利用手机参与检测和定位 GNSS 干扰器

Gl¨adje Karl Olsson传感器网络与多传感器融合系 瑞典国防研究局Link¨oping, 瑞典
gladje.karl.olsson@foi.se

Sara Nilsson电子战无线电对抗部 瑞典国防研究局链接¨oping, 瑞典 sara.nilsson@foi.se

Erik Axell瑞典国防研究局稳健无线电通信系链接¨oping, 瑞典
erik.axell@foi.se

Erik G. Larsson林雪平大学电气工程系（*ISY*）*Link¨oping University*Link¨oping，瑞典
erik.g.larsson@liu.se

帕诺斯·帕帕季米特拉托斯网络系统安全组 瑞典皇家理工学院（*KTH*）瑞典斯德哥尔摩
papadim@kth.se

arXiv:2305.02038v1 [eess.SP] 3 May 2023

摘要—**众所周知，GNSS接收机容易受到干扰和欺骗攻击，过去十年间，世界各地报告了许多此类事件。参与式感知（或称众包感知）的理念是，由大量自愿参与者提供测量数据，而非依赖专用感知基础设施。本研究所考虑的参与式感知网络基于嵌入在手机等设备中的GNSS接收机。所提供的测量数据是接收机报告的载波噪声密度比（C/N_0）估计值或自动增益控制（AGC）值。本研究以众包方式利用 C/N_0测量数据，通过多个接收机定位GNSS干扰器。我们扩展了先前的干扰器位置估计算法，仅纳入感知周期内传感器检测到干扰时段所接收的数据。此外，我们进行了硬件测试，以验证并评估所提出的算法及作为对照的先进算法。评估使用三星S20+手机作为参与式传感器，并使用Spirent GSS9000 GNSS模拟器生成GNSS信号和干扰信号。结果表明，所提出的算法在使用 C/N_0测量数据时效果良好，并在所评估的场景中优于其他算法；当路径损耗指数为2时，中位误差为50米。路径损耗指数越高，误差越大。手机的AGC输出噪声过大，需进一步处理后才能用于位置估计。**

索引词—**全球导航卫星系统、干扰、定位、参与式感知、群智感知**

I. 引言

如今，全球导航卫星系统（GNSS）接收机已广泛应用于社会各领域，包括对社会至关重要的服务。众所周知，GNSS接收机易受到干扰和欺骗攻击，过去十年间，世界各地已报告了大量此类事件。

本研究部分由 Security Link 和 SSF-SURPRISE 资助。

©2023年 IEEE。允许个人使用本材料。对于任何其他用途，包括在任何当前或未来媒体中重印或再版本材料以用于广告或宣传、创作新的合集、转售或重新分发至服务器或列表，或在其他作品中重复使用本作品中受版权保护的任何部分，均须事先获得 IEEE 的许可。

因此，检测并定位此类攻击的源头至关重要；如果没有专用的感知基础设施，这项工作可能很难完成。参与式感知（或称群体感知）的概念是，由大量自愿参与者提供测量数据，而不是依赖专用的感知基础设施。

本文所研究的参与式感知网络基于嵌入联网设备中的GNSS接收机，例如手机。所提供的测量值是接收机报告的载波噪声密度比（C/N_0）估计值或自动增益控制（AGC）值。 C/N_0 测量值由各类GNSS接收机提供，从低成本接收机到专业接收机均包括在内。一些嵌入式接收机（例如现代Android设备，参见 [1]）还会输出AGC增益值。AGC用于在接收机处维持期望的信号幅度，即使输入信号的幅度发生变化。这两类测量值均可利用不同类型的嵌入式GNSS接收机检测并定位干扰源。此前关于基于群智感知的GNSS干扰检测与定位的研究也考虑过类似思路（参见 [2]–[9]）。这些论文通过 C/N_0 估计值、AGC值或直接功率测量来估计干扰功率。

曾有研究探讨利用手机进行数据众包，以检测和定位GNSS干扰 [3]，[4]。现场试验表明，可利用手机的自动增益控制或 C/N_0 测量进行干扰源定位[3]。然而， [3]并未明确提出定位算法。有人提出了一种定位算法，将 C/N_0 测量、步检测以及利用惯性传感器进行的步长估计结合起来[4]。然而， [4] 中的算法假设接收机沿两条垂直方向上的直线运动。这种对接收机运动的限制通常并不适用，因为参与者可能难以按照要求行动，

参与式感知场景。理想情况下，用户可以按照自己的意愿自由行动，并无缝地收集和提供数据。

本工作的系统模型假设与 [2] 中的相同，并且与 [5]–[10] 中使用的模型非常相似。主要区别在于，本工作和 [2] 在 [5]–[10] 的模型基础上进行了扩展，纳入了随机测量误差，并且更符合实际地假设每个接收机与干扰器之间的路径损耗未知。此外， [2]，中提出并在本工作中进一步扩展的算法，无需根据干扰功率对接收器进行校准。而 [5]–[7], [9] 中的算法则需要这样做。

C/N_0功率估计和距离相关的路径损耗模型被用于 [5]–[8]，以计算干扰器位置的最小二乘（LS）估计。 [5]的算法针对单个移动接收机推导而来，因此该接收机可视为一个合成阵列。 [5] 还提出了另一种算法，该算法使用多个接收机的数据，并取所有检测到干扰器的接收机的位置平均值。 [9]将该算法扩展为加权平均位置估计，而不是普通的算术平均值。

文献 [10] 研究了一种到达功率差（PDOA）算法，该算法类似于利用 C/N_0 或自动增益控制（AGC）测量值。不过， [10] 的算法直接测量接收功率，因此不适用于嵌入式接收机，因为这类接收机通常不使用此类数据。

我们的工作研究嵌入在手机中的GNSS接收机，以提供自动增益控制（AGC）或 C/N_0估计值，用于参与式干扰检测与定位。所提出的算法无需了解干扰器的发射功率，也无需知道干扰器与各传感器之间的路径损耗，而是自动估计所有参数。

更具体地说，我们在此通过以下方式扩展了 [2] 的工作：1）扩展 [2] 的算法，使其仅纳入检测到干扰期间的数据。在 [2] 中，一旦检测到攻击，便会使用整个序列，因此可能包含不受干扰的数据，从而对估计产生不利影响。2）通过硬件测试验证并评估[5], [6]提出的算法及作为对比的先进算法。评估使用三星 S20+ 手机作为参与式传感器，并使用 Spirent GSS9000 GNSS模拟器生成GNSS和干扰信号。结果表明，所提出的算法运行良好，在所评估的场景中优于作为对比的算法。

本文的组织结构如下：第二节介绍假设和系统模型。第三节简要说明 [2] 的算法及其扩展方案。第四节和第五节分别展示硬件系统设置和评估结果。最后，第六节总结全文。

II. 系统模型

为使论述完整，本文采用 [2] 中的系统模型，并在此作简要介绍。作出以下假设：

- 接收天线和发射天线均为全向天线。
- 干扰器位置记为$\mathbf{p}_0 = [x_0, y_0, z_0]^T$，在测量期间保持固定。
- 未知的干扰功率 J_0在测量期间保持恒定。
- 接收机噪声功率在测量期间保持恒定。
- 每个时刻的接收机位置均为已知，记为接收机$\mathbf{p}_i[n] = [x_i[n], y_i[n], z_i[n]]^T$ 在时刻 n的位置，其中接收机编号为 $i = 1, \ldots, N_r$。

目标是利用商用移动电话测得的 $_0$，usingC/N_0 估计值来估算干扰器位置。接收器所估计的量通常被称为 C/N_0，但这种称谓并不十分严谨，实际上它是载波与噪声及干扰功率谱密度比（CNIR）。为避免这种术语使用上的不严谨，从此处开始，将测量指标称为 CNIR。

其中，$C_{i,\ j}[n]$ 表示时刻 n卫星 j 在接收机 i 处的接收功率，背景噪声功率谱密度为 $\tilde{N}_{0,\ i}$，而 $J_i[n]$ 表示接收到的频谱平坦等效干扰功率密度，则载波噪声干扰比（CNIR）可表示为：

$$s_{i,j}[n] \triangleq \frac{C_{i,j}[n]}{N_{0,i} + \tilde{J}_i[n]} = \frac{C_{i,j}[n]}{N_{0,i}} \cdot \frac{1}{1 + \frac{\tilde{J}_i[n]}{N_{0,i}}}.$$

通过将 $J_i[n]$和 $N_{0,i}$ 乘以接收机带宽来消除带宽依赖性，并对所有卫星信号的 CNIR 值取平均，得到

$$s_i[n] \triangleq \frac{1}{N_m} \sum_{j=1}^{N_m} \left(\frac{C_{i,j}[n]}{N_{0,i}} \cdot \frac{1}{1 + \frac{J_i[n]}{N_{S,i}}} \right),$$

其中，$N_{S,\ i}$ 和 $J_i[n]$ 分别表示接收机 i在时刻 n的载波噪声干扰比估计中的噪声功率和接收到的干扰功率， N_m 为卫星数量。

令 $\bar{s}_i$ 为不存在干扰时的平均载波噪声干扰比（$J_i[n] = 0$），该值可在初始化期间估算。由此

$$\bar{s}_i = \frac{1}{N_m} \sum_{j=1}^{N_m} \frac{C_{i,j}[n]}{N_{0,i}},$$

$s_i[n]$ 的表达式可写为

$$s_i[n] = \bar{s}_i \cdot \frac{1}{1 + \frac{J_i[n]}{N_{S,i}}}. \tag{1}$$

采用简单的距离相关路径损耗模型，接收到的干扰功率可写为

$$J_i[n] = \frac{J_0 \kappa}{d_i[n]^{\alpha_i}},$$

其中， α_i 是接收机 i的路径损耗指数，距离$d_i[n] \triangleq \|\mathbf{p}_0 - \mathbf{p}_i[n]\|$， κ 是比例常数。

将表达式 (1) 改写为对数形式，其中 $S_i[n]$ 和 S_i 分别表示以分贝为单位的 $s_i[n]$ 和 $\bar{s}_i$ ，载波噪声干扰比的测量模型为

$$S_i[n] = \bar{S}_i - 10\log_{10}\left(\frac{J_0\kappa}{N_{S,i}}d_i^{-\alpha_i}[n]+1\right) + w_{S_i}[n],$$

其中 $w_{S,\ i}[n] \sim \mathcal{N}(0,\ \sigma_{S_i}^2)$ 是加性零均值白高斯噪声。

接收机的自动增益控制值也可以采用与载波噪声干扰比测量值类似的方式使用，并由此得到类似的测量模型。[2]对此进行了更详尽的说明。

III. 所提出的算法

为了定位发射机，使用梯度下降法对负对数似然函数进行优化，从而最大化似然函数。将所有接收器对应的各个变量 $i = 1, \ldots, N_{\mathrm{r}}$ 收集为向量，并用相应的粗体表示，类似于 $\mathbf{S} \triangleq [S_1, \ldots, S_{N_{\mathrm{r}}}]^T$。令 $\mathbf{S}$ 表示从传感器接收的载波噪声干扰比测量值，则似然函数为

$$\begin{aligned} &p(\mathbf{S}|\bar{\mathbf{S}}, \mathbf{p}_0, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\eta}, \boldsymbol{\sigma}_S^2) = \\ &= \prod_{i=1}^{Nr}(2\pi\sigma_{S,i}^2)^{-N/2}\exp\Big[-\frac{1}{2\sigma_{S,i}^2}\sum_{n=1}^{N}(S_i[n]- \\ &(\bar{S}_i - 10\log_{10}(\eta_i d_i^{-\alpha_i}[n]+1)))^2\Big], \end{aligned} \tag{2}$$

其中 $\eta_i \triangleq \frac{J_0\kappa}{N_{S,i}}$ 所求的发射机位置估计为

$$\mathbf{p}_0^* = \underset{\mathbf{p}_0, \boldsymbol{\eta}, \boldsymbol{\sigma}_S^2, \boldsymbol{\alpha}}{\operatorname{argmax}}\ p(\mathbf{S}|\bar{\mathbf{S}}, \mathbf{p}_0, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\eta}, \boldsymbol{\sigma}_S^2).$$

梯度下降过程中不会估计未知的路径损耗，而是针对每个传感器分别通过网格搜索进行估计。假设与干扰器之间具有无遮挡视距的接收器，即 $\alpha_i \approx 2$，遵循路径损耗模型，因此认为它们更适合估计与干扰器之间的距离。因此，选取那些估计得到 $\alpha_i \leq 2.3$ 的传感器，再次通过最大化似然函数来联合估计干扰器位置；而估计得到 $\alpha_i > 2.3$ 的传感器则不参与估计。

方程 (2) 中似然函数的最大化无法通过解析方法完成，因此需要采用梯度下降法。然而，变量 $\boldsymbol{\sigma}_S^2$ 可以表示为其他未知变量的函数，因为

$$\sigma_{S,i}^2 = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(S_i[n] - \bar{S}_i + 10\log_{10}(\eta_i d_i^{-\alpha_i}[n]+1))^2.$$

每次梯度下降迭代后都会更新 $\boldsymbol{\sigma}_S^2$ 的估计值。

基于 [2] 进行的一项扩展是：现在算法仅纳入接收机检测到攻击时刻的数据，即当 $S_i[n] - S_i$ 低于预设判决阈值时。这样做是为了确保所用样本能够提供相关信息。A

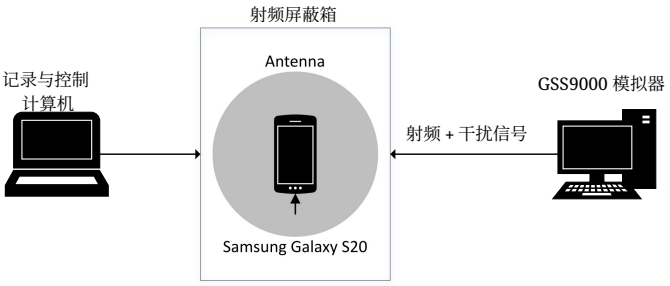


图 1. 硬件仿真设置。

没有明显干扰的样本无法提供太多关于干扰器位置的信息。可通过将方程 (2) 重写为以下形式来表述这项扩展：

$$\begin{aligned} &p(\mathbf{S}|\bar{\mathbf{S}}, \mathbf{p}_0, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\eta}, \boldsymbol{\sigma}_S^2) = \\ &= \prod_{i=1}^{Nr}(2\pi\sigma_{S,i}^2)^{-N/2}\exp\left[-\frac{1}{2\sigma_{S,i}^2}\sum_{n=1}^{N}(X_i[n])^2\right], \end{aligned}$$

其中 $X_i[n]$ 是条件变量

$$X_i[n] = \begin{cases} S_i[n] - \bar{S}_i + \\ \quad 10\log_{10}(\eta_i d_i^{-\alpha_i}[n]+1), & \text{if } S_i[n] - \bar{S}_i < \gamma, \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases}$$

且 γ 是决策阈值。当在时间 n 未检测到攻击时，项 $X_i[n]$ 在该 n中设为 0，因此不会对似然函数产生贡献。如果接收机完全受到干扰器的压制，导致接收机在某些时刻不输出数据，也会进行同样的处理。

IV. 硬件仿真设置

硬件仿真使用 Spirent GSS9000 全球导航卫星系统模拟器进行，该模拟器配备 GTx（即干扰器）选项，可生成全球导航卫星系统信号和干扰信号，并使用 Samsung Galaxy S20+作为传感器。由于手机配备内置天线，因此全球导航卫星系统信号和干扰信号必须通过无线方式传输。因此，手机被放置在 Rhode & Schwartz 的通用射频屏蔽箱中，以便仅接收所需的信号。通过 Android设备上的应用程序 GnssLogger [11] ，从手机中提取自动增益控制和载波噪声干扰比测量数据。硬件仿真设置如图 1 所示。

在仿真中生成 GNSS 信号，以代表手机在真实场景中于这些位置和时刻可能接收到的信号。仿真仅使用 GPS L1信号。必须将手机设为飞行模式，并手动将时间设置为接近仿真场景的开始时间，手机才能锁定仿真的 GPS 信号。

场景期间手机的模拟运动按如下方式生成。在经过五分钟的启动时间以获取定位后，手机以恒定速度（80 km/h）沿直线移动，并开启干扰信号。生成了许多不同的直线运动，每种运动代表一部独立的手机。

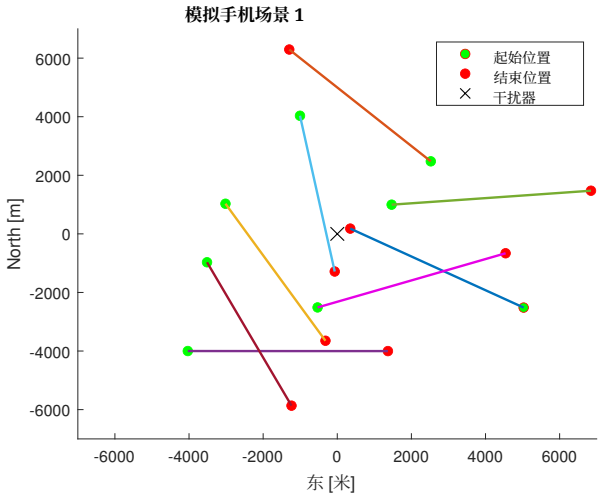


图 2. 场景 1 硬件评估中的干扰器位置和接收机移动示例。

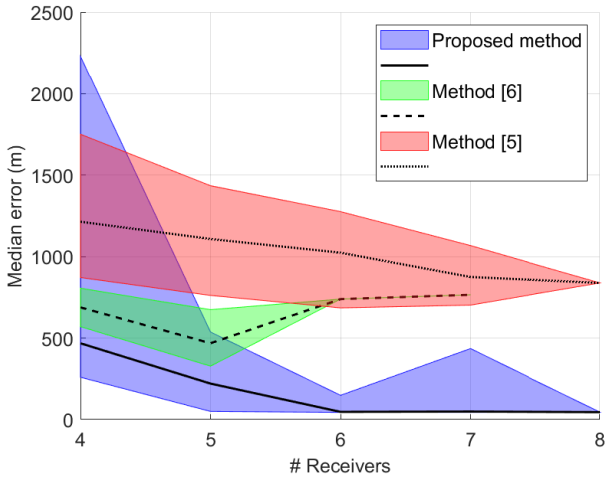


图 3. 使用不同数量接收器的三种方法的中位数三维误差（黑线）和第 25 至第 75 百分位数（阴影区域）。

用于表示参与式感知中使用的不同接收机。所有仿真期间，干扰器均位于固定位置。这些移动路径的设计与 [2] 中软件仿真所评估的路径相似。干扰信号定义为以 GPS L1 频率为中心的连续波。接收到的干扰信号功率经过设定，使干扰信号的路径损耗与所假设的系统模型相匹配。硬件仿真采用了不同的路径损耗指数 α。路径损耗值 α= 2、2.5 和 2.9338 用于所有移动路径。由于 GSS9000 中干扰功率的动态范围有限，干扰信号功率被设定为至少比每个 GNSS 信号的功率高 15 dB。

V. 数值结果

通过数值最大化方程 (2) 中所提出的似然函数来估计干扰器位置。并将其与 [5] 和 [6]中介绍的另外两种方法进行比较。对于干扰源定位， [5]的方法将检测到干扰的所有接收器的位置均值作为干扰器位置的估计值，而 [6]中的算法则基于最小二乘估计法。第二种方法要求接收器在已知距离处，利用已知干扰功率进行校准。该方法还假设所有接收器的路径损耗均为 $\alpha_i = 2$ ，这并不十分符合实际情况。在现实中，每个接收器受到多径效应或信号衰落的影响程度各不相同，从而导致路径损耗出现变化。在本次评估中，分别测试所提出的算法在假设 α_i 已知，以及通过网格搜索对其进行估计时的表现。这样做是为了与假设完全了解 $\alpha_i = 2$的 [6]进行公平比较。此外，还测试了 α_i的不同取值。

A. 不同数量的传感器

通过测试不同数量的接收机来评估这些算法。在八条可能的接收器路径中，测试了所有至少使用四个不同接收器的组合。The 结果如图3所示，展示了位置误差中位数随接收器数量变化的情况。图4展示了路径损耗完全已知（$\alpha = 2$）时的结果，因此无需使用网格搜索来估计 α_i。基于这一原因，在此情况下不应用对具有 $\alpha_i > 2.3$ 的传感器的排除操作。当使用8个接收器时，分别使用4个接收器直至全部接收器时，接收器组合的数量依次为70、56、28、8和1。

[6]的方法有时难以找到解，使用全部八个接收器时甚至无法求解最小二乘问题。所提出的方法在三种方法中表现最佳，当使用六个或更多接收器时，位置误差中位数可降至约 50 米；而方法 [5] 的误差无法低于 900 米，方法[6] 的最佳误差约为 500 米。

当给定 α 且跳过接收器排除步骤时，所提出的方法会得到略有不同的结果，如图4所示。在最佳情况下，其估计性能更好，尤其是在仅使用少量接收器时。然而，在图4中，已知 $\alpha_i = 2$ 且不进行接收器选择的所提出的算法，其误差中位数明显高于图3中采用估计的 α_i 和接收器选择的情况，尤其是在接收器数量少于7个时。因此，接收器选择可能有助于筛除最有用的接收器，并使结果更符合测量模型。接收器选择带来的另一项改进是算法找到解的次数有所增加。在不排除接收器的情况下，使用4至6个接收器时，算法有60%至70%的概率无法收敛。采用接收器选择后，无法收敛的比例降至20%至25%。这样的收敛率仍不理想，但相比方法 [5]，(其有90%的概率无法收敛)，已经有了显著改善。在未来的工作中，将测试能够实现更好收敛性能的方法。

B. 不同的路径损耗值

针对不同的接收器路径测试了不同的 α 值。执行了与第V-A节相同的测试，但是

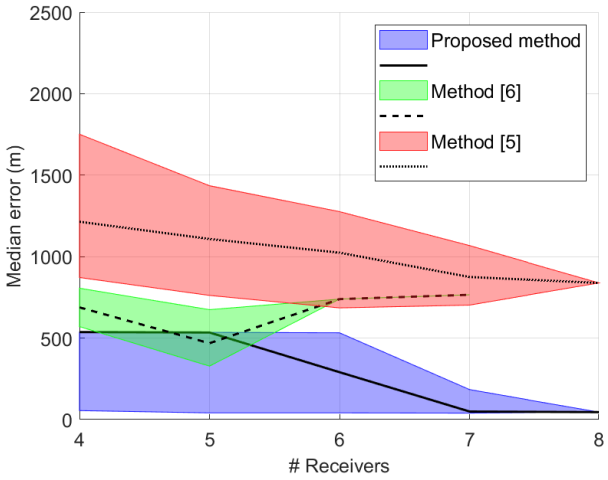


图 4. 三种不同方法在使用不同数量接收器时的三维误差中位数（黑线）及第 25 至第 75 百分位数范围（阴影区域）。

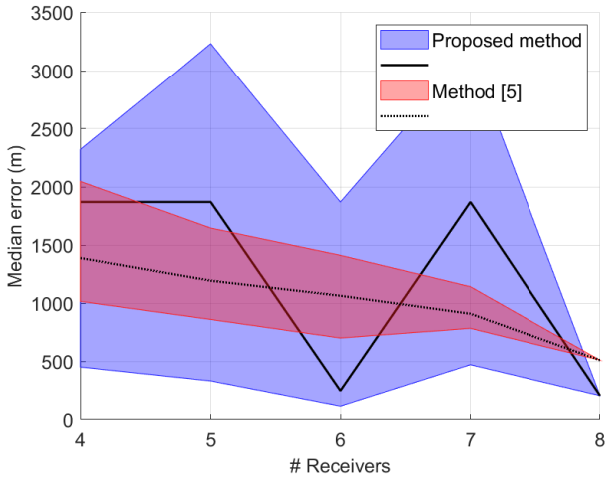


图5. 使用不同数量接收器时，两种不同方法的三维误差中位数（黑线）和第25至第75百分位数（阴影区域）。

每个接收器的路径损耗值随机设为 2,2.5 或 2.9338 中的一个值，且不同接收器的取值可能不同。结果如图 5 所示。图中未包含 [6] 方法，因为当路径损耗值大于 2 时，最小二乘问题根本无法求解。

当路径损耗可能取较大值时，所提出的方法表现较差，但有时仍能较准确地估计干扰器位置。 [5] 方法的表现略优于之前的测试。 α_i 值越高，接收机处的干扰水平就越低；有时低到如果接收机距离过远，便检测不到干扰。这实际上有利于方法 [5]，因为此时计算平均位置所依据的接收器离干扰器更近，因此能更准确地估计干扰器位置。然而，这要求接收器位于干扰器附近，而实际情况未必总是如此。对于所提出的方法，如果接收器因 α较高而未能检测到攻击，或在接收器选择过程中被移除，就会对算法产生负面影响，因为用于估计的接收器数量会减少。值得测试略高于 2 的 α 。

C. 自动增益控制

如第 II 节所述，也可以在该算法中使用自动增益控制测量来代替载波噪声干扰比测量。然而，实验中使用的手机输出的原始自动增益控制测量值同样受到噪声影响，严重到完全无法提供任何有用结果。图 6 展示了八条模拟路径的自动增益控制电平随模拟运行时间的变化情况。这种大幅波动并非不合理；文献 [1] 中也展示了同一手机型号（Samsung S20+）的类似波动。与之相比，图 7 展示了各接收机的平均载波噪声干扰比估计值，其变化平稳得多。不过，两幅图呈现出类似的趋势，因此使用低-

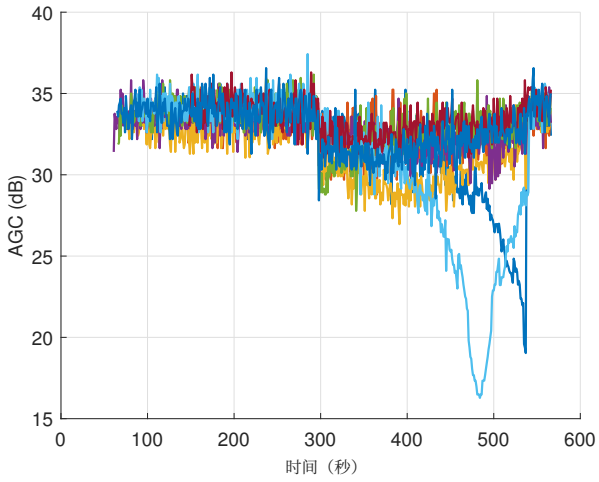


图6. Samsung S20+报告的各接收机自动增益控制值。

通带滤波、中值滤波或类似滤波器，可能足以将数据平滑到可用的程度。本研究未对此进行处理，但这可以作为未来工作的一项潜在研究主题。

VI. 总结

我们扩展了先前的干扰器位置估计算法[2]，只纳入在检测到干扰的感知时段内接收到的数据。我们使用三星 S20+手机作为参与式传感器，并使用 Spirent GSS9000 GNSS模拟器生成 GNSS 信号和干扰信号进行硬件测试。结果表明，所提出的算法适用于 C/N_0 测量，并且在所评估的场景中优于作为对比的最先进算法。使用 6 个或更多接收器时，中位误差约为 50 米，而其他方法的误差至少为 500 米。改变路径损耗时，误差会增大，但该算法

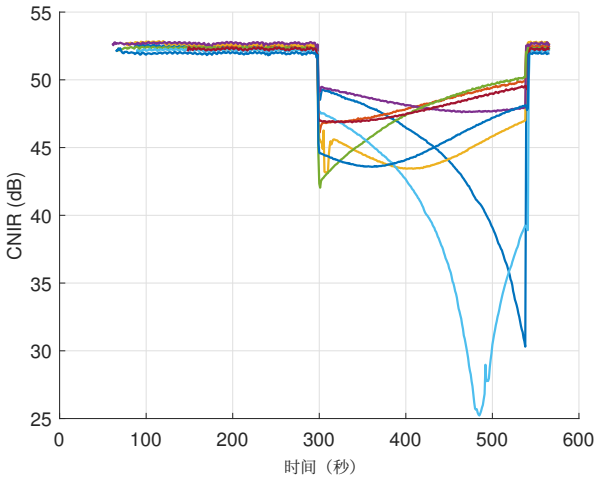


图 7. 三星 S20+ 报告的各接收机平均载波噪声干扰比。

仍然能够找到一个解决方案。应测试一个略高于 2 的 α，以检验该算法处理不同路径损耗的能力，但数值也不能过高，否则接收机将无法检测到干扰，或者过多的接收机可能会在接收器选择过程中被移除。手机输出的自动增益控制（AGC）数据噪声过大，需要进一步处理才能用于位置估计。本文尚未进行此类处理，但这可以作为未来工作的一个研究方向。

参考文献

[1] N. Spens、D.-K. Lee、F. Nedelkov和D. Akos，“在Android设备上检测GNSS干扰和欺骗”，《*NAVIGATION*：导航学会期刊》，第69卷，第3期，2022年。[2] G. K. Olsson、E. Axell、E. G. Larsson和P. Papadimitratos，“用于GNSS干扰源定位的参与式感知”，载于第*6*届国际定位与*GNSS*会议（*ICL-GNSS*）论文集，芬兰坦佩雷，2022年，第1–7页。[3] L. Strizic、D. Akos和S. Lo，“通过众包检测和定位GNSS干扰器”，载于*ION*国际技术会议（*ITM*）论文集，美国弗吉尼亚州雷斯顿，2018年，第626–641页。[4] I. Kraemer、P. Dykta、R. Bauernfeind和B. Eissfeller，“基于载噪比测量和行人航位推算的Android全球定位系统干扰器定位应用”，载于*ION GNSS*论文集，美国田纳西州纳什维尔，2012年。[5] D. Borio、C. Gioia、A. ˇStern、F. Dimc和G. Baldini，“干扰源定位：从众包到合成检测”，载于*ION GNSS*论文集+，美国俄勒冈州波特兰，2016年。[6] N. Ahmed和N. Sokolova，“协作导航环境中的射频干扰定位”，载于第*6*届国际定位与*GNSS*会议（*ICL-GNSS*）论文集，芬兰坦佩雷，2020年。[7] N. Ahmed、A. Winter和N. Sokolova，“使用无人机网络的低成本协作式干扰源定位”，载于*IEEE*航空航天会议，2021年，第1–8页。[8] J. Liu、J. Xie、X. Zhang和J. Wang，“基于众包载波噪声密度功率比融合的干扰源定位方法”，载于中国卫星导航年会论文集，中国成都，2020年，第604–612页。[9] P. Wang和Y. T. Morton，“使用差分接收信号强度进行众包GNSS射频干扰定位的高效加权质心法”，*IEEE*航空航天与电子系统汇刊，第56卷，第3期，第2471–2477页，2020年。[10] J. A. Tucker、C. Puskar、C. Lee和D. Akos，“通过最近邻加权的全球定位系统/GNSS干扰功率到达差（到达功率差）定位”，载于*ION GNSS*论文集+，线上，2020年。[11] F. van Diggelen、M. Khider、S. Chavan和M. Fu。《更新后的谷歌工具：记录和分析GNSS测量数据》。欧洲全球导航卫星系统局。[在线]。可访问：https://www.euspa.europa.eu/sites/default/files/expo/1.1_frankvan diggelen _谷歌.pdf