

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2022 年 11 月 24 日 (24.11.2022)



(10) 国际公布号
WO 2022/242018 A1

(51) 国际专利分类号:
H04W 4/02 (2018.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2021/123586

(22) 国际申请日: 2021 年 10 月 13 日 (13.10.2021)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
202110556627.5 2021年5月21日 (21.05.2021) CN

(71) 申请人: 南京邮电大学(NANJING UNIVERSITY OF POSTS AND TELECOMMUNICATIONS) [CN/CN];
中国江苏省南京市栖霞区栖霞街道广月路30-06号, Jiangsu 210033 (CN)。

(72) 发明人: 张登银(ZHANG, Dengyin); 中国江苏省南京市栖霞区栖霞街道广月路30-06号, Jiangsu 210033 (CN)。 徐业鹏(XU, Yepeng); 中国江苏省南京市栖霞区栖霞街道广月路30-06号, Jiangsu 210033 (CN)。 赵远鹏(ZHAO, Yuanpeng); 中国江苏省南京市栖霞区栖霞街道广月路30-06号, Jiangsu 210033 (CN)。 杨妍(YANG, Yan); 中国江苏省南京市栖霞区栖霞街道广月路30-06号, Jiangsu 210033 (CN)。 齐城慧(QI, Chenghui); 中国江苏省南京市栖霞区栖霞街道广月路30-06号, Jiangsu 210033 (CN)。

(74) 代理人: 深圳市迪斯卓越专利代理事务所(SHENZHEN DISI-ELITE INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY); 中国广东省深圳市福

(54) Title: INDOOR TARGET POSITIONING METHOD BASED ON IMPROVED CNN MODEL

(54) 发明名称: 一种基于改进的CNN模型的室内目标定位方法

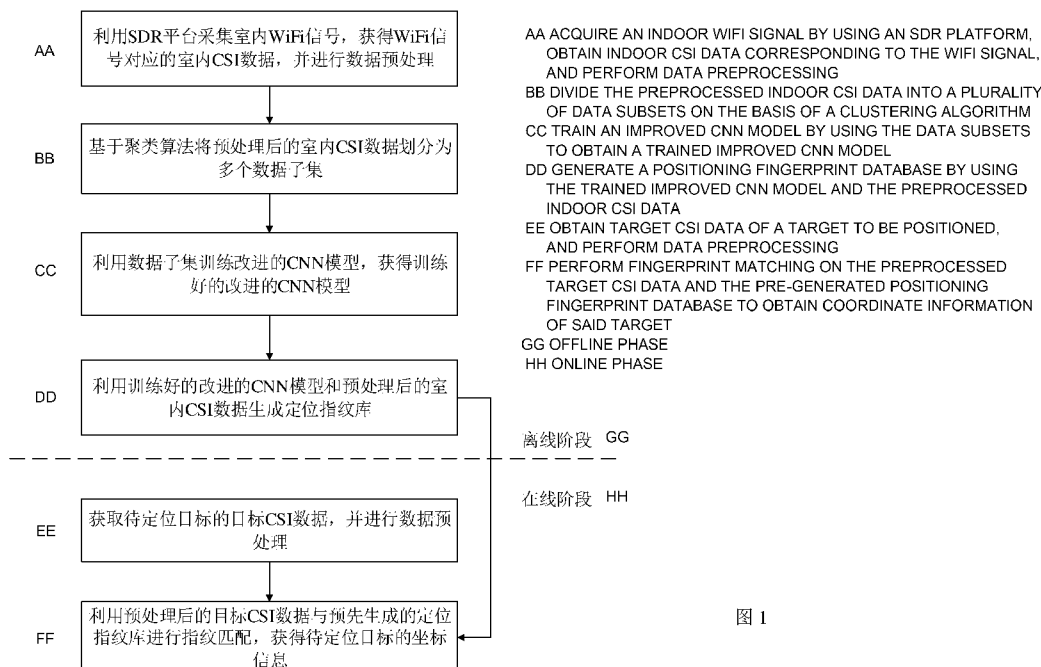


图 1

(57) Abstract: Disclosed is an indoor target positioning method based on an improved CNN model, comprising: performing fingerprint matching on target CSI data of a target to be positioned and a pre-generated positioning fingerprint database to obtain coordinate information of said target. A method for generating the positioning fingerprint database comprises: acquiring indoor CSI data by using an SDR platform, dividing the indoor CSI data into a plurality of data subsets on the basis of a clustering algorithm, training an improved CNN model by using the data subsets to obtain a trained improved CNN model, and finally generating the positioning fingerprint

田 区 香 蜜 湖 街 道 紫 竹 七 道 中 国 经 贸 大 厦
22楼F, Guangdong 518000 (CN)。

(81) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, IT, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告 (条约第21条(3))。

database by using the trained improved CNN model. The present invention can solve the noise interference problem of indoor positioning data, reduce the influence of a multipath effect to the maximum extent, and improve indoor positioning precision.

(57) 摘要: 本发明公开了一种基于改进的CNN模型的室内目标定位方法, 其包括: 利用待定位目标的目标CSI数据与预先生成的定位指纹库进行指纹匹配, 获得待定位目标的坐标信息; 定位指纹库的生成方法为: 利用SDR平台采集室内CSI数据, 基于聚类算法将室内CSI数据划分为多个数据子集, 并利用数据子集训练改进的CNN模型, 获得训练好的改进的CNN模型, 最后利用训练好的改进的CNN模型生成定位指纹库。本发明能够解决室内定位数据的噪声干扰问题, 最大限度的减少多径效应的影响, 提高室内定位的精度。

一种基于改进的 CNN 模型的室内目标定位方法

技术领域

本发明涉及一种基于改进的 CNN 模型的室内目标定位方法，属于室内定位技术领域。

背景技术

随着城市化的建设，大型室内场所由于其面积大、空间布局复杂等原因，人们对于室内场所的定位需求日益迫切，结合物联网技术的飞速发展和硬件技术的成熟，室内定位技术到了人们的广泛关注。对于已知的定位技术例如全球卫星导航系统，其在室外定位中可以发挥非常好的作用，能够准确的定位物体，但是对于室内的物体，由于钢筋混凝土结构对于信号的干扰作用，会导致其定位效果达不到需求，此外，由于部分室内场所面积较大，空间布局结构复杂，通道走廊交叉分布，GPS 定位只能在室外接收卫星信号的位置，所以 GPS 定位等技术难以较快实现室内定位。

随着大型室内环境中 Wi-Fi 信号的大量运用，使得 Wi-Fi 信号应用于室内定位的环境下有着先天的优势。但是如果信号在传播过程中被室内环境中的障碍所阻挡，例如：墙壁、天花板、关闭的门窗等，就会产生非视距的误差（直射光被阻挡只有反射光）；此外，信号在传播过程中由于光滑的物体表面对于直射光会产生反射、散射、衍射等现象，接收器对于直射光经由反射、散射、衍射产生的光的分量一起接受就会产生多径的现象。非视距误差和多径现象都会对室内定位的准确度产生很大的干扰，影响室内定位效果，因此需要研究有效的消除干扰的技术，从而获得精度更高的室

内定位方程。

发明内容

为了解决现有技术中室内定位易受多径效应和非视距误差影响的问题，本发明提出了一种基于改进的 CNN 模型的室内目标定位方法，能够解决室内定位数据的噪声干扰问题，最大限度的减少多径效应的影响，提高室内定位的精度。

为解决上述技术问题，本发明采用了如下技术手段：

本发明提出了一种基于改进的 CNN 模型的室内目标定位方法，包括如下步骤：

获取待定位目标的目标 CSI 数据，并进行数据预处理；

利用预处理后的目标 CSI 数据与预先生成的定位指纹库进行指纹匹配，获得待定位目标的坐标信息；

所述定位指纹库的生成方法包括：

利用 SDR 平台采集室内 WiFi 信号，获得 WiFi 信号对应的室内 CSI 数据，并进行数据预处理；

基于聚类算法将预处理后的室内 CSI 数据划分为多个数据子集；

利用数据子集训练改进的 CNN 模型，获得训练好的改进的 CNN 模型；

利用训练好的改进的 CNN 模型和预处理后的室内 CSI 数据生成定位指纹库。

进一步的，所述 SDR 平台包括一个移动节点、多个信号基站和一个数据处理单元，所述移动节点用于通过周期性地广播探测请求帧并自动发送

定位请求；所述信号基站用于接收移动节点的定位请求，并获取移动节点的 WiFi 信号；所述数据处理单元用于处理信号基站获取的 WiFi 信号，获得 WiFi 信号对应的室内 CSI 数据。

进一步的，数据预处理的方法包括：

对 CSI 数据进行幅值滤波、相位修正和去均值处理，获得修正后的 CSI 数据；

利用 PCA 对修正后的 CSI 数据进行降维处理和去噪处理，获得预处理后的 CSI 数据。

进一步的，基于聚类算法将预处理后的室内 CSI 数据划分为多个数据子集的方法包括：

根据地理位置将预处理后的室内 CSI 数据随机划分为多个数据子集，每个数据子集中包括多个室内 CSI 数据；

基于 k-means 算法计算每个数据子集的中心，计算公式如下：

$$\mu_i = \frac{1}{\|C_i\|} \sum_{x \in C_i} x \quad (1)$$

其中， μ_i 表示第 i 个数据子集的中心， C_i 表示第 i 个数据子集， x 表示室内 CSI 数据， $i = 1, \dots, k$ ， k 为数据子集的数量；

根据数据子集的中心计算所有数据子集的平方误差，计算公式如下：

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|_2^2 \quad (2)$$

其中， E 表示所有数据子集的平方误差；

分别计算预处理后的室内 CSI 数据与每个数据子集的中心距离，根据距离重新划分数据子集，直到平方误差最小化，获得最终的数据子集。

进一步的,所述改进的 CNN 模型包括依次连接的 5 个卷积层和 2 个全连接层,其中,5 个卷积层的卷积核分别为 16、32、64、64 和 128;第一个全连接层用于展平第 5 个卷积层的输出,第二个全连接层用于输出 CSI 数据的分类结果。

进一步的,利用数据子集训练改进的 CNN 模型的方法包括:

对每个数据子集中的每个室内 CSI 数据进行规范处理:

$$x_p = \frac{var_p - \text{mean}(var_p)}{\text{total}(var_p)} \quad (3)$$

其中, x_p 表示规范后的第 p 个室内 CSI 数据, var_p 表示数据子集中的第 p 个室内 CSI 数据, $\text{mean}()$ 为求平均值函数, $\text{total}()$ 为分类汇总函数, $p = 1, \dots, n$, n 为数据子集中室内 CSI 数据的个数;

初始化改进的 CNN 模型的模型参数,以数据子集为单位将规范后的室内 CSI 数据输入改进的 CNN 模型的卷积层,获得卷积处理后的室内 CSI 数据,并提取卷积处理后的室内 CSI 数据的特征;

对卷积处理后的室内 CSI 数据的特征进行批量化、最大池化和激活处理,获得卷积处理后的室内 CSI 数据的映射;

利用改进的 CNN 模型的全连接层对卷积处理后的室内 CSI 数据的映射进行分类,获得每个数据子集中每个室内 CSI 数据对应的坐标信息;

根据预设的真实坐标标签和改进的 CNN 模型输出的坐标信息,利用损失函数计算改进的 CNN 模型的损失值;

根据损失值更新改进的 CNN 模型的模型参数,并利用更新后的改进的 CNN 模型处理规范后的室内 CSI 数据,直到损失值收敛,获得训练好的改

进的 CNN 模型。

进一步的，针对每一个室内 CSI 数据，对卷积处理后的室内 CSI 数据的特征进行批量化处理的步骤包括：

根据卷积处理后的室内 CSI 数据的特征进行均值计算：

$$U_B = \frac{1}{M} \sum_{q=1}^M s_q \quad (4)$$

其中， U_B 表示卷积处理后的室内 CSI 数据的特征的平均值， M 为卷积处理后的每个室内 CSI 数据的特征的个数， s_q 表示第 q 个卷积处理后的室内 CSI 数据的特征， $q = 1, \dots, M$ ；

根据 U_B 计算特征方差，计算公式如下：

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{M} \sum_{q=1}^M (s_q - U_B)^2 \quad (5)$$

其中， σ_B^2 表示卷积处理后的室内 CSI 数据的特征的方差；

根据 U_B 和 σ_B^2 对卷积处理后的室内 CSI 数据的特征进行标准化处理：

$$\hat{x}_l = \frac{s_q - U_B}{\sqrt{\sigma_B^2 + \varepsilon}} \quad (6)$$

其中， $\hat{x}_l$ 表示标准化处理后的室内 CSI 数据的特征， ε 为预设的标准化数值。

进一步的，每个数据子集中每个室内 CSI 数据对应的坐标信息的计算公式如下：

$$y_p = \gamma \hat{x}_{i_p} + \beta \quad (7)$$

其中， y_p 表示数据子集中第 p 个室内 CSI 数据对应的坐标信息， γ 和 β 分别为改进的 CNN 模型的模型参数， $\hat{x}_{i_p}$ 表示数据子集中第 p 个标准化处理后的室内 CSI 数据的特征。

进一步的，所述损失函数的表达式如下：

$$L = -\sum_p y_p' \log(y_p) \quad (8)$$

其中， L 表示改进的 CNN 模型的损失值， y_p' 表示数据子集中第 p 个室内 CSI 数据的真实坐标标签， y_p 表示数据子集中第 p 个室内 CSI 数据对应的坐标信息。

进一步的，所述定位指纹库包括 CSI 数据及其对应的坐标信息。

采用以上技术手段后可以获得以下优势：

本发明提出了一种基于改进的 CNN 模型的室内目标定位方法，对采集到的 CSI 数据进行预处理去除噪声干扰，再通过数据集划分的方法将室内 CSI 数据划分为多个数据子集，有利于提高位置估计的性能、减少位置估计过程中的计算量，进而提高室内定位数据的准确性，最后通过改进的 CNN 模块处理数据子集中的室内 CSI 数据，进行多径和非视距效应的提取，利用神经网络的拟合曲线达到更好消除多径影响和非视距效应的效果，获得准确的室内定位坐标信息，有效的提高了室内定位的精度。

本发明利用大型室内场所具有的 Wi-Fi 信号进行定位，不需要架设新的定位仪器，成本更低且具有极大的便利性。利用 PCA 进行数据预处理，能够去除大部分的背景噪声和降低数据的维度，使得在多径和非视距的环境下 CSI 信号也能应用于室内定位。通过划分数据子集可以有效地减少噪声和处理每个数据子集的冗余，在每一个数据子集上，可以达到最终误差的消除，提升定位的进度。利用改进的 CNN 模型对输入数据进行特征学习，既解决了多维数据计算量大的问题，又可以准确提取坐标信息。

附图说明

图 1 为本发明一种基于改进的 CNN 模型的室内目标定位方法的步骤流程图；

图 2 为本发明实施例中改进的 CNN 模型的结构示意图；

图 3 为本发明实施例中指纹匹配的步骤流程图。

具体实施方式

下面结合附图对本发明的技术方案作进一步说明：

本发明提出了一种基于改进的 CNN 模型的室内目标定位方法，如图 1 所示，本发明方法可以离线阶段和在线阶段，其中离线阶段主要包括模型训练和指纹库构建，在现阶段主要利用离线阶段构建的指纹库进行实时的室内目标定位。

本发明方法的步骤具体如下：

步骤 1、获取待定位目标的目标 CSI 数据，并进行数据预处理；

步骤 2、利用预处理后的目标 CSI 数据与预先生成的定位指纹库进行指纹匹配，获得待定位目标的坐标信息。

本发明定位指纹库的生成方法包括：

步骤 A、利用 SDR 平台采集室内 WiFi 信号，获得 WiFi 信号对应的室内 CSI 数据，并进行数据预处理；

步骤 B、基于聚类算法将预处理后的室内 CSI 数据划分为多个数据子集；

步骤 C、利用数据子集训练改进的 CNN 模型，获得训练好的改进的

CNN 模型；

步骤 D、利用训练好的改进的 CNN 模型和预处理后的室内 CSI 数据生成定位指纹库。

本发明利用 SDR 平台进行数据采集，SDR 平台可以采集 WiFi 信号，并利用 WiFi 信号获得 CSI 数据，CSI 中所包含的位置信息要比 RFID 和 RSSI 所包含的信息要多，更容易提取其中的多径分量，有利于提升室内定位的精度。SDR 平台包括一个移动节点、多个信号基站和一个数据处理单元，移动节点和信号基站都由 SDR 设备定义来实现，移动节点可以通过周期性地广播探测请求帧并自动发送定位请求；信号基站用于接收移动节点的定位请求，并获取移动节点的 WiFi 信号，基站中在射频前端之后采用专用的基带接收机来减小载波频偏，提高接收信噪比；数据处理单元通过同轴电缆与信号基站相连，用于处理信号基站获取的 WiFi 信号，获得 WiFi 信号对应的室内 CSI 数据。对于移动节点发送定位请求的场景，选择探测请求帧作为请求信号，探测请求帧属于管理帧的范畴，严格遵守 ieee802.11b 协议。

在步骤 1 和步骤 A 中，可以通过 PCA 进行数据预处理，PCA 通过从大量的 CSI 数据中提取一组线性不相关的变量，从而解决在复杂环境中与非常高维 CSI 数据相关的复杂性问题 and 数据传输问题；数据预处理的具体操作如下：

(1)、对 CSI 数据进行幅值滤波、相位修正和去均值处理，去均值后 CSI 数据每个特征维度上的均值都是 0，获得修正后的 CSI 数据。

(2)、利用 PCA 对修正后的 CSI 数据进行降维处理和去噪处理，PCA 本质上是将方差最大的方向作为主要特征，并且在各个正交方向上将数据“离相关”，也就是让它们在不同的方向上没有相关性，这就使得噪音对实验数据的影响最小化。

利用 PCA 计算修正后的 CSI 数据的方差，计算公式如下：

$$Var(x) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_j^2 \quad (9)$$

其中， $Var(x)$ 表示修正后的 CSI 数据的方差， m 为修正后的 CSI 数据的个数， x_j^2 表示第 j 个修正后的 CSI 数据的值的平方， $j = 1, \dots, m$ 。

(3)、利用修正后的 CSI 数据的方差计算 CSI 特征向量；CSI 数据中包含三个维度的数值（三维空间坐标系中的 $\mathbf{x}$ 、 $\mathbf{y}$ 、 $\mathbf{z}$ 轴），三个维度的数值在三维空间中进行映射的方向组成了 CSI 数据的映射方向 $\mathbf{w}$ ， $\mathbf{w} = (w_1, w_2, w_3)$ ， w_1 、 w_2 、 w_3 分别表示三个维度的数值在 $\mathbf{x}$ 、 $\mathbf{y}$ 、 $\mathbf{z}$ 轴中进行映射的方向，本发明利用梯度上升法令映射到 $\mathbf{w}$ 方向后的 CSI 特征向量最大：

$$\nabla f = \frac{2}{m} X^T (X\mathbf{w}) \quad (10)$$

其中， ∇f 表示梯度的变化量， X 表示 CSI 特征向量。

(4)、通过公式（10）得到修正后的 CSI 数据的方差最大值，根据方差最大值处理修正后的 CSI 数据，得到降维去噪后的 CSI 数据，即预处理后的 CSI 数据。

为了能够提高位置估计学习的性能，本发明给出了一种数据集划分的方法，这种数据划分的方法将每个室内小空间的指纹数据库集划分成若干子集，利用 k-means 聚类算法可以得到每一个数据子集的中心。这使得 PCA

能够有效地减少噪声和处理每一个数据子集的冗余，在每一个数据子集上进行多径和非视距效应的提取，能够提高位置估计的学习性能，可以达到最终误差的消除提升定位的进度。

在本发明实施例中，步骤 B 的具体操作如下：

步骤 B01、根据地理位置将预处理后的室内 CSI 数据随机划分为多个数据子集，每个数据子集中包括多个室内 CSI 数据。针对大型室内场所，可以室内场所中店铺、楼层等的布局进行数据子集的随机划分，也可以根据预设的面积大小（比如 50 平方米）进行数据子集的随机划分。

步骤 B02、以数据子集作为聚类算法中的簇，基于 k-means 算法计算每个数据子集的中心，具体计算公式如下：

$$\mu_i = \frac{1}{\|C_i\|} \sum_{x \in C_i} x \quad (11)$$

其中， μ_i 表示第 i 个数据子集的中心（即簇的均值分量，也叫质心）， C_i 表示第 i 个数据子集， x 表示室内 CSI 数据， $i = 1, \dots, k$ ， k 为数据子集的数量。

步骤 B03、为了让簇内的点能够紧密的连接在一起，让簇之间的距离尽量的大，本发明根据数据子集的中心计算所有数据子集的平方误差，以最小化平方误差为目标进行迭代。平方误差的计算公式如下：

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|_2^2 \quad (12)$$

其中， E 表示所有数据子集的平方误差。

步骤 B04、分别计算预处理后的室内 CSI 数据与每个数据子集的中心之间的距离，根据距离重新划分数据子集，重复步骤 B02~B03，直到平方误差

最小化，获得最终的数据子集。

本发明实施例的步骤 C 中运用到了改进的 CNN 模型，如图 2 所示，改进的 CNN 模型包括依次连接的 5 个卷积层和 2 个全连接层，其中，5 个卷积层的卷积核分别为 16、32、64、64 和 128。对于第一个卷积层，执行卷积运算从 16 个核中的跟踪结果和提取结果中的信息，然后进行批处理规范化、最大池化和激活；对于第二个卷积层，32 个内核用于跟踪结果和提取信息，每个内核的高度为 16，相当于第一个卷积层的核数；对于第三、四、五个卷积层中的数据处理阶段与第二个卷积层相同。第一个全连接层用于展平第 5 个卷积层的输出。第二个全连接层用于输出 CSI 数据的分类结果，本发明将多经和非视距效应分成 5 个窗口：（1）监视窗口没有非视距和多经效应；（2）监视窗口出现非视距效应；（3）监视窗口的非视距效应消失；（4）监视窗口出现多经效应；（5）监视窗口的多径效应消失，第二全连接层的 5 个神经节点分别代表了本发明定义的 5 个窗口。

利用 CNN 模型对数据子集训练可以得到用于位置估计的回归模型和用于消除噪声干扰等的分类模型，步骤 C 的具体操作如下：

步骤 C01、为了降低数据的相关值误差的影响，提高网络收敛的速度，本发明方法对每个数据子集中的每个室内 CSI 数据进行规范处理：

$$x_p = \frac{var_p - mean(var_p)}{total(var_p)} \quad (13)$$

其中， x_p 表示规范后的第 p 个室内 CSI 数据， var_p 表示数据子集中的第 p 个室内 CSI 数据， $mean()$ 为求平均值函数， $total()$ 为分类汇总函数， $p = 1, \dots, n$ ， n 为数据子集中室内 CSI 数据的个数。

步骤 C02、初始化改进的 CNN 模型的模型参数，以数据子集为单位将规范后的室内 CSI 数据输入改进的 CNN 模型的卷积层，获得卷积处理后的室内 CSI 数据，并提取卷积处理后的室内 CSI 数据的特征。

依次将每个数据子集中的室内 CSI 数据输入卷积层，通过一系列核函数提取跟踪结果（卷积处理后的室内 CSI 数据）的特征。一个核生成一个跟踪结果特征映射，核中的元素由网络训练阶段确定。核是一个三维矩阵，它的行和列是人为设置的超参数。

步骤 C03、对卷积处理后的室内 CSI 数据的特征进行批量化、最大池化和激活处理，获得卷积处理后的室内 CSI 数据的映射。

批量化处理可以加速网络的训练、允许更高的学习率，使得初始加权更加容易、简化深层网络的创建。本发明实施例中批量化的操作如下：

(1) 根据卷积处理后的室内 CSI 数据的特征进行均值计算：

$$U_B = \frac{1}{M} \sum_{q=1}^M s_q \quad (14)$$

其中， U_B 表示卷积处理后的室内 CSI 数据的特征的平均值， M 为卷积处理后的每个室内 CSI 数据的特征的个数， s_q 表示第 q 个卷积处理后的室内 CSI 数据的特征， $q = 1, \dots, M$ 。

(2) 根据 U_B 计算特征方差，计算公式如下：

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{M} \sum_{q=1}^M (s_q - U_B)^2 \quad (15)$$

其中， σ_B^2 表示卷积处理后的室内 CSI 数据的特征的方差。

(3) 根据 U_B 和 σ_B^2 对卷积处理后的室内 CSI 数据的特征进行标准化处理：

$$\hat{x}_l = \frac{s_q - U_B}{\sqrt{\sigma_B^2 + \epsilon}} \quad (16)$$

其中, $\hat{x}_i$ 表示标准化处理后的室内 CSI 数据的特征, ε 为预设的标准化数值。

池化是卷积层的一个重要概念, 它是一种非线性下采样形式。本发明通过最大池化处理将追踪的结果划分为一组不重叠的矩形, 在每一个子区域输出最大值。在保持主要特征的前提下, 通过减少参数个数来降低计算量。

本发明方法利用 Leaky ReLU 作为激活函数进行激活处理, 激活函数能够使 CNN 神经网络呈现出非线性的特征。

步骤 C04、利用改进的 CNN 模型的全连接层对卷积处理后的室内 CSI 数据的映射进行分类, 获得每个数据子集中每个室内 CSI 数据对应的坐标信息。

全连接层是一个包括多个神经元的列向量, 其输出的坐标信息的计算公式如下:

$$y_p = \gamma \hat{x}_{i_p} + \beta \quad (17)$$

其中, y_p 表示数据子集中第 p 个室内 CSI 数据对应的坐标信息, γ 和 β 分别为改进的 CNN 模型的模型参数, $\hat{x}_{i_p}$ 表示数据子集中第 p 个标准化处理后的室内 CSI 数据的特征。

步骤 C05、根据预设的真实坐标标签 (即 CSI 数据对应的真实三维坐标信息) 和改进的 CNN 模型输出的坐标信息 (y_p), 利用损失函数计算改进的 CNN 模型的损失值, 计算公式如下:

$$L = -\sum_p y_p' \log(y_p) \quad (18)$$

其中, L 表示改进的 CNN 模型的损失值, y_p' 表示数据子集中第 p 个室内 CSI 数据的真实坐标标签, y_p 表示数据子集中第 p 个室内 CSI 数据对应的坐标信息。

步骤 C06、根据损失值更新改进的 CNN 模型的模型参数, 并利用更新后的改进的 CNN 模型处理规范后的室内 CSI 数据, 重复步骤 C02~C06, 通过损失函数图观察损失收敛情况, 当损失值收敛, 获得训练好的改进的 CNN 模型。

在本发明步骤 D 中, 采集大量的室内 CSI 数据, 利用训练好的改进的 CNN 模型处理采集到的数据, 可以获得数据对应的坐标信息, 利用 CSI 数据及其对应的坐标信息生成定位指纹库。

本发明获取定位指纹库后, 在线阶段可以利用定位指纹库直接进行室内定位, 通过 SDR 平台采集待定位目标的目标 CSI 数据, 在步骤 2 中, 将目标 CSI 数据与定位指纹库中的数据进行比对, 如果目标 CSI 数据与定位指纹库中的 CSI 数据一样, 可以直接从指纹库中提取坐标信息。此外, 考虑到目标 CSI 数据不一定与定位指纹库中的 CSI 数据完全相同, 本发明还可以按照如图 3 所示的操作进行指纹匹配, 根据根节点的特征和分裂点进行多维度的数据运算和匹配, 选取匹配度最高的坐标信息。

本发明通过 PCA 和划分数据子集的方法对采集到的 CSI 数据进行处理, 达到去除噪声干扰和初步的提高定位的精确度的效果, 随后将数据子集中的 CSI 数据放入改进的 CNN 模型进行训练, 达到抑制多径分量的效果, 进一步的提高了室内定位的准确度。本发明方法可以达到一个很好的去除噪

声和多径的效果，提高了定位的准确性，实现了其在大型室内场所应用的价值。

以上所述仅是本发明的优选实施方式，应当指出，对于本技术领域的普通技术人员来说，在不脱离本发明技术原理的前提下，还可以做出若干改进和变形，这些改进和变形也应视为本发明的保护范围。

权 利 要 求 书

1. 一种基于改进的卷积神经网络（CNN）模型的室内目标定位方法，其特征在于，包括如下步骤：

获取待定位目标的目标相机串行接口(CSI)数据，并进行数据预处理；

利用预处理后的目标 CSI 数据与预先生成的定位指纹库进行指纹匹配，获得待定位目标的坐标信息；

所述定位指纹库的生成方法包括：

利用软件无线电（SDR）平台采集室内 WiFi 信号，获得 WiFi 信号对应的室内 CSI 数据，并进行数据预处理；

基于聚类算法将预处理后的室内 CSI 数据划分为多个数据子集；

利用数据子集训练改进的 CNN 模型，获得训练好的改进的 CNN 模型；

利用训练好的改进的 CNN 模型和预处理后的室内 CSI 数据生成定位指纹库。

2. 根据权利要求 1 所述的一种基于改进的 CNN 模型的室内目标定位方法，其特征在于，所述 SDR 平台包括一个移动节点、多个信号基站和一个数据处理单元，所述移动节点用于通过周期性地广播探测请求帧并自动发送定位请求；所述信号基站用于接收移动节点的定位请求，并获取移动节点的 WiFi 信号；所述数据处理单元用于处理信号基站获取的 WiFi 信号，获得 WiFi 信号对应的室内 CSI 数据。

3. 根据权利要求 1 所述的一种基于改进的 CNN 模型的室内目标定位方法，其特征在于，数据预处理的方法包括：

对 CSI 数据进行幅值滤波、相位修正和去均值处理，获得修正后的 CSI

数据；

利用主成分分析（PCA）对修正后的 CSI 数据进行降维处理和去噪处理，获得预处理后的 CSI 数据。

4. 根据权利要求1所述的一种基于改进的 CNN 模型的室内目标定位方法，其特征在于，基于聚类算法将预处理后的室内 CSI 数据划分为多个数据子集的方法包括：

根据地理位置将预处理后的室内 CSI 数据随机划分为多个数据子集，每个数据子集中包括多个室内 CSI 数据；

基于 k-means 算法计算每个数据子集的中心，计算公式如下：

$$\mu_i = \frac{1}{\|C_i\|} \sum_{x \in C_i} x$$

其中， μ_i 表示第 i 个数据子集的中心， C_i 表示第 i 个数据子集， x 表示室内 CSI 数据， $i = 1, \dots, k$ ， k 为数据子集的数量；

根据数据子集的中心计算所有数据子集的平方误差，计算公式如下：

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|_2^2$$

其中， E 表示所有数据子集的平方误差；

分别计算预处理后的室内 CSI 数据与每个数据子集的中心之间的距离，根据距离重新划分数据子集，直到平方误差最小化，获得最终的数据子集。

5. 根据权利要求1所述的一种基于改进的 CNN 模型的室内目标定位方法，其特征在于，所述改进的 CNN 模型包括依次连接的 5 个卷积层和 2 个全连接层，其中，5 个卷积层的卷积核分别为 16、32、64、64 和 128；第

一个全连接层用于展平第 5 个卷积层的输出,第二个全连接层用于输出 CSI 数据的分类结果。

6. 根据权利要求 1 或 5 所述的一种基于改进的 CNN 模型的室内目标定位方法,其特征在于,利用数据子集训练改进的 CNN 模型,方法包括:

对每个数据子集中的每个室内 CSI 数据进行规范处理:

$$x_p = \frac{var_p - mean(var_p)}{total(var_p)}$$

其中, x_p 表示规范后的第 p 个室内 CSI 数据, var_p 表示数据子集中的第 p 个室内 CSI 数据, $mean()$ 为求平均值函数, $total()$ 为分类汇总函数, $p = 1, \dots, n$, n 为数据子集中室内 CSI 数据的个数;

初始化改进的 CNN 模型的模型参数,以数据子集为单位将规范后的室内 CSI 数据输入改进的 CNN 模型的卷积层,获得卷积处理后的室内 CSI 数据,并提取卷积处理后的室内 CSI 数据的特征;

对卷积处理后的室内 CSI 数据的特征进行批量化、最大池化和激活处理,获得卷积处理后的室内 CSI 数据的映射;

利用改进的 CNN 模型的全连接层对卷积处理后的室内 CSI 数据的映射进行分类,获得每个数据子集中每个室内 CSI 数据对应的坐标信息;

根据预设的真实坐标标签和改进的 CNN 模型输出的坐标信息,利用损失函数计算改进的 CNN 模型的损失值;

根据损失值更新改进的 CNN 模型的模型参数,并利用更新后的改进的 CNN 模型处理规范后的室内 CSI 数据,直到损失值收敛,获得训练好的改进的 CNN 模型。

7. 根据权利要求6所述的一种基于改进的CNN模型的室内目标定位方法, 其特征在于, 针对每一个室内CSI数据, 对卷积处理后的室内CSI数据的特征进行批量化处理的步骤包括:

根据卷积处理后的室内CSI数据的特征进行均值计算:

$$U_B = \frac{1}{M} \sum_{q=1}^M s_q$$

其中, U_B 表示卷积处理后的室内CSI数据的特征的平均值, M 为卷积处理后的每个室内CSI数据的特征的个数, s_q 表示第 q 个卷积处理后的室内CSI数据的特征, $q = 1, \dots, M$;

根据 U_B 计算特征方差, 计算公式如下:

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{M} \sum_{q=1}^M (s_q - U_B)^2$$

其中, σ_B^2 表示卷积处理后的室内CSI数据的特征的方差;

根据 U_B 和 σ_B^2 对卷积处理后的室内CSI数据的特征进行标准化处理:

$$\hat{x}_l = \frac{s_q - U_B}{\sqrt{\sigma_B^2 + \varepsilon}}$$

其中, $\hat{x}_l$ 表示标准化处理后的室内CSI数据的特征, ε 为预设的标准化数值。

8. 根据权利要求6所述的一种基于改进的CNN模型的室内目标定位方法, 其特征在于, 每个数据子集中每个室内CSI数据对应的坐标信息的计算公式如下:

$$y_p = \gamma \hat{x}_{l_p} + \beta$$

其中, y_p 表示数据子集中第 p 个室内 CSI 数据对应的坐标信息, γ 和 β 分别为改进的 CNN 模型的模型参数, $\hat{x}_{i_p}$ 表示数据子集中第 p 个标准化处理后的室内 CSI 数据的特征。

9. 根据权利要求6所述的一种基于改进的 CNN 模型的室内目标定位方法, 其特征在于, 所述损失函数的表达式如下:

$$L = - \sum_p y_p' \log(y_p)$$

其中, L 表示改进的 CNN 模型的损失值, y_p' 表示数据子集中第 p 个室内 CSI 数据的真实坐标标签, y_p 表示数据子集中第 p 个室内 CSI 数据对应的坐标信息。

10. 根据权利要求1所述的一种基于改进的 CNN 模型的室内目标定位方法, 其特征在于, 所述定位指纹库包括 CSI 数据及其对应的坐标信息。

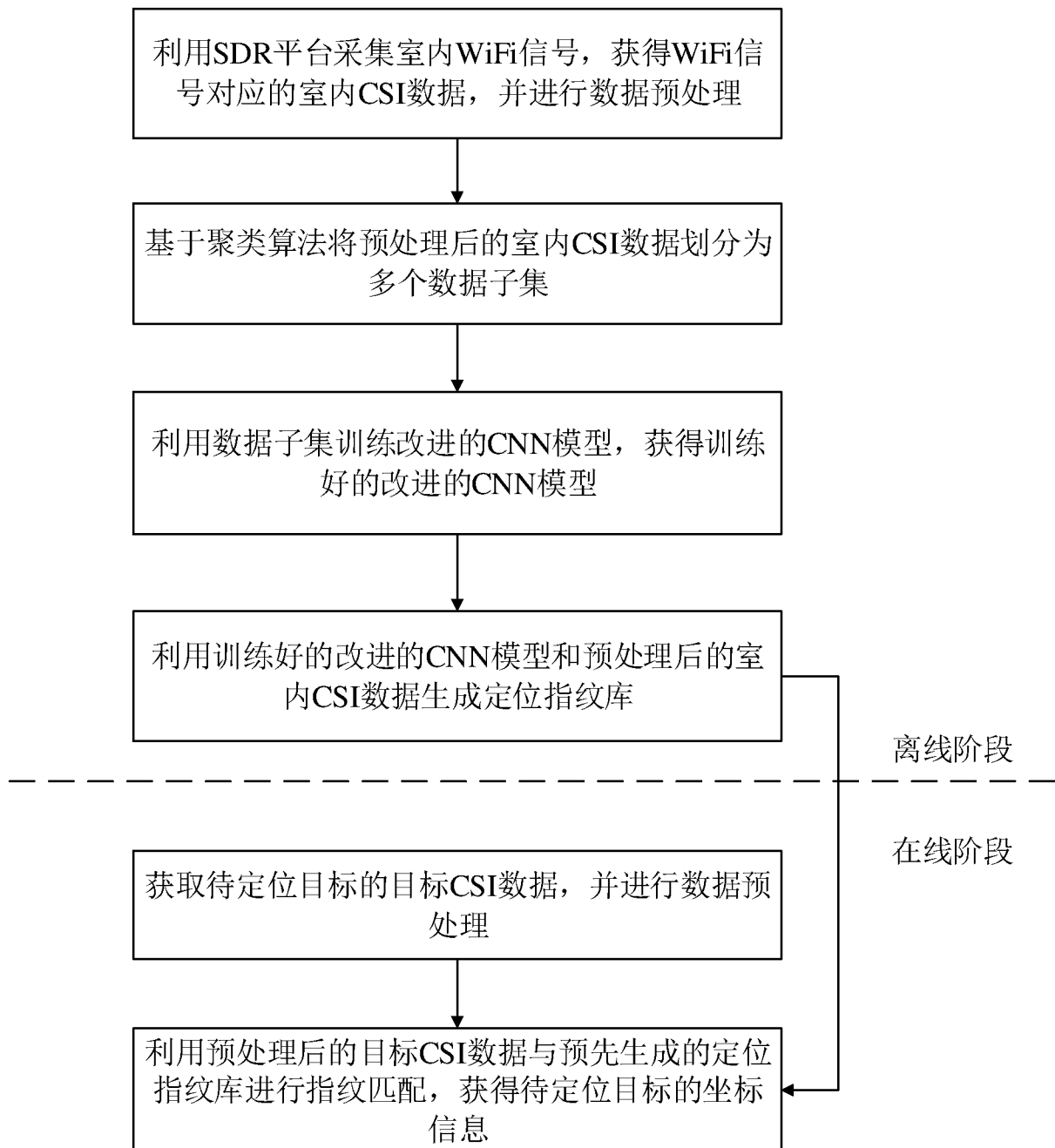


图 1

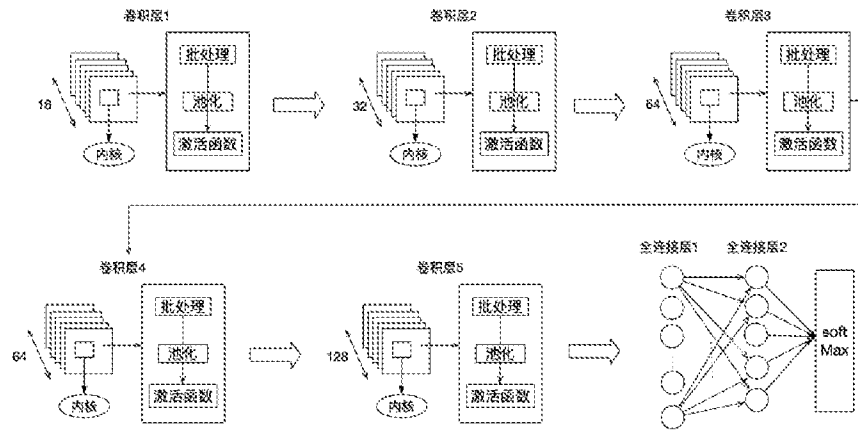


图 2

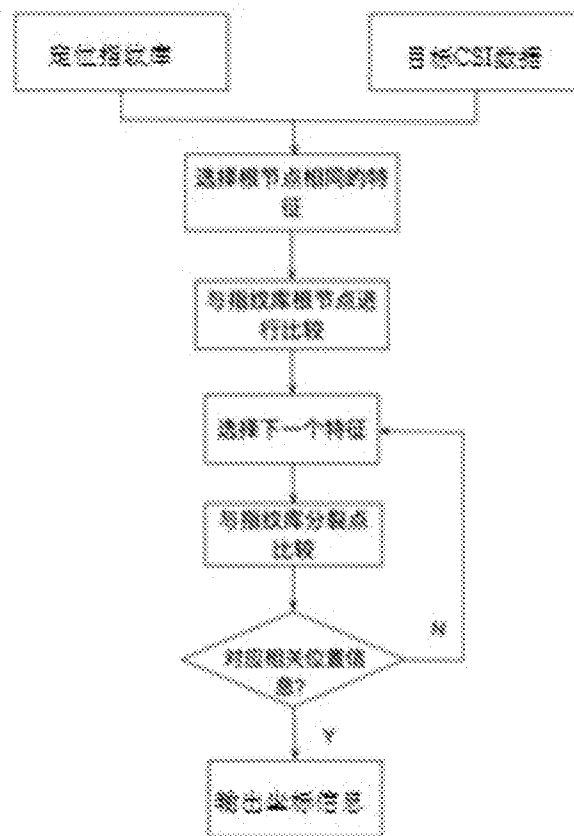


图 3

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2021/123586

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

H04W 4/02(2018.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

H04W; G06K; G06N

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNPAT; CNKI; WPI; EPODOC: 神经, 卷积, 质量, 强度, 定位, 指纹, 子集, 聚类, 聚合, Convolutional Neural Networks, CNN, RSSI, CSI, position, location, fingerprint, subset, cluster, k-means

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 113271539 A (NANJING UNIVERSITY OF POSTS AND TELECOMMUNICATIONS) 17 August 2021 (2021-08-17) claims 1-10	1-10
X	曹建荣等 (CAO, Jianrong et al.). "结合CNN 和WiFi 指纹库的室内定位算法 (Indoor Location Algorithm Combining CNN and WiFi Fingerprint Database)" <i>计算机系统应用 (Computer Systems & Applications)</i> , 15 July 2020 (2020-07-15), text, sections 1-2	1-3, 5, 10
A	曹建荣等 (CAO, Jianrong et al.). "结合CNN 和WiFi 指纹库的室内定位算法 (Indoor Location Algorithm Combining CNN and WiFi Fingerprint Database)" <i>计算机系统应用 (Computer Systems & Applications)</i> , 15 July 2020 (2020-07-15), text, sections 1-2	4, 6-9
A	CN 112712557 A (SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY) 27 April 2021 (2021-04-27) entire document	1-10
A	CN 112153736 A (NANJING UNIVERSITY OF POSTS AND TELECOMMUNICATIONS) 29 December 2020 (2020-12-29) entire document	1-10



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date

"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

09 February 2022

Date of mailing of the international search report

16 February 2022

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing
100088, China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2021/123586

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	US 2021092611 A1 (COLORADO STATE UNIVERSITY RESEACH FOUNDATION) 25 March 2021 (2021-03-25) entire document	1-10

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2021/123586

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN	113271539	A	17 August 2021	None	
CN	112712557	A	27 April 2021	None	
CN	112153736	A	29 December 2020	None	
US	2021092611	A1	25 March 2021	None	

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2021/123586

A. 主题的分类

H04W 4/02 (2018.01) i

按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)

H04W; G06K; G06N

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用))

CNPAT; CNKI; WPI; EPDOC; 神经, 卷积, 质量, 强度, 定位, 指纹, 子集, 聚类, 聚合, Convolutional Neural Networks, CNN, RSSI, CSI, position, location, fingerprint, subset, cluster, k-means

C. 相关文件

类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
PX	CN 113271539 A (南京邮电大学) 2021年8月17日 (2021 - 08 - 17) 权利要求1-10	1-10
X	曹建荣等. “结合CNN 和WiFi 指纹库的室内定位算法” 计算机系统应用, 2020年7月15日 (2020 - 07 - 15), 正文第1-2节	1-3, 5, 10
A	曹建荣等. “结合CNN 和WiFi 指纹库的室内定位算法” 计算机系统应用, 2020年7月15日 (2020 - 07 - 15), 正文第1-2节	4, 6-9
A	CN 112712557 A (上海交通大学) 2021年4月27日 (2021 - 04 - 27) 全文	1-10
A	CN 112153736 A (南京邮电大学) 2020年12月29日 (2020 - 12 - 29) 全文	1-10
A	US 2021092611 A1 (COLORADO STATE UNIVERSITY RESEACH FOUNDATION) 2021年3月25 日 (2021 - 03 - 25) 全文	1-10

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的
公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体
说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解
发明之理论或原理的在后文件“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是
新颖的或不具有创造性“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并
且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的
发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2022年2月9日

国际检索报告邮寄日期

2022年2月16日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局(ISA/CN)

中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

传真号 (86-10)62019451

受权官员

张彩霞

电话号码 86-(10)-53961804

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2021/123586

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN	113271539	A	2021年8月17日	无	
CN	112712557	A	2021年4月27日	无	
CN	112153736	A	2020年12月29日	无	
US	2021092611	A1	2021年3月25日	无	