



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 108320051 B

(45) 授权公告日 2021. 11. 23

(21) 申请号 201810044018.X

G06N 3/00 (2006.01)

(22) 申请日 2018.01.17

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 107122736 A, 2017.09.01

申请公布号 CN 108320051 A

CN 106950969 A, 2017.07.14

CN 106875511 A, 2017.06.20

(43) 申请公布日 2018.07.24

CN 108334677 A, 2018.07.27

(73) 专利权人 哈尔滨工程大学

CN 107229967 A, 2017.10.03

地址 150001 黑龙江省哈尔滨市南岗区南

CN 107065881 A, 2017.08.18

通大街145号哈尔滨工程大学科技处

JIANYA YUAN等.A Novel GRU-RNN Network

知识产权办公室

Model for Dynamic.《IEEEAccess》.2019,第7卷

(72) 发明人 王宏健 刘大伟 秦佳宇 王莹

15140-15151.

周佳加 袁建亚

审查员 何钟莉

(51) Int. Cl.

G06Q 10/04 (2012.01)

G06N 3/08 (2006.01)

G06N 3/06 (2006.01)

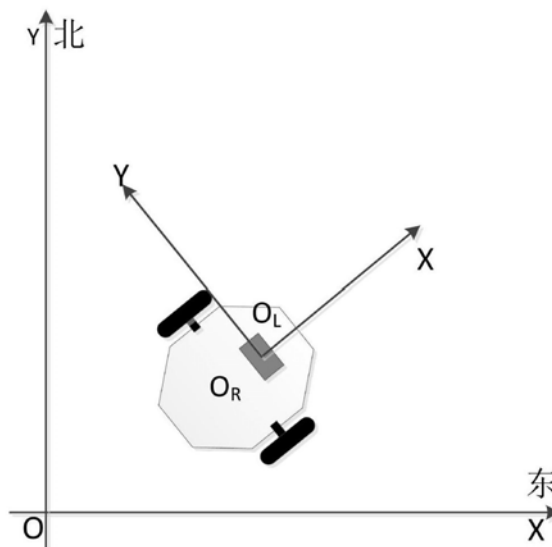
权利要求书2页 说明书4页 附图3页

(54) 发明名称

一种基于GRU网络模型的移动机器人动态避碰规划方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于GRU网络模型的移动机器人动态避碰规划方法,属于移动机器人导航领域;本发明是一种基于深度学习网络的避碰算法,通过对传感器的数据进行前期归一化处理然后输入到GRU网络模型中,通过输入层将数据传输到隐藏层,通过隐藏层GRU模块单元对数据进行处理,将处理后的数据输出到输出层,得到下一时刻移动机器人在全局坐标系中的方向 θ 和速度 v ;该算法作用下机器人利用简单的感知设备,便可以具有高智能的动态规划水平,在保证安全的前提下,使移动机器人的反应速度优于传统避碰算法。



1. 一种基于GRU网络模型的移动机器人动态避碰规划方法,其特征在于,包含输入层、隐藏层和输出层;输入的原始数据经过归一化和合并处理后变为61维,依次进入输入层、隐藏层和输出层;其实现方法如下:

步骤一:建立坐标系模型,坐标系原点选在激光测距仪中心处,X轴指向激光测距仪正前方,Y轴指向激光测距仪左方;激光测距仪水平开角为 180° ,设定最大探测半径为8m,共181个波束,波束角为 1° ;

步骤二:对样本数据进行采集与预处理,在仿真训练场中移动机器人在教师系统的控制下进行动态避碰及路径规划,与此同时收集样本数据,每组样本数据共有184维,然后,进行归一化处理,然后对收集到的1到181维数据进行合并,最后第182维数据保持不变,处理后输入数据共有61维;

步骤三:将这61维数据输入到输入层;

步骤四:隐藏层中的GRU模块单元按时间顺序接收来自输入层的输入数据,首先是 x_{t-9} 经过前向传播后产生输出 h_{t-9} , h_{t-9} 与 x_{t-8} 共同作为下一个单元输入,以此类推,数据以这种方式进行传递,模块在最后一时刻的输出才是该单元结构的输出,GRU输出值计算公式为:

$$\begin{aligned} z_t &= \sigma(x_t W_z + h_{t-1} U_z) \\ r_t &= \sigma(x_t W_r + h_{t-1} U_r) \\ \tilde{h}_t &= \tanh(x_t W + (r_t \bullet h_{t-1}) U) \\ h_t &= (1 - z_t) \bullet h_{t-1} + z_t \tilde{h}_t \end{aligned}$$

其中: z_t 、 r_t 分别代表t时刻更新门、重置门的输出; x_t 和 h_t 为t时刻的输入和输出向量; W_z 、 W_r 和 W 分别为模块输入与更新门、重置门和 \tilde{h}_t 间的权重矩阵; U_z 、 U_r 和 U 分别为t-1时刻模块的输出与更新门、重置门和 \tilde{h}_t 间的权重矩阵;

步骤五:将隐藏层计算结果传输到输出层中作为下一时刻移动机器人在全局坐标系中的方向 θ 和速度 v ;

步骤六:对GRU网络模型进行训练;利用标准正太分布对GRU网络模型的权值进行初始化;

步骤七:训练次数 $k=0$, $i=0$;

步骤八:从训练集中随机抽取10个连续时刻的数据 $[x_{t-9}, \dots, x_t]$ 输入网络,通过前向传播过程得到对应输出 y_t ;

步骤九:计算网络输出 y_t 与对应标签 l_t 的误差;

步骤十:利用梯度下降的算法进行权值更新;

步骤十一:如果 $i \geq 500$,则令 $i=0$,并在测试集中随机选取50个序列,使用当前网络进行测试,计算均方误差,若测试集中均方误差连续10次没有减小,则停止训练;

步骤十二: $k=k+1$, $i=i+1$;

步骤十三:如果 k 大于最大训练次数则跳转至步骤十四,否则跳转至步骤八;

步骤十四:训练结束;得到训练后的GRU网络模型。

2. 根据权利要求1所述的一种基于GRU网络模型的移动机器人动态避碰规划方法,其特征在于,所述的输入层接收输入数据,共61维,其中前60维数据是激光测距仪探测的距离信

息,最后一维数据是移动机器人与目标点连线在全局坐标系中的角度 φ ,数据以行向量的形式保存,输入层与隐藏层之间为全连接方式。

3. 根据权利要求1所述的一种基于GRU网络模型的移动机器人动态避碰规划方法,其特征在于,所述的隐藏层共有两层,隐藏层1由40个GRU模块单元构成,隐藏层2包含30个神经元,隐藏层间的连接方式为全连接。

4. 根据权利要求1所述的一种基于GRU网络模型的移动机器人动态避碰规划方法,其特征在于,所述输出层其含有2个神经元,分别对应所规划的下一时刻移动机器人在全局坐标系中的方向 θ 和速度 v ;隐藏层数据输出之后通过激活函数以全连接方式进入输出层。

一种基于GRU网络模型的移动机器人动态避碰规划方法

技术领域

[0001] 本发明涉及移动机器人导航领域,具体涉及一种基于GRU网络模型的移动机器人动态避碰规划方法。

背景技术

[0002] 移动机器人在未知环境中工作时,通过激光测距仪感知周围环境信息,来进行局部路径的动态避碰规划,在进行规划时不仅要保证路径的安全性,同时也要满足实时性。目前已有许多关于移动机器人自主避碰的文献,大多数的避碰方法都是利用传统算法或者群智能方法,这些算法需要进行环境模型的建立和算法的迭代,使算法运算时间加长影响了实时性。在科技高度发达的今天,深度学习已经逐渐进入人们的生活,无人驾驶汽车的兴起就是深度学习网络在避碰和路径规划方面的具体应用。与传统算法相比较,深度学习算法不需要进行模型的构建,经过大量的训练后,深度学习网络强大的非线性拟合能力能够对各种输入输出进行表达。对于一个训练好的网络而言,它不需要进行算法的迭代,只需要通过前向传播即可得到相应的输出结果,具有良好的实时性。

[0003] 对于移动机器人动态避碰问题而言,本次规划的结果不仅与当前时刻的环境信息有关,还要综合考虑之前几个时刻的环境信息以及规划结果,这些输入信息是与时序相关联的,为了处理与时间序列相关联的输入数据,必须要选用合适的网络,本次发明选用了基于门控循环单元(Gated Recurrent Unit,GRU)的网络模型来进行动态避碰规划。

[0004] 针对未知环境中的机器人避碰问题,本发明设计一种基于深度学习网络的避碰算法,在该算法作用下机器人利用简单的感知设备,便可以具有高智能的动态规划水平,在保证安全的前提下,使移动机器人的反应速度优于传统避碰算法。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于针对未知环境中的机器人避碰问题,设计一种基于深度学习网络的避碰算法,在该算法作用下机器人利用简单的感知设备,便可以具有高智能的动态规划水平,在保证安全的前提下,使移动机器人的反应速度优于传统避碰算法。

[0006] 一种基于GRU网络模型的移动机器人动态避碰规划方法,其特征在于,包含输入层、隐藏层和输出层;输入的原始数据经过归一化和合并处理后变为61维,依次进入输入层、隐藏层和输出层。

[0007] 所述的输入层接收输入数据,共61维,其中前60维数据是激光测距仪探测的距离信息,最后一维数据是移动机器人与目标点连线在全局坐标系中的角度 φ ,数据以行向量的形式保存,输入层与隐藏层之间为全连接方式。

[0008] 所述的隐藏层共有两层,隐藏层1由40个GRU模块单元构成,隐藏层2包含30个神经元,隐藏层间的连接方式为全连接。

[0009] 所述输出层其含有2个神经元,分别对应所规划的下一时刻移动机器人在全局坐标系中的方向 θ 和速度 v ;隐藏层数据输出之后通过激活函数以全连接方式进入输出层。

[0010] 一种基于GRU网络模型的移动机器人动态避碰规划方法,其特征在于,其实现方法如下:

[0011] 步骤一:建立坐标系模型,坐标系原点选在激光测距仪中心处,X轴指向激光测距仪正前方,Y轴指向激光测距仪左方;激光测距仪水平开角为 180° ,设定最大探测半径为8m,共181个波束,波束角为 1° ;

[0012] 步骤二:对样本数据进行采集与预处理,在仿真训练场中移动机器人在教师系统的控制下进行动态避碰及路径规划,与此同时收集样本数据,每组样本数据共有184维,然后,进行归一化处理,然后对收集到的1到181维数据进行合并,最后第182维数据保持不变,处理后输入数据共有61维;

[0013] 步骤三:将这61维数据输入到输入层;

[0014] 步骤四:隐藏层中的GRU模块单元按时间顺序接收来自输入层的输入数据,首先是 x_{t-9} 经过前向传播后产生输出 h_{t-9} , h_{t-9} 与 x_{t-8} 共同作为下一个单元输入,以此类推,数据以这种方式进行传递,模块在最后一时刻的输出才是该单元结构的输出,GRU输出值计算公式为:

$$[0015] \quad z_t = \sigma(x_t W_z + h_{t-1} U_z)$$

$$[0016] \quad r_t = \sigma(x_t W_r + h_{t-1} U_r)$$

$$[0017] \quad \tilde{h}_t = \tanh(x_t W + (r_t \bullet h_{t-1}) U)$$

$$[0018] \quad h_t = (1 - z_t) \bullet h_{t-1} + z_t \tilde{h}_t$$

[0019] 其中: z_t 、 r_t 分别代表t时刻更新门、重置门的输出; x_t 和 h_t 为t时刻的输入和输出向量; W_z 、 W_r 和 W 分别为模块输入与更新门、重置门和 \tilde{h}_t 间的权重矩阵; U_z 、 U_r 和 U 分别为t-1时刻模块的输出与更新门、重置门和 \tilde{h}_t 间的权重矩阵;

[0020] 步骤五:将隐藏层计算结果传输到输出层中作为下一时刻移动机器人在全局坐标系中的方向 θ 和速度 v ;

[0021] 步骤六:对GRU网络模型进行训练;利用标准正太分布对GRU网络模型的权值进行初始化;

[0022] 步骤七:训练次数 $k=0$, $i=0$;

[0023] 步骤八:从训练集中随机抽取10个连续时刻的数据 $[x_{t-9}, \dots, x_t]$ 输入网络,通过前向传播过程得到对应输出 y_t ;

[0024] 步骤九:计算网络输出 y_t 与对应标签 l_t 的误差;

[0025] 步骤十:利用梯度下降的算法进行权值更新;

[0026] 步骤十一:如果 $i \geq 500$,则令 $i=0$,并在测试集中随机选取50个序列,使用当前网络进行测试,计算均方误差,若测试集中均方误差连续10次没有减小,则停止训练;

[0027] 步骤十二: $k=k+1$, $i=i+1$;

[0028] 步骤十三:如果 k 大于最大训练次数则跳转至步骤十四,否则跳转至步骤八;

[0029] 步骤十四:训练结束;得到训练后的GRU网络模型。

[0030] 本发明的有益效果为:

[0031] 该网络训练结束后,移动机器人使用GRU网络模型的训练结果在未知环境中进行

动态避碰规划并与蚁群算法比较,两种算法都能够使移动机器人避开所有障碍物,且路线较为平滑,说明该算法能够保证机器人的安全性。但在GRU网络模型下移动机器人的反应时间短,实时性更高,证明了算法的高效性。

附图说明

- [0032] 图1为本发明移动机器人坐标系图;
- [0033] 图2为本发明夹角 θ 和 φ 示意图;
- [0034] 图3为本发明基于GRU的动态路径规划模型图;
- [0035] 图4为本发明单GRU模块单元按时间序列展开图;
- [0036] 图5为本发明GRU网络与蚁群算法规划效果图。

具体实施方式

[0037] 下面结合附图对本发明做进一步描述。

[0038] 坐标系模型的构建,如图1所示,全局坐标系采用北东坐标系,地图左下角为原点,正东方向为X轴,正北方向为Y轴,局部坐标系原点选在激光测距仪中心处,X轴指向激光测距仪正前方,Y轴指向激光测距仪左方。激光测距仪水平开角为 180° ,最大探测半径为8m,共181个波束,波束角为 1° 。

[0039] 样本数据的采集与处理,在训练开始前,首先要进行的是样本数据的收集与处理,在仿真训练场中移动机器人在教师系统的控制下进行动态避碰及路径规划,与此同时收集样本数据,其中每组样本数据共有184维,前181维数据是激光测距仪采集周围环境信息得到的,该传感器返回181个代表距离的点,第182维数据是移动机器人与目标点连线在全局坐标系中的角度信息,如图2所示, φ 即为第182维数据。最后两维数据是机器人的方向角 θ 和速度 v 。其中前182维数据是网络的输入值,最后两维数据为训练标签。为使训练结果更加准确,数据进入输入层之前都必须经过相应处理,首先进行归一化处理,然后对1到181维数据进行合并,最后第182维数据保持不变,处理后输入数据共有61维。

[0040] 移动机器人动态规划GRU网络模型结构设计,本发明设计的GRU网络模型结构如图3所示。按照前向传播方向,输入的原始数据经过归一化和合并处理后变为61维,依次进入输入层、隐藏层和输出层。

[0041] 输入层:该层的输入数据共61维,其中前60维数据是激光测距仪探测的距离信息,最后一维数据是移动机器人与目标点连线在全局坐标系中的角度 φ ,数据以行向量的形式保存,输入层与隐藏层之间为全连接方式。

[0042] 隐藏层:隐藏层共有两层,隐藏层1由40个GRU模块单元构成,隐藏层2包含30个神经元,隐藏层间的连接方式为全连接。

[0043] 输出层:输出层神经元个数为2,分别对应所规划的下一时刻移动机器人在全局坐标系中的方向 θ 和速度 v 。隐藏层数据输出之后通过激活函数以全连接方式进入输出层。

[0044] 在上述GRU网络模型中最重要的结构就是GRU模块单元,每个单元都包含更新门和重置门两个门控单元,这两个门的输入都是当前时刻输入 x_t 和上一时刻的输出 h_{t-1} ,通过两个门的共同作用可以将很久之前的信息保留下来。该单元输出的计算方法如下公式所示:

[0045]
$$z_t = \sigma(x_t W_z + h_{t-1} U_z)$$

$$[0046] \quad r_t = \sigma(x_t W_r + h_{t-1} U_r)$$

$$[0047] \quad \tilde{h}_t = \tanh(x_t W + (r_t \bullet h_{t-1}) U)$$

$$[0048] \quad h_t = (1 - z_t) \bullet h_{t-1} + z_t \tilde{h}_t$$

[0049] 其中： z_t 、 r_t 分别代表t时刻更新门、重置门的输出； x_t 和 h_t 为t时刻的输入和输出向量； W_z 、 W_r 和 W 分别为模块输入与更新门、重置门和 \tilde{h}_t 间的权重矩阵； U_z 、 U_r 和 U 分别为t-1时刻模块的输出与更新门、重置门和 \tilde{h}_t 间的权重矩阵。

[0050] 将GRU模块单元按时间序列展开如图4所示，GRU模块单元按时间顺序接收输入数据，首先是 x_{t-9} 经过前向传播后产生输出 h_{t-9} ， h_{t-9} 与 x_{t-8} 共同作为下一个单元输入，以此类推，数据以这种方式进行传递，模块在最后一时刻的输出才是该单元结构的输出。

[0051] GRU网络模型训练过程：

[0052] 步骤一：利用标准正太分布对GRU网络模型的权值进行初始化；

[0053] 步骤二：训练次数 $k=0$ ， $i=0$ ；

[0054] 步骤三：从训练集中随机抽取10个连续时刻的数据 $[x_{t-9}, \dots, x_t]$ 输入网络，通过前向传播过程得到对应输出 y_t ；

[0055] 步骤四：计算网络输出 y_t 与对应标签 l_t 的误差；

[0056] 步骤五：利用梯度下降的算法进行权值更新；

[0057] 步骤六：如果 $i \geq 500$ ，则令 $i=0$ ，并在测试集中随机选取50个序列，使用当前网络进行测试，计算均方误差，若测试集中均方误差连续10次没有减小，则停止训练；

[0058] 步骤七： $k=k+1$ ， $i=i+1$ ；

[0059] 步骤八：如果 k 大于最大训练次数则跳转至步骤九，否则跳转至步骤三；

[0060] 步骤九：训练结束。

[0061] 本发明的效果：

[0062] 该网络训练结束后，移动机器人使用GRU网络模型的训练结果在未知环境中进行动态避碰规划并与蚁群算法比较，结果如图5所示，从图中可以看出，两种算法都能够使移动机器人避开所有障碍物，且路线较为平滑，说明该算法能够保证机器人的安全性。在两种算法下机器人避碰所需的平均反应时间分别为236ms和391ms，很明显在GRU网络模型下移动机器人的反应时间短，实时性更高，证明了算法的高效性。

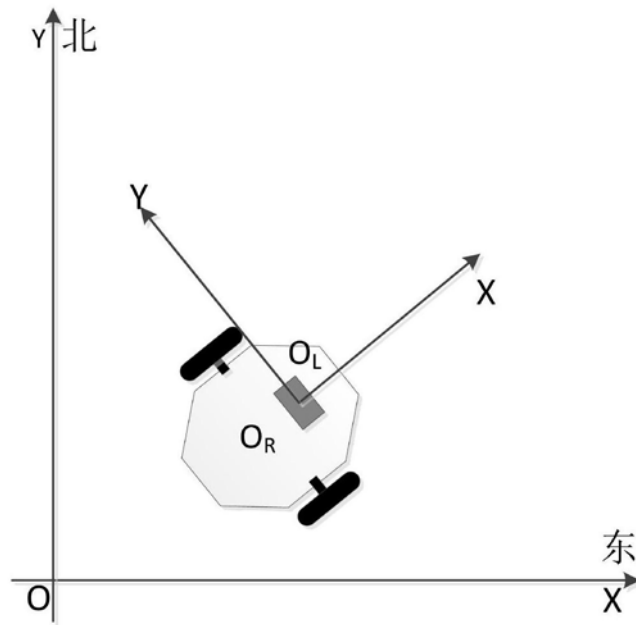


图1

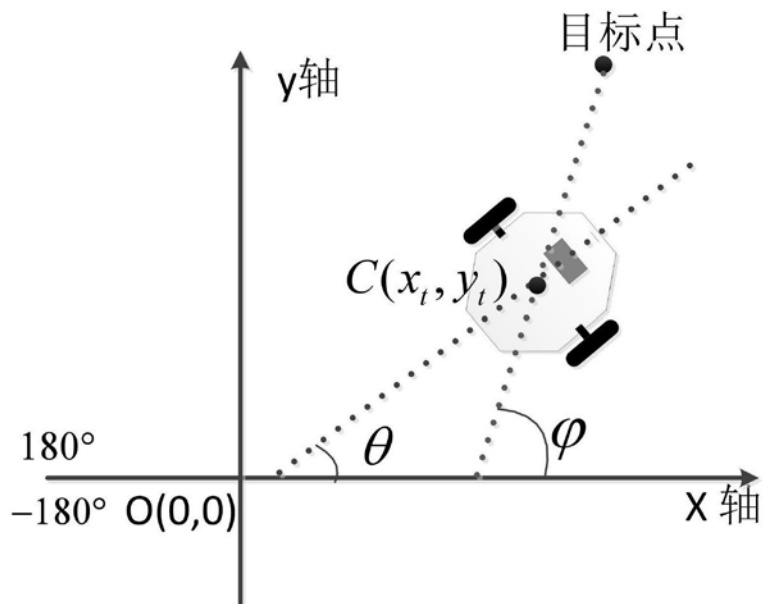


图2

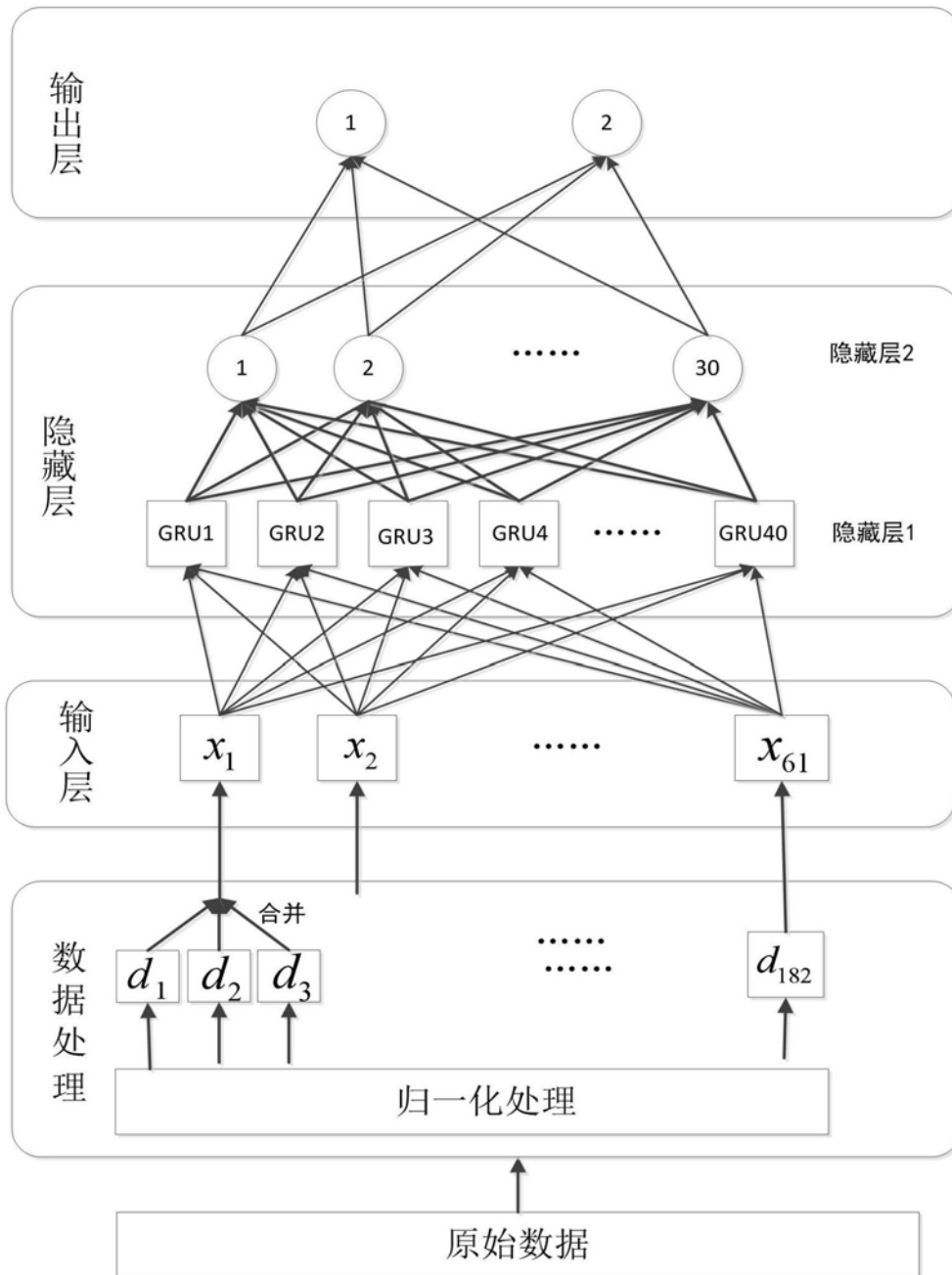


图3

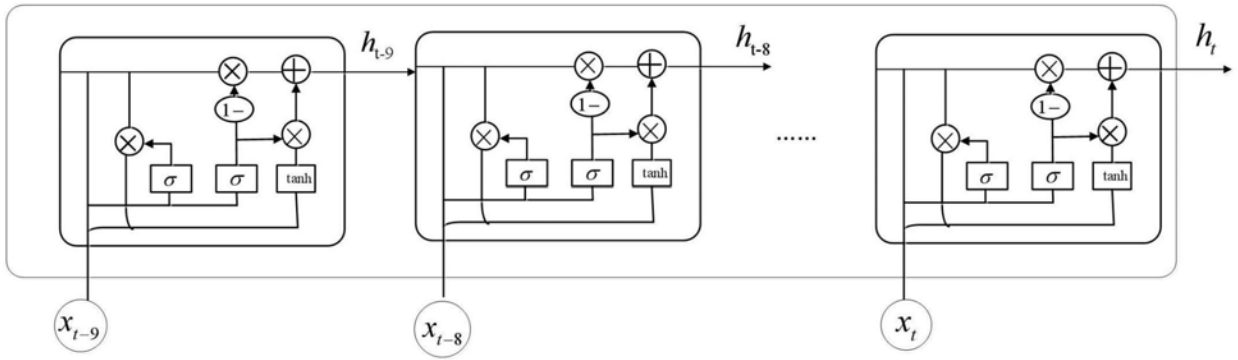


图4

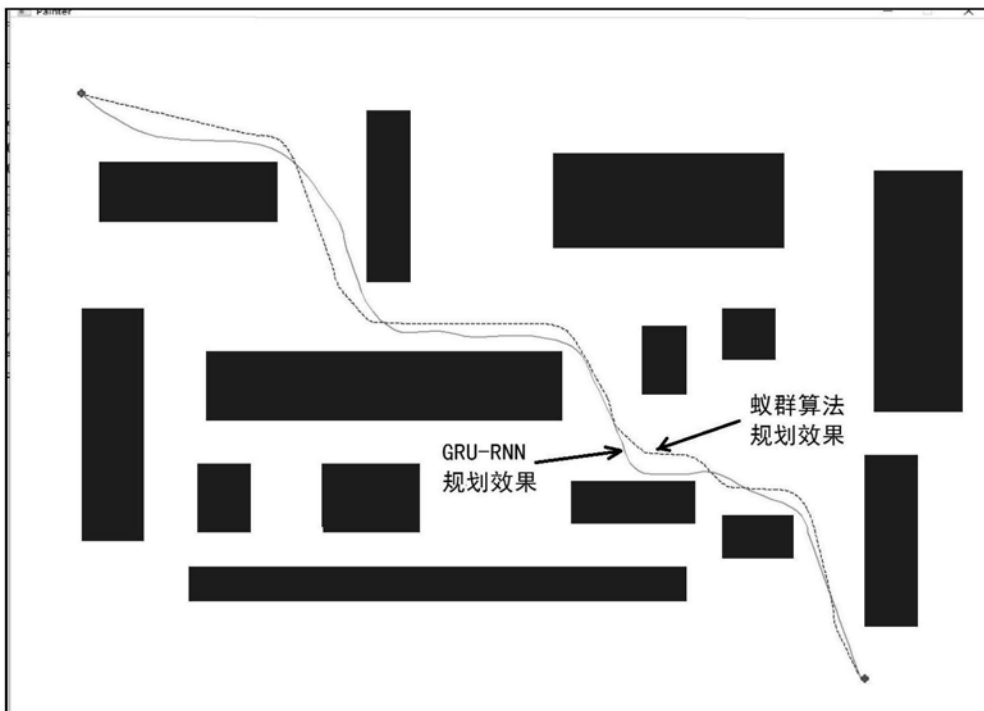


图5