



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106792562 A

(43)申请公布日 2017.05.31

(21)申请号 201710082638.8

(22)申请日 2017.02.16

(71)申请人 南京大学

地址 210046 江苏省南京市栖霞区仙林大道163号南京大学仙林校区

(72)发明人 叶芝慧 范中康 蒋欣呈

(74)专利代理机构 南京苏高专利商标事务所 (普通合伙) 32204

代理人 李晓静

(51) Int. Cl.

H04W 4/04(2009.01)

H04W 64/00(2009.01)

G01S 5/10(2006.01)

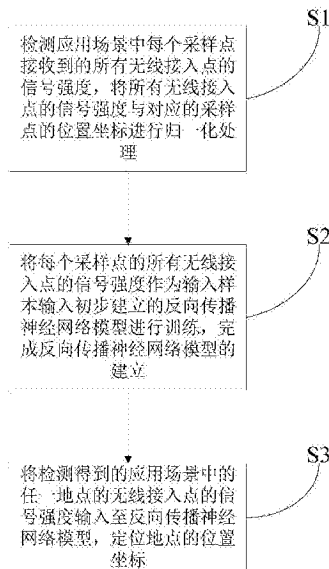
权利要求书1页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

基于反向传播神经网络模型的室内无线网络定位方法

(57)摘要

本发明公开的基于反向传播神经网络模型的室内无线网络定位方法,检测应用场景中每个采样点接收到的所有无线接入点的信号强度,将其与对应的采样点的位置坐标进行归一化处理;将每个采样点的所有无线接入点的信号强度作为输入样本输入初步建立的反向传播神经网络模型进行训练,完成反向传播神经网络模型的建立;最后,将检测得到的应用场景中的任一地点的无线接入点的信号强度输入至反向传播神经网络模型,定位地点的位置坐标。本发明相比于现有技术,具有较强的对输入参数的容错能力,且定位速度快、定位精度高。本发明通过检测无线网接入点返回的信号强度就能实现室内定位,可以应用于各种配有无线网接入点的室内环境,大大降低了定位成本。



1. 一种基于反向传播神经网络模型的室内无线网络定位方法,其特征在于,所述方法包括:

检测应用场景中每个采样点接收到的所有无线接入点的信号强度,将所述所有无线接入点的信号强度与对应的所述采样点的位置坐标进行归一化处理;

将每个所述采样点的所述所有无线接入点的信号强度作为输入样本输入初步建立的反向传播神经网络模型进行训练,完成所述反向传播神经网络模型的建立;

将检测得到的所述应用场景中的任一地点的无线接入点的信号强度输入至所述反向传播神经网络模型,定位所述地点的位置坐标。

2. 如权利要求1所述的基于反向传播神经网络模型的室内无线网络定位方法,其特征在于,在检测应用场景中每个采样点接收到的所有无线接入点的信号强度,将所述所有无线接入点的信号强度与对应的所述采样点的位置坐标进行归一化处理的步骤之前,所述方法还包括:

在所述应用场景中建立平面直角坐标系,确定若干个采样点的位置坐标。

3. 如权利要求2所述的基于反向传播神经网络模型的室内无线网络定位方法,其特征在于,在所述应用场景中建立平面直角坐标系,确定若干个采样点的位置坐标的步骤中,具体包含:

在所述应用场景中设定任意相邻所述采样点的间隔,并将所述间隔作为采样精度;

根据所述间隔确定若干个所述采样点的位置坐标;

在所述应用场景中设有若干个可检测的所述无线接入点。

4. 如权利要求1所述的基于反向传播神经网络模型的室内无线网络定位方法,其特征在于,在将每个所述采样点的所述所有无线接入点的信号强度作为输入样本输入初步建立的反向传播神经网络模型进行训练,完成所述反向传播神经网络模型的建立的步骤中,具体包括:

S21,将每个所述采样点的所述所有无线接入点的信号强度作为所述输入样本输入所述初步建立的反向传播神经网络模型的输入层并进入隐层;

S22,所述初步建立的反向传播神经网络模型的隐层将所述输入样本转化为输出数据,并传输至所述初步建立的反向传播神经网络模型的输出层;

S23,当所述输出层输出的所述采样点的计算位置坐标与所述采样点的位置坐标之间距离大于设定期望值时,进入误差的反向传播处理,调整所述输出层和所述隐层的权值和阈值;跳转至步骤S21;

S24,当所述输出层输出的所述采样点的计算位置坐标与所述采样点的位置坐标之间误差小于所述设定期望值时,所述反向传播神经网络模型建立完成。

5. 如权利要求4所述的基于反向传播神经网络模型的室内无线网络定位方法,其特征在于,在进入误差的反向传播处理,整所述输出层和所述隐层的权值和阈值的步骤中,具体包含:

采用误差梯度下降法调整所述输出层和所述隐层的权值和阈值。

基于反向传播神经网络模型的室内无线网络定位方法

技术领域

[0001] 本发明涉及陆地无线定位技术,具体涉及基于反向传播神经网络模型的室内无线网络定位方法。

背景技术

[0002] 信息时代的迅速进步使得众多领域对位置信息的需求越来越大,其中,室外定位技术已经趋于成熟,而室内定位还有待进一步的发展。在主流的室内方法中,Wi-Fi(无线保真)定位凭着成本低、移植性好、环境适应能力强等优势,得到了广泛的应用。

[0003] Wi-Fi是一种将装有无线网卡的设备通过连接至同一无线网络接入点(Access Point,AP)从而进行通信的技术。Wi-Fi无线网络主要由无线AP和无线网卡组成,Wi-Fi定位技术是基于Wi-Fi无线网络实现的。当下,在学校、机场、商场等室内环境基本都实现了Wi-Fi网络的覆盖,且覆盖的方式主要是大量的路由器阵列。这些路由器位置固定,工作时间稳定,且易于维护,完全符合Wi-Fi室内定位技术对于AP的要求。

[0004] 如果能够有效的利用这些布置规律的Wi-Fi接入点(Wi-Fi AP),则可以在降低室内定位成本的同时,提高室内定位精度。与此同时,手机、平板、个人电脑等移动终端已经成为生活的必备品,而且这些终端都装有无线网卡,可以接收到附近AP的信号,符合Wi-Fi室内定位对于无线网卡设备的要求。然而现有技术并未提供利用Wi-Fi接入点实现Wi-Fi室内定位的方法或技术。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于为了解决现有技术室内定位技术定位成本高、定位不准确等问题的出现;提供基于反向传播神经网络模型的室内无线网络定位方法。

[0006] 为了达到上述目的,本发明通过以下技术方案实现:

[0007] 一种基于反向传播神经网络模型的室内无线网络定位方法,所述方法包括:

[0008] 检测应用场景中每个采样点接收到的所有无线接入点的信号强度,将所述所有无线接入点的信号强度与对应的所述采样点的位置坐标进行归一化处理;

[0009] 将每个所述采样点的所述所有无线接入点的信号强度作为输入样本输入初步建立的反向传播神经网络模型进行训练,完成所述反向传播神经网络模型的建立;

[0010] 将检测得到的所述应用场景中的任一地点的无线接入点的信号强度输入至所述反向传播神经网络模型,定位所述地点的位置坐标。

[0011] 较优地,在检测应用场景中每个采样点接收到的所有无线接入点的信号强度,将所述所有无线接入点的信号强度与对应的所述采样点的位置坐标进行归一化处理的步骤之前,所述方法还包括:

[0012] 在所述应用场景中建立平面直角坐标系,确定若干个采样点的位置坐标。

[0013] 可选地,在所述应用场景中建立平面直角坐标系,确定若干个采样点的位置坐标的步骤中,具体包含:

[0014] 在所述应用场景中设定任意相邻所述采样点的间隔,并将所述间隔作为采样精度;

[0015] 根据所述间隔确定若干个所述采样点的位置坐标;

[0016] 在所述应用场景中设有若干个可检测的所述无线接入点。

[0017] 优选地,在将每个所述采样点的所述所有无线接入点的信号强度作为输入样本输入初步建立的反向传播神经网络模型进行训练,完成所述反向传播神经网络模型的建立的步骤中,具体包括:

[0018] S21,将每个所述采样点的所述所有无线接入点的信号强度作为所述输入样本输入所述初步建立的反向传播神经网络模型的输入层并进入隐层;

[0019] S22,所述初步建立的反向传播神经网络模型的隐层将所述输入样本转化为输出数据,并传输至所述初步建立的反向传播神经网络模型的输出层;

[0020] S23,当所述输出层输出的所述采样点的计算位置坐标与所述采样点的位置坐标之间距离大于设定期望值时,进入误差的反向传播处理,调整所述输出层和所述隐层的权值和阈值;跳转至步骤S21;

[0021] S24,当所述输出层输出的所述采样点的计算位置坐标与所述采样点的位置坐标之间误差小于所述设定期望值时,所述反向传播神经网络模型建立完成。

[0022] 较佳地,在进入误差的反向传播处理,整所述输出层和所述隐层的权值和阈值的步骤中,具体包含:

[0023] 采用误差梯度下降法调整所述输出层和所述隐层的权值和阈值。

[0024] 在符合本领域常识的基础上,上述各优选条件,可任意组合,即得本发明各较佳实例。

[0025] 本发明的积极进步效果在于:

[0026] 本发明公开的基于反向传播神经网络模型的室内无线网络定位方法,首先,检测应用场景中每个采样点接收到的所有无线接入点的信号强度,将所有无线接入点的信号强度与对应的采样点的位置坐标进行归一化处理;其次,将每个采样点的所有无线接入点的信号强度作为输入样本输入初步建立的反向传播神经网络模型进行训练,完成反向传播神经网络模型的建立;最后,将检测得到的应用场景中的任一地点的无线接入点的信号强度输入至反向传播神经网络模型,定位地点的位置坐标。本发明相比于现有技术,具有较强的对输入参数的容错能力,且定位速度快、定位精度高。本发明通过检测无线网接入点返回的信号强度就能实现室内定位,可以应用于各种配有无线网接入点的室内环境,大大降低了定位成本。

附图说明

[0027] 图1为本发明基于反向传播神经网络模型的室内无线网络定位方法的整体流程示意图。

[0028] 图2为本发明基于反向传播神经网络模型的室内无线网络定位方法的实施例示意图之一。

[0029] 图3为本发明基于反向传播神经网络模型的室内无线网络定位方法的实施例示意图之二。

具体实施方式

[0030] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0031] 如图1所示,一种基于反向传播神经网络模型的室内无线网络定位方法,方法包括:

[0032] S0,在应用场景中建立平面直角坐标系,确定若干个采样点的位置坐标。步骤S0具体包含:

[0033] S0.1,在应用场景中设定任意相邻采样点的间隔,并将间隔作为采样精度。

[0034] S0.2,根据间隔确定若干个采样点的位置坐标。

[0035] S0.3,在应用场景中设有若干个可检测的无线接入点。

[0036] 如图2所示的应用场景,将每相邻的两个采样点的间隔设置为1m,并选取相应的位置作为采样点。

[0037] S1,检测应用场景中每个采样点接收到的所有无线接入点的信号强度,将所有无线接入点的信号强度与对应的采样点的位置坐标进行归一化处理。

[0038] 如图2所示的应用场景中,每个采样点对应用场景进行无线AP的信号强度采用。默认的无线AP的信号强度值设为-99dB,也即没有无线AP的信号。

[0039] 本实施例中,对126个采样点重复采样7遍,一共得到采样记录882条。接着对数据进行归一化处理,将每一条数据记录求其均值和方差,然后将该记录的每一项均减去均值除以方差,得到标准化数据。

[0040] 现有技术中,人工神经网络包含大量的神经元,它们按照一定的结构相互连接并且相互作用,这种相互作用突触权值来表示。通过不断地调节神经网络的突触权值,使得实际输出与期望输出的误差越来越小,从而能够智能地完成信息处理任务的过程即为神经网络的学习过程。人工神经网络具有独特的非传统表达方式和很强的学习能力,是智能控制的一个重要组成部分,在控制领域也得到了广泛的应用。本发明采用的BP(Back Propagation,反向传播)神经网络是一种典型的人工神经网络,且其是一种具有多层感知和信息修正模型的前馈型神经网络。BP神经网络学习算法的基本原理是梯度最速下降法。神经网络学习过程是一种误差边向前传播边修正权系数的过程。

[0041] S2,将每个采样点的所有无线接入点的信号强度作为输入样本输入初步建立的反向传播神经网络模型进行训练,完成反向传播神经网络模型的建立。步骤S2包含:

[0042] 本实施例中,将BP神经网络模型的结构设置为三层神经网络的结构模型。如图3所示, x_j 表示输入层第j个节点的输入, $j=1,2,\dots,M$;其中M为当前定位场景下AP的数量; w_{ij} 表示隐层第i个节点到输入层第j个节点之间的权值; θ_i 表示隐层第i个节点的阈值,也称为偏置; $f(x)$ 表示隐层的激励函数; w_{kj} 表示输出层第k个节点到隐层第i个节点之间的权值,假设隐层神经元q个,即 $i=1,2,\dots,q$; a_k 表示输出层第k个节点的阈值, $k=1,2,\dots,L$; $g(x)$ 表示输出层的激励函数; o_k 表示输出层第k个节点的输出。

[0043] S21,将每个采样点的所有无线接入点的信号强度作为输入样本输入初步建立的

反向传播神经网络模型的输入层并进入隐层。

[0044] S22,初步建立的反向传播神经网络模型的隐层将输入样本转化为输出数据,并传输至初步建立的反向传播神经网络模型的输出层。

[0045] 输入样本的前向传输过程,具体如下:

[0046] 隐层第*i*个节点的输入 net_i 如公式(1)所示:

$$[0047] \quad net_i = \sum_{j=1}^M w_{ij} x_j + \theta_i \quad (1)$$

[0048] 隐层第*i*个节点的输出 y_i 如公式(2)所示:

$$[0049] \quad y_i = \phi(net_i) = \phi\left(\sum_{j=1}^M w_{ij} x_j + \theta_i\right) \quad (2)$$

[0050] 输出层第*k*个节点的输入 net_k 如公式(3)所示:

$$[0051] \quad net_k = \sum_{i=1}^q w_{ki} y_i + a_k = \sum_{i=1}^q w_{ki} \phi\left(\sum_{j=1}^M w_{ij} x_j + \theta_i\right) + a_k \quad (3)$$

[0052] 输出层第*k*个节点的输出 o_k 如公式(4)所示:

$$[0053] \quad o_k = \psi(net_k) = \psi\left(\sum_{i=1}^q w_{ki} y_i + a_k\right) = \psi\left(\sum_{i=1}^q w_{ki} \phi\left(\sum_{j=1}^M w_{ij} x_j + \theta_i\right) + a_k\right) \quad (4)$$

[0054] S23,当输出层输出的采样点的计算位置坐标与采样点的位置坐标之间距离大于设定期望值时,进入误差的反向传播处理,调整输出层和隐层的权值和阈值;跳转至步骤S21。

[0055] 本实施例中,将采样精度的40%作为设定期望值。采用误差梯度下降法调整输出层和隐层的权值和阈值。

[0056] 本实施例中,误差的反向传播处理具体包含:

[0057] 当输入传到输出层后,这时输出的值可能与期望值不符,误差将反向传播,调整网络的参数。首先由输出层开始逐层计算各神经元的输出误差,然后根据误差梯度下降法来调节各层的权值和阈值,使修改后的网络的最终输出能接近期望值。

[0058] 定义每一个样本*p*的二次型误差准则函数为 E_p 如公式(5)所示,其中 T_k 期望输出值。

$$[0059] \quad E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L (T_k - o_k)^2 \quad (5)$$

[0060] 这里取方差和的1/2是为了计算方便。系统对*P*个训练样本的总误差准则函数如公式(6)所示:

$$[0061] \quad E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^L (T_k^p - o_k^p)^2 \quad (6)$$

[0062] 根据误差梯度下降法依次修正输出层权值的修正量 Δw_{kj} ,输出层阈值的修正量 Δa_k ,隐层权值的修正量 Δw_{ij} ,隐层阈值的修正量 $\Delta \theta_i$ 。

$$[0063] \quad \Delta w_{ki} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ki}}, \Delta a_k = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_k}, \Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}, \Delta \theta_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial \theta_i} \quad (7)$$

[0064] 公式(8)为输出层权重调整公式:

$$[0065] \quad \Delta w_{ki} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ki}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial w_{ki}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial o_k} \frac{\partial o_k}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial w_{ki}} \quad (8)$$

[0066] 公式(9)为输出层阈值调整公式:

$$[0067] \quad \Delta a_k = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_k} = -\eta \frac{\partial E}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial a_k} = -\eta \frac{\partial E}{\partial o_k} \frac{\partial o_k}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial a_k} \quad (9)$$

[0068] 公式(10)为隐层权值调整公式:

$$[0069] \quad \Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial w_{ij}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial w_{ij}} \quad (10)$$

[0070] 公式(11)为隐层阈值调整公式:

$$[0071] \quad \Delta \theta_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial \theta_i} = -\eta \frac{\partial E}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial \theta_i} = -\eta \frac{\partial E}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial \theta_i} \quad (11)$$

[0072] 又因为:

$$[0073] \quad \frac{\partial E}{\partial o_k} = -\sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^L (T_k^p - o_k^p) \quad (12)$$

$$[0074] \quad \frac{\partial net_i}{\partial w_{ki}} = y_i, \frac{\partial net_k}{\partial a_k} = 1, \frac{\partial net_i}{\partial w_{ij}} = x_j, \frac{\partial net_i}{\partial \theta_i} = 1 \quad (13)$$

$$[0075] \quad \frac{\partial E}{\partial y_i} = -\sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^L (T_k^p - o_k^p) \cdot \psi'(net_k) w_{ki} \quad (14)$$

$$[0076] \quad \frac{\partial y_i}{\partial net_i} = \phi'(net_i), \frac{\partial o_k}{\partial net_k} = \psi'(net_k) \quad (15)$$

[0077] 所以参数调整的公式如下:

$$[0078] \quad \Delta w_{ki} = \eta \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^L (T_k^p - o_k^p) \psi'(net_k) \cdot y_i \quad (16)$$

$$[0079] \quad \Delta a_k = \eta \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^L (T_k^p - o_k^p) \psi'(net_k) \quad (17)$$

$$[0080] \quad \Delta w_{ij} = \eta \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^L (T_k^p - o_k^p) \psi'(net_k) w_{ki} \cdot \phi'(net_i) \cdot x_j \quad (18)$$

$$[0081] \quad \Delta \theta_i = \eta \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^L (T_k^p - o_k^p) \psi'(net_k) w_{ki} \cdot \phi'(net_i) \quad (19)$$

[0082] S24,当输出层输出的采样点的计算位置坐标与采样点的位置坐标之间误差小于设定期望值时,反向传播神经网络模型建立完成。

[0083] S3,将检测得到的应用场景中的任一地点的无线接入点的信号强度输入至反向传播神经网络模型,定位地点的位置坐标。

[0084] 本实施例中,当真实的任一地点输出坐标为(X,Y),模型输出坐标为(Ox,0y),则模型的最小均方误差LMS如公式(20)所示:

$$[0085] \quad E(w) = \frac{1}{2} \left[(O_x - X)^2 + (O_y - Y)^2 \right] \quad (20)$$

[0086] 考虑BP神经网络模型的复杂度并不是太大,并且在测试了大量的参数(包括神经网络层数,隐层的节点数,隐层的激活函数,误差的期望值)后,将模型的参数设置为:隐层激活函数为sigmoid,输出层激活函数为线性函数,隐层节点个数变化在输入层节点总数的2/3左右。

[0087] 虽然以上描述了本发明的具体实施方式,但是本领域的技术人员应当理解,这些仅是举例说明,本发明的保护范围是由所附权利要求书限定的。本领域的技术人员在不背离本发明的原理和实质的前提下,可以对这些实施方式做出多种变更或修改,但这些变更和修改均落入本发明的保护范围。

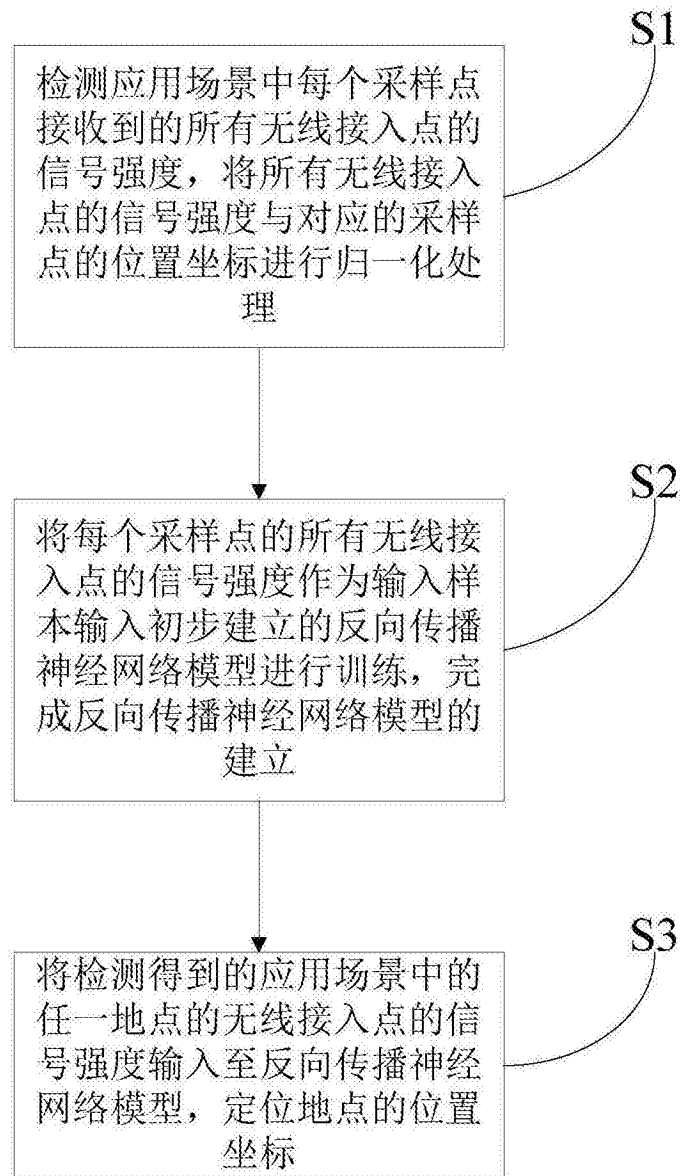


图1

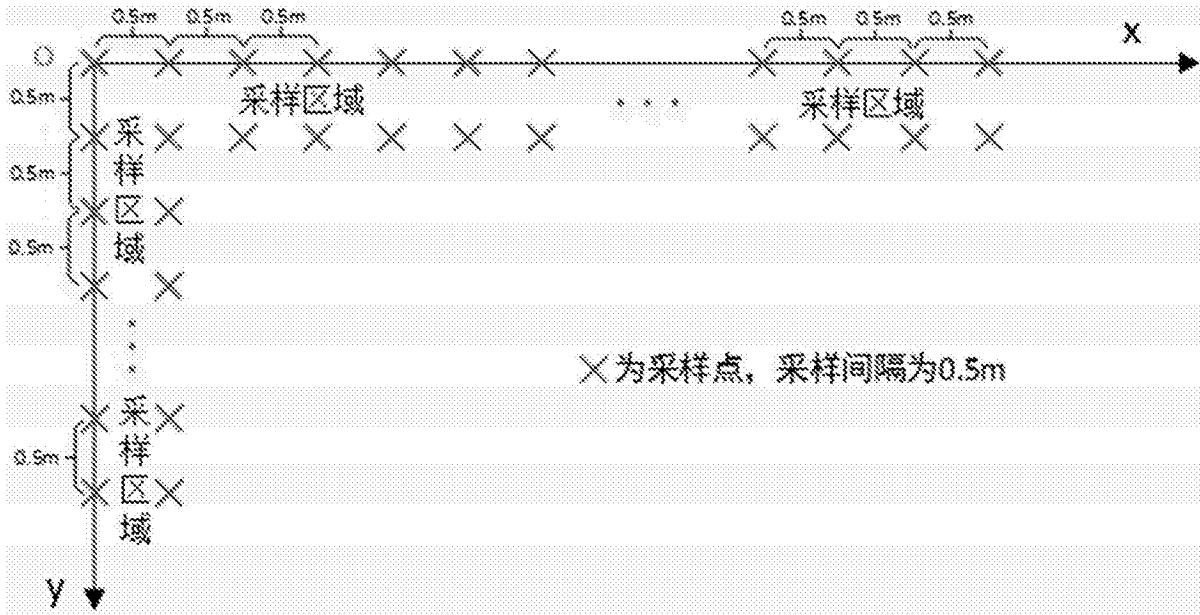


图2

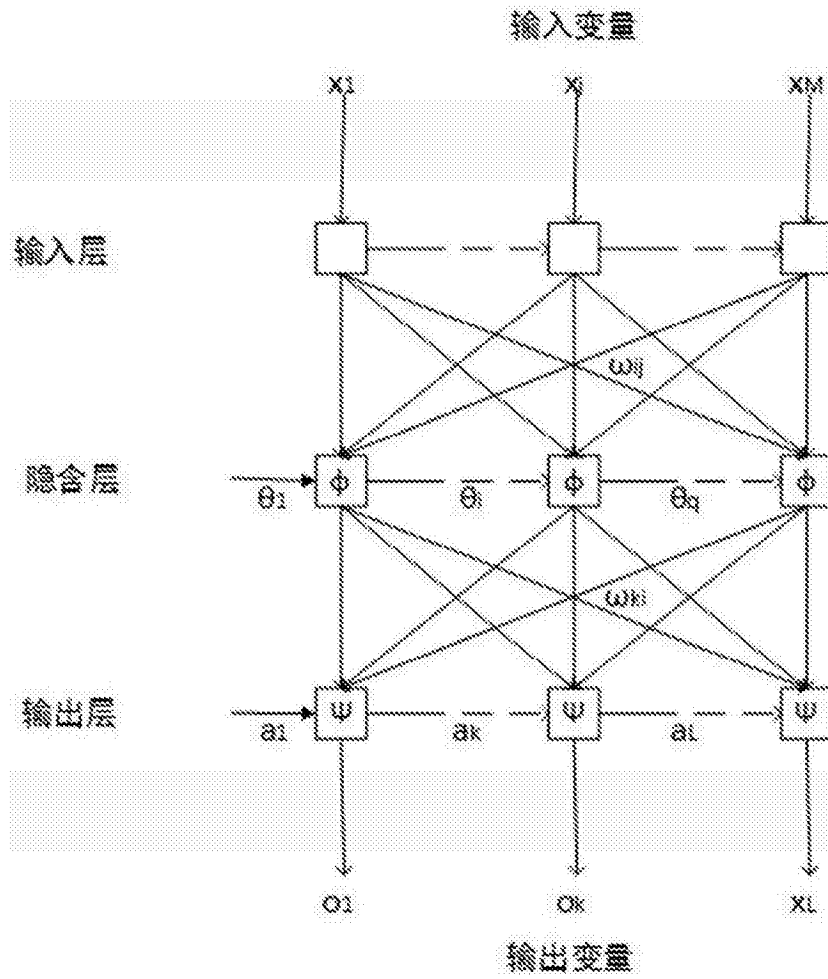


图3