

# 基于生成模型的地磁室内高精度定位算法研究

马帅<sup>1,2,3</sup>, 裴科<sup>3</sup>, 祁华艳<sup>3</sup>, 李航<sup>4</sup>, 曹雯<sup>5</sup>, 王洪梅<sup>3</sup>, 熊海良<sup>6</sup>, 李世银<sup>3</sup>

(1. 深地科学与工程云龙湖实验室, 江苏 徐州 221116; 2. 鹏城实验室, 广东 深圳 518172;  
3. 中国矿业大学信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221116; 4. 深圳市大数据研究院, 广东 深圳 518172;  
5. 长安大学电子与控制工程学院, 陕西 西安 710064; 6. 山东大学信息科学与工程学院, 山东 济南 250100)

**摘要:** 针对目前构建精细的地磁指纹库需要耗费大量人力成本的瓶颈, 提出了条件变分自动编码器和条件对抗生成网络2种生成模型, 能够在收集少量数据样本的基础上, 对给定位置进行伪标签指纹的生成。同时, 针对单点地磁指纹定位精度低的问题, 设计了一种基于注意力机制的卷积神经网络-门控循环单元的地磁序列定位算法, 能够有效利用指纹的空间和时间特性, 实现精准定位。此外, 还设计并搭建了实时、便携的移动端数据采集和定位系统。通过实际测试表明, 利用所提模型可有效构建可用的地磁指纹库, 所提算法平均误差可达0.16 m。

**关键词:** 深度学习; 地磁定位; 生成模型; 地磁序列

**中图分类号:** TN92

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2023104

## Research on geomagnetic indoor high-precision positioning algorithm based on generative model

MA Shuai<sup>1,2,3</sup>, PEI Ke<sup>3</sup>, QI Huayan<sup>3</sup>, LI Hang<sup>4</sup>, CAO Wen<sup>5</sup>, WANG Hongmei<sup>3</sup>, XIONG Hailiang<sup>6</sup>, LI Shiyin<sup>3</sup>

1. Yunlong Lake Laboratory of Deep Underground Science and Engineering, Xuzhou 221116, China

2. Peng Cheng Laboratory, Shenzhen 518172, China

3. School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China

4. Shenzhen Research Institute of Big Data, Shenzhen 518172, China

5. College of Electronics and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China

6. School of Information Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250100, China

**Abstract:** Aiming at the current bottleneck of constructing a fine geomagnetic fingerprint library that required a lot of labor costs, two generative models called the conditional variational autoencoder and the conditional confrontational generative network were proposed, which could collect a small number of data samples for a given location, and generate pseudo-label fingerprints. At the same time, in order to solve the problem of low positioning accuracy of single-point geomagnetic fingerprints, a geomagnetic sequence positioning algorithm based on attention mechanism of convolutional neural network-gated recurrent unit was designed, which could effectively use the spatial and temporal characteristics of fingerprints to achieve precise positioning. In addition, a real-time, portable mobile terminal data collection and positioning system was also designed and built. The actual test shows that the proposed model can effectively construct the available geomagnetic fingerprint database, and the average error of the proposed algorithm can reach 0.16 m.

**Keywords:** deep learning, geomagnetic positioning, generative model, geomagnetic sequence

收稿日期: 2023-02-06; 修回日期: 2023-04-12

基金项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划基金资助项目 (No.2023-JC-YB-510); 深地科学与工程云龙湖实验室基金资助项目 (No.109023005); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (No.300102322103); 山东省自然科学基金资助项目 (No.ZR2022LZH005); 青岛市科技惠民示范引导专项基金资助项目 (No.22-3-7-CSPZ-2-nsh)

**Foundation Items:** The Natural Science Basic Research Program Foundation of Shaanxi Province (No.2023-JC-YB-510), Yunlong Lake Laboratory of Deep Underground Science and Engineering Project (No.109023005), The Fundamental Research Funds for the Central Universities (No.300102322103), The Natural Science Foundation of Shandong Province (No.ZR2022LZH005), Qingdao Science and Technology Demonstration and Guidance Project for Benefiting the People (No.22-3-7-CSPZ-2-nsh)

## 0 引言

全球导航卫星系统 (GNSS, global navigation satellite system), 如全球定位系统 (GPS, global positioning system) [1]可以在室外提供实时和高精度的定位结果, 但是在大型商场、大型办公楼内, 由于建筑物的遮挡, GPS 达不到符合人们需求的分米级定位精度, 亟须提出高精度室内定位系统解决方案。Wi-Fi<sup>[2]</sup>和蓝牙<sup>[3]</sup>信号以构建指纹为主, 使用该方法的\*\*最大技术挑战在于, 室内障碍物会导致射频信号传播的衰减和干扰, 从而改变原始信号的准确性<sup>[4]</sup>。

近些年, 基于地磁的室内定位技术逐渐成为研究热点, 该技术具备低成本、低复杂度、高精度<sup>[5-8]</sup>等特点。其原理在于室内地磁场受到建筑物中磁性材料 (如铁、钢和含金铁合金) 的干扰形成地磁异常, 导致不同位置的磁场分布不同, 基于地磁指纹的室内定位可以有效地区分不同位置的特征纹路。此外, 地磁信号相对稳定, 同一位置的地磁信号强度随时间变化较小, 且不需要额外的能量消耗和基础设施的支持。然而, 由于基于单点的地磁指纹定位存在位置模糊问题 (即不同位置具有相似的单点地磁指纹), 该方法在室内场景下定位精度较差。

基于指纹的定位方法需要预先构建指纹库, 但是构建指纹库需要消耗大量的人力和时间成本。为解决上述问题, 文献[9]提出了一种基于众包方式进行磁指纹室内定位的导航系统。该系统不需要预先部署基础设施, 应用范围广、成本低。此外, 地磁强度信号不受人体和其他室内障碍物的影响。该系统采用众包的方式采集源点到目标点的地磁序列指纹构建指纹库, 并且采用动态时间扭曲的匹配算法实现了磁场时间序列和位置的矫正。然而, 众包采集的思想是不限制实验人员的路径, 导致用户不访问的区域没有地磁强度数据或不常访问的区域地磁强度数据较少。文献[10]提出了一种快速采集地磁数据的方案, 通过 Kalman 滤波对磁场数据进行降噪处理, 并选择克里金插值法构建地磁基准图。利用基于相似度量准则的光谱角制图 (SAM) 算法进行磁序列匹配。实验结果表明, 该方案的最大定位误差为 1.34 m, 平均精度为 0.93 m, 匹配准确率约为 89%。但该方案并未给出利用插值法构建的指纹库对定位精

度的影响。文献[11]使用生成对抗网络增强进行数据的定位, 利用真实收集的标记数据和未标记数据生成带标记的伪数据, 提高定位精度。但生成的指纹库质量较差, 实现的定位精度较低。

目前, 国内外研究人员提出了许多基于地磁指纹的定位方案。文献[12]提出基于集成学习和反向传播 (BP) 神经网络的室内地磁定位算法, 将 BP 神经网络作为弱预测器, 通过集成学习的方法把多组弱预测器集成为强预测器, 使用三维地磁强度数据进行室内定位。然而, 该定位算法是基于单点的地磁指纹, 平均定位误差仅为 4.61 m。文献[13]基于单点的地磁指纹, 利用最小二乘法 (LSM, least square method) 和改进的 MSD (mean square difference) 法进行相似度匹配, 实测定位精度约为 1.2 m。通过对每个位置引入地磁序列指纹 (MSF, magnetic sequence fingerprint), 可以最小化位置模糊, 从而提高定位系统的准确性。文献[14]提出利用物体运动经历独特的磁场序列构建指纹, 并通过循环神经网络 (RNN, recurrent neural network) 区分磁场序列进行定位, 定位精度约为 1.04 m。文献[15]在走廊中围绕 25 个地标移动构建地磁序列指纹, 并使用长短期记忆 (LSTM, long short term memory) 网络进行室内地标分类, 区分地标的准确率为 97.20%, 但未能给出具体定位精度。文献[16]提出基于磁场模式 (地磁序列形状、趋势) 构建指纹, 并利用多个卷积神经网络 (CNN, convolutional neural network) 预测位置, 预测位置的权重大小由预测位置 and 实际位置的均方误差决定, 最终通过加权求和确定用户的室内位置, 实现了在办公楼内定位误差小于 1.01 m 的概率为 75%。文献[17]提出一种基于注意力机制的 LSTM 深度学习定位算法, 该算法分析井下巷道地磁信号变化的空间差异性和时间稳定性, 实现了 3.28 m 的定位精度。文献[18]提出 CNN 室内位置分类算法, 利用递归图充分提取三轴地磁序列特征, 实现了 95.46% 的分类准确率, 但需要在实验区域采集 325 个参考点。文献[19]提出一种分层的 LSTM 定位算法, 通过提取地磁短期异常特征及长期信号形态特征, 融合更多的历史观测值, 实现了定位误差小于 0.8 m 的概率为 67%, 但需要在定位区域采集 534 个参考点。文献[20]提出一种基于 CNN 的磁序列指纹定位系统, 该系统利用递归图提取原始数据的指纹特征作为磁序

列，并且引入了注意力机制，学习与位置相关的最显著特征，实现了定位误差小于 0.495 m 的概率为 67%，但在线定位需要计算机处理定位结果，因此未能将该算法应用于小型化终端实时定位。

综上所述，现有研究方法普遍存在构建精细的地磁指纹库人力成本高、单点地磁指纹定位精度低等缺点，并且搭建的系统均基于客户端和服务端组合模型。针对以上不足，本文提出利用生成模型构建指纹数据集，并利用该数据集训练基于注意力机制的神经网络模型，实现精确定位。本文主要创新点概括如下。

1) 为了有效降低构建地磁指纹基准图的工作量，本文利用条件变分自编码器 (CVAE, conditional variational autoencoder) 和条件对抗生成网络 (CGAN, conditional generative adversarial network) 2 种生成模型来构建完整的数据集。通过学习少量采集样本的真实数据分布，利用随机噪声对指定位置进行数据生成，构建单点指纹库。本文改进了 CGAN，采用卷积结构设计鉴别器，可以更好地处理空间层次结构的数据，并更准确地判别真实和虚假的地磁指纹数据，进而得到最佳的生成器。使用多层感知机 (MLP, multi-layer perceptron) 神经网络模型检验生成数据的质量。实验结果表明，采集 400 个参考点实现的定位精度，利用生成模型仅需采集 100 个参考点，工作量减少了  $\frac{3}{4}$ ，且生成的完整数据集可以在线获取。

2) 本文构建地磁序列指纹，提出基于注意力机制的卷积神经网络-门控循环单元 (CNN-GRU, convolutional neural network-gated recurrent unit) 地磁序列定位算法。CNN 和 GRU 分别提取地磁序列指纹的空间特征和时间特征，并且加入注意力机

制，使网络根据地磁序列指纹和位置的相关性程度，给地磁序列指纹中不同时刻的特征赋予不同的权重，最后通过加权求和得到位置结果，实现的平均定位误差为 0.16 m。

3) 本文实现了小型、便携化定位系统。硬件设备使用树莓派 4B 作为数据处理器和存储器，使用九轴传感器收集地磁数据，硬件总体尺寸为 10 cm×8 cm×8 cm。此外，在该系统上实现了基于注意力机制的 CNN-GRU 地磁序列定位算法。

### 1 地磁定位数学模型

室内地磁定位数学模型如图 1 所示，其中， $M_x$ 、 $M_y$ 、 $M_z$  分别为该环境中地球磁场  $x$  轴、 $y$  轴、 $z$  轴的强度。移动端设备配备地磁传感器用于收集数据，进而构建地磁指纹库。指纹库中指纹质量决定最终的定位结果，因此构建一个密集且质量高的指纹库对整个定位系统至关重要。通过使用序列指纹使每个位置具有独特的磁场特征纹路，然后通过磁场特征纹路和位置映射关系进行室内定位。目前，基于指纹定位的系统模型均是基于客户端和服务器的组合模型，当多个用户同时定位时，服务器负载较大，故需要设计一个便携的移动端采集定位设备。

由于采集的数据以地磁传感器坐标系为基准，随着地磁传感器的翻转、移动、倾斜等变化，同一位置不同姿态对应不同的地磁数据。而以世界坐标系 (图 2(a)) 为基准能够确保同一位置对应相同的地磁数据。地磁传感器坐标系如图 2(b) 所示，地磁传感器向前水平放置，将地磁传感器质心作为坐标原点， $x$  轴指向地磁传感器的右侧， $y$  轴指向地磁传感器的正前方， $z$  轴垂直于地磁传感器，指向地磁传感器之外。

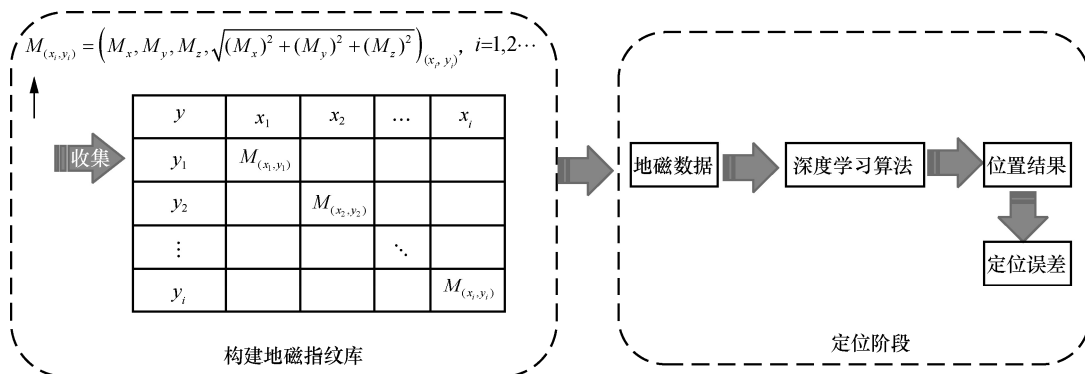
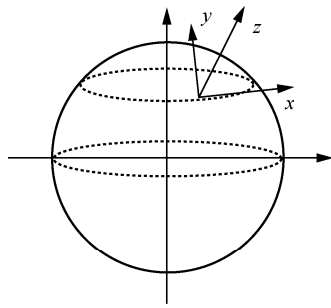
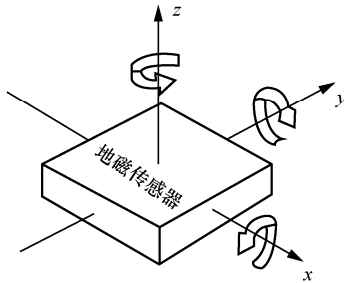


图 1 室内地磁定位数学模型



(a) 世界坐标系



(b) 地磁传感器坐标系

图 2 世界坐标系和地磁传感器坐标系

地磁强度指纹库是以世界坐标系为基准建立的，因此，本文将地磁传感器坐标系下测得的三维原始地磁数据  $(M_x, M_y, M_z)$  转换成世界坐标系下的三维地磁数据  $(M'_x, M'_y, M'_z)$ ，转换关系为

$$\begin{pmatrix} M'_x \\ M'_y \\ M'_z \end{pmatrix} = \mathbf{R} \begin{pmatrix} M_x \\ M_y \\ M_z \end{pmatrix} \quad (1)$$

其中， $\mathbf{R} = \mathbf{R}_\alpha \mathbf{R}_\beta \mathbf{R}_\gamma$  为旋转矩阵， $\mathbf{R}_\alpha, \mathbf{R}_\beta, \mathbf{R}_\gamma$  分别为

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_\alpha &= \begin{bmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha & 0 \\ \sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ \mathbf{R}_\beta &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \beta & -\sin \beta \\ 0 & \sin \beta & \cos \beta \end{bmatrix} \\ \mathbf{R}_\gamma &= \begin{bmatrix} \cos \gamma & 0 & \sin \gamma \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \gamma & 0 & \cos \gamma \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2)$$

其中，俯仰角  $(\beta)$ 、翻滚角  $(\gamma)$  和航向角  $(\alpha)$  分别为沿地磁传感器  $x$  轴、 $y$  轴和  $z$  轴旋转的角度。

## 2 生成模型

根据上述数学模型，基于地磁指纹的定位算法需要构建指纹库。地磁指纹定位精度和构建的地磁指纹库 (MFD, magnetic fingerprint database) 的精细程度有关，越精细的地磁指纹库定位精度越高。然而，构建精细的地磁指纹库需要实验人员采集较多的参考点。基于此，本文提出了一种新的地磁指纹扩展方案，采用 2 种地磁指纹生成模型。根据室内磁场呈稳定分布<sup>[21]</sup>的特性，使用生成网络学习室内磁场强度的概率分布规律，并重建指定位置的地磁指纹，利用采集的地磁数据和生成的数据一同构建地磁指纹库。

### 2.1 CVAE

CVAE 由编码器 (encoder) 和解码器 (decoder) 两部分组成。将真实地磁数据  $\mathbf{x}$  和位置标签  $\mathbf{y}$  合并，一起输入编码器进行编码，得到一个服从高斯分布

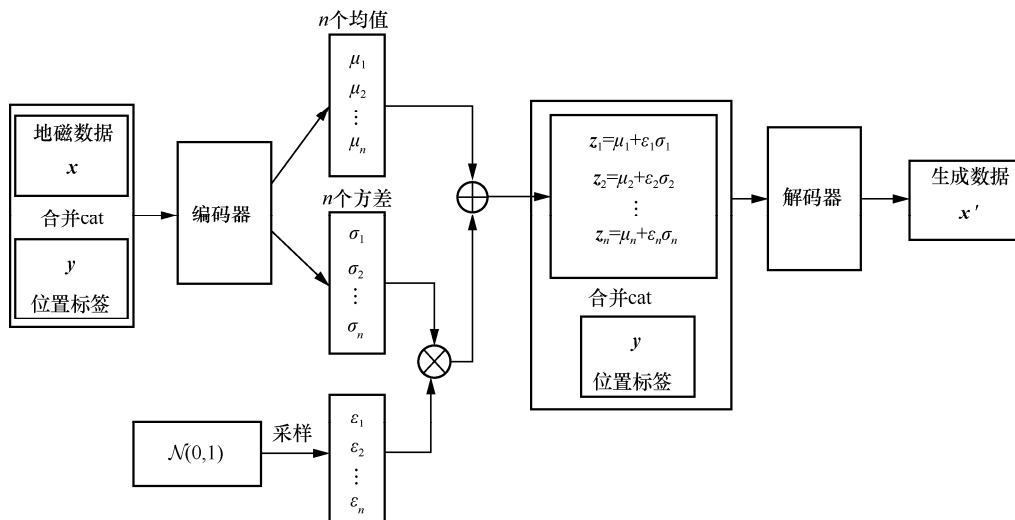


图 3 CVAE 流程

的潜在空间，对潜在空间进行采样得到潜在变量  $z_p$ ，将潜在变量  $z_p$  和位置标签  $y$  合并，一起输入解码器进行解码，得到重建输出  $x'$ 。CVAE 流程如图 3 所示。

在训练阶段，地磁数据  $x$  和位置标签  $y$  输入 encoder 进行编码，得到地磁指纹的概率分布，再对概率分布进行重新采样得到潜在变量  $z_p$ 。潜在变量  $z_p$  和指定位置标签  $y$  输入 decoder 进行解码，重建地磁指纹  $x'$ ，即给定位置标签  $y$ ，从分布  $p_\theta(x|z_p, y)$  生成地磁指纹  $x'$ ，其中， $\theta$  为 decoder 网络模型的参数。由于后验概率  $p_\theta(z_p|x, y)$  不容易计算，利用随机梯度变分贝叶斯 (SGVB) 框架<sup>[22]</sup>将 encoder 的后验分布概率估计为  $q_\phi(z_p|x, y)$ ，其中， $\phi$  为 encoder 网络模型参数。因此，CVAE 的损失函数为

$$L(\theta, \phi; x, z_p) = E_{z_p \sim q_\phi(x|z_p)} [\text{lb}(p_\theta(x|y, z_p))] - D_{\text{KL}}(q_\phi(z_p|x, y) \| p_\theta(z_p|y)) \quad (3)$$

其中， $E_{z_p \sim q_\phi(x|z_p)} [\text{lb}(p_\theta(x|y, z_p))]$  为 CVAE 的重构损失，用来衡量输入和输出的差异，一般使用 MSE 或者二分类交叉熵的均值代替； $D_{\text{KL}}(q_\phi(z_p|x, y) \| p_\theta(z_p|y)) = D_{\text{KL}}(N(\mu_{z_p}, \sigma_{z_p}^2) \| N(0, I))$  为 KL 散度。将地磁指纹样本中生成的均值和方差代入 KL 散度计算式得

$$\text{KL}_i = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^K (1 + \text{lb}(\sigma_j^2) - \sigma_j^2 - \mu_j^2) \quad (4)$$

其中， $K$  表示一个地磁指纹样本生成  $K$  组均值和方差， $j$  表示当前均值和标准差的具体组数， $\text{KL}_i$  表示任意样本  $i$  将全部的  $K$  组均值和方差加权后计算的 KL 散度。

利用重参数化技巧，即潜在变量  $z_p$  从标准正态分布中采样，使潜在变量  $z_p$  能够进行反向传播，利用梯度下降算法训练 CVAE。因此，CVAE 反向传播损失函数为

$$L(\theta, \phi) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \|x_i - \hat{x}_i\|_2^2 - \frac{1}{2M} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^K (1 + \text{lb}(\sigma_j^2) - \sigma_j^2 - \mu_j^2) \quad (5)$$

其中， $M$  为地磁指纹样本数量， $x_i$  为编码器的地磁指纹样本输入， $\hat{x}_i$  为解码器重构的地磁指纹样本输出。

## 2.2 CGAN

CGAN 模型中的生成模型和判别模型通过相互学习、博弈后，获得更好的生成模型和判别模型。生成模型在给定的高斯噪声和额外的条件信息下生成虚假数据样本，虚假数据样本与真实数据样本输入判别器判别真伪。CGAN 模型初始化时，将生成器生成的虚假数据样本标记为 0 (Fake)，真实数据样本标记为 1 (Real)。CGAN 模型如图 4 所示。

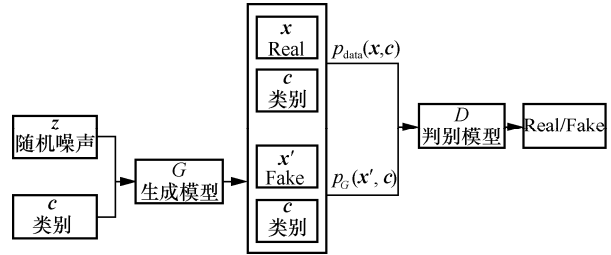


图 4 CGAN 模型

在训练阶段，条件信息和随机噪声一起作为生成网络的输入，生成网络根据给定条件信息（位置坐标）生成地磁指纹样本。已知噪声  $z$  的分布规律和给定条件（位置坐标），生成网络将噪声  $z$  转换成未知分布规律的地磁指纹数据  $x'$ ，生成网络最小化  $p_G(x', c)$  和  $p_{\text{data}}(x, c)$  之间的散度距离，其中， $p_G(x', c)$  为生成的地磁指纹  $x'$  的分布函数， $p_{\text{data}}(x, c)$  为真实地磁指纹分布函数。散度距离越小则生成网络生成的地磁指纹  $x'$  分布与真实的地磁指纹分布越类似，生成模型的效果越好。生成网络的损失函数为

$$L_G = -E_{z \sim p_z, c \sim p_c} [\text{lb}(D(G(z, c)))] \quad (6)$$

判别模型也称为判别网络，用来计算  $p_G(x', c)$  和  $p_{\text{data}}(x, c)$  之间的散度距离。判别网络的损失函数为

$$L_D = -E_{(x, c) \sim p_{\text{data}}} [\text{lb}(D(x, c))] - E_{z \sim p_z, c \sim p_c} [\text{lb}(1 - D(G(z, c)))] \quad (7)$$

CGAN 经过多轮迭代后，2 个网络间的博弈使 2 个网络更好地完成任务，CGAN 的最终优化函数为

$$\min_G \max_D V(G, D) = E_{(x, c) \sim p_{\text{data}}(x, c)} [\text{lb}D(x|c)] + E_{z \sim p_z, c \sim p_c} [\text{lb}(1 - D(G(z|c)))] \quad (8)$$

其中， $p_z$  为输入噪声  $z$  的概率分布， $p_c$  为输入条件  $c$  的概率分布。

## 2.3 生成地磁指纹库的构建

利用训练结束的 CVAE 和 CGAN 进行地磁指纹

的生成,分别将 CVAE 的解码器和 CGAN 的生成网络作为虚拟指纹的生成器,生成器的输入为服从标准正态分布的随机噪声和指定的位置坐标,生成器的输出为地磁指纹。

图 5 为生成地磁指纹库 (GMFD, generate magnetic fingerprint database) 的构建过程。利用移动设备采集地磁数据,构建地磁指纹库,再利用生成模型生成地磁指纹,进而将生成的地磁指纹和采集的地磁指纹合并构成生成地磁指纹库。

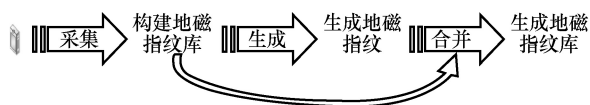


图 5 生成地磁指纹库的构建过程

### 3 基于注意力机制的 CNN-GRU 定位算法

现有的单点地磁指纹深度学习定位模型普遍存在精度低的问题。考虑到定位过程中目标用户的当前位置与之前访问过的位置在时间和空间上具

有关联性,本文提出一种基于地磁序列的高精度定位算法。基于上述生成网络构建的单点地磁指纹库,本文提出利用滑动窗口构建地磁序列指纹,同时利用 CNN 从低维的输入数据中提取更多与位置相关的空间特征,并且加入注意力机制,使网络根据地磁序列指纹和位置的相关性程度,赋予地磁序列指纹中不同时刻的特征不同的权重,最后通过加权求和得到位置结果。

地磁指纹定位的原理是建立指纹和位置之间的映射关系。指纹的唯一性和可识别性能够确保精准的位置映射。为了提高指纹的可识别性,地磁中引入了序列指纹,增加了地磁信号特征。然而,增加序列长度会导致算法计算时间延长,降低定位系统的响应速度,从而引起较长的定位时延。因此,需要设置适当长度的序列指纹来保证定位系统的性能。在定位区域中的某个路径上,地磁序列指纹强度如图 6 所示。观察图 6 可知,当地磁序列长度为 1 时,指纹仅包含单个参考点,地磁强度的各轴分量具有很多相似的指纹序列;当地磁序列长度为 2

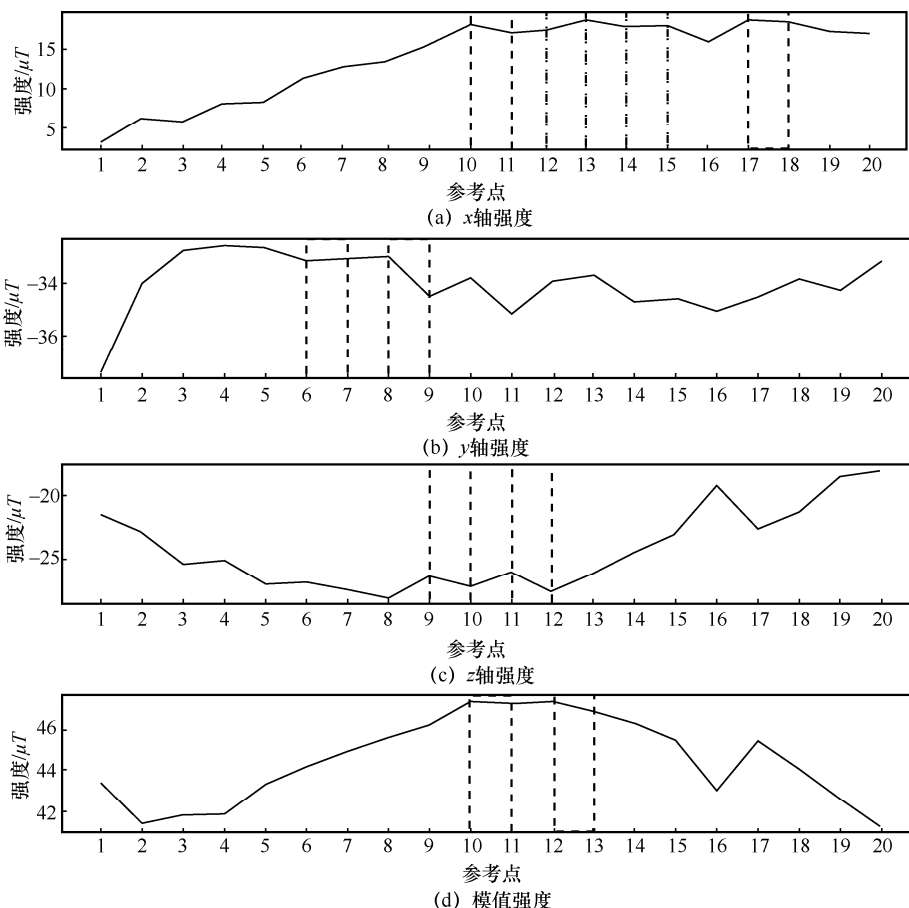


图 6 地磁序列指纹强度

时，指纹包含相邻 2 个参考点，图中分别用虚线和点划线表示，地磁强度的各轴分量具有一些相似的序列指纹，指纹的识别性较低；当地磁序列长度为 3 时，指纹包含相邻的 3 个参考点，地磁强度的各轴分量具有较少相似的指纹序列，序列指纹易于识别。

本文设计一个滑动窗口构建地磁序列指纹，构造过程如图 7 所示，其中， $n$  为一条路径中的参考点数量，利用滑动窗口的顺序将路径中参考点的地磁数据连接构成地磁序列，地磁序列的位置标签为滑动窗口中的最后一个位置， $MSF_i$  表示第  $i$  个地磁序列指纹。本文设置的滑动窗口为 3、滑动步长为 1。

本文提出的基于注意力机制的卷积门控循环

单元的网络模型如图 8 所示，主要由一维卷积神经网络、门控循环单元、注意力机制和预测器 4 个部分组成。

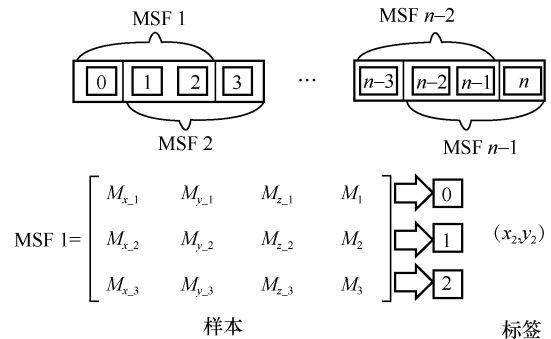


图 7 地磁序列指纹构造过程

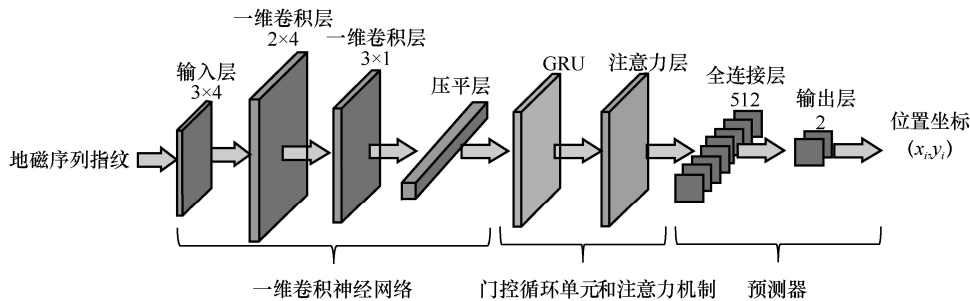


图 8 基于注意力机制的卷积门控循环单元的网络模型

一维卷积神经网络由一个输入层、2 个一维卷积层和一个压平层组成，其中，卷积层用来提取地磁序列的空间特征，压平层用于压平操作。一维卷积神经网络的运算过程如图 9 所示。

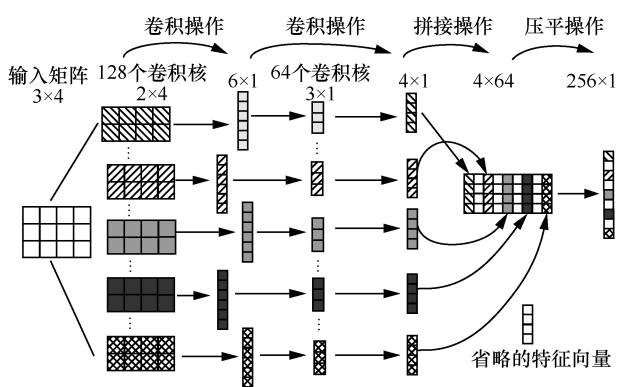


图 9 一维卷积神经网络的运算过程

GRU 神经网络由一个含 512 个神经元的单层门控逻辑单元组成。在 GRU 网络中，每一个时刻的输入都受前面神经元输出状态的影响，并且在 GRU 网络中加入了注意力机制和 Dropout 函数。一维卷积提取地磁序列特征得到维度为  $256 \times 1$  的序列输出，将

该序列划分成时间步长为 4、每一步长度为 64 输入 GRU 网络。GRU 工作流程如图 10 所示，其中， $x_t$  为 GRU 网络的  $t$  时刻输入，维度为  $64 \times 1$ ； $h_t$  为  $t$  时刻细胞状态信息； $y_t$  为 GRU 网络的  $t$  时刻输出； $\alpha_t$  为注意力机制赋予  $y_t$  的权重。Dropout 函数通过随机断开 GRU 网络的部分链接，解决 GRU 网络过拟合问题。全连接层共有 512 个神经元，并且使用 ReLU 激活函数对全连接层的线性输出进行非线性变化，最终输出位置结果。

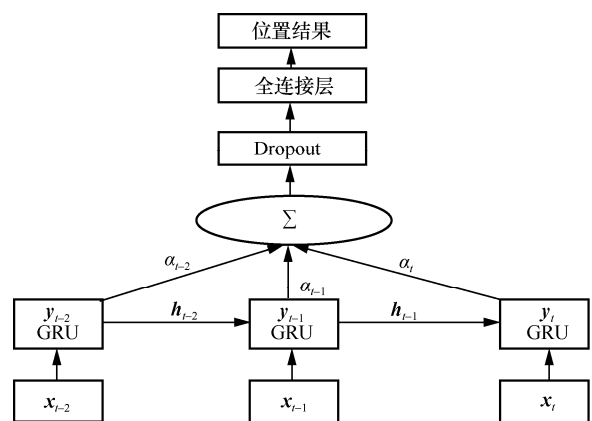


图 10 GRU 工作流程

## 4 系统搭建和实验结果分析

### 4.1 地磁定位系统

移动端设备配备一个树莓派（处理器）、一个九轴传感器和一个液晶显示屏，九轴传感器和液晶显示屏通过 IIC 协议和树莓派进行通信。离线阶段：移动端设备采集地磁数据，利用生成网络构建生成地磁指纹库，并基于 GMFD 训练神经网络模型。在线阶段：移动端设备实时获取传感器采集的地磁数据，并利用离线阶段训练完成的模型进行实时定位。每个移动端设备拥有独立的指纹库。地磁定位系统硬件参数如表 1 所示。

表 1 地磁定位系统硬件参数

参数	数值
移动设备尺寸	10 cm×8 cm×8 cm
处理器	树莓派 4B
九轴传感器	MPU9250
液晶显示屏	3.3 V/5 V

移动端设备采集构建的 MFD 为

$$\text{MFD} = \begin{bmatrix} (x_1, y_1) & M_{x_1} & M_{y_1} & M_{z_1} & M_1 \\ (x_2, y_2) & M_{x_2} & M_{y_2} & M_{z_2} & M_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ (x_n, y_n) & M_{x_n} & M_{y_n} & M_{z_n} & M_n \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中,  $(x_i, y_i)$  为第  $i$  个参考点位置坐标,  $i=1, 2, \dots, n$ ,  $n$  为参考点数量;  $M_{x_i}$ 、 $M_{y_i}$ 、 $M_{z_i}$  分别为第  $i$  个参考点位置下地球磁场  $x$  轴、 $y$  轴、 $z$  轴的强度,  $M_i = \sqrt{(M_{x_i})^2 + (M_{y_i})^2 + (M_{z_i})^2}$ 。

基于 GMFD 构建地磁序列指纹, 并在该系统上实现基于注意力机制的 CNN-GRU 定位算法。图 11 为基于该算法的定位系统在线定位实测, 实验人员手持定位设备, 通过九轴传感器实时获取地磁数据, 树莓派 4B 处理器使用 Python 语言在线处理数据得到定位结果, 并通过液晶显示屏显示位置坐标。

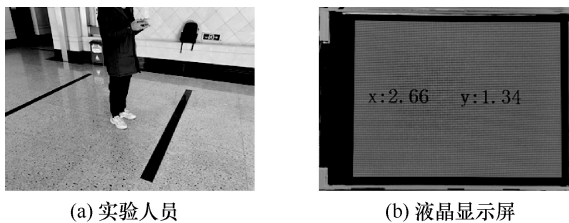


图 11 定位系统在线定位实测

### 4.2 实验场景

本文以中国矿业大学某实验楼大厅作为实验环境, 场地的大小为  $4 \text{ m} \times 4 \text{ m}$ 。大厅内按照大小为  $0.2 \text{ m} \times 0.2 \text{ m}$  的网格进行划分。使用移动端设备进行数据的采集、处理和保存, 每个参考点采样时长为  $10 \text{ s}$ , 采样频率为  $10 \text{ Hz}$ , 共采集 400 个参考点, 平面空间示意如图 12 所示。接下来, 按照不同的采样间隔构建 MFD 和测试集。

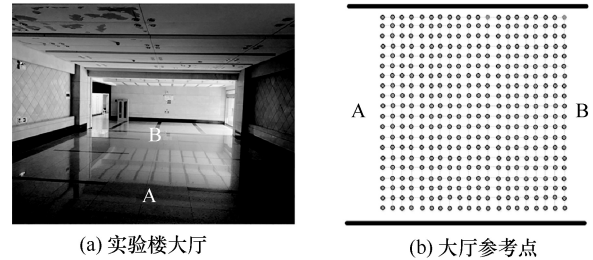


图 12 平面空间示意

### 4.3 生成模型结果分析

基于 4.1 节构建的 MFD, 使用 2 种生成网络 (CVAE 和 CGAN) 对地磁指纹进行扩充并构建 GMFD, 之后统一使用 MLP 神经网络训练定位模型来测试生成的指纹数据的质量。MLP 由输入层、隐藏层和输出层三部分组成。基于单点的地磁指纹, MLP 能够有效训练回归模型来估计用户目标位置。

每个指定位置生成 100 组地磁指纹, 利用所有生成的地磁指纹和真实采集的地磁数据一同构成 GMFD。将 MFD 和 GMFD 分别作为训练集, 并在本文搭建的系统上训练基于 MLP 的回归模型。

#### 4.3.1 指纹数据的生成质量结果分析

将采集的参考点间隔设置为  $0.4 \text{ m}$  来构建 MFD, 2 种生成网络按照大小为  $0.2 \text{ m} \times 0.2 \text{ m}$  的网格进行虚拟位置指纹生成。基于相同的测试集, MFD 和 GMFD 训练的定位模型的定位精度如表 2 所示。

表 2 MFD 和 GMFD 训练的定位模型的定位精度

数据库	样本数量/个	生成模型	平均定位误差/m
GMFD-1	40 000	CGAN	0.25
GMFD-2	40 000	CVAE	0.26
MFD	10 000	—	0.32

从表 2 可以看出, 利用生成模型对原始指纹库进行扩展, 实现的定位精度优于原始指纹库, 验证了 CGAN 和 CVAE 的有效性。

图 13 为 GMFD 和 MFD 的累积分布函数(CDF, cumulation distribution function)。从图 13 中可以观察到, 使用 GMFD-1 训练的定位模型, 定位误差在 0.6 m 内的数据占 97%; 使用 GMFD-2 训练的定位模型, 定位误差在 0.6 m 内的数据占 94%; 使用 MFD 训练的定位模型, 定位误差在 0.6 m 内的数据仅占 92%。

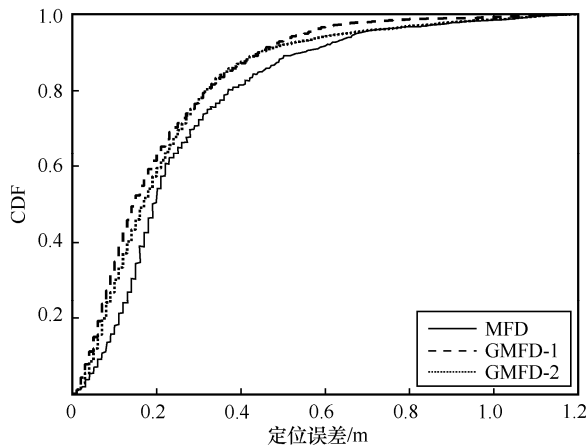


图 13 GMFD 和 MFD 的 CDF

### 4.3.2 参考点间隔对定位精度和工作量的影响

采用不同的参考点间隔 (0.2 m, 0.4 m, 0.6 m, 0.8 m, 1.0 m, 2.0 m) 构建 MFD, 不同的参考点间隔下 MFD 的详细信息如表 3 所示。

表 3 不同的参考点间隔下 MFD 的详细信息

参考点间隔/m	参考点数量/个	训练集样本个数/个
0.2	400	40 000
0.4	100	10 000
0.6	49	4 900
0.8	36	3 600
1.0	25	2 500
2.0	9	900

图 14 展示了参考点间隔对定位误差和参考点数量的影响。从图 14 中可以观察到, 定位误差随着参考点间隔的增大而增大, 然而参考点间隔增大会显著减少采集的参考点数量, 从而降低采集成本。CVAE 和 CGAN 构建的 GMFD 定位精度大致相同, 此外, 最优的参考点间隔为 0.4~0.6 m。

为了进一步分析生成网络的有效性, 使用参考点间隔为 0.2 m 构建的 MFD 和参考点间隔为 0.4 m 生成的 GMFD 训练定位模型。图 15 为 GMFD 和

MFD 的 CDF。从图 15 中可以观察到, 当参考点间隔为 0.4 m 时, 使用 GMFD 训练的定位模型, 定位误差在 0.4 m 内的数据占 87%; 当参考点间隔为 0.2 m 时, 使用 MFD 训练的定位模型, 定位误差在 0.4 m 内的数据占 89%。当参考点间隔为 0.2 m 时, 需要采集 400 个参考点; 当参考点间隔为 0.4 m 时, 仅需要采集 100 个参考点。本文旨在花费较少的工作量实现较高的定位精度, 实验证明了本文提出的生成网络的正确性和有效性。

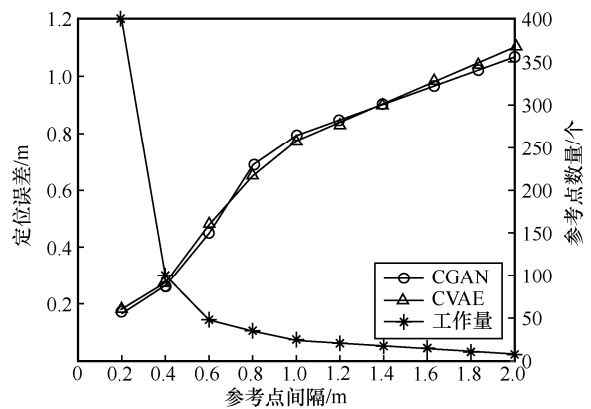


图 14 参考点间隔对定位误差和参考点数量的影响

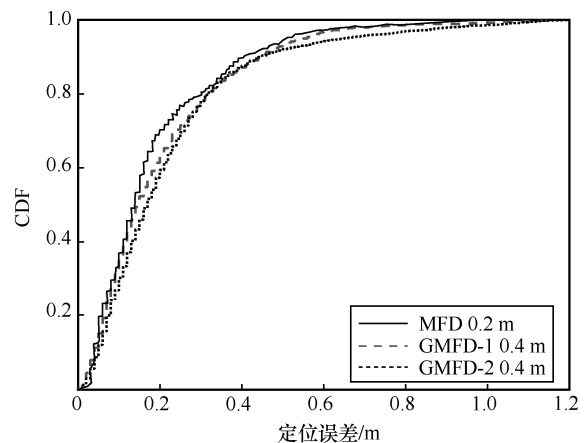


图 15 GMFD 和 MFD 的 CDF

### 4.3.3 指纹生成密度对定位精度的影响

当参考点间隔为 1.0 m 时, MFD 训练的定位模型的平均定位误差为 1.08 m。2 种生成网络按照网络单元格大小为 0.2 m×0.2 m、0.4 m×0.4 m、0.6 m×0.6 m、0.8 m×0.8 m 进行地磁指纹生成, 生成的 GMFD 训练的定位模型的平均定位误差如图 16 所示。从图 16 中可以观察到, CGAN 生成的指纹库略优于 CVAE 生成的指纹库; 并且随着生成间隔增大, 平均定位误差增大。

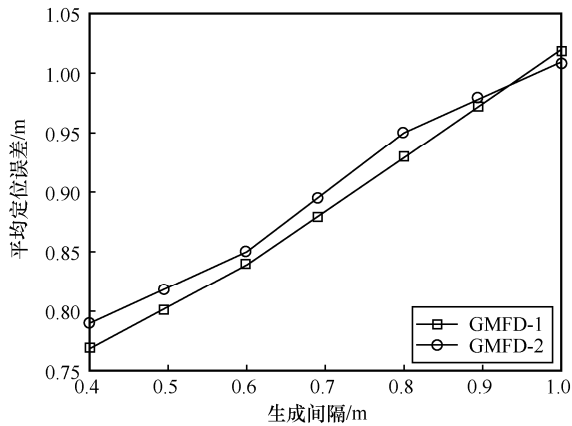


图 16 GMFD 训练的定位模型的平均定位误差

### 4.4 基于注意力机制的卷积门控循环单元定位算法结果分析

#### 4.4.1 路径和序列指纹库构建

基于 GMFD 构建定位路径轨迹, 定义一个维度为  $20 \times 20$  的二维数组, 每一个数组元素对应一个参考点。行人可以前往下一个邻格, 且不可以重复, 利用深度优先遍历算法遍历所有路径, 模拟不同用户的各种轨迹, 路径方向为从大厅 A 端走向 B 端。按照第 3 节提出的滑动窗口构建地磁序列指纹库。

#### 4.4.2 定位精度分析

通过计算机仿真基于单点地磁指纹的 MLP 定位算法、基于地磁序列的 RNN 定位算法<sup>[23]</sup>和本文提出的基于地磁序列的定位算法, 定位结果如表 4 所示, 其中, 测试指标为最小误差、最大误差、方差、均方根误差和定位时间。从表 4 中可以看出, 以地磁序列为指纹的定位精度高于单点地磁指纹; 本文算法方差较小, 定位误差较稳定, 均方根误差为 0.16 m, 相较于 RNN 算法提高了 25%。

表 4 2 种模型的测试集定位结果

算法	最小误差/m	最大误差/m	方差/ $m^2$	均方根误差/m	定位时间/ms
MLP	0.01	1.17	0.032	0.25	0.06
RNN	0.01	1.16	0.017	0.21	0.84
本文算法	0.01	1.13	0.013	0.16	3.54

图 17 为 MLP、RNN 和本文算法的 CDF。从图 17 中可以观察到, 本文算法的定位误差在 0.4 m 内的数据占 96%, RNN 和 MLP 算法分别占 94% 和 87%。

随机选取测试集中的一条路径作为真实路径, 采用本文提出的网络进行轨迹恢复。图 18 绘制了

真实路径和预测路径。从图 18 中可以观测到, 本文提出的网络能够有效地进行轨迹恢复。

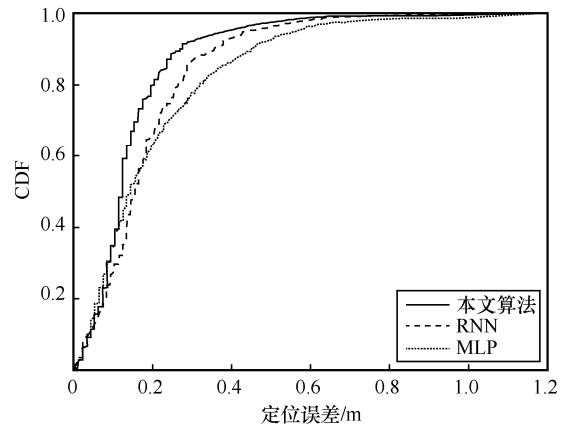


图 17 MLP、RNN 和本文算法的 CDF

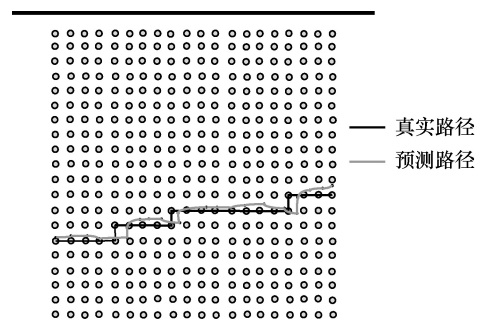


图 18 真实路径和预测路径

本节将本文算法与现有的定位算法进行了比较, 不同算法的定位效果如表 5 所示。从表 5 中可以看出, 本文算法优于现有的定位算法。本文算法融合了卷积神经网络, 利用一维卷积运算将地磁序列的四维特征输入变为一维特征输出进行特征融合和降维, 并对不同时刻的特征赋予不同的权重。上述改进实现了更加准确的映射, 从而提高了定位精度。虽然本文算法定位时间较长, 但毫秒级的定位时延对定位的综合性能影响相对较小。本文的初衷是在满足定位时延需求的同时提高定位精度。

## 5 结束语

本文针对构建精细的地磁指纹库需要耗费大量的人力成本, 提出了 CVAE 和 CGAN 这 2 种生成网络模型, 利用少量指纹数据实现了高精度定位。同时, 针对单点地磁指纹定位精度不足, 本文提出了一种基于注意力机制的卷积神经网络-门控循环

表5 不同算法的定位效果

算法	深度学习算法	定位时间/ms	准确度/m	处理方式
文献[24]	LSTM	0.89	0.21	离线处理
文献[17]	LSTM+Attention	1.39	0.20	离线处理
本文算法	CNN+GRU+Attention	3.54	0.16	在线处理

单元的地磁序列定位算法, 解决了 RNN 存在的梯度消失问题, 同时能够有效提取地磁序列的空间和时间特征, 并且利用注意力机制捕捉与位置相关的显著特征。此外, 本文还设计并搭建了实时、便携的移动端数据采集和定位系统。实验结果表明, 2 种生成模型均能有效地降低采集成本并构建可用的地磁指纹库, 通过衡量定位精度和工作量的关系, 得出最佳的参考点间隔为 0.4~0.6 m; 基于注意力机制的卷积门控循环单元的地磁序列定位算法实现了 0.16 m 的平均定位误差, 相较于现有定位算法具有更高的定位精度。

#### 参考文献:

- [1] ENGE P, MISRA P. Special issue on global positioning system[J]. Proceedings of the IEEE, 1999, 87(1): 3-15.
- [2] CHEN C Y, LAI A I C, WU P Y, et al. Optimization and evaluation of multidetector deep neural network for high-accuracy Wi-Fi fingerprint positioning[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(16): 15204-15214.
- [3] SUHERYADI A, PUTRA W P, HILMI M A, et al. Vehicles position tracking in parking lots using K-nearest neighbor and fingerprinting based on RSSI bluetooth[C]//Proceedings of 2021 Sixth International Conference on Informatics and Computing (ICIC). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [4] BAE H J, CHOI L. Large-scale indoor positioning using geomagnetic field with deep neural networks[C]//Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Communications (ICC). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [5] SUN M, WANG Y J, XU S L, et al. Indoor geomagnetic positioning using the enhanced genetic algorithm-based extreme learning machine[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-11.
- [6] LIU Y X, LI W, WEI D Y, et al. Online calibration method of smartphone magnetometer in vehicle geomagnetic matching positioning[C]//Proceedings of 2022 IEEE 12th International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-8.
- [7] TOMAN M, FUREY E, CURRAN K. Real-world efficacy of an infrastructure-free geomagnetic indoor positioning system[C]//Proceedings of 2020 31st Irish Signals and Systems Conference (ISSC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-8.
- [8] LEE S, CHAE S, HAN D. ILoA: indoor localization using augmented vector of geomagnetic field[J]. IEEE Access, 2020, 8: 184242-184255.
- [9] CHEN L N, WU J B, YANG C. MeshMap: a magnetic field-based indoor navigation system with crowdsourcing support[J]. IEEE Access, 2020, 8: 39959-39970.
- [10] 孙建港, 周诗超, 刘威, 等. 基于地磁匹配技术的室内定位系统设计[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(11): 97-100, 104.  
SUN J G, ZHOU S C, LIU W, et al. Design of indoor positioning system based on geomagnetic matching technology[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2022, 41(11): 97-100, 104.
- [11] NJIMA W, CHAFII M, SHUBAIR R M. GAN based data augmentation for indoor localization using labeled and unlabeled data[C]//Proceedings of 2021 International Balkan Conference on Communications and Networking (BalkanCom). Piscataway: IEEE Press, 2021: 36-39.
- [12] 汪振, 郑增威, 刘争艳, 等. 基于集成学习与 BP 神经网络的室内地磁定位算法[J]. 阜阳师范学院学报(自然科学版), 2020, 37(1): 58-63.  
WANG Z, ZHENG Z W, LIU Z Y, et al. Indoor geomagnetic localization algorithm based on ensemble learning and BP neural network[J]. Journal of Fuyang Teachers College (Natural Science), 2020, 37(1): 58-63.
- [13] KANG R Q, CAO L M. Smartphone indoor positioning system based on geomagnetic field[C]//Proceedings of Chinese Automation Congress (CAC). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1826-1830.
- [14] BAE H J, CHOI L. Large-scale indoor positioning using geomagnetic field with deep neural networks[C]//Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Communications (ICC). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [15] BHATTARAI B, YADAV R K, GANG H S, et al. Geomagnetic field based indoor landmark classification using deep learning[J]. IEEE Access, 2019, 7: 33943-33956.
- [16] ASHRAF I, KANG M Y, HUR S, et al. MINLOC: magnetic field patterns-based indoor localization using convolutional neural networks[J]. IEEE Access, 2020, 8: 66213-66227.
- [17] 杨勇, 崔丽珍, 郭倩倩, 等. 煤矿井下基于 Attention 机制的 LSTM 地磁定位算法[J]. 测绘通报, 2022(1): 72-76, 77, 78.  
YANG Y, CUI L Z, GUO Q Q, et al. LSTM geomagnetic positioning algorithm based on Attention mechanism in underground coal mine[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2022(1): 72-76, 77, 78.
- [18] ABID M, LEFEBVRE G. Improving indoor geomagnetic field fingerprinting using recurrence plot-based convolutional neural networks[J]. Journal of Location Based Services, 2021, 15(1): 61-87.
- [19] WANG L Y, LUO H Y, WANG Q, et al. A hierarchical LSTM-based indoor geomagnetic localization algorithm[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(2): 1227-1237.
- [20] LEE N, HAN D. Magnetic indoor positioning system using deep neural network[C]//Proceedings of 2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Piscataway: IEEE

Press, 2017: 1-8.

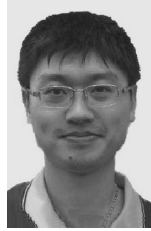
- [21] 丁瑞, 孙幼聪, 孙鹏, 等. 基于卷积神经网络的地磁室内定位[J]. 电子制作, 2020(15): 36-37, 30.

DING R, SUN Y C, SUN P, et al. Indoor geomagnetic location based on convolutional neural network[J]. Practical Electronics, 2020(15): 36-37, 30.

- [22] KINGMA D P, WELING M. Auto-encoding variational Bayes[J]. arXiv Preprint, arXiv: 1312.6114, 2013.

- [23] JANG H J, SHIN J M, CHOI L. Geomagnetic field based indoor localization using recurrent neural networks[C]//Proceedings of IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.

- [24] ZHANG M Y, JIA J, CHEN J, et al. Real-time indoor localization using smartphone magnetic with LSTM networks[J]. Neural Computing and Applications, 2021, 33(16): 10093-10110.

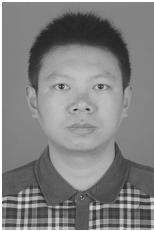


**李航** (1985-), 男, 河北承德人, 博士, 深圳市大数据研究院副研究员, 主要研究方向为定位技术和无线通信。



**曹雯** (1987-), 女, 陕西宝鸡人, 博士, 长安大学副教授, 主要研究方向为智能交通信息处理和多源信息融合等。

#### [作者简介]



**马帅** (1986-), 男, 山东日照人, 博士, 鹏城实验室副研究员, 主要研究方向为语义通信和通信定位一体化等。



**王洪梅** (1983-), 女, 山东诸城人, 博士, 中国矿业大学副教授, 主要研究方向为无线通信。



**裴科** (1998-), 男, 江苏宿迁人, 中国矿业大学硕士生, 主要研究方向为室内地磁定位。



**熊海良** (1981-), 男, 湖南双峰人, 博士, 山东大学副教授, 主要研究方向为导航与定位、智能感知、智能决策等。



**祁华艳** (1999-), 女, 安徽凤阳人, 中国矿业大学硕士生, 主要研究方向为室内定位。



**李世银** (1971-), 男, 四川犍为人, 博士, 中国矿业大学教授、博士生导师, 主要研究方向为煤矿信息化和移动目标定位。