



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110309609 A
(43)申请公布日 2019.10.08

(21)申请号 201910606867.4

(22)申请日 2019.07.06

(71)申请人 桂林电子科技大学

地址 541004 广西壮族自治区桂林市桂林
电子科技大学金鸡岭校区

(72)发明人 雷蕾 陈威 王宁 郑皓

(74)专利代理机构 南宁胜荣专利代理事务所
(特殊普通合伙) 45126

代理人 关文龙

(51)Int.Cl.

G06F 17/50(2006.01)

G06N 3/08(2006.01)

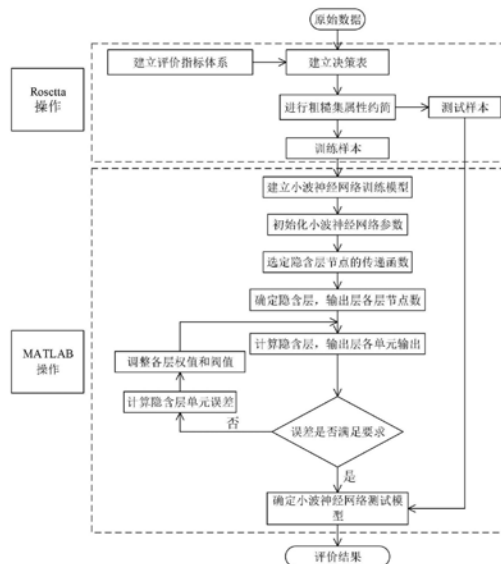
权利要求书2页 说明书15页 附图2页

(54)发明名称

一种基于粗糙集和小波神经网络的建筑室内
空气品质评价方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于粗糙集和小波神经网络的建筑室内空气品质评价方法,包括以下步骤:(1)进行现场实测,得到的关于室内空气品质环境参数的样本数据,建立室内空气品质等级评价体系;(2)利用粗糙集理论对样本进行属性约简预处理;(3)利用Matlab软件将经过属性约简的环境参数作为小波神经网络的输入参数,建立小波神经网络训练模型对训练样本进行学习训练,并调试得到其最佳训练模型;(4)确定小波神经网络测试模型,把测试样本放入该训练好的测试模型中进行室内空气品质在线评价。本发明的评价方法解决了传统室内空气品质评价方法中主观性过强和实用性不够的问题,为建筑室内空气品质等级的客观评价提供了有效的解决方案。



CN 110309609 A

1. 一种基于粗糙集和小波神经网络的建筑室内空气品质评价方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤一:进行现场实测,得到的关于室内空气品质环境参数的样本数据,建立室内空气品质等级评价体系;

步骤二:利用粗糙集理论对样本进行属性约简预处理;

步骤三:利用Matlab软件将经过属性约简的环境参数作为小波神经网络的输入参数,建立小波神经网络训练模型对训练样本进行学习训练,并调试得到其最佳训练模型;

步骤四:确定小波神经网络测试模型,把测试样本放入该训练好的测试模型中进行室内空气品质在线评价。

2. 根据权利要求1所述的基于粗糙集和小波神经网络的建筑室内空气品质评价方法,其特征在于,步骤一中所述环境参数涉及的室内空气品质的影响因素包括空气温度、二氧化碳、相对湿度、风速、总挥发性有机化合物、可吸入颗粒物、甲醛以及噪声。

3. 根据权利要求2所述的基于粗糙集和小波神经网络的建筑室内空气品质评价方法,其特征在于,所述室内空气为大型商场之类的建筑物室内空气。

4. 根据权利要求1所述的基于粗糙集和小波神经网络的建筑室内空气品质评价方法,其特征在于,步骤一中建立室内空气品质等级评价体系是以《GB-T18883-2002室内环境空气质量标准》为依据,划分四个室内空气品质评价等级。

5. 根据权利要求4所述的基于粗糙集和小波神经网络的建筑室内空气品质评价方法,其特征在于,所述四个室内空气品质评价等级分别为:未污染、轻度污染、中度污染和重度污染。

6. 根据权利要求1所述的基于粗糙集和小波神经网络的建筑室内空气品质评价方法,其特征在于,步骤二中粗糙集对环境参数进行属性约简可以简化包括以下步骤:

(1) 运用等距离划分思想,给出离散点,对样本集的原始数据进行离散化处理;

(2) 建立粗糙集决策表;

(3) 利用粗糙集理论软件Rosetta对样本数据进行属性约简,去除冗杂属性,精简样本结构。

7. 根据权利要求6所述的基于粗糙集和小波神经网络的建筑室内空气品质评价方法,其特征在于,步骤(1)中对样本集的原始数据进行离散化处理如下:将数据的原始域离散为4个区间,分别编码为1、2、3和4,1表示样本中的指标值未超标,2表示指标值轻度超标,3表示指标值中度超标,4表示指标值严重超标。

8. 根据权利要求6所述的基于粗糙集和小波神经网络的建筑室内空气品质评价方法,其特征在于,步骤(2)中建立粗糙集决策表是以温度、相对湿度、风速、CO₂、PM₁₀、甲醛、TVOC和噪声评价指标作为条件属性的。

9. 根据权利要求1所述的基于粗糙集和小波神经网络的建筑室内空气品质评价方法,其特征在于,步骤三中建立小波神经网络训练模型对训练样本进行学习训练,包括以下步骤:

1) 进行样本分类;

2) 初始化小波神经网络参数;

3) 选定小波神经网络隐含层节点的传递函数;

- 4) 设置隐含层,输出层神经元节点个数;
- 5) 计算隐含层神经元节点的输出值;
- 6) 计算输出层神经元节点的输出值;
- 7) 预测输出,计算误差;
- 8) 控制网络精度,根据预测误差 e 修正小波基函数参数和小波神经网络权值,判断算法是否结束。

10. 根据权利要求9所述的基于粗糙集和小波神经网络的建筑室内空气品质评价方法,其特征在于,步骤1)中进行样本分类是通过如下实现的:把样本数据分成训练样本和测试样本两部分,训练样本进行学习训练,测试样本用来进行测试及评价;把训练样本经粗糙集约简后形成的建筑室内空气品质等级决策表按照矩阵的形式导入Matlab软件之中,约简后的条件属性作为输入参数,决策属性作为识别输出结果,建立小波神经网络训练模型进行小波神经网络学习训练。

一种基于粗糙集和小波神经网络的建筑室内空气品质评价方法

技术领域

[0001] 本发明属于建筑室内空气品质评价技术领域,具体涉及一种基于粗糙集和小波神经网络的建筑室内空气品质评价方法。

背景技术

[0002] 空气污染正在给全球健康带来巨大挑战,据WHO调查研究,在2012年的全球死亡人数中估计有8分之一是死于空气污染。而人一天中90%的时间是在室内环境下度过的,这使人们越来越认识到室内空气品质的重要性。在密闭的室内环境下,室内物品及建材散发出有害物质,暖通空调设备运行,人员活动和室外大气污染等都会导致室内污染物超标及一系列室内空气污染问题,从而对人的健康产生重要影响。因此如何评价室内空气品质,是一个重要问题。

[0003] 通常对室内环境空气质量评价有主观评价和客观评价。主观评价有感官法和分贝法等,它们最大优点是简单方便,很容易实现。但主观评价法过于依赖于人的主观感受,而不同的人其嗅觉灵敏度和主观感受是存在差异的。在客观评价中,有人针对室内空气品质是一个缺少足够信息去描述的模糊系统,尝试通过模糊数学法或灰色理论等来进行研究,这些方法相较于主观评价较准确、更客观,但这些方法在应用中需针对不同的实际问题来选取最优的权值计算公式或评价标准序列等,而权值计算公式或评价标准序列等的调整在实际问题中是比较麻烦的,因此这些传统的客观评价方法难以运用到实际场合中。鉴于此,本文发明一种结合粗糙集和小波神经网络的室内空气品质评价方法,

发明内容

[0004] 本发明旨在提供一种更准确客观和更有效实用的基于粗糙集和小波神经网络的室内空气品质评价方法,以解决传统的客观评价方法难以运用到实际场合中的技术问题,以便更好的识别及评价建筑室内空气品质等级。

[0005] 为了解决以上技术问题,本发明采用以下技术方案:

[0006] 一种基于粗糙集和小波神经网络的建筑室内空气品质评价方法,包括以下步骤:

[0007] 步骤一:进行现场实测,得到的关于室内空气品质环境参数的样本数据,建立室内空气品质等级评价体系;

[0008] 步骤二:利用粗糙集理论对样本进行属性约简预处理;

[0009] 步骤三:利用Matlab软件将经过属性约简的环境参数作为小波神经网络的输入参数,建立小波神经网络训练模型对训练样本进行学习训练,并调试得到其最佳训练模型;

[0010] 步骤四:确定小波神经网络测试模型,把测试样本放入该训练好的测试模型中进行室内空气品质在线评价。

[0011] 进一步地,步骤一中所述环境参数涉及的室内空气品质的影响因素包括空气温度、二氧化碳、相对湿度、风速、总挥发性有机化合物、可吸入颗粒物、甲醛以及噪声。

[0012] 进一步地,所述室内空气为大型商场之类的建筑物室内空气。

[0013] 进一步地,步骤一中建立室内空气品质等级评价体系是以《GB-T18883-2002室内环境空气质量标准》为依据,划分四个室内空气品质评价等级。

[0014] 进一步地,所述四个室内空气品质评价等级分别为:未污染、轻度污染、中度污染和重度污染。

[0015] 进一步地,步骤二中粗糙集对环境参数进行属性约简可以简化包括以下步骤:

[0016] (1) 运用等距离划分思想,给出离散点,对样本集的原始数据进行离散化处理;

[0017] (2) 建立粗糙集决策表;

[0018] (3) 利用粗糙集理论软件Rosetta对样本数据进行属性约简,去除冗杂属性,精简样本结构。

[0019] 进一步地,步骤(1)中对样本集的原始数据进行离散化处理如下:将数据的原始域离散为4个区间,分别编码为1、2、3和4,1表示样本中的指标值未超标,2表示指标值轻度超标,3表示指标值中度超标,4表示指标值严重超标。

[0020] 进一步地,步骤(2)中建立粗糙集决策表是以温度、相对湿度、风速、CO₂、PM10、甲醛、TVOC和噪声评价指标作为条件属性的。

[0021] 进一步地,步骤三中建立小波神经网络训练模型对训练样本进行学习训练,包括以下步骤:

[0022] 1) 进行样本分类;

[0023] 2) 初始化小波神经网络参数;

[0024] 3) 选定小波神经网络隐含层节点的传递函数;

[0025] 4) 设置隐含层,输出层神经元节点个数;

[0026] 5) 计算隐含层神经元节点的输出值;

[0027] 6) 计算输出层神经元节点的输出值;

[0028] 7) 预测输出,计算误差;

[0029] 8) 控制网络精度,根据预测误差 e 修正小波基函数参数和小波神经网络权值,判断算法是否结束。

[0030] 进一步地,步骤1)中进行样本分类是通过如下实现的:把样本数据分成训练样本和测试样本两部分,训练样本进行学习训练,测试样本用来进行测试及评价;把训练样本经粗糙集约简后形成的建筑室内空气品质等级决策表按照矩阵的形式导入Matlab软件之中,约简后的条件属性作为输入参数,决策属性作为识别输出结果,建立小波神经网络训练模型进行小波神经网络学习训练。

[0031] 本发明具有的优点在于:

[0032] 本发明首先采用粗糙集来降低影响室内空气品质的不重要特征维度,得到影响室内空气品质的重要环境参数,并以此作为小波神经网络的输入参数,随后确定小波神经网络测试结构,建立基于粗糙集-小波神经网络的建筑室内空气品质评价模型。这样得到的室内空气品质评价模型对室内空气品质等级的识别具有准确及客观的特征,解决了传统室内空气品质评价方法中主观性过强和实用性不够的问题,拓宽了室内空气品质等级的判定途径,为建筑室内空气品质等级的客观评价提供了有效且实用的解决方案,同时对室内空气品质的改善及维护具有指导意义。

附图说明

[0033] 图1为本发明的基于粗糙集和小波神经网络的建筑室内空气品质评价方法的工作流程图；

[0034] 图2为本发明的小波神经网络结构示意图；

[0035] 图3为6个输入参数的最佳小波神经网络结构模型图；

[0036] 图4为粗糙集—小波神经网络分类等级与室内空气品质实际等级对比图。

具体实施方式

[0037] 为了使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚和清楚，下面将结合具体实施例并参考附图来清楚和完整地描述本发明实施例中的技术方案。应当注意，本发明的所述实施例是说明性的，但是这不是对本发明的限制，因此本发明不限于上述实施例。基于本发明原理，凡是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其它实施方式，均视为在本发明的保护之内。

[0038] 本发明的基于粗糙集和小波神经网络的建筑室内空气品质评价方法的技术方案主要分为两个部分，首先将粗糙集作为小波神经网络的前端处理器，利用粗糙集理论对室内空气品质的影响因素进行属性约简，再通过小波神经网络对室内空气品质进行测试和评价。实施步骤如下，见图2的工作流程图。

[0039] 步骤一：进行现场实测，得到的关于室内空气品质环境参数（即室内空气品质的影响因素）的样本数据，建立室内空气品质等级评价体系；

[0040] 步骤二：利用粗糙集理论（RS）对样本进行属性约简预处理；

[0041] 步骤三：利用Matlab软件将经过属性约简的环境参数作为小波神经网络（WNN）的输入参数，建立小波神经网络训练模型对训练样本进行学习训练，并调试得到其最佳训练模型；

[0042] 步骤四：确定小波神经网络测试模型，把测试样本放入该训练好的测试模型中进行室内空气品质在线评价。

[0043] 步骤一中：

[0044] 测量人员对大型商场之类的建筑物进行室内空气品质的环境参数的现场检测，采集空气温度、二氧化碳、相对湿度、风速、总挥发性有机化合物（TVOC）、可吸入颗粒物（PM10）、甲醛以及噪声等环境参数的数值，组成一个原始数据样本集。

[0045] 以《GB-T18883-2002室内环境空气质量标准》为依据，划分未污染、轻度污染、中度污染和重度污染四个室内空气品质评价等级，建立室内空气品质等级评价体系。各环境参数指标都不超标为未污染，即I等级。有一个环境参数指标超标处于轻度污染，为II等级。有2~3个环境参数指标超标处于中度污染，为III等级。有4个及以上环境参数指标超标为重度污染，即IV等级。（具体划分情况如表1所示）

[0046] 表1室内空气品质等级评价表

等级序列	污染状况判定	环境参数指标超标情况
I	未污染	没有环境参数指标超标
[0047] II	轻污染	一个环境参数指标超标
III	中污染	2~3 个环境参数指标超标
IV	重污染	4 个及以上环境参数指标超标

[0048] 步骤二中：

[0049] 粗糙集理论：

[0050] 粗糙集 (RS) 理论是一种从不确定数据中获得知识和信息的方法，可以对信息约简，挖掘隐含知识和潜在规律。其知识表达系统是一个数据集合，可表示为知识表达系统 $K = (U, Q, V, f)$ ， U 为论域， Q 为属性的非空有限集合， V 为所有属性的值域， f 是信息函数。以下是它的两个知识点：

[0051] (1) 不可辨识关系：当对象 $x, y \in U$ ，属性集合 $P \subseteq Q$ ，若存在 $\forall q \in P$ ，使得 $f_q(x) = f_q(y)$ ，称对象 x 和对象 y 对属性集合 P 具有不可辨识关系，记为 $\text{ind}(P)$ 。

[0052] (2) 上近似、下近似及近似精度

[0053] 设属性集合 $P \subseteq Q$ ，集合 $Y \subset U$ ， $[x]_P = \{y \in U \mid x \text{ind}(P) y\}$ 表示决策表中包含属性集合 P 的等价类，定义集合 Y 的下近似 \underline{PY} 和上近似 \overline{PY} 分别为：

[0054]

$$\underline{PY} = \text{pos}_P(Y) = \{x \in U \mid [x]_P \subseteq Y\} \quad (1)$$

[0055]

$$\overline{PY} = \{x \in U \mid [x]_P \cap Y \neq \emptyset\} \quad (2)$$

[0056] 此外定义 $\text{bn}_P(Y) = \overline{PY} - \underline{PY}$ 为 Y 的边界。显然，若 $\text{bn}_P(Y) \neq \emptyset$ 或 $\overline{PY} \neq \underline{PY}$ ，则集合 Y 就是一个粗糙集概念。 $\text{pos}_P(Y) = \underline{PY}$ 称为集合 Y 的 P -正区域， $\text{neg}_P(Y) = U - \overline{PY}$ 称为集合 Y 的 P -反区域。(这里的 U 和 Q 都与上文是一致的， U 为论域， Q 为属性的非空有限集合)

[0057] 粗糙集属性约简：

[0058] 通过粗糙集对环境参数进行属性约简，有效地降原始数据的属性维数，在保留关键信息的前提下去掉了不重要属性，使得神经网络的输入参数量减少，从而很大程度上缩短了神经网络训练的时间，提高了分类的精度。由于粗糙集理论只能处理离散数据，所以在进行属性约简的时候需先对连续数据进行离散化，再构造一个分辨矩阵 $M = [m_{ij}]_{n \times n}$ ， M 为分辨矩阵， m 表示 M 中的元素，从而来确定 D 的 C 正域 $\text{pos}_C(D)$ 。对 C 中各属性 c_i 而言，若去掉属性 c_i ，有 C 正域不等式 $\text{pos}_C(D) \neq \text{pos}_{C-\{c_i\}}(D)$ 成立，则表示属性 c_i 不可约简，否则，表示属性 c_i 可以被约简。 D 表示决策属性， C 表示条件属性， $\text{pos}_C(D)$ 表示 D 关于 C 的正域， $\text{pos}_{C-\{c_i\}}(D)$ 表示 D 关于 $(C-c_i)$ 的正域。把 C 中所有属性都检验了一遍后，得到一个不可约简的属性集合，该属性集合即为条件属性 C 对于决策属性 D 的一个相对约简。

[0059] 本发明中粗糙集对环境参数进行属性约简可以简化为以下步骤：

[0060] (1) 运用等距离划分思想,给出离散点,对样本集的原始数据进行离散化处理。将数据的原始域离散为4个区间,分别编码为1、2、3和4,1表示样本中的指标值未超标,2表示指标值轻度超标,3表示指标值中度超标,4表示指标值严重超标。令 $C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6, C_7, C_8$ ……分别表示评价指标中的温度、相对湿度、风速、 CO_2 、 PM_{10} 、甲醛、TVOC、噪声等,各属性离散点的确定如表2所示(以八个环境指标为例)。

[0061] 表2各属性约简区间

[0062]

属性(环境指标)	标号	未超标(1)	轻度超标(2)	中度超标(3)	严重超标(4)
温度 $^{\circ}C$	C_1	≤ 26	(26,29)	(29,32)	> 32
相对湿度%	C_2	≤ 60	(60,65]	(65,75]	> 75
风速 m/s	C_3	≤ 0.5	(0.5,0.8]	(0.8,1.5]	> 15
CO_2 %	C_4	≤ 0.08	(0.08,0.12]	(0.12,0.20]	> 0.2
PM_{10} mg/m^3	C_5	≤ 0.25	(0.25,0.35]	(0.35,0.5]	> 0.5
甲醛 mg/m^3	C_6	≤ 0.12	(0.12,0.2]	(0.2,0.5]	> 0.5
TVOC mg/m^3	C_7	≤ 0.6	(0.6,1.0]	(1,1.5]	> 1.5
噪音 dB(A)	C_8	≤ 70	(70,80]	(80,90]	> 90

[0063] (2) 建立粗糙集决策表。温度、相对湿度、风速、 CO_2 、 PM_{10} 、甲醛、TVOC和噪声等评价指标作为条件属性,决策属性的决策值由所有条件属性值共同决定。室内空气品质评价等级与决策属性D的决策值相对应:1—I等级,2—II等级,3—III等级,4—IV等级。(例:给出如表3的训练样本数据,可建立如表4所示的建筑室内空气品质等级的决策表。)

[0064] 表3原始数据

[0065]

样 本	温度 ℃	相对湿度 %	风速 m/s	CO ₂ %	PM ₁₀ mg/m ³	甲醛 mg/m ³	TVOC mg/m ³	噪声 dB(A)
1	27.25889	60.91125	0.831189	0.06509	0.149239	0.041896	0.143897	67.88501
2	27.62317	60.7037	0.555074	0.057237	0.163277	0.032954	0.228232	70.52936
3	24.50795	62.34971	1.197003	0.071232	0.207617	0.041816	0.228398	72.26724
4	27.6535	59.3239	0.424171	0.056771	0.156974	0.023784	0.149755	67.22802
5	26.52944	59.59037	0.852451	0.039186	0.232512	0.031497	0.19347	72.29461
6	24.39016	58.59607	0.804991	0.032178	0.177035	0.033798	0.143815	68.81429
7	25.11399	62.69915	0.587245	0.072992	0.163526	0.031123	0.203785	68.86789
8	26.18753	61.22776	0.342187	0.038485	0.169223	0.022626	0.167508	71.94819
...

[0066] 表4室内空气品质等级决策表

[0067]

样 本	条件属性 C								决策属性 D
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	决策值 D
1	2	2	3	1	1	1	1	1	3
2	2	2	2	1	1	1	1	2	4
3	1	2	3	1	1	1	1	2	3
4	2	1	1	1	1	1	1	1	2
5	2	1	3	1	1	1	1	2	3
6	1	1	3	1	1	1	1	1	2
7	1	2	2	1	1	1	1	1	3
8	2	2	1	1	1	1	1	2	3
...

[0068] (3) 利用粗糙集理论软件Rosetta对样本数据进行属性约简,去除冗余属性,精简样本结构。在Rosetta软件中的新建部分,通过structures找到ODBC Import指令,从而导入步骤(2)中建立的建筑室内空气品质等级决策表。再通过Sheet1\$找到Reduce指令中的Genetic Algorithm(基于遗传算法的属性约简方式)来对决策表数据进行属性约简。通过属性约简操作,部分冗余的条件属性(环境参数)被约简掉,一定程度上精简了样本结构,加快了步骤三中的小波神经网络的学习收敛速度及识别分类精度。

[0069] 步骤三中:

[0070] 小波神经网络:小波神经网络是小波分析与人工神经网络相结合的一种分层、多分辨率的前馈网络,学习过程为信号前向传播的同时误差反向传播,它的结构由一个输入层、一个输出层和一个或多个隐含层所构成(三层小波神经网络结构如图2所示),其中隐含层神经元只接受输入层神经元的输入,输出层神经元只接受隐含层神经元的输入。相比于BP等其他神经网络,小波神经网络结构更简单,收敛速度更快,精度更高。这是因为小波神经网络的基元和整个结构是依据小波分析理论确定的,可以避免BP神经网络等结构设计上的盲目性,并且小波理论是全尺度分析,不仅有全局最优解,还保持局部细节最优解,小波理论的原理如下:

[0071] 小波分析的实质是将待分析的数据分解为一系列小波函数的叠加,这些小波函数是由一个母小波函数经过小波变换而来。而将一基本小波函数 $\psi(t)$ 平移 b 个单位后,再与待分析的信号 $x(t)$ 在不同尺度 a 下做内积这一过程就被称为小波变换,小波变换的具体形式为:

$$[0072] \quad WT_x(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt = \int x(t) \psi_{a,b}^*(t) dt \leq x(t) \quad a > 0 \quad (3)$$

[0073] 式中: a, b 为参数, t 是自变量, $x(t)$ 表示待分析的信号, $\psi(t)$ 表示基本小波函数。

$\psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right)$ 表示基本小波函数 $\psi(t)$ 在不同尺度 a 下平移 b 个单位。

[0074] 小波分析具有非平稳信号的分解能力,人工神经网络具有高容错,自学习,自适应的特点,两者结合形成的高精度的小波神经网络对粗糙集约简后的训练样本数据进行学习训练可以简化为以下步骤:(确定母小波基函数和隐含层节点数,输入层节点数及输出层节点数)

[0075] 1、进行样本分类。把样本数据分成训练样本和测试样本两部分,训练样本进行学习训练,测试样本用来进行测试及评价。把训练样本经粗糙集约简后形成的建筑室内空气品质等级决策表按照矩阵的形式导入Matlab软件之中,约简后的条件属性作为输入参数,决策属性作为识别输出结果,建立小波神经网络训练模型进行小波神经网络学习训练。

[0076] 2、初始化小波神经网络参数。对网络连接权值 ω_{ij} ,学习速率 η 和小波函数的伸缩因子 a_j 及平移因子 b_j 等参数,分别给定其初始值。

[0077] 3、选定小波神经网络隐含层节点的传递函数。相比于BP等神经网络的隐含层节点传递函数Sigmoid函数,Morlet小波基函数具有误差小、计算稳定及鲁棒性好等优良特点,故选用其作为隐含层节点的传递函数,即母小波基函数。

[0078] 4、设置隐含层,输出层神经元节点个数。隐含层神经元节点的个数通过试凑法来设置(即开始设定较少的隐含层神经元数量,再逐渐增多其数量,形成不同的小波神经网络结构模型,在保证同样的输入参数和训练方式的条件下,通过逐步试验来选取使得网络总体误差最小的最佳结构模型,并以此时该模型中隐含层神经元的个数作为所建立的小波神经网络结构模型的最佳隐含层神经元节点数)。输出层神经元节点个数与输出结果的分类总数有关,基于粗糙集和小波神经网络对大型商场室内空气品质进行等级评价属于模式识别的研究,一般模式识别的输出层神经元个数设计可由模式识别的分类总数来确定(如:步骤一、二中的室内空气品质划分为四个等级,即网络模式识别的分类总数为4,故输出层神

经元节点个数为4个)。

[0079] 5、计算隐含层神经元节点的输出值。以 h_j 表示小波基函数， a_j 、 b_j 分别表示为小波基函数的伸缩因子和平移因子， ω_{ij} 表示输入层的 i 节点与隐含层 j 节点之间的连接权值， k 、 l 分别表示输入层节点个数和隐含层节点个数，计算隐含层第 j 个节点的输出值 $h(j)$ ，

[0080]

$$h(j) = h_j(\sum_{i=1}^k \omega_{ij}x_i - b_j/a_j) \quad j = 1, 2, \dots, l \quad (4)$$

[0081] 6、计算输出层神经元节点的输出值。用 ω_{ik} 表示隐含层到输出层之间的权值，以 $h(j)$ 表示第 j 个隐含层节点的输出值， l 、 m 分别表示隐含层神经元节点数和输出层神经元节点数，计算小波神经网络输出层的输出值，

[0082]

$$y(k) = \sum_{j=1}^l \omega_{jk}h(j) \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

[0083] 7、预测输出，计算误差。在信息的正向传递阶段，信息通过输入层传输到隐含层，隐含层再传输到输出层，输出层处理后得到输出结果。随后小波神经网络将该输出结果与期望输出作出比较，对两者之间的差值 e 进行计算，具体计算公式如下：(其中 $y_n(k)$ 表示预期结果， m 为输出层的节点个数， $y(k)$ 表示网络输出)

[0084]

$$e = \sum_{k=1}^m y_n(k) - y(k) \quad (6)$$

[0085] 8、控制网络精度，根据预测误差 e 修正小波基函数参数和小波神经网络权值，判断算法是否结束。设定预定误差 ε ，若预测误差 e 小于预定误差 ε ，停止小波神经网络的训练。若预测误差 e 大于预定误差 ε ，则网络训练进入误差逆向传播阶段，误差信号按与信息正向传递相逆的路径被传回，并采用梯度修正法不断修正网络的权值和小波基函数的平移因子及伸缩因子，随后信息的正向传播和误差的逆向传递再次进行，如此反复循环学习直到最终预测误差 e 小于预定误差 ε 时，小波神经网络训练结束。

[0086] 设定学习速率 η ，其值满足 $0 < \eta < 1$ ，利用网络预测误差 e 计算 $\Delta\omega_{n,k}^{(i+1)}$ 、 $\Delta a_k^{(i+1)}$ 、 $\Delta b_k^{(i+1)}$ ，

$$[0087] \quad \Delta\omega_{n,k}^{(i+1)} = -\eta \frac{\partial e}{\partial \omega_{n,i}^{(i)}} \quad (7)$$

$$[0088] \quad \Delta a_k^{(i+1)} = -\eta \frac{\partial e}{\partial a_k^{(i)}} \quad (8)$$

$$[0089] \quad \Delta b_k^{(i+1)} = -\eta \frac{\partial e}{\partial b_k^{(i)}} \quad (9)$$

[0090] 修正权值：

[0091]

$$\omega_{n,k}^{(i+1)} = \omega_{n,k}^i + \Delta\omega_{n,k}^{(i+1)} \quad (10)$$

[0092] 修正伸缩因子:

[0093]

$$a_k^{(i+1)} = a_k^i + \Delta a_k^{(i+1)} \quad (11)$$

[0094] 修正平移因子:

[0095]

$$b_k^{(i+1)} = b_k^i + \Delta b_k^{(i+1)} \quad (12)$$

[0096] $\omega_{n,k}^i$ 表示第*i*次修正的权值, $\omega_{n,k}^{(i+1)}$ 表示第*i+1*次修正的权值, $\Delta\omega_{n,k}^{(i+1)}$ 表示第*i*次修正的权值与表示第*i+1*次修正的权值之间的差值。 $\frac{\partial e}{\partial \omega_{n,k}^{(i)}}$ 表示误差*e*对第*i*次修正的权值 $\omega_{n,k}^i$ 求偏导。

[0097] a_k^i 表示第*i*次修正的伸缩因子, $a_k^{(i+1)}$ 表示第*i+1*次修正的伸缩因子, $\Delta a_k^{(i+1)}$ 表示第*i*次修正的伸缩因子与表示第*i+1*次修正的伸缩因子之间的差值。 $\frac{\partial e}{\partial a_k^{(i)}}$ 表示误差*e*对第*i*次修正的伸缩因子 a_k^i 求偏导。

[0098] b_k^i 表示第*i*次修正的平移因子, $b_k^{(i+1)}$ 表示第*i+1*次修正的平移因子, $\Delta b_k^{(i+1)}$ 表示第*i*次修正的平移因子与表示第*i+1*次修正的平移因子之间的差值。 $\frac{\partial e}{\partial b_k^{(i)}}$ 表示误差*e*对第*i*次修正的平移因子 b_k^i 求偏导。

[0099] 步骤4中:

[0100] 将训练得到的最佳小波神经网络结构模型作为小波神经网络测试模型,把测试样本放入该训练好的测试模型中进行室内空气品质在线评价,对测试样本数据进行室内空气品质等级的评价。若测试输出结果为I等级,表示该测试样本未污染;输出结果为II等级,表示该测试样本轻度污染;输出结果为III等级,表示该测试样本中度污染;输出结果为IV等级,表示该测试样本重度污染。

[0101] 下面通过更具体的实施例进行说明

[0102] 实施例1

[0103] 测量人员对大型商场之类的建筑物进行室内空气品质的环境参数的现场检测,采集空气温度、二氧化碳、相对湿度、风速、总挥发性有机化合物(TVOC)、可吸入颗粒物(PM10)、甲醛以及噪声这八个环境参数的数值,组成一个含有1800个原始数据的样本集,见表5。

[0104] 表5原始数据

[0105]

样本	温度 ℃	相对湿度 %	风速 m/s	CO ₂ %	PM ₁₀ mg/m ³	甲醛 mg/m ³	TVOC mg/m ³	噪声 dB(A)
1	27.25889	60.91125	0.831189	0.06509	0.149239	0.041896	0.143897	67.88501
2	27.62317	60.7037	0.555074	0.057237	0.163277	0.032954	0.228232	70.52936
3	24.50795	62.34971	1.197003	0.071232	0.207617	0.041816	0.228398	72.26724
4	27.6535	59.3239	0.424171	0.056771	0.156974	0.023784	0.149755	67.22802
5	26.52944	59.59037	0.852451	0.039186	0.232512	0.031497	0.19347	72.29461
6	24.39016	58.59607	0.804991	0.032178	0.177035	0.033798	0.143815	68.81429
7	25.11399	62.69915	0.587245	0.072992	0.163526	0.031123	0.203785	68.86789
8	26.18753	61.22776	0.342187	0.038485	0.169223	0.022626	0.167508	71.94819
9	27.83003	59.39732	0.225135	0.045412	0.170193	0.037992	0.138069	70.68357
10	27.85955	61.19658	0.621112	0.036457	0.220102	0.037919	0.166664	72.55191
11	24.63045	60.72358	0.3841	0.074403	0.20694	0.04267	0.162087	70.37888
12	27.88237	61.23656	0.925775	0.062147	0.168629	0.022123	0.161564	70.79871
13	27.82867	60.71943	0.570363	0.041358	0.161938	0.032696	0.153683	69.10517
14	25.9415	61.60523	1.04156	0.039306	0.193393	0.02188	0.173389	69.47404
15	27.20112	60.61248	0.93423	0.038084	0.159653	0.042966	0.153674	71.03101
16	24.56755	62.96852	0.771026	0.049399	0.148974	0.027424	0.133022	71.38694
17	25.68705	59.09338	0.376855	0.066516	0.166738	0.018327	0.603986	67.7697
18	27.66294	58.52899	1.157384	0.073354	0.181737	0.040553	0.189692	67.27226
19	27.16883	58.54849	0.465322	0.05431	0.165774	0.019381	0.160937	69.90108
...
1800	27.83797	58.31796	1.124581	0.073895	0.217438	0.035262	0.142881	72.38128

[0106] 以《GB-T18883-2002室内环境空气质量标准》为依据,划分未污染、轻度污染、中度污染和重度污染四个室内空气品质评价等级,建立室内空气品质等级评价体系。各环境参数指标都不超标为未污染,即I等级。有一个环境参数指标超标处于轻度污染,为II等级。有2~3个环境参数指标超标处于中度污染,为III等级。有4个及以上环境参数指标超标为重度污染,即IV等级。(具体划分情况表6所示)

[0107] 表6室内空气品质等级评价表

等级序列	污染状况判定	环境参数指标超标情况
I	未污染	没有环境参数指标超标
II	轻污染	一个环境参数指标超标
III	中污染	2~3个环境参数指标超标
IV	重污染	4个及以上环境参数指标超标

[0110] 运用等距离划分思想,给出离散点,利用粗糙集对样本集的原始数据进行离散化处理。将数据的原始域离散为4个区间,分别编码为1、2、3和4,1表示样本中的指标值未超标,2表示指标值轻度超标,3表示指标值中度超标,4表示指标值严重超标。令 $C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6, C_7, C_8, \dots$ 分别表示评价指标中的温度、相对湿度、风速、CO₂、PM₁₀、甲醛、TVOC、噪声等,各属性离散点的确定如表7所示。

[0111] 表7各属性约简区间

属性 (环境指标)	标号	未超标(1)	轻度超标(2)	中度超标(3)	严重超标(4)
温度℃	C ₁	≤26	(26,29)	(29,32)	>32
相对湿度%	C ₂	≤60	(60,65]	(65,75]	>75
风速 m/s	C ₃	≤0.5	(0.5,0.8]	(0.8,1.5]	>15
CO ₂ %	C ₄	≤0.08	(0.08,0.12]	(0.12,0.20]	>0.2
PM ₁₀ mg/m ³	C ₅	≤0.25	(0.25,0.35]	(0.35,0.5]	>0.5
甲醛 mg/m ³	C ₆	≤0.12	(0.12,0.2]	(0.2,0.5]	>0.5
TVOC mg/m ³	C ₇	≤0.6	(0.6,1.0]	(1,1.5]	>1.5
噪音 dB(A)	C ₈	≤70	(70,80]	(80,90]	>90

[0113] 建立粗糙集决策表。温度、相对湿度、风速、CO₂、PM₁₀、甲醛、TVOC和噪声这8个评价指标作为条件属性，决策属性的决策值由所有条件属性值共同决定。室内空气品质评价等级与决策属性D的决策值相对应：1—I等级，2—II等级，3—III等级，4—IV等级，具体见表8。

[0114] 表8室内空气品质等级决策表

[0115]

样本	条件属性 C						决策属性 D		
	C ₁	C ₂	C ₃	C ₁	C ₂	C ₆	C ₁	C ₂	决策值
1	2	2	3	1	1	1	1	1	3
2	2	2	2	1	1	1	1	2	4
3	1	2	3	1	1	1	1	2	3

[0116]

4	2	1	1	1	1	1	1	1	2
5	2	1	3	1	1	1	1	2	3
6	1	1	3	1	1	1	1	1	2
7	1	2	2	1	1	1	1	1	3
8	2	2	1	1	1	1	1	2	3
9	2	1	1	1	1	1	1	2	3
10	2	2	2	1	1	1	1	2	4
11	1	2	1	1	1	1	1	2	3
12	2	2	3	1	1	1	1	2	4
13	2	2	2	1	1	1	1	1	3
14	1	2	3	1	1	1	1	1	3
15	2	2	3	1	1	1	1	2	4
16	1	2	2	1	1	1	1	2	3
17	1	1	1	1	1	1	2	1	2
18	2	1	3	1	1	1	1	1	3
19	2	1	1	1	1	1	1	1	2
...
1800	2	1	3	1	1	1	1	2	3

[0117] 利用粗糙集理论软件Rosetta对样本数据进行属性约简,去除冗杂属性,精简样本结构。在Rosetta软件中的新建部分,通过structures找到ODBC Import指令,从而导入表8中的建筑室内空气品质等级决策表。再通过Sheet1\$找到Reduce指令中的GeneticAlgorithm(基于遗传算法的属性约简方式)来对决策表数据进行属性约简。通过属性约简操作,将8个影响建筑室内空气品质的指标约简为温度(C₁)、相对湿度(C₂)、风速(C₃)、CO₂(C₄)、TVOC(C₅)、噪声(C₆)这6个指标(具体如表9所示),剔除了PM₁₀和甲醛这两个不重要属性,达到降维而又保持原有信息不变的目的。

[0118] 表9粗糙集约简后决策表

[0119]

样本	条件属性 C						决策属性 D
	C ₁	C ₂	C ₃	C ₄	C ₇	C ₈	决策值 D
1	2	2	3	1	1	1	3

[0120]

2	2	2	2	1	1	2	4
3	1	2	3	1	1	2	3
4	2	1	1	1	1	1	2
5	2	1	3	1	1	2	3
6	1	1	3	1	1	1	2
7	1	2	2	1	1	1	3
8	2	2	1	1	1	2	3
9	2	1	1	1	1	2	3
10	2	2	2	1	1	2	4
11	1	2	1	1	1	2	3
12	2	2	3	1	1	2	4
13	2	2	2	1	1	1	3
14	1	2	3	1	1	1	3
15	2	2	3	1	1	2	4
16	1	2	2	1	1	2	3
17	1	1	1	1	2	1	2
18	2	1	3	1	1	1	3
19	2	1	1	1	1	1	2
...
1800	2	1	3	1	1	2	3

[0121] 进行样本分类。把样本数据分成训练样本和测试样本两部分,1750组训练样本进行学习训练,50组测试样本用来进行测试及评价。把训练样本经粗糙集约简后形成的建筑室内空气品质等级决策表(该部分决策表指只涵盖经粗糙集约简后其中的1750个训练样本的决策表)按照矩阵的形式导入Matlab之中,约简后的6个条件属性作为输入参数,决策属性作为识别输出结果,建立小波神经网络训练模型进行小波神经网络学习训练。

[0122] 初始化小波神经网络参数。对网络连接权值 ω_{ij} ,学习速率 η 和小波函数的伸缩因子 a_j 及平移因子 b_j 等参数,分别给定其初始值。

[0123] 选定小波神经网络隐含层节点的传递函数。相比于BP等神经网络的隐含层节点传递函数Sigmoid函数,Morlet小波基函数具有误差小、计算稳定及鲁棒性好等优良特点,故选用其作为隐含层节点的传递函数,即母小波基函数。

[0124] 设置隐含层,输出层神经元节点个数。隐含层神经元节点的个数通过试凑法来设

置,经过试凑,在已知输入参数为6个和输出模式种类的情况下,得出此次小波神经网络的最佳隐含层层数为两层,第一层隐含层神经元最佳个数为10个,第二层隐含层神经元最佳个数为14个。输出层神经元节点个数与输出结果的分类总数有关,基于粗糙集和小波神经网络对大型商场室内空气品质进行等级评价属于模式识别的研究,一般模式识别的输出层神经元个数设计可由模式识别的分类总数来确定,室内空气品质划分为四个等级,即网络模式识别的分类总数为4,故输出层神经元节点个数为4个,从以上得出6个输入参数的最佳小波神经网络结构模型,见图3。

[0125] 计算隐含层神经元节点的输出值。以 h_j 表示小波基函数, a_j 、 b_j 分别表示为小波基函数的伸缩因子和平移因子, ω_{ij} 表示输入层的 i 节点与隐含层 j 节点之间的连接权值, k 、 l 分别表示输入层节点个数和隐含层节点个数,计算隐含层第 j 个节点的输出值 $h(j)$,

$$[0126] \quad h(j) = h_j \left(\sum_{i=1}^k \omega_{ij} x_i - b_j / a_j \right) \quad j = 1, 2, \dots, l$$

[0127] 计算输出层神经元节点的输出值。用 ω_{ik} 表示隐含层到输出层之间的权值,以 $h(j)$ 表示第 j 个隐含层节点的输出值, l 、 m 分别表示隐含层神经元节点数和输出层神经元节点数,计算小波神经网络输出层的输出值,

$$[0128] \quad y(k) = \sum_{i=1}^l \omega_{ik} h(j) \quad k = 1, 2, \dots, m$$

[0129] 预测输出,计算误差。在信息的正向传递阶段,信息通过输入层传输到隐含层,隐含层再传输到输出层,输出层处理后得到输出结果。随后小波神经网络将该输出结果与期望输出作出比较,对两者之间的差值 e 进行计算,具体计算公式如下(其中 $y_n(k)$ 表示预期结果, m 为输出层的节点个数, $y(k)$ 表示网络输出):

$$[0130] \quad e = \sum_{k=1}^m y_n(k) - y(k)$$

[0131] 控制网络精度,根据预测误差 e 修正小波基函数参数和小波神经网络权值,判断训练是否结束。设定预定误差 ε ,若预测误差 e 小于预定误差 ε ,停止小波神经网络的训练。若预测误差 e 大于预定误差 ε ,则网络训练进入误差逆向传播阶段,误差信号按与信息正向传递相逆的路径被传回,并采用梯度修正法不断修正网络的权值和小波基函数的平移因子及伸缩因子,随后信息的正向传播和误差的逆向传递再次进行,如此反复循环学习直到最终预测误差 e 小于预定误差 ε 时,小波神经网络训练结束。

[0132] 设定学习速率 η ,其值满足 $0 < \eta < 1$,利用网络预测误差 e 计算 $\Delta \omega_{nk}^{(i+1)}, \Delta a_k^{(i+1)}, \Delta b_k^{(i+1)}$,

$$[0133] \quad \Delta \omega_{nk}^{(i+1)} = -\eta \frac{\partial e}{\partial \omega_{nk}^{(i)}}$$

$$[0134] \quad \Delta a_k^{(i+1)} = -\eta \frac{\partial e}{\partial a_k^{(i)}}$$

$$[0135] \quad \Delta b_k^{(i+1)} = -\eta \frac{\partial e}{\partial b_k^{(i)}}$$

[0136] 修正权值:

$$[0137] \quad \omega_{n,k}^{(i+1)} = \omega_{n,k}^i + \Delta\omega_{n,k}^{(i+1)}$$

[0138] 修正伸缩因子:

$$[0139] \quad a_k^{(i+1)} = a_k^i + \Delta a_k^{(i+1)}$$

[0140] 修正平移因子:

$$[0141] \quad b_k^{(i+1)} = b_k^i + \Delta b_k^{(i+1)}$$

[0142] 将1750组数据训练得到的最佳小波神经网络结构模型作为小波神经网络测试模型,把50组测试样本放入Matlab里训练好的该小波神经网络测试模型中进行室内空气品质在线评价,对测试样本数据进行室内空气品质等级的评价。若测试输出结果为I等级,表示该测试样本未污染;输出结果为II等级,表示该测试样本轻度污染;输出结果为III等级,表示该测试样本中度污染;输出结果为IV等级,表示该测试样本重度污染。粗糙集一小波神经网络对50组测试样本的评价及检测如图4所示。

[0143] 从图4中的评价结果可以看到,在误差允许范围内,粗糙集一小波神经网络评价室内空气品质时有一个非常好的精度表现,它对测试样本分类的等级和室内空气品质实际等级都基本保持一致。50个测试样本的空气品质等级均在II级以上,这表明50个测试样本的空气品质均存在不同程度的污染情况,其中,除第13组和第19组这两组测试样本数据的空气品质等级为II级,即轻度污染外,其余48组均为中度或重度污染,此次检测的大型商场建筑的室内空气品质状况不容乐观。

[0144] 尽管已经描述和叙述了被看作本发明的示范实施例,本领域技术人员将会明白,可以对其作出各种改变和替换,而不会脱离本发明的精神。另外,可以做出许多修改以将特定情况适配到本发明的教义,而不会脱离在此描述的本发明中心概念。所以,本发明不受限于在此披露的特定实施例,但本发明可能还包括属于本发明范围的所有实施例及其等同物。

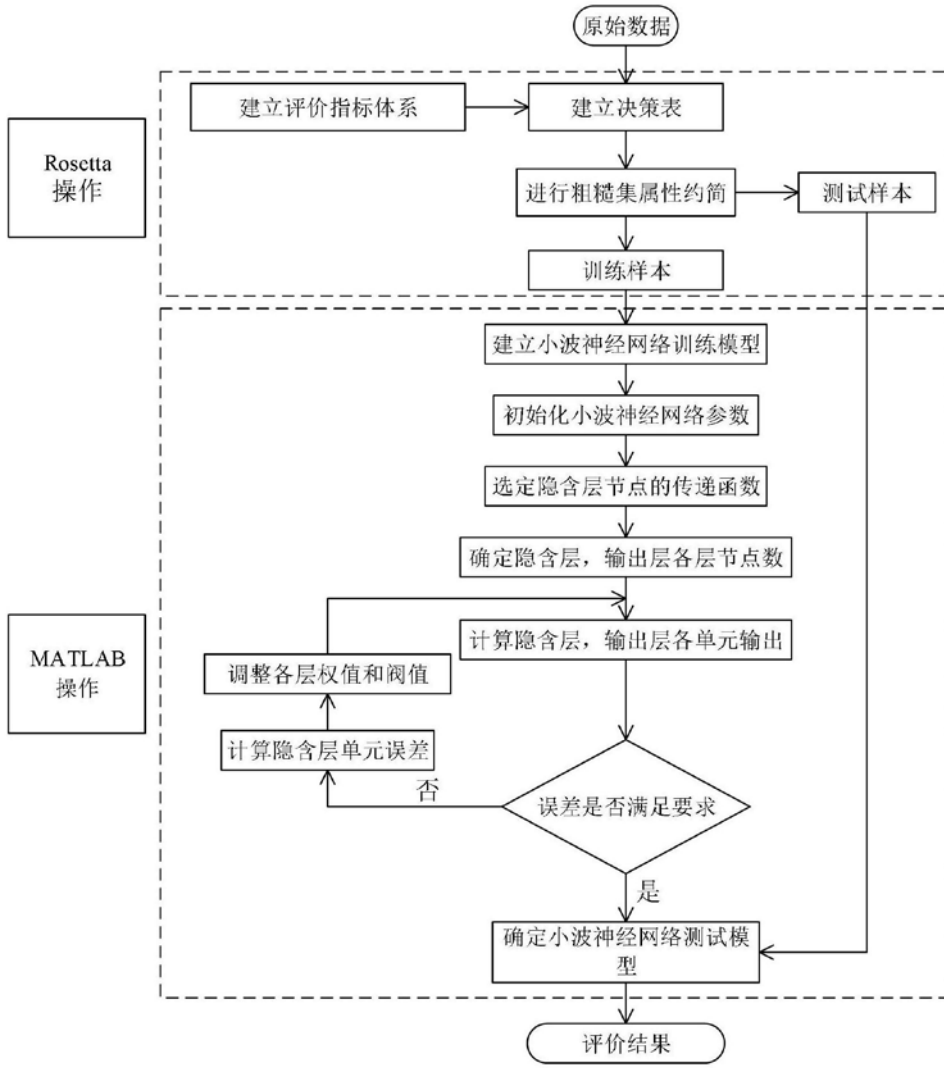


图1

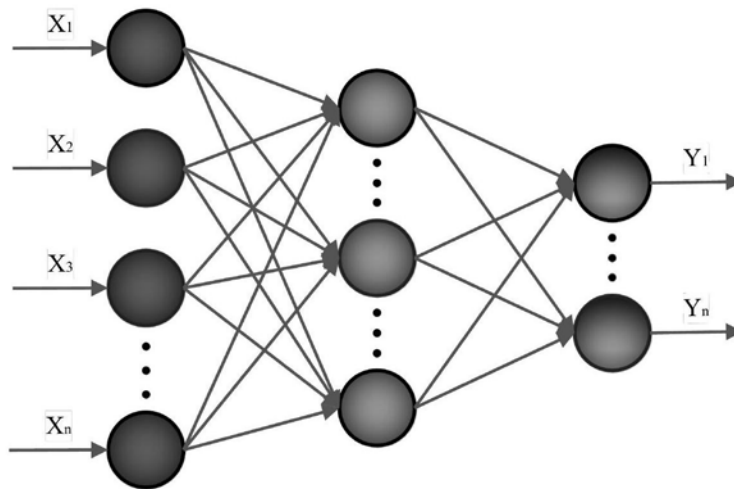


图2

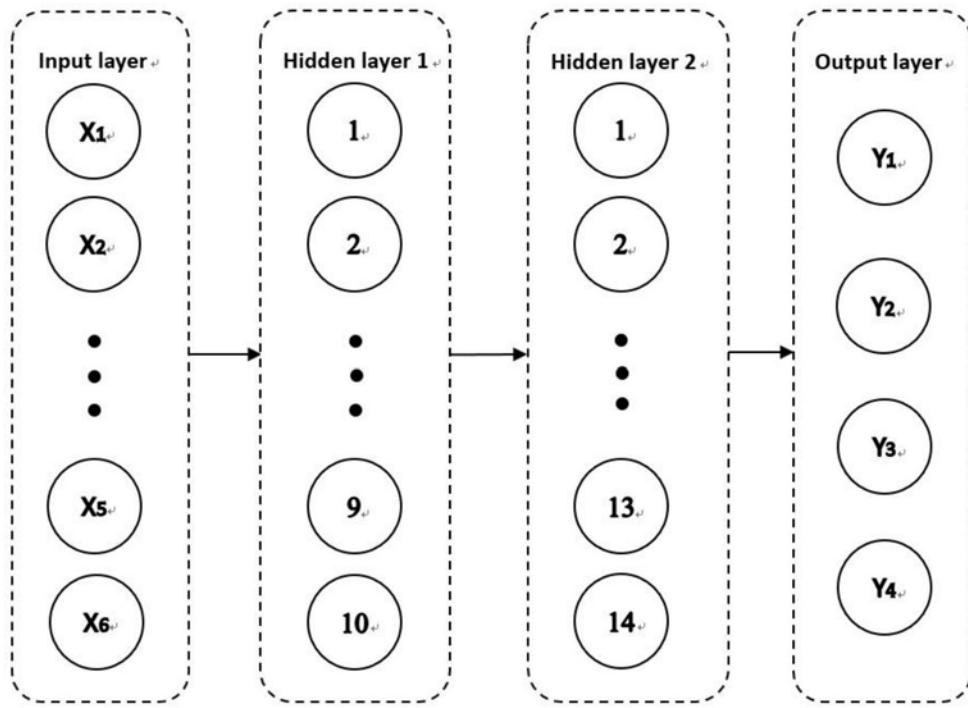


图3

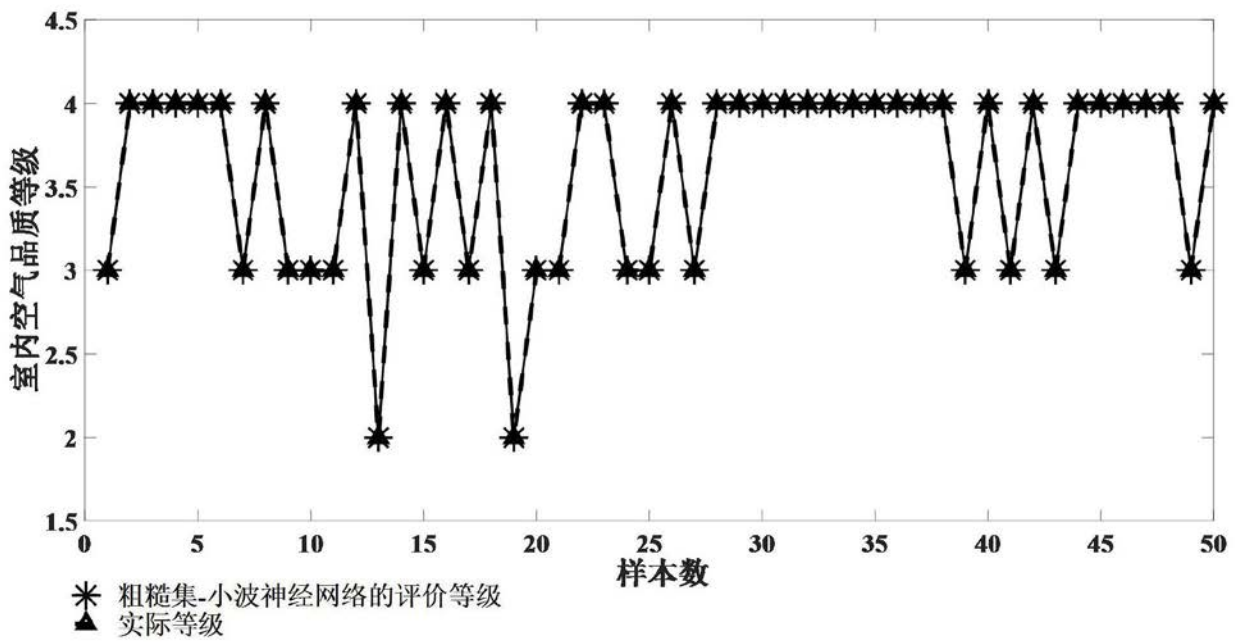


图4