(19)国家知识产权局

(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 110008575 B
(45)授权公告日 2023.01.31

(21)申请号 201910252945.5

(22)申请日 2019.03.29

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 110008575 A

(43)申请公布日 2019.07.12

(73)专利权人 重庆大学
地址 400044 重庆市沙坪坝区沙坪坝正街174号

(72)发明人 李昌春 宋璐璐 左为恒

(74)专利代理机构 重庆为信知识产权代理事务所(普通合伙) 50216
专利代理师 余锦曦

(51)Int.Cl.
G06F 30/27(2020.01)
G06Q 10/04(2012.01)

(56)对比文件
CN 106227915 A,2016.12.14
CN 108990383 A,2018.12.11
CN 107066737 A,2017.08.18
CN 103322646 A,2013.09.25
CN 107220514 A,2017.09.29
CN 108507245 A,2018.09.07
CN 108255656 A,2018.07.06
CN 103464475 A,2013.12.25
US 2012041569 A1,2012.02.16
KR 101466652 B1,2014.11.28
US 2012065783 A1,2012.03.15
JP H06207735 A,1994.07.26
US 2005252198 A1,2005.11.17
董昌春.主机冷却水温度控制系统的神经网络PID控制研究.《中国优秀硕士学位论文全文数据库信息科技辑》.2007,(第02(2007)期),
陈朋.多热源联网供热的运行调节.《中国优秀硕士学位论文全文数据库工程科技Ⅱ辑》.2010,(第07(2010)期),
孔令坤.基于AM3517的换热站节能控制系统研究.《中国优秀硕士学位论文全文数据库工程科技Ⅱ辑》.2014,(第12(2014)期), (续)

审查员 童阳

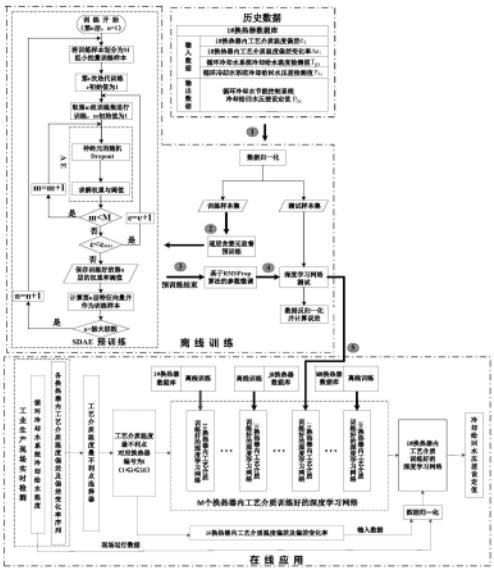
权利要求书3页 说明书11页 附图6页

(54)发明名称

循环冷却水系统工艺介质多温度目标设定值切换多参数预测控制算法

(57)摘要

本发明公开了一种循环冷却水系统工艺介质多温度目标设定值切换多参数预测控制算法，具体步骤为：获取循环冷却水系统的历史数据；从历史数据中筛选出特征变量，经数据处理后分为训练样本集和测试样本集；对训练样本集进行逐层贪婪无监督预训练，得到深层神经网络初始化的输入层与隐含层的权值矩阵W、输入层与隐含层阈值矩阵B；进行参数微调，得到初始工艺介质温度预测模型；再测试、评估后；通过获取当前数据，得到冷却给回水压差设定值和工艺介质温度预测值。有益效果：精确降温，在高精度的同时还能最大限度节能。



CN 110008575 B

[转续页]

[接上页]

(56)对比文件

M. Lingling.The Research of Cooling Water Temperature and Flow Rate Control System Based on Heat Transfer and Neural Network.《2015 Fifth International Conference on Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC)》.2016,

施方迤.基于半监督阶梯网络的故障分类研究及空调系统应用.《中国优秀硕士学位论文全文数据库信息科技辑》.2018,(第08(2018)期),

A. Javed.Smart Random Neural Network Controller for HVAC Using Cloud Computing Technology.《IEEE Transactions on Industrial Informatics》.2017,

周洪煜.基于人工智能和专家系统的中央空调节能运行及故障诊断技术研究与实现.《中国优秀博士学位论文全文数据库工程科技Ⅱ辑》.2008,(第05(2008)期),

1.一种循环冷却水系统工艺介质多温度目标设定值切换多参数预测控制算法,其中,循环冷却水系统包括沿着循环水路设置的N'个冷却塔、吸水池、给水泵机组、出水管组、M'个生产区换热器以及回水管组;在冷却塔内设置有冷却池;

所述出水管组包括N'根吸水池进水管、L根吸水池出水管、给水总管、M'根给水支管;

所述回水管组包括M'根回水支管、回水总管、N'根上塔回水管;

任一所述冷却塔经一根对应的吸水池进水管与所述吸水池连接,所述吸水池经L根并列的吸水池出水管与所述给水总管连接,所述给水总管经M'根给水支管向M'个生产区换热器一一对应供水;

在所述吸水池出水管上并联设置有给水泵;

任一所述生产区换热器经一根对应的回水支管与所述回水总管连接,所述回水总管经并列的N'根上塔回水管与N'个冷却塔一一对应连接;

M'个所述生产区换热器内均设置有工艺介质温度传感器,该工艺介质温度传感器用于获取各种工艺介质实时温度检测值;

在所述给水总管上设置有冷却给水温度传感器和冷却给水压力传感器,所述冷却给水温度传感器用于获取冷却给水温度检测值,所述冷却给水压力传感器用于获取冷却给水压力检测值;

在所述回水总管上设置有冷却回水温度传感器和冷却回水压力传感器,所述冷却回水温度传感器用于获取冷却回水温度检测值,所述冷却回水压力传感器用于获取冷却回水压力检测值;

在N'根所述上塔回水管上分别设置有一个上塔阀;

其特征在于:循环冷却水系统工艺介质多温度目标设定值切换多参数预测控制算法的步骤为:

S1:对M'个换热器进行编号,并获取循环冷却水系统在a个采样周期内运行产生的历史数据,并将获取的历史数据作为换热器内工艺介质温度预测模型的训练数据;

S2:从历史数据中根据筛选条件筛选出特征变量,将换热器的历史数据中的工艺介质温度检测值、工艺介质温度偏差、工艺介质温度偏差变化率、冷却给水温度检测值、冷却给回水压差检测值作为输入数据,并进行数据归一化处理后得到归一数据集,并将该归一数据集划分为训练样本集和测试样本集;

S3:基于堆叠自动编码器,对训练样本集进行逐层贪婪无监督预训练,得到深层神经网络初始化的输入层与隐含层的权值矩阵W、输入层与隐含层阈值矩阵B;

S4:进行参数微调:对深层神经网络初始化的输入层与隐含层的权值矩阵W、输入层与隐含层阈值矩阵B进行微调,直到迭代次数达到迭代次数最大值为止,得到基于堆叠自动编码器的初始工艺介质温度预测模型;

参数微调时,采用自上而下的小批量RMSProp优化方法对深层神经网络初始化的输入层与隐含层的权值矩阵W、输入层与隐含层阈值矩阵B进行微调,具体步骤为:

S41,设置全局学习率l、衰减速率ρ,初始化累计变量$r_1=0$,$r_2=0$;

S42,从训练集中选取包含m个样本的小批量数据集,根据误差损失函数,计算梯度:

$$\begin{cases} \mathbf{w} \leftarrow \frac{1}{m} \frac{\partial \sum_{i=1}^{m} (\mathbf{y}^i - f_{(\mathbf{W},\mathbf{B})}(\mathbf{x}^i))^2}{\partial \mathbf{W}} \\ \mathbf{b} \leftarrow \frac{1}{m} \frac{\partial \sum_{i=1}^{m} (\mathbf{y}^i - f_{(\mathbf{W},\mathbf{B})}(\mathbf{x}^i))^2}{\partial \mathbf{B}} \end{cases}$$

S43,计算累计平方梯度,如式(9)所示:

$$\begin{cases} r_1 = \rho r_1 + (1-\rho)\mathbf{w} \odot \mathbf{w} \\ r_2 = \rho r_2 + (1-\rho)\mathbf{b} \odot \mathbf{b} \end{cases}$$

式中:⊙为逐元素乘积符号;

S44,分别更新权重和阈值参数:

$$\begin{cases} \mathbf{W} = \mathbf{W} - \frac{l}{\sqrt{r_1}} \odot \mathbf{w} \\ \mathbf{B} = \mathbf{B} - \frac{l}{\sqrt{r_2}} \odot \mathbf{b} \end{cases}$$

S45,当迭代次数达到要求时,停止运算,否则返回第S42步继续执行计算;

S5:使用测试样本数据集对步骤S4得到的初始工艺介质温度预测模型进行测试,得到基于堆叠自动编码器的工艺介质温度预测模型;

S6:对步骤S5得到的工艺介质温度预测模型进行评估;

S7:获取循环冷却水系统当前状态下的当前数据,确定当前状态下的工艺介质最不利点,确定换热器控制对象,并结合工艺介质温度预测模型,得到对应的冷却给回水压差设定值和工艺介质温度预测值。

2.根据权利要求1所述的循环冷却水系统工艺介质多温度目标设定值切换多参数预测控制算法,其特征在于所述筛选条件是工艺介质温度处于安全且节能的温度值区间内的历史数据,所述安全且节能的温度值区间在工艺介质温度阈值区间内。

3.根据权利要求1所述的循环冷却水系统工艺介质多温度目标设定值切换多参数预测控制算法,其特征在于步骤S3中,对训练样本集进行逐层贪婪无监督预训练时,将训练样本集分成P组小批量训练样本,依次进行训练,并采用Dropout技术,随机选取部分神经元暂停工作,依次迭代,逐层训练,得到深层神经网络初始化的输入层与隐含层的权值矩阵W、输入层与隐含层阈值矩阵B。

4.根据权利要求1所述的循环冷却水系统工艺介质多温度目标设定值切换多参数预测控制算法,其特征在于步骤S7的具体步骤为:

S71:获取循环冷却水系统当前状态下的当前数据;

S72:根据当前数据,确定当前状态下的工艺介质最不利点,

S73:确定该工艺介质最不利点对应的换热器j;

S74:获取的换热器j的特征变量;

S75:对换热器j的特征变量进行数据归一化处理;

S76:结合工艺介质温度预测模型和步骤S75得到的数据,确定冷却给回水压差设定值和工艺介质温度预测值。

5.根据权利要求4所述的循环冷却水系统工艺介质多温度目标设定值切换多参数预测控制算法，其特征在于：所述特征变量包括任意一个换热器内的工艺介质温度偏差值、工艺介质温度偏差变化率、工艺介质实时温度检测值以及循环冷却水系统中的冷却给水温度检测值、冷却给回水压差检测值。

6.根据权利要求5所述的循环冷却水系统工艺介质多温度目标设定值切换多参数预测控制算法，其特征在于步骤S72确定当前状态下的工艺介质最不利点的步骤为：

S721：初始化，设M'个工艺介质温度偏差值组成一个差值小组，共计M'个工艺介质温度偏差值，令W_k＝M'；k＝1

S722：令W_{k+1}＝W_k+X，使W_{k+1}可以被M'整除，X为填充的差值无线大的空位；且X等于0～M'-1；

S723：计算W_{k+2}＝W_{k+1}/M'

S724：从W_{k+2}组中，采用交叉比较法，从每一组的M'个工艺介质温度偏差值中找出最小值，得到W_{k+2}个工艺介质温度偏差值；

S725：判断W_{k+2}是否等于1；若是，将该工艺介质温度偏差值作为工艺介质温度最不利点；否则，令k＝k+2；返回步骤S722。

循环冷却水系统工艺介质多温度目标设定值切换多参数预测控制算法

技术领域

[0001] 本发明涉及工业生产中循环冷却水技术领域，具体的说是一种循环冷却水系统工艺介质多温度目标设定值切换多参数预测控制算法。

背景技术

[0002] 在化工、电力、冶金等工业生产过程中，系统往往会因为摩擦、燃烧、化学反应等产生大量的热量，导致设备及系统温度升高，影响生产区工艺介质品质，造成严重的经济损失。循环冷却水系统是一种常见的在工业生产现场对工艺介质控温工程系统，利用传热介质将生产过程中产生的热量传导到自然环境中，达到降温的目的，应用广泛。

[0003] 循环冷却水系统管网拓扑结构规模庞大，结构复杂，且其内部组件繁多，系统设计大多是依靠经验，为满足生产需要，通常依据最大负荷并给予一定富余量而盲目提高供水能力和冷却能力，与实际工业生产要求之间常存在“大马拉小车”现象，造成了大量的冷却资源浪费。因此，提出建立循环冷却水工艺介质温度节能控制系统，根据工业生产现场各换热器内工艺介质实时检测温度，确定换热现场实际需求的最小冷却水流量，减少循环冷却水系统能耗。由于冷却给回水压差与冷却水流量成正比，冷却给回水压差越大，意味着冷却水流量越大，而工业生产现场管网管径均较大(直径约2-3米)不便进行冷却水流量检测，因此用冷却给回水压差等效替代冷却水流量检测。

[0004] 循环冷却水工艺介质温度节能控制系统具有大滞后、大惯性、非线性等特点。由于滞后的存在严重影响了系统的稳定性和控制性能，而基于精确数学模型的常规控制方法通常难以获得满意的动、静态控制性能，并且系统在运行中参数的时变和外界环境的不确定因素的影响下，使这种温度预测控制系统更加难以控制。

[0005] 19世纪中期至20世纪50年代末称为“经典控制”时代，工业中使用较多的控制方式是以PID控制，或者和以经典理论为基础的反馈、前馈相组合的方式，但是对于具有大时滞、非线性、时变的系统控制中，基于传统的控制方法就很难保障控制系统的稳定性和控制精度。20世纪50中期至70年代称为“现代控制”时代，Smith预估控制算法是较早应用到时滞控制系统中的一种算法，到上个世纪90年代仍然有很多人应用各种改进的Smith控制算法。在国际上，时滞工业控制中主要采用的是最优控制、系统辨识、自适应控制等技术。如美国在六七十年代曾在轧机控制中引入了在线参数估计和离散化模型，并应用广义最小方差控制算法建立了冶金加热炉的自适应控制系统。20世纪70年代至今为“智能控制阶段”，各种智能控制理论如模糊控制、神经控制、专家控制等以及它们之间或者和传统控制理论的结合也已经广泛应用在温度智能控制中，提高了系统的自动控制能力，增强了系统温度性和鲁棒性。

[0006] 近十年来，深度学习在理论、算法和应用等方面发展迅速、进步显著。区别于传统的浅层学习，深度学习通过构建具有多个隐层的机器学习模型和大量的训练数据，学习更有用的特征，发掘数据的隐藏模式，最终提升预测的准确性。目前，深度学习已被成功应用

到诸多显示领域中，如图像和视觉处理、语音和语言处理、信息安全和棋类比赛。然而在循环冷却水系统的相关领域中，却没有深度学习的应用出现。

发明内容

[0007] 针对上述问题，本发明提供了一种循环冷却水系统工艺介质多温度目标设定值切换多参数预测控制算法，使循环冷却水工艺介质温度节能控制系统能够实时获得工业生产现场各换热器内工艺介质维持在各自温度设定范围内需要设定的循环冷却给回水压差，为待冷却生产区精确降温，在高精度的同时还能最大限度节能。

[0008] 为达到上述目的，本发明采用的具体技术方案如下：

[0009] 一种循环冷却水系统工艺介质多温度目标设定值切换多参数预测控制算法，其中，循环冷却水系统包括沿着循环水路设置的N’个冷却塔、吸水池、给水泵机组、出水管组、M’个生产区换热器以及回水管组；在冷却塔内设置有冷却池；

[0010] 所述出水管组包括N’根吸水池进水管、L根吸水池出水管、给水总管、M’根给水支管；

[0011] 所述回水管组包括M’根回水支管、回水总管、N’根上塔回水管；

[0012] 任一所述冷却塔经一根对应的吸水池进水管与所述吸水池连接，所述吸水池经L根并列的吸水池出水管与所述给水总管连接，所述给水总管经M’根给水支管向M’个生产区换热器一一对应供水；

[0013] 在所述吸水池出水管上并联设置有给水泵；

[0014] 任一所述生产区换热器经一根对应的回水支管与所述回水总管连接，所述回水总管经并列的N’根上塔回水管与N’个冷却塔一一对应连接；

[0015] M’个所述生产区换热器内均设置有工艺介质温度传感器，该工艺介质温度传感器用于获取各种工艺介质实时温度检测值；

[0016] 在所述给水总管上设置有冷却给水温度传感器和冷却给水压力传感器，所述冷却给水温度传感器用于获取冷却给水温度检测值，所述冷却给水压力传感器用于获取冷却给水压力检测值；

[0017] 在所述回水总管上设置有冷却回水温度传感器和冷却回水压力传感器，所述冷却回水温度传感器用于获取冷却回水温度检测值，所述冷却回水压力传感器用于获取冷却回水压力检测值；

[0018] 在N’根所述上塔回水管上分别设置有一个上塔阀；

[0019] 其关键技术在于：循环冷却水系统工艺介质多温度目标设定值切换多参数预测控制算法的步骤为：

[0020] S1：对M’个换热器进行编号，并获取循环冷却水系统在a个采样周期内运行产生的历史数据，并将获取的历史数据作为换热器内工艺介质温度预测模型的训练数据；

[0021] S2：从历史数据中根据筛选条件筛选出特征变量，将换热器的历史数据中的工艺介质温度检测值、工艺介质温度偏差、工艺介质温度偏差变化率、冷却给水温度检测值、冷却给回水压差检测值作为输入数据，并进行数据归一化处理后得到归一数据集，并将该归一数据集划分为训练样本集和测试样本集；

[0022] S3：基于堆叠自动编码器，对训练样本集进行逐层贪婪无监督预训练，得到深层神

经网络初始化的输入层与隐含层的权值矩阵W、输入层与隐含层阈值矩阵B；

[0023] S4：进行参数微调：对深层神经网络初始化的输入层与隐含层的权值矩阵W、输入层与隐含层阈值矩阵B进行微调，直到迭代次数达到迭代次数最大值为止，得到基于堆叠自动编码器的初始工艺介质温度预测模型；

[0024] S5：使用测试样本数据集对步骤S4得到的初始工艺介质温度预测模型进行测试，得到基于堆叠自动编码器的工艺介质温度预测模型；

[0025] S6：对步骤S5得到的工艺介质温度预测模型进行评估；

[0026] S7：获取循环冷却水系统当前状态下的当前数据，确定当前状态下的工艺介质最不利点，确定换热器控制对象，并结合工艺介质温度预测模型，得到对应的冷却给回水压差设定值和工艺介质温度预测值。

[0027] 通过上述设计，通过获取历史数据，可以有效表征工艺介质温度值、工业循环冷却给水温度与冷却给水压力设定值之间的复杂函数，快速准确的对工业生产现场工艺介质温度进行预测控制，同时该算法有良好的泛化能力，对具有不同温度变化特征的工艺介质预测适应能力强。与人工经验计算调节相比，极大提高了工艺介质温度控制的准确性，节省了计算时间开销，有助于工业生产现场管理人员实时掌握各换热器内工艺介质温度变化趋势。

[0028] 循环冷却水系统检测得到的冷却给水压力检测值与冷却回水压力检测值作差后得到冷却给回水压差检测值；该冷却给回水压差检测值与冷却给回水压差设定值作差后得到的冷却给回水压差偏差值；所述给回水压差内环PID控制器根据冷却给回水压差偏差值来调节所有所述上塔阀的开度，从而改变给水泵机组的出口水流量。

[0029] 进一步的，所述筛选条件是工艺介质温度处于安全且节能的温度值区间内的历史数据，所述安全且节能的温度值区间在工艺介质温度阈值区间内。

[0030] 安全且节能的温度值区间和工艺介质温度阈值区间之间的差值，根据技术人员的历史经验技术进行归纳后设定。

[0031] 再进一步的，步骤S3中，基于堆栈自动编码器的，对训练样本集进行逐层贪婪无监督预训练时，将训练样本集分成P组小批量训练样本，依次进行训练，并采用Dropout技术，随机选取部分神经元暂停工作，依次迭代，逐层训练，得到深层神经网络初始化的输入层与隐含层的权值矩阵W、输入层与隐含层阈值矩阵B。

[0032] 具体步骤：

[0033] 步骤一：将工业生产现场循环冷却水系统运行产生的历史数据作为换热器内工艺介质温度预测模型的训练数据；

[0034] 步骤二：筛选出步骤一中历史数据的特征变量，将编号I换热器内工艺介质温度偏差、编号I换热器内工艺介质温度偏差变化率、冷却给水温度检测值、冷却给回水压差检测值作为输入数据，并进行数据归一化处理后，划分为训练样本集和测试样本集两部分；

[0035] 步骤三：设定隐含层层数以及每层隐含层神经元的个数；

[0036] 步骤四：逐层贪婪无监督预训练，依次迭代，逐层训练，得到深层神经网络初始化的输入层与隐含层的权值矩阵W、输入层与隐含层阈值矩阵B；

[0037] 步骤五：参数微调，对初深层神经网络初始化的输入层与隐含层的权值矩阵W、输入层与隐含层阈值矩阵B进行微调，直到迭代次数达到设定最大值为止。工艺介质温度预测

控制算法包括基于堆栈自动编码器的换热器内工艺介质温度预测模型离线训练和在线应用给出循环冷却水系统冷却给回水压差设定值:堆栈自动编码器属于深层神经网络,与传统的浅层神经网络相比,堆栈自动编码器有效地解决了传统神经网络参数随机初始化导致的一系列问题,可以有效挖掘各数据隐含关系,极大地提高了工业生产现场工艺介质温度预测控制准确性。其中I为0-50的整数,当确定最不利点后,进而确定I值大小,来调取的工艺介质温度预测模型,再结合最不利点换热器的现场运行数据,得到冷却给回水压差设定值。

[0038] 工艺介质温度预测控制算法包括基于堆栈自动编码器的换热器内工艺介质温度预测模型离线训练和在线应用给出循环冷却水系统冷却给回水压差设定值:堆栈自动编码器属于深层神经网络,与传统的浅层神经网络相比,堆栈自动编码器有效地解决了传统神经网络参数随机初始化导致的一系列问题,可以有效挖掘各数据隐含关系,极大地提高了工业生产现场工艺介质温度预测控制准确性。

[0039] 再进一步的,步骤S6工艺介质温度预测模型进行评估时;

[0040] 使用测试样本数据集测试训练之后的改进堆栈自动编码器,采用平均百分比误差(MAPE)作为衡量改进堆栈自动编码器评估性能的标准,表达式为:

[0041] $$MAPE=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{\mathbf{y}^{i}-\hat{\mathbf{y}}^{i}}{\mathbf{y}^{i}}\right|\times 100\%$$

[0042] 式中:y^{i}、$\hat{\mathbf{y}}^{i}$分别为第i个样本循环冷却给回水压差的实际值和通过SAE评估得到的预测值。

[0043] 再进一步描述,步骤S4中,参数微调时,采用自上而下的小批量RMSProp优化方法对深层神经网络初始化的输入层与隐含层的权值矩阵W、输入层与隐含层阈值矩阵B进行微调,具体步骤为:

[0044] S41,设置全局学习率l、衰减速率ρ,初始化累计变量r1=0,r2=0。

[0045] S42,从训练集中选取包含m个样本的小批量数据集,根据误差损失函数,计算梯度:

[0046] $$\begin{cases}\mathbf{w}\leftarrow\dfrac{1}{m}\dfrac{\partial\sum_{i=1}^{m}(\mathbf{y}^{i}-f_{(\mathbf{W},\mathbf{B})}(\mathbf{x}^{i}))^{2}}{\partial\mathbf{W}}\\ \mathbf{b}\leftarrow\dfrac{1}{m}\dfrac{\partial\sum_{i=1}^{m}(\mathbf{y}^{i}-f_{(\mathbf{W},\mathbf{B})}(\mathbf{x}^{i}))^{2}}{\partial\mathbf{B}}\end{cases}$$

[0047] S43,计算累计平方梯度,如式(9)所示:

[0048] $$\begin{cases}r_{1}=\rho r_{1}+(1-\rho)\mathbf{w}\odot\mathbf{w}\\ r_{2}=\rho r_{2}+(1-\rho)\mathbf{b}\odot\mathbf{b}\end{cases}$$

[0049] 式中:⊙为逐元素乘积符号。

[0050] S44,分别更新权重和阈值参数:

[0051] $$\begin{cases} \mathbf{W} = \mathbf{W} - \dfrac{l}{\sqrt{r_1}} \odot \mathbf{w} \\ \mathbf{B} = \mathbf{B} - \dfrac{l}{\sqrt{r_2}} \odot \mathbf{b} \end{cases}$$

[0052] S45,当迭代次数达到要求时,停止运算,否则返回第S42步继续执行计算。

[0053] 再进一步描述,步骤S7的具体步骤为:

[0054] S71:获取循环冷却水系统当前状态下的当前数据;

[0055] S72:根据当前数据,确定当前状态下的工艺介质最不利点,

[0056] S73:确定该工艺介质最不利点对应的换热器j;

[0057] S74:获取的换热器j的特征变量;

[0058] S75:对换热器j的特征变量进行数据归一化处理;

[0059] S76:结合工艺介质温度预测模型和步骤S75得到的数据,确定冷却给回水压差设定值和工艺介质温度预测值。

[0060] 再进一步描述,所述特征变量包括任意一个换热器内的工艺介质温度偏差值、工艺介质温度偏差变化率、工艺介质实时温度检测值以及循环冷却水系统中的冷却给水温度检测值、冷却给回水压差检测值。

[0061] 工艺介质温度偏差值等于对应所述工艺介质实时温度检测值与对应所述工艺介质温度设定值的差值;

[0062] 所述工艺介质温度偏差变化率为对应所述工艺介质相邻两个检测时段温度变化值与上一检测时段的比值。

[0063] 再进一步描述,步骤S72确定当前状态下的工艺介质最不利点的步骤为:

[0064] S721:初始化,设M'个工艺介质温度偏差值组成一个差值小组,共计M'个工艺介质温度偏差值,令W_k=M';k=1

[0065] S722:令W_{k+1}=W_k+X,使W_{k+1}可以被M'整除,X为填充的差值无线大的空位;且X等于0～M'-1;

[0066] S723:计算W_{k+2}=W_{k+1}/M'

[0067] S724:从W_{k+2}组中,采用交叉比较法,从每一组的M'个工艺介质温度偏差值中找出最小值,得到W_{k+2}个工艺介质温度偏差值;

[0068] S725:判断W_{k+2}是否等于1;若是,将该工艺介质温度偏差值作为工艺介质温度最不利点;否则,令k=k+2;返回步骤S722。

[0069] 采用上述方案,寻找大数量的工艺介质温度偏差最小值,以确定工艺介质温度最不利点,注重工艺介质最不利点选择的实时性和准确性。

[0070] 本发明的有益效果:使循环冷却水工艺介质温度节能控制系统能够实时获得工业生产现场各换热器内工艺介质维持在各自温度设定范围内需要设定的循环冷却给回水压差,为待冷却生产区精确降温,在高精度的同时还能最大限度节能。

附图说明

[0071] 图1是化工厂A循环冷却水系统工艺图;

[0072] 图2是化工厂A给水泵机组变频变压供水控制框图;

[0073] 图3是化工厂A循环冷却水系统中水合成区换热器组示意图；

[0074] 图4是本发明工艺介质多温度目标设定值切换多参量预测控制算法流程图；

[0075] 图5是本发明自动编码器结构图；

[0076] 图6是本发明堆叠自编码器架构；

[0077] 图7是本发明Dropout自编码器架构；

[0078] 图8是本发明工艺介质温度最不利点寻找流程图。

具体实施方式

[0079] 下面结合附图对本发明的具体实施方式以及工作原理作进一步详细说明。

[0080] 在本实施例中，以化工厂A为例，循环冷却水节能控制。。从图1-3可以看出，一种循环冷却水系统工艺介质多温度目标设定值切换多参数预测控制算法，其中，循环冷却水系统包括沿着循环水路设置的N’个冷却塔、吸水池、给水泵机组、出水管组、M’个生产区换热器以及回水管组；在冷却塔内设置有冷却池；在本实施例中，M’为正整数，有三个换热器组：合成区换热器组、尿素区换热器组、动力区换热器组。

[0081] 所述出水管组包括N’根吸水池进水管、L根吸水池出水管、给水总管、M’根给水支管；M’＝50。在本实施例中，换热器数量M’＝50。其中，50个换热器分成三个换热器组，分别为合成区换热器组、尿素去换热器组、动力去换热器组。三个换热器组共计50个换热器。

[0082] 在本实施例中，所述回水管组包括M’根回水支管、回水总管、N’根上塔回水管；

[0083] 在本实施例中，任一所述冷却塔经一根对应的吸水池进水管与所述吸水池连接，所述吸水池经L根并列的吸水池出水管与所述给水总管连接，所述给水总管经M’根给水支管向M’个生产区换热器一一对应供水；

[0084] 在所述吸水池出水管上并联设置有给水泵；

[0085] 在本实施例中，任一所述生产区换热器经一根对应的回水支管与所述回水总管连接，所述回水总管经并列的N’根上塔回水管与N’个冷却塔一一对应连接；

[0086] 在本实施例中，M’个所述生产区换热器内均设置有工艺介质温度传感器，该工艺介质温度传感器用于获取各种工艺介质实时温度检测值；在所述给水总管上设置有冷却给水温度传感器和冷却给水压力传感器，所述冷却给水温度传感器用于获取冷却给水温度检测值，所述冷却给水压力传感器用于获取冷却给水压力检测值；在所述回水总管上设置有冷却回水温度传感器和冷却回水压力传感器，所述冷却回水温度传感器用于获取冷却回水温度检测值，所述冷却回水压力传感器用于获取冷却回水压力检测值；

[0087] 在本实施例中，在N’根所述上塔回水管上分别设置有一个上塔阀。

[0088] 其关键技术在于：结合图4可以看出，循环冷却水系统工艺介质多温度目标设定值切换多参数预测控制算法的步骤为：

[0089] S1：对M’个换热器进行编号，并获取循环冷却水系统在a个采样周期内运行产生的历史数据，并将获取的历史数据作为换热器内工艺介质温度预测模型的训练数据；

[0090] S2：从历史数据中根据筛选条件筛选出特征变量，将换热器的历史数据中的工艺介质温度检测值、工艺介质温度偏差、工艺介质温度偏差变化率、冷却给水温度检测值、冷却给回水压差检测值作为输入数据，并进行数据归一化处理后得到归一数据集，并将该归一数据集划分为训练样本集和测试样本集；

[0091] S3:基于堆叠自动编码器,对训练样本集进行逐层贪婪无监督预训练,得到深层神经网络初始化的输入层与隐含层的权值矩阵W、输入层与隐含层阈值矩阵B;

[0092] S4:进行参数微调:对深层神经网络初始化的输入层与隐含层的权值矩阵W、输入层与隐含层阈值矩阵B进行微调,直到迭代次数达到迭代次数最大值为止,得到基于堆叠自动编码器的初始工艺介质温度预测模型;

[0093] S5:使用测试样本数据集对步骤S4得到的初始工艺介质温度预测模型进行测试,得到基于堆叠自动编码器的工艺介质温度预测模型;

[0094] S6:对步骤S5得到的工艺介质温度预测模型进行评估;

[0095] S7:获取循环冷却水系统当前状态下的当前数据,确定当前状态下的工艺介质最不利点,确定换热器控制对象,并结合工艺介质温度预测模型,得到对应的冷却给回水压差设定值$P_{\Delta s}$和工艺介质温度预测值T_{yi}。

[0096] 进一步的,所述筛选条件是工艺介质温度处于安全且节能的温度值区间内的历史数据,所述安全且节能的温度值区间在工艺介质温度阈值区间内。

[0097] 安全且节能的温度值区间和工艺介质温度阈值区间之间的差值,根据技术人员的历史经验技术进行归纳后设定。

[0098] 在本实施例中,步骤S3中,基于堆栈自动编码器的,对训练样本集进行逐层贪婪无监督预训练时,将训练样本集分成P组小批量训练样本,依次进行训练,并采用Dropout技术,随机选取部分神经元暂停工作,依次迭代,逐层训练,得到深层神经网络初始化的输入层与隐含层的权值矩阵W、输入层与隐含层阈值矩阵B。

[0099] 具体步骤:

[0100] 步骤一:将工业生产现场循环冷却水系统运行产生的历史数据作为换热器内工艺介质温度预测模型的训练数据;

[0101] 步骤二:筛选出步骤一中历史数据的特征变量,将编号I换热器内工艺介质温度偏差、编号I换热器内工艺介质温度偏差变化率、冷却给水温度检测值、冷却给回水压差检测值作为输入数据,并进行数据归一化处理后,划分为训练样本集和测试样本集两部分;

[0102] 步骤三:设定隐含层层数以及每层隐含层神经元的个数;

[0103] 步骤四:逐层贪婪无监督预训练,依次迭代,逐层训练,得到深层神经网络初始化的输入层与隐含层的权值矩阵W、输入层与隐含层阈值矩阵B;

[0104] 步骤五:参数微调,对初深层神经网络初始化的输入层与隐含层的权值矩阵W、输入层与隐含层阈值矩阵B进行微调,直到迭代次数达到设定最大值为止。工艺介质温度预测控制算法包括基于堆栈自动编码器的换热器内工艺介质温度预测模型离线训练和在线应用给出循环冷却水系统冷却给回水压差设定值:堆栈自动编码器属于深层神经网络,与传统的浅层神经网络相比,堆栈自动编码器有效地解决了传统神经网络参数随机初始化导致的一系列问题,可以有效挖掘各数据隐含关系,极大地提高了工业生产现场工艺介质温度预测控制准确性。

[0105] SAE是一种典型的深层神经网络,其基本构成单元是自动编码器(antoencoder,AE),其网络结构如图5所示。自动编码器(autoencoder,AE)网络结构如图5所示,由编码器和解码器组成:通过编码器将输入向量映射为隐含层中的特征向量,然后通过解码器将特征相量重构为原来的输入向量。

[0106] 在本实施例中，具体步骤为：给定一个输入样本集合X＝{x^i|1≤i≤N}，其中，N为样本总个数，x^i为样本集中的第i个训练样本，维数为n。设H＝{h^i|1≤i≤N}为隐含层特征向量集合，h^i为第i个样本对应的特征向量，维数为m，则X与H的编码关系为：

[0107] $H=s_f(WX+B)$

[0108] 式中：W为输入层与隐含层的权值矩阵；B为输入层与隐含层阈值矩阵；sf为编码器的神经元激活函数，通常采用sigmoid函数，其具有良好的特征辨识度：

[0109] $s_f(z)=1/(1+\exp(-z))$

[0110] 式中：z为输入向量。

[0111] 解码器是编码器的逆运算，以隐含层的特征向量作为输入向量，设$\hat{\mathbf{X}}=\{\hat{\mathbf{x}}^i|1\le i\le N\}$为输出向量集合，$\hat{\mathbf{x}}^i$为第i个样本对应的输出向量，维数为n，则解码器的表达式为：

[0112] $$\hat{\mathbf{X}}=s_g(\mathbf{W}'\mathbf{H}+\mathbf{B}')$$

[0113] 式中：W′为隐含层与输出层的权值矩阵；B′为隐含层与输出层的阈值矩阵；sg为解码器的神经元激活函数。

[0114] 自动编码器通过最小化输出向量与输入向量之间的重构误差来达到特征提取的目的，重构误差的公式如下：

[0115] $$L(\mathbf{x}^i,\hat{\mathbf{x}}^i)=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left\|\mathbf{x}^i-\hat{\mathbf{x}}^i\right\|^2$$

[0116] 利用梯度下降算法不断调整网络权值和阈值，降低重构误差，公式如下：

[0117] $$\begin{cases}\mathbf{W}\longleftarrow\mathbf{W}-l\dfrac{\partial\mathbf{L}(\mathbf{x},\hat{\mathbf{x}})}{\partial\mathbf{W}}\\ \mathbf{B}\longleftarrow\mathbf{B}-l\dfrac{\partial\mathbf{L}(\mathbf{x},\hat{\mathbf{x}})}{\partial\mathbf{B}}\end{cases}$$

[0118] 式中：l为学习率；$\partial\mathbf{L}(\mathbf{x},\hat{\mathbf{x}})/\partial\mathbf{W}$表示$\mathbf{L}(\mathbf{x},\hat{\mathbf{x}})$对权值W求偏导；$\partial\mathbf{L}(\mathbf{x},\hat{\mathbf{x}})/\partial\mathbf{B}$表示$L(\mathbf{x},\hat{\mathbf{x}})$对阈值B求偏导。

[0119] SAE是一种由AE栈式堆叠构成的深层神经网络模型，下层AE的输出将作为上层AE的输入。通过AE的堆叠实现特征的逐步抽象，最终形成更加紧凑、有用的特征，如图6所示为堆叠自编码器架构。W_n为第n-1层隐含层与第n层隐含层的权重矩阵，B_n为第n-1层隐含层与第n层隐含层的阈值矩阵。训练过程分为贪婪逐层无监督预训练和有监督微调两个步骤。贪婪逐层无监督预训练通过逐层训练得到网络的初始化权重和阈值，底层AE的输入为原始数据，隐含层输出数据作为上层AE的输入数据。

[0120] 当分层预训练完成后，将隐含层堆叠，其输入数据与输出数据关系表示为：

[0121] $$\hat{\mathbf{y}}^i=f_{(\mathbf{W},\mathbf{B})}(\mathbf{x}^i)$$

[0122] 式中：f为激活函数，x^i为第i个训练样本的输入变量，W、B分别为逐层预训练得到的网络初始化权重和阈值，$\hat{\mathbf{y}}^i$为第i个样本的预测值。构造实际值与预测值的误差损失函数，公式如下：

[0123] $$E(\mathbf{W},\mathbf{B})=\sum_{i=1}^{N}(\mathbf{y}^i-f_{(\mathbf{W},\mathbf{B})}(\mathbf{x}^i))^2$$

[0124] 式中：N为样本总个数，y^i为第i个样本的实际值。通过自上而下的反向传播对整个

网络权重和阈值进行微调，减小预测值与实际值的误差。

[0125] 在本实施例中，步骤S6工艺介质温度预测模型进行评估时；

[0126] 使用测试样本数据集测试训练之后的改进堆栈自动编码器，采用平均百分比误差(MAPE)作为衡量改进堆栈自动编码器评估性能的标准，表达式为：

[0127] $$MAPE=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{\mathbf{y}^{i}-\hat{\mathbf{y}}^{i}}{\mathbf{y}^{i}}\right|\times 100\%$$

[0128] 式中：y^{i}、$\hat{y}^{i}$分别为第i个样本循环冷却给回水压差的实际值和通过SAE评估得到的预测值。

[0129] 在本实施例中，步骤S4中，参数微调时，采用自上而下的小批量RMSProp优化方法对深层神经网络初始化的输入层与隐含层的权值矩阵W、输入层与隐含层阈值矩阵B进行微调，具体步骤为：

[0130] S41，设置全局学习率l、衰减速率ρ，初始化累计变量r1＝0，r2＝0。

[0131] S42，从训练集中选取包含m个样本的小批量数据集，根据误差损失函数，计算梯度：

[0132] $$\begin{cases}\mathbf{w}\longleftarrow\dfrac{1}{m}\dfrac{\partial\sum_{i=1}^{m}(\mathbf{y}^{i}-f_{(\mathbf{W},\mathbf{B})}(\mathbf{x}^{i}))^{2}}{\partial\mathbf{W}}\\ \mathbf{b}\longleftarrow\dfrac{1}{m}\dfrac{\partial\sum_{i=1}^{m}(\mathbf{y}^{i}-f_{(\mathbf{W},\mathbf{B})}(\mathbf{x}^{i}))^{2}}{\partial\mathbf{B}}\end{cases}$$

[0133] S43，计算累计平方梯度，如式(9)所示：

[0134] $$\begin{cases}r_{1}=\rho r_{1}+(1-\rho)\mathbf{w}\odot\mathbf{w}\\ r_{2}=\rho r_{2}+(1-\rho)\mathbf{b}\odot\mathbf{b}\end{cases}$$

[0135] 式中：⊙为逐元素乘积符号。

[0136] S44，分别更新权重和阈值参数：

[0137] $$\begin{cases}\mathbf{W}=\mathbf{W}-\dfrac{l}{\sqrt{r_{1}}}\odot\mathbf{w}\\ \mathbf{B}=\mathbf{B}-\dfrac{l}{\sqrt{r_{2}}}\odot\mathbf{b}\end{cases}$$

[0138] S45，当迭代次数达到要求时，停止运算，否则返回第S42步继续执行计算。

[0139] 再进一步描述，步骤S7的具体步骤为：

[0140] S71：获取循环冷却水系统当前状态下的当前数据；

[0141] S72：根据当前数据，确定当前状态下的工艺介质最不利点，

[0142] S73：确定该工艺介质最不利点对应的换热器j；

[0143] S74：获取的换热器j的特征变量；

[0144] S75：对换热器j的特征变量进行数据归一化处理；

[0145] S76：结合工艺介质温度预测模型和步骤S75得到的数据，确定冷却给回水压差设定值和工艺介质温度预测值。

[0146] 作为优选的技术方案，所述特征变量包括任意一个换热器内的工艺介质温度偏差值ei、工艺介质温度偏差变化率Δe_i、工艺介质实时温度检测值Tci以及循环冷却水系统中的冷却给水温度检测值Tgs、冷却给回水压差检测值$P_{\Delta j}$。

[0147] 工艺介质温度偏差值等于对应所述工艺介质实时温度检测值与对应所述工艺介质温度设定值的差值；

[0148] 所述工艺介质温度偏差变化率为对应所述工艺介质相邻两个检测时段温度变化值与上一检测时段的比值。

[0149] 在本实施例中，结合图8可以看出，步骤S72确定当前状态下的工艺介质最不利点的步骤为：

[0150] S721：初始化，设M'个工艺介质温度偏差值组成一个差值小组，共计M'个工艺介质温度偏差值，令$W_k=M'$；k＝1

[0151] S722：令$W_{k+1}=W_k+X$，使W_{k+1}可以被M'整除，X为填充的差值无线大的空位；且X等于0～M'-1；

[0152] S723：计算$W_{k+2}=W_{k+1}/M'$

[0153] S724：从W_{k+2}组中，采用交叉比较法，从每一组的M'个工艺介质温度偏差值中找出最小值，得到W_{k+2}个工艺介质温度偏差值；

[0154] S725：判断W_{k+2}是否等于1；若是，将该工艺介质温度偏差值作为工艺介质温度最不利点；否则，令k＝k+2；返回步骤S722。

[0155] 在本发明中，通过深层架构分别建立各换热器量测数据包括各换热器内工艺介质温度偏差及温度偏差变化率、冷却给水温度检测值以及冷却给回水压差设定值，与控制量预测量，即冷却给回水压差设定值之间的非线性映射关系。采用一种“预训练-参数微调”的两阶段离线训练学习方法，同时引入Dropout技术和RMSPROP技术对各换热器内工艺介质温度模型参数进行优化。训练后的模型能够依靠深层结构挖掘数据的隐藏模式，提取出有利于工艺介质温度预测控制效果的高阶特性。此外，该方法能够通过大量无标注样本的无监督训练提高模型泛化能力。

[0156] 结合图6，所构建的SAE(stacked autoencoder，SAE)换热器内工艺介质训练好的深度学习网络的隐含层的层数以及每层隐含层的神经元个数对评估精度和离线训练时间有一定影响。以循环冷却水系统现场检测数据作为样本输入数据，逐层对隐含层神经元个数进行设置：首先确定第1层隐含层神经元的最优个数并固定，然后增加一层确定第2层隐含层神经元的最优个数，以此类推，直到平均百分比误差(MAPE)不再提高为止。

[0157] 为了使本发明的技术方案更加清楚，对本发明所用到的堆栈自动编码器的原理进行了解释。SAE通过逐层贪婪无监督预训练可以有效提取数据的高阶特征，更好地逼近复杂函数，并缩小参数寻优空间，能够快速得到网络参数，提高神经网络的深层特征学习能力。

[0158] 相比浅层机器学习算法，深层网络在处理高维数据时，因为其复杂的网络结构更加容易产生过拟合问题，从而限制模型的泛化能力。Dropout是一种主流的防过拟合技术，其基本思想为：在模型训练时随机选择一部分节点不工作，这些节点将保存上一次迭代的权值，并将输出置为0。这些被选择的节点在下次迭代的过程中又会恢复之前保留的权值，再次随机选择部分节点重复此过程。网络结构在每次迭代过程中都将发生一定的变化，采用Dropout技术，随机选取部分神经元暂时不工作，如图7所示，减少了特定节点之间的共同

作用，减轻了网络输出对特定节点状态的依赖，从而防止过拟合。

[0159] 应当指出的是，上述说明并非是对本发明的限制，本发明也并不仅限于上述举例，本技术领域的普通技术人员在本发明的实质范围内所做出的变化、改性、添加或替换，也应属于本发明的保护范围。

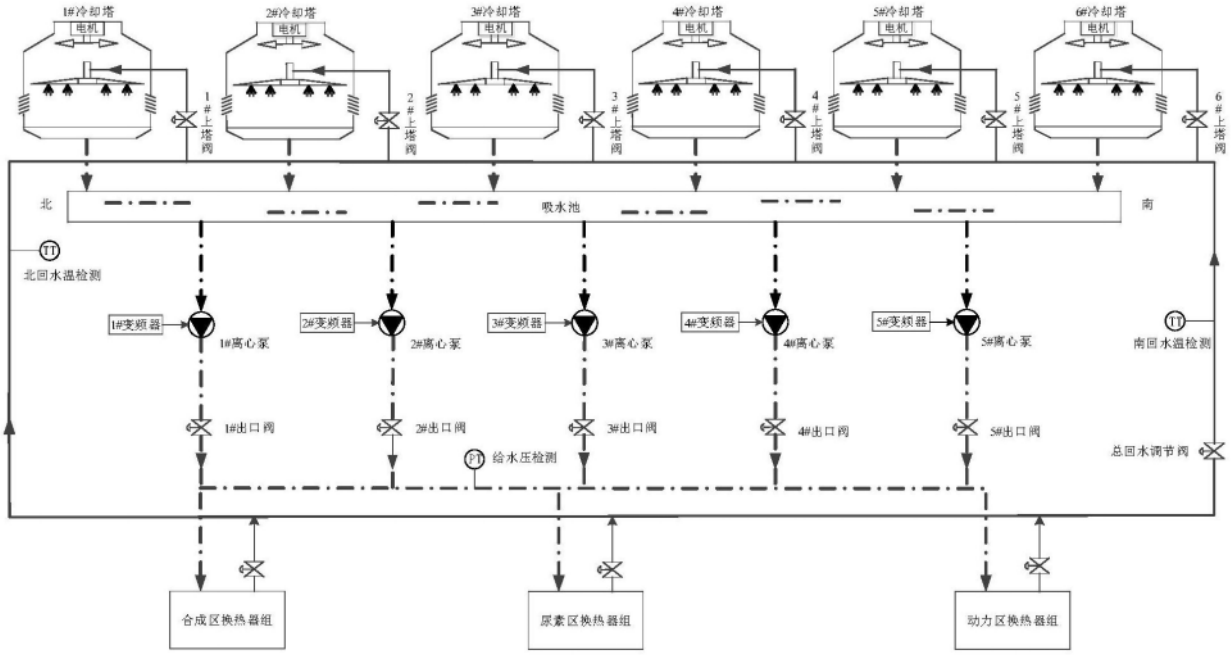

1#冷却塔
2#冷却塔
3#冷却塔
4#冷却塔
5#冷却塔
6#冷却塔
电机
1#上塔阀
2#上塔阀
3#上塔阀
4#上塔阀
5#上塔阀
6#上塔阀
北
吸水池
南
TT
北回水温检测
1#变频器
2#变频器
3#变频器
4#变频器
5#变频器
1#离心泵
2#离心泵
3#离心泵
4#离心泵
5#离心泵
南回水温检测
1#出口阀
2#出口阀
3#出口阀
4#出口阀
5#出口阀
PT
给水压检测
总回水调节阀
合成区换热器组
尿素区换热器组
动力区换热器组

图1

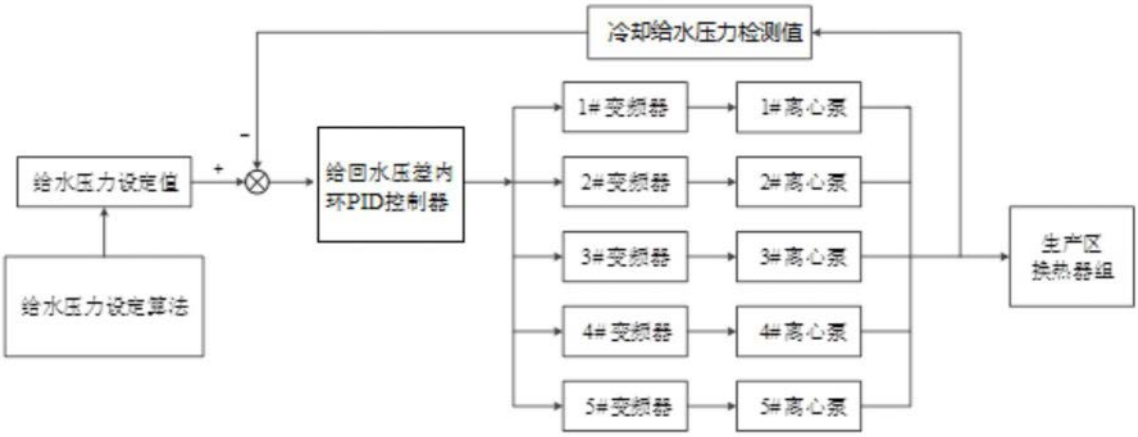

冷却给水压力检测值
给水压力设定值
给水压力设定算法
给回水压差内环PID控制器
1#变频器
2#变频器
3#变频器
4#变频器
5#变频器
1#离心泵
2#离心泵
3#离心泵
4#离心泵
5#离心泵
生产区换热器组

图2

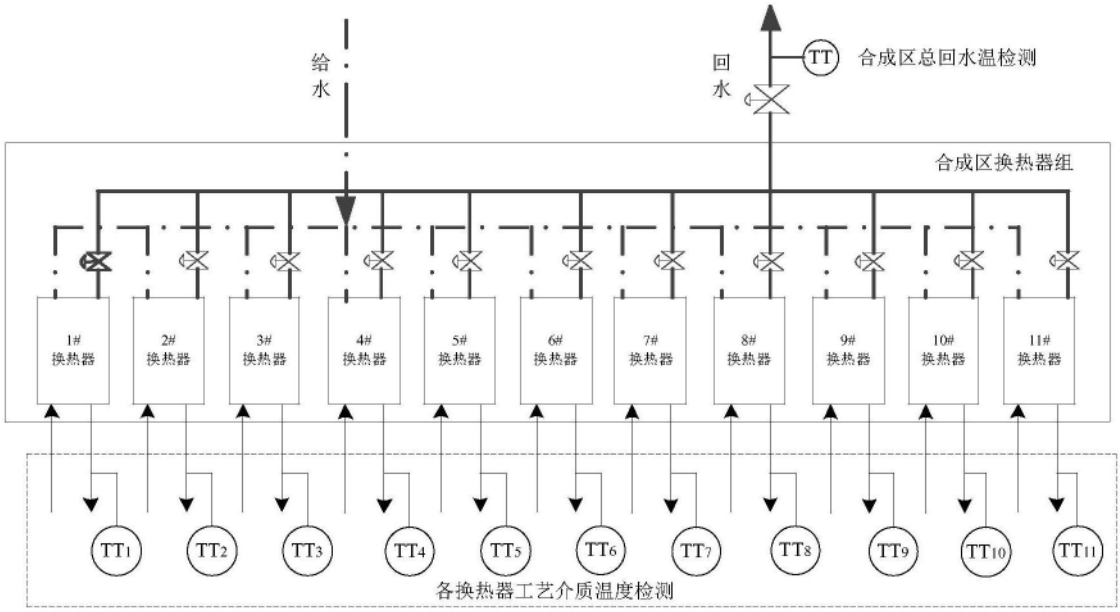

给水
回水
TT
合成区总回水温检测
合成区换热器组
1#换热器
2#换热器
3#换热器
4#换热器
5#换热器
6#换热器
7#换热器
8#换热器
9#换热器
10#换热器
11#换热器
TT1
TT2
TT3
TT4
TT5
TT6
TT7
TT8
TT9
TT10
TT11
各换热器工艺介质温度检测

图3

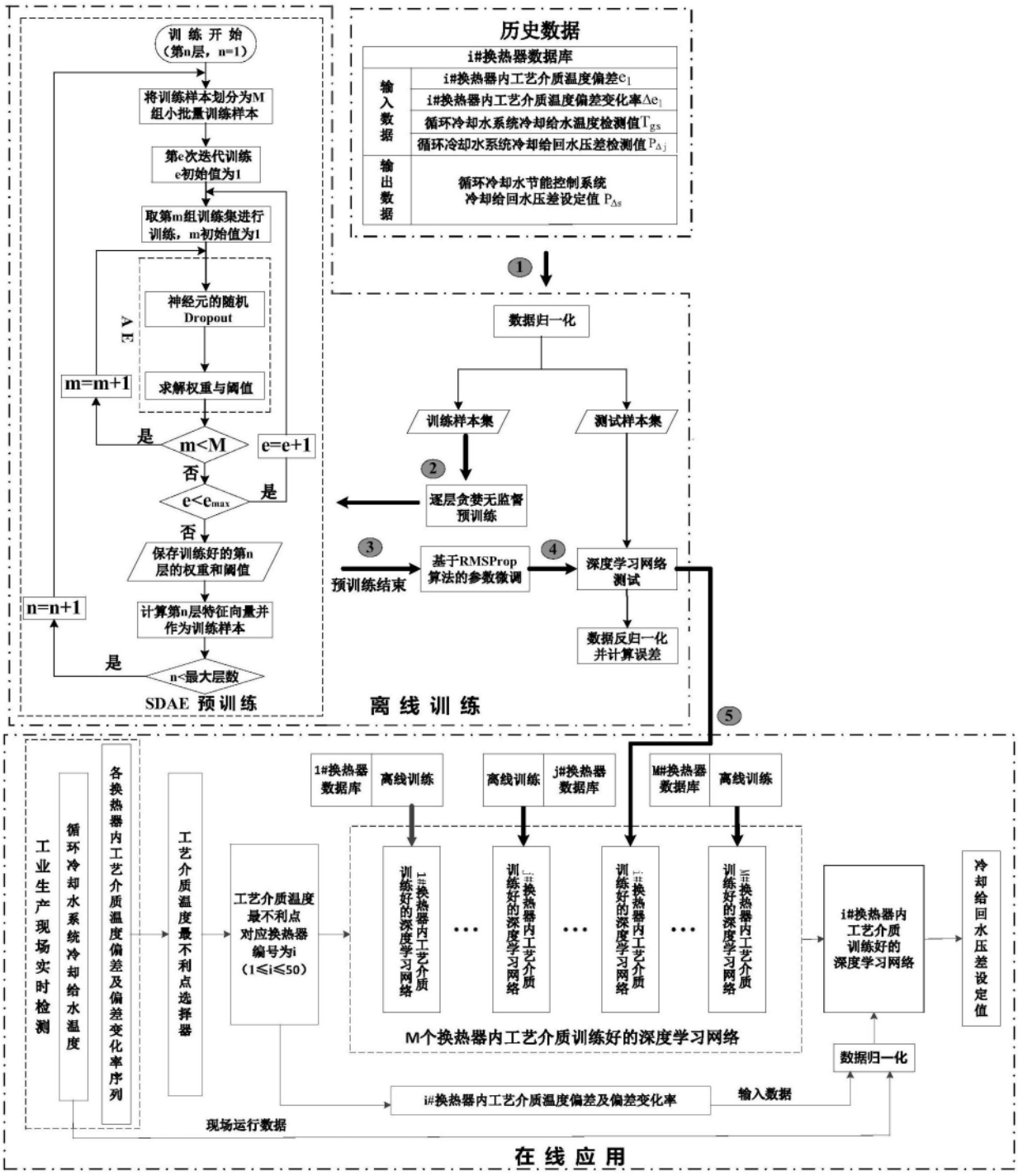

训练开始
（第n层，n=1）
将训练样本划分为M组小批量训练样本
第e次迭代训练
e初始值为1
取第m组训练集进行训练，m初始值为1
神经元的随机Dropout
求解权重与阈值
AE
m=m+1
是
m<M
否
e=e+1
是
e<emax
否
保存训练好的第n层的权重和阈值
n=n+1
计算第n层特征向量并作为训练样本
是
n<最大层数
SDAE 预训练
历史数据
i#换热器数据库
输入数据
i#换热器内工艺介质温度偏差e1
i#换热器内工艺介质温度偏差变化率Δe1
循环冷却水系统冷却给水温度检测值Tgs
循环冷却水系统冷却给回水压差检测值PΔj
输出数据
循环冷却水节能控制系统冷却给回水压差设定值 PΔs
1
数据归一化
训练样本集
测试样本集
2
逐层贪婪无监督预训练
3
预训练结束
基于RMSProp算法的参数微调
4
深度学习网络测试
数据反归一化并计算误差
离线训练
5
工业生产现场实时检测
循环冷却水系统冷却给水温度
各换热器内工艺介质温度偏差及偏差变化率序列
工艺介质温度最不利点选择器
工艺介质温度最不利点对应换热器编号为i（1≤i≤50）
1#换热器数据库
离线训练
j#换热器数据库
M#换热器数据库
i#换热器内工艺介质训练好的深度学习网络
M个换热器内工艺介质训练好的深度学习网络
i#换热器内工艺介质训练好的深度学习网络
数据归一化
冷却给回水压差设定值
i#换热器内工艺介质温度偏差及偏差变化率
输入数据
现场运行数据
在线应用

图4

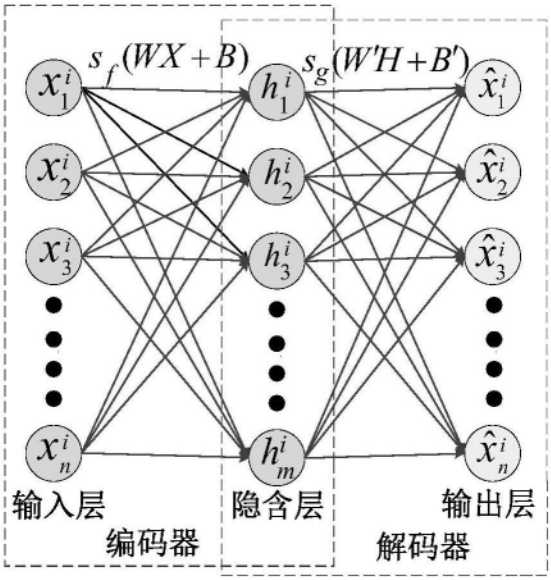

$s_f(WX+B)$
$s_g(W'H+B')$
输入层
隐含层
输出层
编码器
解码器

图5

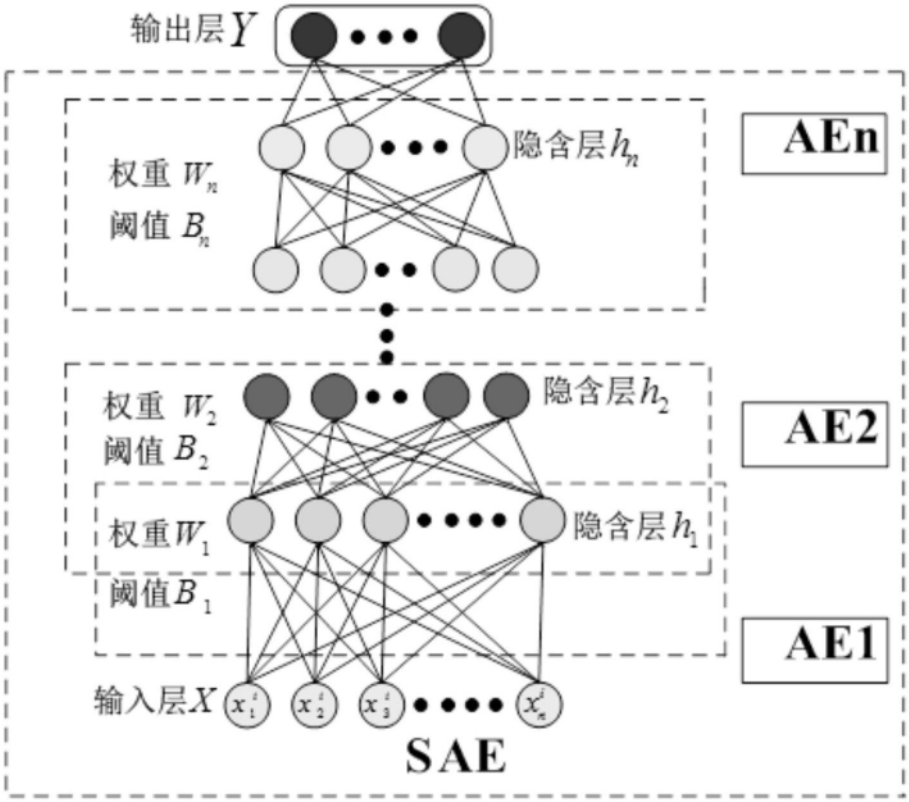

输出层 Y
隐含层 h_n
权重 W_n
阈值 B_n
AEn
隐含层 h_2
权重 W_2
阈值 B_2
AE2
隐含层 h_1
权重 W_1
阈值 B_1
AE1
输入层 X
SAE

图6

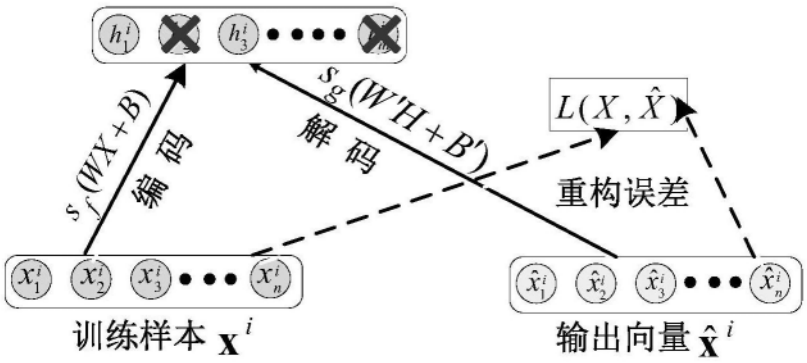

h_1^i h_3^i h_n^i
$s_f(WX+B)$
编 码
$s_g(W'H+B')$
解 码
$L(X,\hat{X})$
重构误差
x_1^i x_2^i x_3^i x_n^i
$\hat{x}_1^i$ $\hat{x}_2^i$ $\hat{x}_3^i$ $\hat{x}_n^i$
训练样本 $\mathbf{x}^i$
输出向量 $\hat{\mathbf{x}}^i$

图7

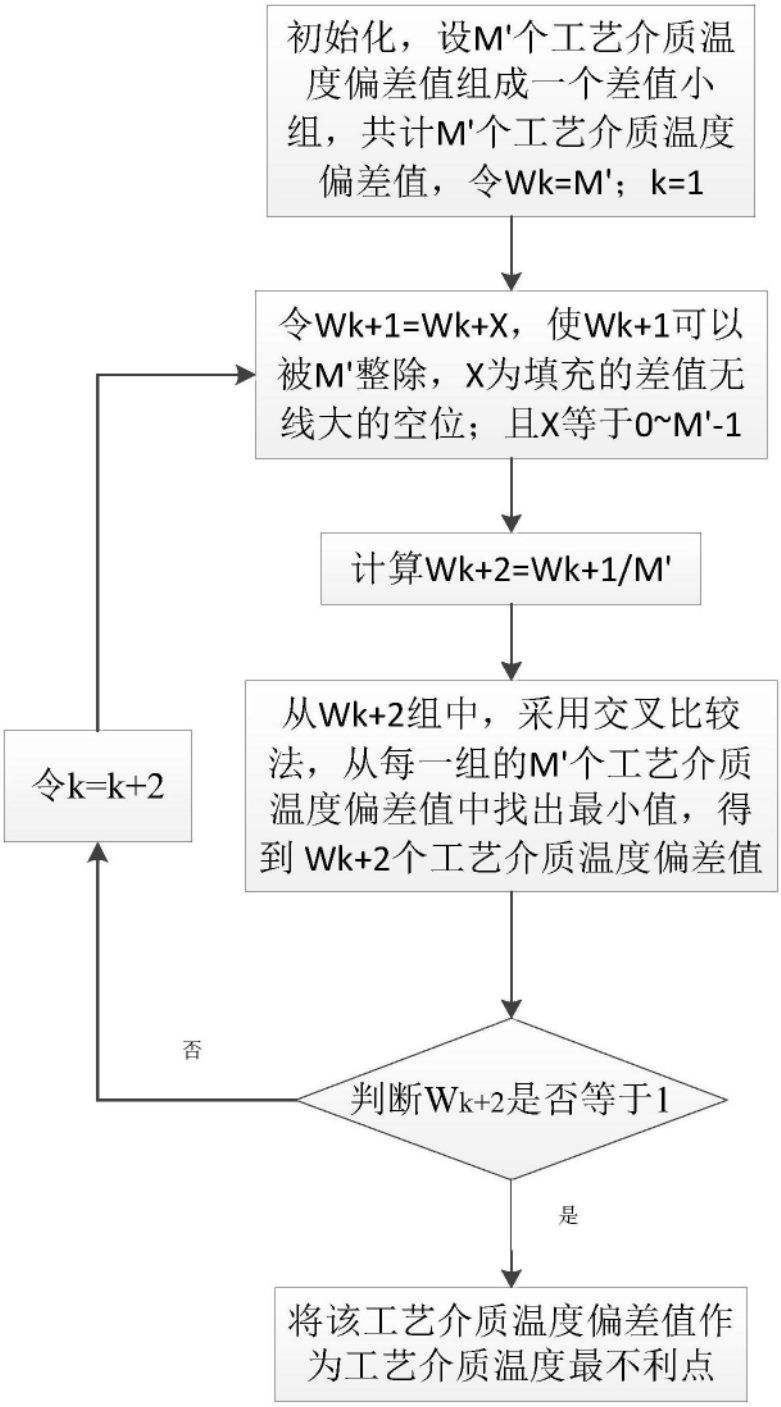

初始化，设M'个工艺介质温度偏差值组成一个差值小组，共计M'个工艺介质温度偏差值，令Wk=M'；k=1
令Wk+1=Wk+X，使Wk+1可以被M'整除，X为填充的差值无线大的空位；且X等于0~M'-1
计算Wk+2=Wk+1/M'
从Wk+2组中，采用交叉比较法，从每一组的M'个工艺介质温度偏差值中找出最小值，得到 Wk+2个工艺介质温度偏差值
判断Wk+2是否等于1
否
令k=k+2
是
将该工艺介质温度偏差值作为工艺介质温度最不利点

图8