



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111639462 A
(43)申请公布日 2020.09.08

(21)申请号 202010476862.7

(22)申请日 2020.05.29

(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 王宁 陈浩 夏源利 陈超

(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 30/27(2020.01)

G06N 3/04(2006.01)

G06N 3/08(2006.01)

G06F 119/08(2020.01)

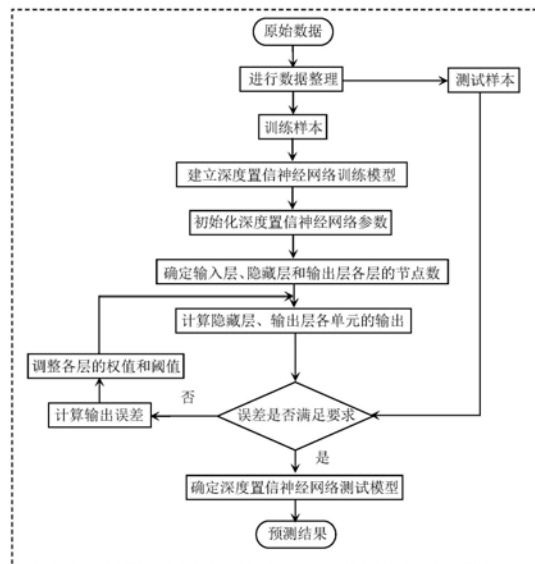
权利要求书2页 说明书13页 附图6页

(54)发明名称

一种基于深度置信神经网络的自然通风环境下建筑室内热舒适预测方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于深度置信神经网络的自然通风环境下建筑室内热舒适预测方法,包括以下步骤:(1)进行现场实测,得到的关于自然通风环境下建筑室内热舒适环境参数和人体参数的样本数据,建立自然通风环境下建筑室内热舒适预测模型;(2)利用Matlab软件将环境参数和人体参数作为深度置信神经网络的输入参数,建立深度置信神经网络训练模型对训练样本进行学习训练,并调试得到最佳的训练模型;(3)确定深度置信神经网络测试模型,把测试样本放入该训练好的测试模型中进行自然通风环境下建筑室内热舒适的预测。本发明的预测方法解决了应用传统建筑室内热舒适预测方法来预测自然通风环境下建筑室内热舒适的精度不足和适用性不强的问题,为自然通风环境下建筑室内热舒适预测提供了有效的解决方案。



1. 一种基于深度置信神经网络的自然通风环境下建筑室内热舒适预测方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤一:确定用于训练深度置信神经网络模型的输入参数,并进行现场实测,得到样本数据;

步骤二:利用Matlab软件将实测的影响自然通风环境下建筑室内热舒适参数和相对应的热舒适作为训练样本导入到深度置信神经网络中,建立深度置信神经网络训练模型对训练样本进行学习训练,并不断的调整该模型的参数得到最佳的训练模型;

步骤三:确定深度置信神经网络模型,把测试样本导入到该训练好的测试模型进行自然通风环境下建筑室内热舒适的预测。

2. 根据权利要求1所述的基于深度置信神经网络的自然通风环境下建筑室内热舒适预测方法,其特征在于,步骤一中所述参数为自然通风环境下建筑室内热舒适影响的参数。

3. 根据权利要求2所述的基于深度置信神经网络的自然通风环境下建筑室内热舒适预测方法,其特征在于,所述参数包括环境参数与人体参数。

4. 根据权利要求3所述的基于深度置信神经网络的自然通风环境下建筑室内热舒适预测方法,其特征在于,所述环境参数与人体参数包括空气离子含量、室内空气温度、室内相对湿度、室内空气流速、平均辐射温度、室外空气温度、服装热阻、年龄、体重、性别、所处环境的期望温度、当地居住时间、所处地区和人体新陈代谢。

5. 根据权利要求4所述的基于深度置信神经网络的自然通风环境下建筑室内热舒适预测方法,其特征在于,所述服装热阻是利用服装热阻公式 $I_{cl}=0.82\sum I_{cli}$ 计算得到的。

6. 根据权利要求2所述的基于深度置信神经网络的自然通风环境下建筑室内热舒适预测方法,其特征在于,建立自然通风环境下建筑室内热舒适预测模型是以ASHRAE热舒适感的标准,自然通风环境下建筑室内热舒适划分为7个指标。

7. 根据权利要求6所述的基于深度置信神经网络的自然通风环境下建筑室内热舒适预测方法,其特征在于,所述的热舒适7个指标为:+3很热,+2热,+1有点热,0适中,-1有点冷,-2冷,-3很冷。

8. 根据权利要求1所述的基于深度置信神经网络的自然通风环境下建筑室内热舒适预测方法,其特征在于,步骤二中将得到的样本数据作为训练样本导入到深度置信神经网络中,其中950组作为训练样本,50组作为测试样本。

9. 根据权利要求1所述的基于深度置信神经网络的自然通风环境下建筑室内热舒适预测方法,其特征在于,步骤二建立深度置信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) 进行模型输入参数的标准化处理;

(2) 进行样本分类;

(3) 初始化深度置信神经网络的权值和阈值;

(4) 计算深度置信神经网络的权值和阈值的更新规则;

(5) 设置输入层,各隐藏层以及输出层神经元个数;

(6) 进行DBN模型的训练;

(7) 利用已训练好的深度置信神经网络对测试样本的热舒适性进行预测。

10. 根据权利要求9所述的基于深度置信神经网络的自然通风环境下建筑室内热舒适

预测方法,其特征在于,步骤(2)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,测试样本用来测试;把训练样本按照矩阵的形式导入Matlab软件中,把影响自然通风环境下建筑室内热舒适的14个参数作为输入参数,把热舒适性作为输出结果,建立深度置信神经网络训练模型进行深度置信神经网络学习训练。

一种基于深度置信神经网络的自然通风环境下建筑室内热舒适预测方法

技术领域

[0001] 本发明属于自然通风环境下的建筑室内的热舒适预测技术领域,具体涉及一种基于深度置信神经网络的自然通风环境下的建筑室内热舒适预测方法。

背景技术

[0002] 随着人们生活质量的不断提高,人们对室内的舒适度的要求也越来越高。人们在室内的生活、工作等活动占据了90%的时间,创造一个健康、舒适、高效的室内环境对居住者而言显得尤为重要。而近年来,由于建筑能耗的不断增加,自然通风环境下的建筑室内热舒适得到重视,因此构建一种能够精准预测自然通风环境下的建筑室内热舒适是一个亟待解决的问题。

[0003] 由于人体热舒适感是一个主观判断标准,涉及诸多因素。而且它是一个精神和主观的心理反应,是一个不精确,不确定,模糊的量。采用传统数学方法对自然通风环境下的建筑室内热舒适进行评价时,多使用精确数学解决不确定问题,从而导致预测不准确的现象。

[0004] 由于影响自然通风环境下建筑室内热舒适的因素众多,主要可以分为三类:物理因素、生理因素、心理因素。物理因素主要与室内环境参数有关,如:空气温度、湿度、空气流动速度等。生理因素主要与人的身体活动有关,如人体的新陈代谢等。而心理方面,如所处环境的期望温度等,并且这些因素呈非线性的关系影响热舒适,且各因素之间相互耦合。在传统的舒适的研究中,相关的研究人员大多利用物理建模和数学分析的方法研究热舒适,但由于影响自然通风环境下建筑室内热舒适的因素众多,预测模型呈非线性的结构,导致传统的预测模型存在预测不稳定,精度不足的问题。鉴于此,本文发明一种基于深度置信神经网络自然通风环境下建筑室内的热舒适预测模型,以此来提高预测精度。

发明内容

[0005] 本发明旨在提供一种基于深度置信神经网络的自然通风环境下的建筑室内热舒适预测方法,以解决传统的热舒适模型预测不精准、不稳定且难以运用到实际场合中的技术问题,以便更好地预测自然通风环境下的建筑室内热舒适。

[0006] 为了解决以上技术问题,本发明采用以下技术方案:

[0007] 一种基于深度置信神经网络的自然通风环境下建筑室内热舒适预测方法,包括以下步骤:

[0008] 步骤一:确定用于训练深度置信神经网络模型的输入参数,并进行现场实测,得到样本数据;

[0009] 步骤二:利用Matlab软件将实测的影响自然通风环境下建筑室内热舒适参数和对应的热舒适作为训练样本导入到深度置信神经网络中,建立深度置信神经网络训练模型对训练样本进行学习训练,并不断的调整该模型的参数得到最佳的训练模型;

[0010] 步骤三:确定深度置信神经网络模型,把测试样本导入到该训练好的测试模型进行自然通风环境下建筑室内热舒适的预测。

[0011] 进一步地,步骤一中所述参数为自然通风环境下建筑室内热舒适影响的参数。

[0012] 进一步地,所述参数包括环境参数与人体参数。

[0013] 进一步地,所述环境参数与人体参数包括空气离子含量、室内空气温度、室内相对湿度、室内空气流速、平均辐射温度、室外空气温度、服装热阻、年龄、体重、性别、所处环境的期望温度、当地居住时间、所处地区和人体新陈代谢。

[0014] 进一步地,所述服装热阻是利用服装热阻公式 $I_{cl}=0.82\sum I_{cli}$ 计算得到的。

[0015] 进一步地,建立自然通风环境下建筑室内热舒适预测模型是以ASHRAE热舒适感的标准,自然通风环境下建筑室内热舒适划分为7个指标。

[0016] 进一步地,所述的热舒适7个指标为:+3很热,+2热,+1有点热,0适中,-1有点冷,-2冷,-3很冷。

[0017] 进一步地,步骤二中将得到的样本数据作为训练样本导入到深度置信神经网络中,其中950组作为训练样本,50组作为测试样本。

[0018] 进一步地,步骤二建立深度置信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:

[0019] (1)进行模型输入参数的标准化处理;

[0020] (2)进行样本分类;

[0021] (3)初始化深度置信神经网络的权值和阈值;

[0022] (4)计算深度置信神经网络的权值和阈值的更新规则;

[0023] (5)设置输入层,各隐藏层以及输出层神经元个数;

[0024] (6)进行DBN模型的训练;

[0025] (7)利用已训练好的深度置信神经网络对测试样本的热舒适性进行预测;

[0026] 进一步地,步骤2)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,测试样本用来测试;把训练样本按照矩阵的形式导入Matlab软件中,把影响自然通风环境下建筑室内热舒适的14个参数作为输入参数,把热舒适性作为输出结果,建立深度置信神经网络训练模型进行深度置信神经网络学习训练。

[0027] 本发明具有的优点在于:

[0028] 本发明首先利用模糊数学量化影响自然通风环境下建筑室内热舒适的参数,扩展影响热舒适的参数个数,然后把影响自然通风环境下建筑室内热舒适的因素作为输入参数,随后确定深度置信神经网络预测模型结构,建立基于深度置信神经网络的建筑室内热舒适预测模型。这样得到的自然通风环境下建筑室内热舒适预测模型能够对自然通风环境下建筑室内热舒适具有更准确地预测特征,解决了传统的浅层神经网络模型在预测自然通风环境下建筑室内热舒适由于局部收敛、大量数据训练时间长、出现过度拟合而导致预测不精准、不稳定的问题,能够满足实现对自然通风环境下建筑室内热舒适进行精准预测,为自然通风环境下建筑室内热舒适的预测提供了有效且实用的解决方案,同时对自然通风环境下建筑室内环境的改善具有指导意义。

附图说明

- [0029] 图1为深度置信神经网络结构示意图；
- [0030] 图2为一种马尔科夫形式的RBM网络结构示意图；
- [0031] 图3为K-stepCD算法步骤示意图；
- [0032] 图4为深度置信神经网络训练结构示意图；
- [0033] 图5为深度置信神经网络训练误差变化示意图；
- [0034] 图6为问卷调查表示意图；
- [0035] 图7为基于深度置信神经网络的自然通风环境下的建筑室内热舒适预测方法的流程图；
- [0036] 图8为深度置信神经网络预测自然通风环境下建筑室内热舒适性与实际热舒适性对比图。

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，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] 本发明首次将深度置信神经网络应用到自然通风环境下建筑室内热舒适预测，具体步骤如下。

[0039] 步骤一：确定用于训练深度置信神经网络模型的输入参数，并进行现场实测，得到样本数据；

[0040] 步骤二：利用Matlab软件将实测的影响自然通风环境下建筑室内热舒适的参数和相对应的热舒适作为训练样本导入到深度置信神经网络中，建立深度置信神经网络训练模型对训练样本进行学习训练，并不断的调整该模型的参数得到最佳的训练模型；

[0041] 步骤三：确定深度置信神经网络模型，把测试样本导入到该训练好的测试模型进行自然通风环境建筑室内热舒适的预测。

[0042] 步骤一中：

[0043] 采用深度置信神经网络方法建立自然通风环境下的热舒适预测模型，考虑到影响自然通风环境热舒适的因素较多。所采用的14个参数如表1所示：

[0044] 表1自然通风环境下建筑室内热舒适影响参数

| 参数序号 | 参数 | 范围 | |
|--------|--------------|-----------------|-------------------|
| 1 | 空气离子含量 | 0-2000 | 个/cm ³ |
| 2 | 室内空气温度 | 8-30 | °C |
| 3 | 室内相对湿度 | 32%-70% | |
| 4 | 室内空气流速 | 0-1 | kg/h |
| 5 | 平均辐射温度 | 10-40 | °C |
| 6 | 室外空气温度 | 0-37 | °C |
| [0045] | 7 服装热阻 | 0-2 | Clo |
| | 8 年龄 | 0-82 | Year |
| | 9 体重 | 20-80 | Kg |
| | 10 性别 | (0,1) | |
| | 11 所处环境的期望温度 | 19 | °C |
| | 12 当地居住时间 | | |
| | 13 所处地区 | [1,2,3,4,5,6,7] | |
| | 14 人体新陈代谢 | 0-10 | Met |

[0046] 步骤一中建筑气候区划包括7个主气候区,分别为:严寒地区(1)、寒冷地区(2)、夏热冬冷地区(3)、夏热冬暖地区(4)、温和地区(5)、严寒和寒冷地区I(6)和严寒和寒冷地区II(7)。

[0047] 性别:男(1)和女(0)。

[0048] 步骤一中实验是在自然通风的室内环境以及室外下测得参数数据和实际热舒适值。通过对夏热冬冷地区4月份和11月份进行现场调查获取实验数据,现场调查采用现场测试和问卷调查相结合的方式。由于是测量自然通风环境下的参数,将测试点设在半开放式建筑中,对室内热舒适的相关的环境参数进行测试和记录,包括空气温度、相对湿度、空气流速、湿球温度。测试仪器使用Richter热舒适测试系统IS07730,采用IS07726标准的传感器。室外温度使用美国Oneset公司生产的便携式气候站H21-002全天候检测室外温度,每分钟自动记录。其中Richter热舒适测试系统测试探头的技术参数如表2经过对调查问卷表、Richter热舒适测量仪器IS07726和便携式气候站H21-002记录的数据进行整理,得到1000组样本数据。

[0049] 表2 Richter热舒适测试系统测试探头的技术参数

| 技术指标 | 黑球温度 | 干球和湿球温度 | 风速 |
|-----------|---|---|--|
| 测量范围 | -20-60°C | -20-60°C | 0.01-20 m/s |
| [0050] 精度 | ±0.5°C(5-45°C), ± °C(<5°C, >45°C) | ±0.5°C(5-45°C),±1°C 1 (<5°C,>45°C),±2% (10-90RH%,25 °C) | 0-0.5 m/s, ±5cm, 0.5-1.5 m/s, ±10 cm; >1.5 m/s, 4% |
| 反应时间 | 30s | (°C): 30 s ,(RH%): 8 s | |

[0051] 步骤二中:

[0052] 基于自然通风环境下建筑室内热舒适预测模型:深度置信神经网络(Deep Belief Network,以下简称DBN)是深度神经网络的一种重要的算法。深度神经网络算法是半监督式学习算法,用来处理存在少量未标识数据的大数据集。包括:深度置信神经网络、卷积网络和堆栈式自译编码器。深度神经网络的优势是可以处理大量复杂数据,具有BP、Elman和模糊神经网络等浅层神经网络不具备的能力。DBN的结构及训练过程如下:

[0053] DBN的结构:DBN是概率生成模型,由输入层、中间层(隐含层)和输出层构成。基于深度置信神经网络的热舒适预测模型是由两层受限玻尔兹曼机(Restricted Boltzmann Machine,RBM)和一个反向传播(BP)网络构成,其结构如图1所示。其中第一层输入层是显层 v ,第二层和第三层为隐层,最后一层为输出层。

[0054] 受限玻尔兹曼机的工作原理如下:

[0055] RBM是一种神经感知器,由一个显层和一个隐层构成,显层与隐层的神经元之间为双向全连接,每一层神经元之间互不连接,如图2所示, v 是显层, h 是隐层。在RBM中,任意两个相连的神经元之间设有一个权值 w ,表示其连接强度,每个神经元自身都配有一个偏置系数 a (对隐层神经元)和 b (对显层神经元)表示其自身权重。并且,隐藏层神经元通常取二进制并服从伯努利分布,可见隐层神经元可以根据输入的类型取二进制或者实数值。

[0056] 受限的玻尔兹曼机(RBM)是基于能量生成的模型,属于随机神经网络。在统计学中,任何一个概率分布都可以转变为能量模型,当模型能量达到最小值时可达到网络最佳状态,即RBM的训练过程就是能量函数最小化的过程。RBM主要是用来构建DBN的一种学习模型。在RBM的结构中,显层单元 $v = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_I\} \in [0, 1]$,隐层单元 $h = \{h_1, h_2, h_3, \dots, h_J\} \in [0, 1]$ 。权重矩阵 w 、显层单元的阈值 a 和隐层单元阈值 b ,所有显单元和隐含单元联合状 (v, h) 的能量函数为:

$$[0057] \quad E(v, h) = -\sum_{i=1}^I a_i v_i - \sum_{j=1}^J b_j h_j - \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^I w_{ji} v_i h_j \quad (1)$$

[0058] 其中, I, J 分别为显层和隐层的单元数, w_{ji} 是连接和之间的权重, a_i 为显层的第 i 个单元的阈值, b_j 为隐层的第 j 个单元的阈值。根据Eq. (1)可以得到显层和隐层的联合概率分布:

$$[0059] \quad p(v, h) = \frac{e^{-E(v, h)}}{Z} \quad (2)$$

$$[0060] \quad Z = \sum_v \sum_h e^{-E(v, h)} \quad (3)$$

[0061] 其中, Z 是模拟物理系统的标准化常数,由所有显层和隐层单元之间的能量之和。

[0062] 通过Eq. (1)和Eq. (3)可以得到显层 v 的独立分布:

$$[0063] \quad p(v) = \frac{1}{Z} \sum_h \exp(-E(v, h)) = \frac{1}{Z} \exp\left(\sum_{j=1}^m a_j v_j\right) \prod_{i=1}^n (1 + \exp(\sum_{j=1}^m w_{ij} v_j + b_i)) \quad (4)$$

[0064] 同理,可得隐层 h 的独立分布:

$$[0065] \quad p(h) = \frac{1}{Z} \exp\left(\sum_{i=1}^n b_i h_i\right) \prod_{i=1}^m (1 + \exp(\sum_{i=1}^n w_{ij} h_i + a_j)) \quad (5)$$

[0066] 在RBM训练过程中,需要对RBM数据进行重构。当显层节点状态确定时,隐层节点激

活概率服从独立条件分布;隐层节点确定时,显层节点的激活概率也服从独立条件分布。

[0067] 则根据Eq. (2)、Eq. (4)和Eq. (5)可得出在显层 v 条件下隐层 h 的条件概率分布和在隐层 h 条件下显层 v 的条件概率分布:

$$[0068] \quad p(h_i | v) = \frac{p(h, v)}{p(v)} = \frac{\exp(h_i (\sum_{j=1}^m w_{ij} v_j + b_i))}{1 + \exp(\sum_{j=1}^m w_{ij} v_j + b_i)} \quad (6)$$

[0069] 同理,

$$[0070] \quad p(v_j | h) = \frac{\exp(v_j (\sum_{i=1}^n w_{ij} h_i + a_j))}{1 + \exp(\sum_{i=1}^n w_{ij} h_i + a_j)} \quad (7)$$

[0071] 其中, h_i 为显层的第 i 个单元, v_j 为隐层的第 j 个单元, a_j 为显层的第 j 个单元的阈值, b_i 为隐层的第 i 个单元的阈值, w_{ij} 为连接第 i 个显层单元和第 j 个隐层单元之间的权重。

[0072] 由于RBM是二进制状态的结构单元, v 和 h 为双值变量,利用逻辑斯谛sigmoid函数 $\text{sigm}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$,可得单个隐层和显层的激活概率:

$$[0073] \quad p(h_i = 1 | v) = \text{sigm}(\sum_{j=1}^m w_{ij} v_j + b_i), p(v_i = 1 | h) = \text{sigm}(\sum_{i=1}^n w_{ij} h_i + a_j) \quad (8)$$

[0074] 其中,当 $v, h=0$ 时,神经元关闭, $v, h=1$ 时神经元打开。

[0075] 受限RBM的训练过程如下:

[0076] RBM的本质就是使学习的模型符合样本分布的概率最大,即在训练情况下,不断的调整权值和阈值降低能量函数值,间接提高 $p(v)$ 的概率值。通过最大似然估计对 $p(v)$ 两边取对数然后利用随机梯度下降的方法,训练样本学习RBM的模型参数 $\theta = \{a_i, b_j, w_{ij}\}$,训练参数 $S = \{v(1), 1 \leq 1 \leq N\}$, N 为训练参数个数。则RBM的最大释然估计函数:

$$[0077] \quad l_{\text{RBM}}(\theta) = \log \prod_{i=1}^N p(v^i | \theta) = \sum_{i=1}^N \log(p(v^i | \theta)) = \sum_{i=1}^N \log \frac{\sum_h \exp(-E(v(l), h | \theta))}{\sum_{v, h} \exp(-E(v, h | \theta))}$$

$$= \sum_{i=1}^N (\log \sum_h \exp(-E(v(l), h | \theta)) - \log \sum_{v, h} \exp(-E(v, h | \theta))) \quad (9)$$

[0078] RBM的最大释然梯度下降:

$$[0079] \quad \frac{\partial l_{\text{RBM}}}{\partial \theta} = \sum_{i=1}^N (-E_{p(h|v(l), \theta)} (\frac{\partial (E(v(l), h | \theta))}{\partial \theta}) + E_{p(v, h | \theta)} (\frac{\partial (E(v, h | \theta))}{\partial \theta})) \quad (10)$$

[0080] 但是,由于Eq. (9)和Eq. (10)的计算过于复杂,理论计算的方法无法达到要求,通常利用CD(contrast divergence)算法的方法进行训练。针对RBM的权值和阈值,在训练梯度下降过程中使用Gibbs采样的方法进行更新如图3。RBM的训练算法如表3。则对偏导数:

$$[0081] \quad \frac{\partial l_{\text{RBM}}(\theta)}{\partial w_{ij}} \approx \sum_{l=1}^N (p(h_i = 1 | g^{(l,0)}, \theta) g_j^{(l,0)} - p(h_i = 1 | g^{(l,k)}, \theta) g_j^{(l,k)}) \quad (11)$$

$$[0082] \quad \frac{\partial l_{\text{RBM}}(\theta)}{\partial a_j} \approx \sum_{l=1}^N (g_j^{(l,0)} - g_j^{(l,k)}) \quad (12)$$

$$[0083] \quad \frac{\partial l_{\text{RBM}}(\theta)}{\partial b_j} \approx \sum_{l=1}^N (p(h_i = 1 | g^{(l,0)}, \theta) - p(h_{i-1} = 1 | g^{(l,k)}, \theta)) \quad (13)$$

[0084] 则各参数的更新规则为:

$$[0085] \quad w_{ij} = w_{ij} + \eta [v_i^0 h_j^0 - v_i^k p(h_j = 1 | v^k)] \quad (14)$$

$$[0086] \quad a_i = a_i + \eta (v_i^0 - v_i^1) \quad (15)$$

$$[0087] \quad b_j = b_j + \eta [h_j^0 - p(h_j = 1 | v^k)] \quad (16)$$

[0088] 表3.RBM训练算法

Train process of RBM

Input :RBM($v_1, v_2, v_3, \dots, v_m, h_1, h_2, h_3, \dots, h_n$), training set $S = \{v^{(l)}, 1 \leq l \leq N\}$

Output: Gradient approximation $w_{ij}, a_j, b_i, i=1,2,3, \dots, n, j=1,2,3, \dots, m$

Initialization: $\theta = \{w, a, b\}, \Delta w_{ij} = \Delta a_j = \Delta b_i = 0$

[0089] **for** $v^{(l)} \in S$ **do**

$g^{(0)} \leftarrow v^{(l)}$

for $t=0,1, \dots, k-1$ **do**

for $i=1,2, \dots, n$, do $h^{(t)}_i \sim p(h_i | g^{(t)}, \theta)$ **end for**

for $j=1,2, \dots, m$, do $g^{(t+1)}_j \sim p(v_j | h^{(t)}, \theta)$ **end for**

end for

for $i=1,2, \dots, n, j=1,2, \dots, m$ **do**

$\Delta w_{ij} \leftarrow w_{ij} + p(h_i = 1 | g^{(0)}, \theta) \bullet g_j^{(0)} - p(h_i = 1 | g^{(k)}, \theta) g_j^{(k)}$

[0090] **end for**

for $j=1,2, \dots, m$ **do** $\Delta a_j \leftarrow \Delta a_j + (g_j^{(0)} - g_j^{(k)})$ **end for**

For $i=1,2, \dots, n$ **do** $\Delta b_j \leftarrow \Delta b_j + p(h_i = 1 | g^{(0)}, \theta) - p(h_i = 1 | g^{(k)}, \theta)$ **end for**

end for

[0091] DBN的训练过程:DBN的训练主要是无监督逐层训练,直接把输入数据映射到输出中,可以学习非线性的复杂函数。第一步,在首个RBM的显层中产生一个向量,然后通过RBM网络传递到隐层,反过来可以重构显层,根据重构层和显层的差异更新隐层和显层的权重,直到达到最大迭代停止更新。把新得到的隐层作为显层,逐层堆叠,逐层训练RBM能够避免整体训练带来的复杂运算。训练过程如图4,主要步骤分为两步:

[0092] 第一步,在RBM模型中,CD-k算法以贪婪逐层训练得到参数 θ ,输出端与BP神经网络连接得到输出数据,完成整个DBN训练的前向阶段,可以看做为对深层有监督参数的初始化;

[0093] 第二步,前向阶段保证了RBM参数 θ 达到在每一层最优,并没有实现全局最优。将最上层的RBM的输出作为最上层的BP神经网络的输入,根据实际数据与输出数据的误差,自顶向下反向传播(Back Propagation)至每一层的RBM,逐层对每一层的RBM进行调优,使得参数 $\theta + \Delta \theta \rightarrow \theta$,达到全局最优,完成DBN的训练。

[0094] 影响自然通风环境下建筑室内热舒适参数的标准化处理和基于深度置信神经网络自然通风环境下建筑室内热舒适预测模型的设计与训练如下:

[0095] 1、热舒适参数的标准化处理:

[0096] 影响自然通风环境下建筑室内热舒适的因素构成数据样本集,样本由不同数量指标的参数组成。但不同因素之间的指标差异较大,将会给预测热舒适过程中带来许多问题,所以需要保证样本中不同指标在数值上的一致性,故对样本进行标准化处理,其公式为:

$$[0097] \quad x_i = \lambda_1 + (\lambda_2 - \lambda_1) \left(\frac{z_i - z_i^{\min}}{z_i^{\max} - z_i^{\min}} \right) \quad (17)$$

[0098] 反标准化公式则为:

$$[0099] \quad z_i = z_i^{\min} + (z_i^{\max} - z_i^{\min}) \left(\frac{x_i - \lambda_1}{\lambda_2 - \lambda_1} \right) \quad (18)$$

[0100] 其中: x_i 为对应的标准化数据; z_i 为反标准化数据; λ_1 和 λ_2 为上下边界; z_i^{\min} 和 z_i^{\max} 为原始数据数据的最小最大值。经过样本的预处理,消除样本中各个维度数据之间数量级差别,提高神经网络训练过程中的稳定性和学习能力。

[0101] 2、基于深度置信神经网络自然通风环境下建筑室内热舒适预测模型的设计:

[0102] 根据公式 $\theta = \{w, a, b\}$,则:

$$[0103] \quad w = \text{rand}(n, m) \quad (19)$$

$$[0104] \quad b = \text{rand}(1, n) \quad (20)$$

$$[0105] \quad a = \text{rand}(1, m) \quad (21)$$

[0106] 其中,rand是能产生一个随机数的函数,函数值范围在 $[0, 1]$, (n, m) 代表n行m列的随机数。

[0107] 然而,深度置信神经网络要训练达到多少层并没有明确的规定。当深度置信神经网络达到一个深层的结构时,便会出现诸多问题,例如,当网络层增多时,结构变长,计算时间会变长,甚至出现误差积累的现象,从而导致训练效率变低。而本实验是基于深度置信神经网络自然通风环境下热舒适的预测模型,采用两层RBM和一层BP神经网络结构。

[0108] 输入层的节点数由14个输入参数的数量决定,输入节点为14,输出节点由输出热

舒适决定为1。而中间层(隐层)的节点数根据以往的实验并没有明确的规定,则根据在实验过程中不断调试优化结果,第一层隐层节点和第二层隐层节点分别选取17和16。

[0109] 1、热舒适DBN模型的训练:

[0110] 为了更好的预测热舒适,需要对收集的样本进行训练以达到精度要求。在训练过程中,权值和阈值不断更新过程中,学习率越大,收敛越快;学习率越小,收敛越慢,计算的时间就会变长,但学习率高会使算法不稳定。故根据实验过程中不断调试优化,选取学习率 $l_r=0.01$, training epoch=1000。则:

$$[0111] \quad \theta = \theta + l_r \Delta \theta \quad (22)$$

[0112] 其中, Δ 代表梯度下降。

[0113] 在对样本训练过程中,误差不断的变小,如图5所示,在进行1000次迭代之后,训练误差达到0.00042941,精度完全符合要求。

[0114] 步骤三中:

[0115] 将训练得到的最佳深度置信神经网络模型结构作为深度置信神经网络测试模型,把测试样本导入到已训练好的测试模型进行自然通风环境下建筑室内热舒适的预测。若测试输出结果为-3,表示该测试样本的室内热舒适性为很冷;输出结果为-2,表示该测试样本的室内热舒适性为冷;输出结果为-1,表示该测试样本的室内热舒适性为有点冷;输出结果为0,表示该测试样本的室内热舒适性为适中;输出结果为1,表示该测试样本的室内热舒适性为有点热;输出结果为2,表示该测试样本的室内热舒适性为热;输出结果为3,表示该测试样本的室内热舒适性为很热;

[0116] 下面通过更具体的实施例进行说明

[0117] 实施例1

[0118] 测试人员对某高校综合办公大楼进行自然通风环境下建筑室内热舒适的环境参数和人体参数进行现场采集,采集空气离子含量、室内空气温度、室内相对湿度、室内空气流速、平均辐射温度、室外空气温度、服装热阻、年龄、体重、性别、所处环境的期望温度、当地居住时间、所处地区和人体新陈代谢14个参数的数值,组成一个含有1000个原始数据的样本集,见表4。

[0119] 表4. 测量的原始数据

| [0120] | 样本 | 室外 温度 (°C) | 室内 空气 离子 含量 (个 /cm ³) | 室内 空气 温度 (°C) | 室内 空气 相对 湿度 (%) | 室内 空气 流体 速度 (m/s) | 平均 辐射 温度 (°C) | 人体 新陈 代谢 率 (Met) | 年 龄 | 体 重 (kg) | 性 别 | 期 居 望 住 所 温 度 间 区 (° C) | 在 在 区 域 (年) | |
|--------|------|------------------|--|------------------------|-----------------------------|-------------------------------|------------------------|------------------------------|--------|----------------|--------|---|-----------------------------|---|
| | | | | | | | | | | | | | | |
| 2 | 26.8 | 523 | 13.9 | 76 | 0.65 | 18.15 | 1.37 | 2.79 | 21 | 50 | 0 | 18 | 2 | 3 |
| 3 | 25.6 | 512 | 15.5 | 67 | 0.85 | 21.15 | 1.37 | 1.79 | 20 | 67 | 1 | 18 | 3 | 3 |
| 4 | 23.0 | 402 | 19.7 | 69 | 0.65 | 17.15 | 1.37 | 1.79 | 22 | 71 | 1 | 19 | 3 | 3 |
| 5 | 22.0 | 712 | 21.2 | 61 | 0.65 | 16.15 | 1.37 | 1.99 | 21 | 48 | 0 | 18 | 3 | 3 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|--------|------|------|-----|------|-----|------|-------|------|------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| | 6 | 20.2 | 218 | 23.1 | 72 | 0.65 | 19.15 | 1.37 | 2.19 | 20 | 51 | 0 | 20 | 3 | 3 |
| | 7 | 23.1 | 165 | 23.4 | 73 | 0.66 | 22.14 | 1.38 | 1.59 | 20 | 52 | 0 | 18 | 1 | 3 |
| | 8 | 23.8 | 402 | 19.7 | 75 | 0.66 | 20.14 | 1.38 | 2.29 | 20 | 55 | 0 | 20 | 1 | 3 |
| | 9 | 26.3 | 467 | 18.8 | 71 | 0.66 | 18.14 | 1.38 | 2.77 | 20 | 69 | 1 | 20 | 1 | 3 |
| | 10 | 21.4 | 476 | 18.6 | 73 | 0.66 | 17.14 | 1.38 | 1.99 | 21 | 70 | 1 | 19 | 1 | 3 |
| | 11 | 26.5 | 631 | 21.2 | 57 | 0.65 | 20.14 | 1.38 | 1.99 | 20 | 64 | 1 | 19 | 1 | 3 |
| | 12 | 26.0 | 701 | 22.3 | 55 | 0.65 | 21.14 | 1.37 | 1.99 | 19 | 65 | 1 | 19 | 1 | 3 |
| | 13 | 24.5 | 689 | 23.0 | 70 | 0.65 | 19.15 | 1.37 | 2.09 | 21 | 63 | 1 | 19 | 1 | 3 |
| [0121] | 14 | 27.3 | 598 | 20.5 | 71 | 0.65 | 19.15 | 1.37 | 1.52 | 20 | 46 | 0 | 18 | 1 | 3 |
| | 15 | 29.2 | 654 | 21.6 | 72 | 0.66 | 20.15 | 1.37 | 1.99 | 21 | 45 | 0 | 19 | 2 | 3 |
| | 16 | 26.1 | 721 | 22.2 | 62 | 0.65 | 21.15 | 1.37 | 1.98 | 21 | 51 | 0 | 19 | 2 | 3 |
| | 17 | 25.1 | 689 | 21.4 | 63 | 0.66 | 19.15 | 1.37 | 1.58 | 21 | 52 | 0 | 18 | 2 | 3 |
| | 18 | 27.2 | 631 | 22.1 | 70 | 0.66 | 22.15 | 1.37 | 1.96 | 22 | 77 | 1 | 19 | 2 | 3 |
| | 19 | 27.7 | 714 | 24.3 | 72 | 0.66 | 23.15 | 1.37 | 2.11 | 20 | 70 | 1 | 18 | 2 | 3 |
| | 20 | 26.0 | 708 | 23.2 | 66 | 0.66 | 22.15 | 1.37 | 2.05 | 21 | 62 | 1 | 19 | 2 | 3 |
| | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| | 1000 | 26.8 | 635 | 21.5 | 68 | 0.56 | 23.4 | 1.56 | 2.36 | 22 | 69 | 1 | 19 | 3 | 3 |

[0122] 根据ASHRAE热舒适感的标准,热舒适性分为7类:+3很热,+2热,+1有点热,0适中,-1有点冷,-2冷,-3很冷。对采集现场的受试人员进行问卷调查,问卷调查内容包括:1)受试者背景资料,如性别、年龄、身高、体重、在该地居住时间、受教育程度等;2)受试者此时着衣量和活动量;3)受试者此时热感觉,其值采用ASHRAE7级热感觉投票(+3很热,+2热,+1有点热,0适中,-1有点冷,-2冷,-3很冷);4)受试者对此时环境湿度的感觉评价(-3很干,-2干,-1较干,0适中,+1较湿,+2湿,+3很湿);5)受试者对此时环境风速的感觉评价(-3无风,-2只有一点风,-1风速不够,0刚好,+1风有点大,+2风速过大,+3风大得无法忍受);6)受试者对此时热环境期望度(-1期望冷些,0不变,1期望热些)和热可接受程度(对热环境是否接受)评价。参与调查人员3人,当1人进行现场测试时,另外2人同时进行问卷调查。热舒适性指标的计算采用Fountain等开发的Wincomf软件进行在线计算(<http://atmos.es.mq.edu.au/rdedear/pmv/>):输入现场测试和问卷调查所获得数据,通过Wincomf在线计算软件可以计算出热舒适性指标,问卷调查表见图6。

[0123] 进行模型输入参数的标准化处理。影响自然通风环境下建筑室内热舒适的因素构成数据样本集,样本由不同数量指标的参数组成。但不同因素之间的指标差异较大,将会给预测热舒适过程中带来许多问题,所以需要保证样本中不同指标在数值上的一致性,故对样本进行标准化处理,其公式为:

$$[0124] \quad x_i = \lambda_1 + (\lambda_2 - \lambda_1) \left(\frac{z_i - z_i^{\min}}{z_i^{\max} - z_i^{\min}} \right) \quad (23)$$

[0125] 反标准化公式则为:

$$[0126] \quad z_i = z_i^{\min} + (z_i^{\max} - z_i^{\min}) \left(\frac{x_i - \lambda_1}{\lambda_2 - \lambda_1} \right) \quad (24)$$

[0127] 其中: x_i 为对应的标准化数据; z_i 为反标准化数据; λ_1 和 λ_2 为上下边界; z_i^{\min} 和 z_i^{\max} 为原始数据数据的最小最大值。经过样本的预处理,消除样本中各个维度数据之间数量级差别,提高神经网络训练过程中的稳定性和学习能力。

[0128] 进行样本分类。把上述实验采集的样本数据分成训练样本和测试样本两部分,950组训练样本进行学习训练,50组测试样本用来进行预测。把训练样本按照矩阵的形式导入到Matlab中,将空气离子含量、室内空气温度、室内相对湿度、室内空气流速、平均辐射温度、室外空气温度、服装热阻、年龄、体重、性别、所处环境的期望温度、当地居住时间、所处地区和人体新陈代谢14个参数作为输入参数,热舒适性指标作为输出结果,建立基于深度置信神经网络的自然通风环境下建筑室内热舒适预测模型进行学习训练。

[0129] 初始化深度置信神经网络参数,对网络连接的权值 w_{ij} ,阈值 a_i 、 b_j 和学习率 η 等参数,分别给定其初始值。

[0130] 计算深度置信神经网络的权值和阈值的更新规则。通过能量函数,计算显层和隐层神经元的激活概率,再通过最大释然估计和CD算法计算得到 w_{ij} 、 a_i 、 b_j 的更新规则:

$$[0131] \quad w_{ij} = w_{ij} + \eta [v_i^0 h_j^0 - v_i^k p(h_j = 1 | v^k)] \quad (25)$$

$$[0132] \quad a_i = a_i + \eta (v_i^0 - v_i^1) \quad (26)$$

$$[0133] \quad b_j = b_j + \eta [h_j^0 - p(h_j = 1 | v^k)] \quad (27)$$

[0134] 设置输入层,各隐藏层以及输出层神经元个数。输入层神经元节点的个数由输入参数决定,本模型预测自然通风环境下建筑室内热舒适由14个影响参数,则输入层神经元的个数为14。输出层神经元个数由输出层参数决定,该模型输出为热舒适性,故输出层神经元的个数为1。隐层神经元的个数通过试凑法进行设置,在已知输入参数为14个和输出参数1个的情况下,得出此次深度置信神经网络的最佳隐层层数为2层,第一层隐层神经元最佳个数为17个,第二层隐层神经元最佳个数为16个。则基于深度置信神经网络的自然通风环境下建筑室内热舒适预测模型的结构,见图7。

[0135] 进行DBN模型的训练。DBN的训练主要是无监督逐层训练,直接把输入数据映射到输出中,可以学习非线性的复杂函数。第一步,在首个RBM的显层中产生一个向量,然后通过RBM网络传递到隐层,反过来可以重构显层,根据重构层和显层的差异更新隐层和显层的权重,直到达到最大迭代停止更新。把新得到的隐层作为显层,逐层堆叠,逐层训练RBM能够避免整体训练带来的复杂运算。训练过程如图4,主要步骤分为两步:

[0136] 第一步,在RBM模型中,CD-k算法以贪婪逐层训练得到参数 θ ,输出端与BP神经网络连接得到输出数据,完成整个DBN训练的前向阶段,可以看做为对深层有监督参数的初始化;

[0137] 第二步,前向阶段保证了RBM参数 θ 达到在每一层最优,并没有实现全局最优。将最

上层的RBM的输出作为最上层的BP神经网络的输入,根据实际数据与输出数据的误差,自顶向下反向传播(Back Propagation)至每一层的RBM,逐层对每一层的RBM进行调优,使得参数 $\theta + \Delta \theta \rightarrow \theta$,达到全局最优,完成DBN的训练。

[0138] 利用已训练好的深度置信神经网络对测试样本的热舒适性进行预测。将950组数据训练得到的最佳深度置信神经网络结构模型作为深度置信神经网络测试模型,把50组测试样本放入到Matlab里训练好的该深度置信神经网络测试模型中进行室内热舒适性预测。深度置信神经网络对50组测试样本的室内热舒适性进行预测如图8所示。

[0139] 从图8的预测结果可以看出,在误差允许的范围内,深度置信神经网络预测自然通风环境下的建筑室内热舒适性时有较好的精度表现,它对测试样本的预测和实际建筑室内热舒适性都基本保持一致。50个测试样本的建筑室内热舒适性均存在较大的差别,说明不同的受试人员在不同的环境下,有着不同的建筑室内的热舒适性。深度置信神经网络理论更为先进,对大量数据训练后,预测误差较小。能够处理海量数据且具有收敛速度快、全局收敛、预测稳定的优势。但在目前建筑环境领域,深度学习的应用较少。将DBN模型应用到影响自然通风热舒适因素的复杂模型中有较好的效果,能够克服不同影响因素之间相互耦合的干扰。将DBN的理论应用到建筑环境领域,可以为研究复杂环境情况下的建筑环境提供更为先进的智能算法,对未来的建筑环境领域的研究给予更大的帮助。

[0140] 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,可以做出适当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,本发明不局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。

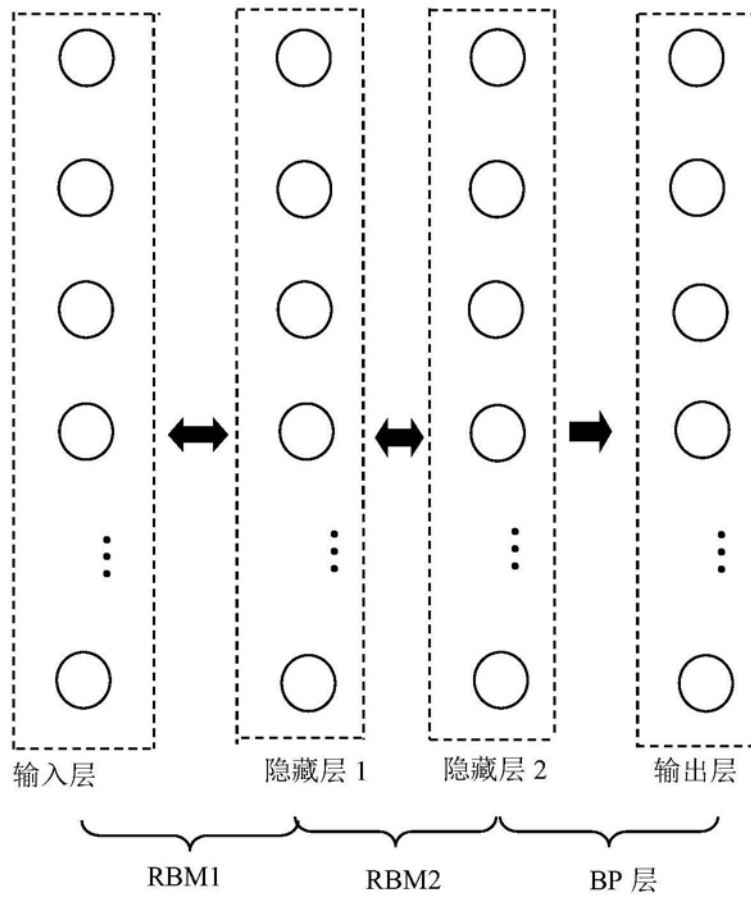


图1

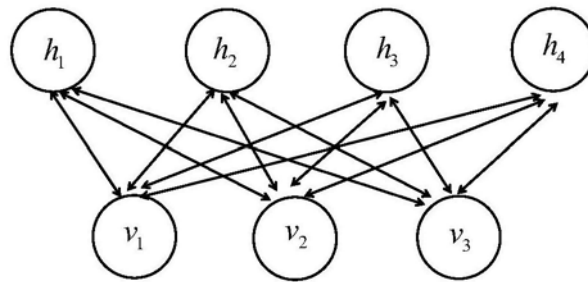


图2

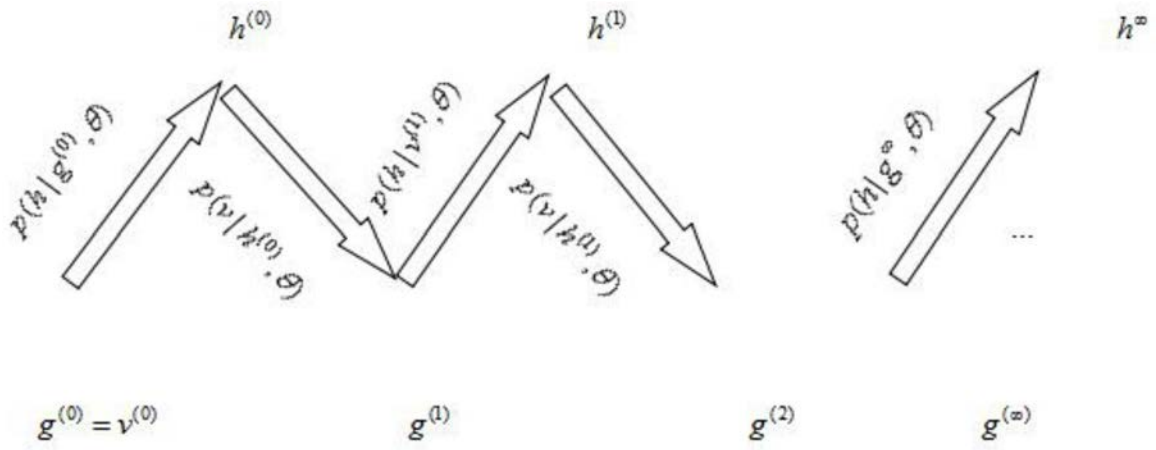


图3

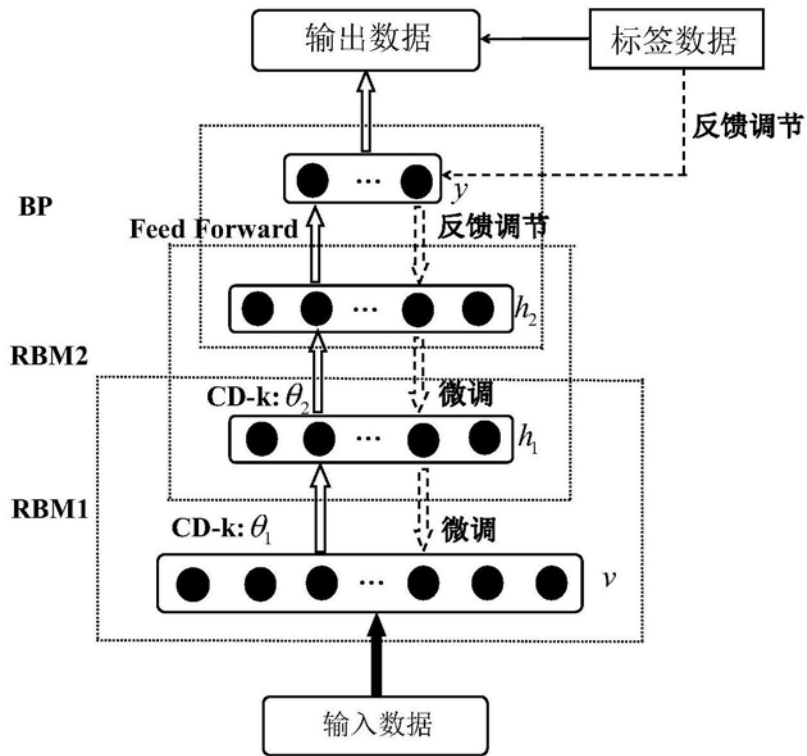


图4

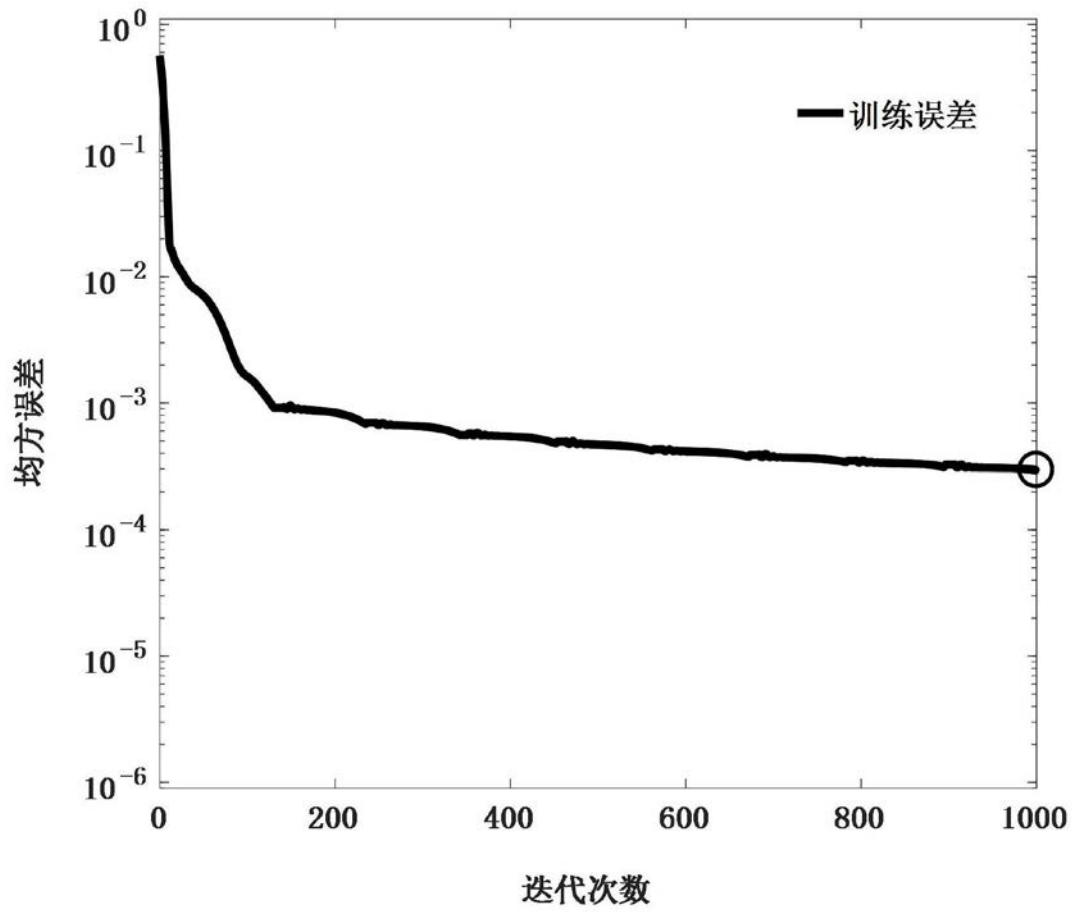


图5

编号：_____ 受试人员热舒适情况调查表

一、个人信息

性别：_____ 年龄：_____ 体重：_____

居住时间：_____ 所在地：_____

二、此时你的着衣情况和活动量

| 上装 | 下装 | 鞋 | 活动量 |
|----|----|---|-----|
| | | | |

三、环境参数

| 空气离子含 量 (个/cm ³) | 室外温度 (°C) | 室内温度 (°C) | 室内相对 湿度(%) | 室内辐射温度 (°C) | 室内风速 (m/s) | 期望温度 (°C) |
|---------------------------------|--------------|--------------|---------------|----------------|---------------|--------------|
| | | | | | | |

三、热舒适感调查

1. 你对本房间的温度感觉如何？

A. 很冷 B. 冷 C. 较冷 D. 适中 E. 较热 F. 热 G. 很热

2. 你所期望的温度情况是：

A. 期望冷一些 B. 保持不变 C. 期望热一些

3. 你对本房间热环境的接受程度？

A. 接受 B. 不接受

4. 你对本房间的湿度感觉如何？

A. 很干 B. 干 C. 较干 D. 适中 E. 较湿 F. 湿 G. 很湿

5. 你对本房间的风速感觉如何？

A. 无风 B. 只有一点风 C. 风速不够 D. 刚好 E. 风有点大 F. 风速过大 G. 风大无法忍受

图6

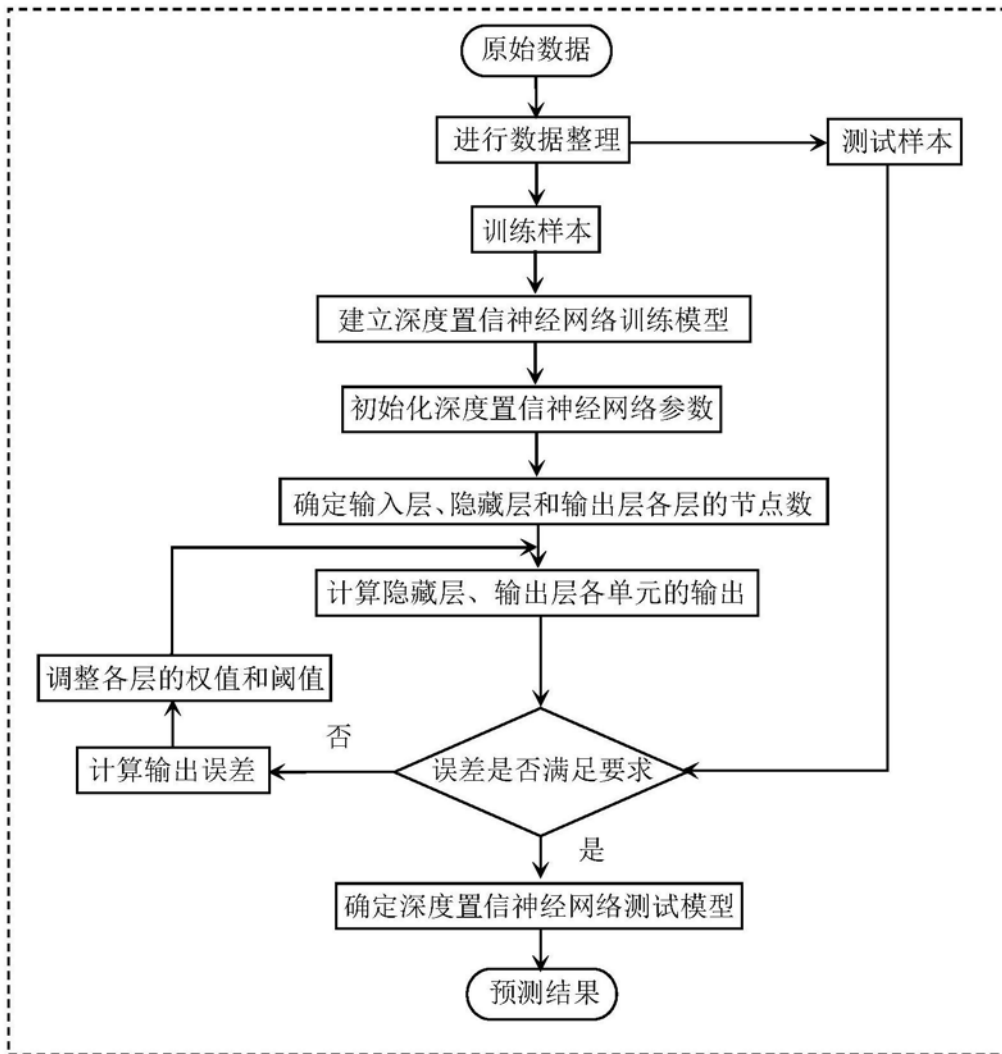


图7

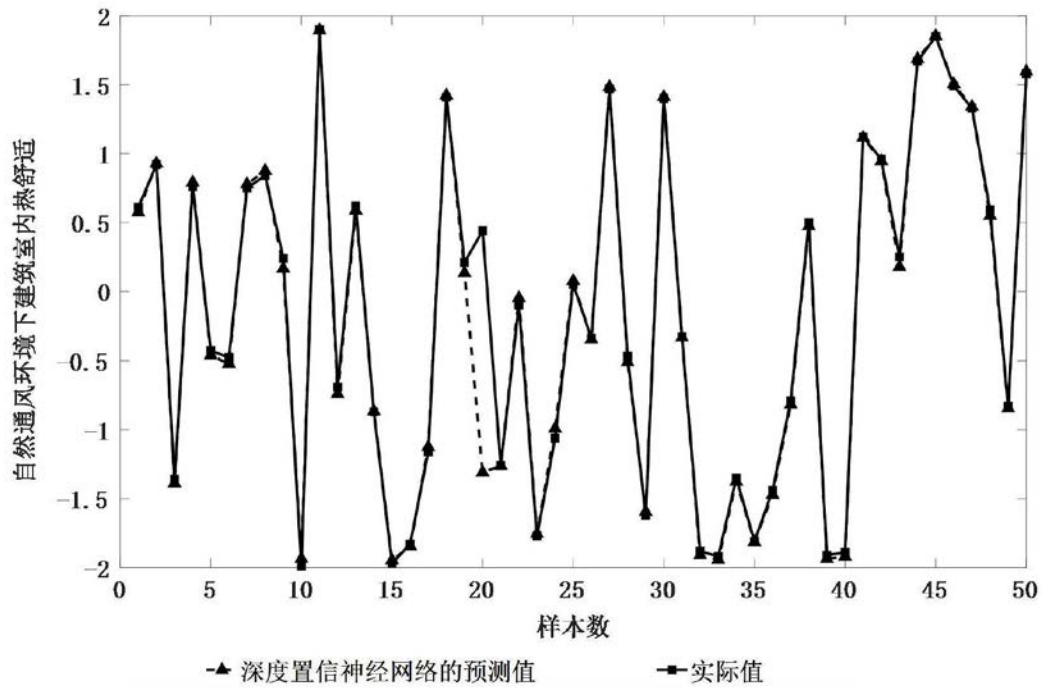


图8