *Journal of Geodesy*, 2022, 96(10): 79.

[11] LI Y, ZHANG Z T, HE X F, et al. Realistic Stochastic Modeling Considering the PDOP and Its Application in Real-Time GNSS Point Positioning Under Challenging Environments [J]. *Measurement*, 2022, 197: 111342.

[12] 刘万科, 史翔, 朱锋, 等. 谷歌Nexus 9智能终端原始GNSS观测值的质量分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(12): 1749-1756.
LIU Wanke, SHI Xiang, ZHU Feng, et al. Quality Analysis of Raw GNSS Observation of Google Nexus 9 Smart Tablet Terminal[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(12): 1749-1756.

[13] 郭斐, 吴维旺, 张小红, 等. Android智能手机实时精密单点定位软件实现及精度分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(7): 1053-1062.
GUO Fei, WU Weiwang, ZHANG Xiaohong, et al. Realization and Precision Analysis of Real-Time Precise Point Positioning with Android Smartphones [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(7): 1053-1062.

[14] FERIOL F, VIVET D, WATANABE Y. A Review of Environmental Context Detection for Navigation Based on Multiple Sensors[J]. *Sensors*, 2020, 20(16): 4532.

[15] 章浙涛. GNSS非模型化误差处理理论与方法[D]. 上海:同济大学, 2019.
ZHANG Zhetao. Theory and Method for Processing the GNSS Unmodeled Errors [D]. Shanghai: Tongji University, 2019.

[16] 戴吾蛟, 丁晓利, 朱建军. 基于观测值质量指标的GPS观测量随机模型分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2008, 33(7): 718-722.
DAI Wujiao, DING Xiaoli, ZHU Jianjun. Comparing GPS Stochastic Models Based on Observation Quality Indices[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2008, 33(7): 718-722.

[17] 李盼. GNSS精密单点定位模糊度快速固定技术和方法研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2016.
LI Pan. Research on Methodology of Rapid Ambiguity Resolution for GNSS Precise Point Positioning [D]. Wuhan: Wuhan University, 2016.

[18] 吕明慧, 李薇, 张宝成, 等. 联合高度角与信噪比的精化随机模型及其对高纬度精密单点定位的影响[J]. 全球定位系统, 2021, 46(3): 15-23.
LÜ Minghui, LI Wei, ZHANG Baocheng, et al. Refined Stochastic Model of Combining Elevation Angle and SNR and Its Impact on Precise Point Positioning in High Latitude Areas[J]. *GNSS World of China*, 2021, 46(3): 15-23.