

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2024 年 3 月 28 日 (28.03.2024)



(10) 国际公布号
WO 2024/060488 A1

- (51) 国际专利分类号:
G06F 30/27 (2020.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2023/075002
- (22) 国际申请日: 2023 年 2 月 8 日 (08.02.2023)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:
202211153466.6 2022年9月21日 (21.09.2022) CN
- (71) 申请人: 浙江大学 (ZHEJIANG UNIVERSITY) [CN/
CN]; 中国浙江省杭州市西湖区余杭塘路
866号, Zhejiang 310058 (CN)。
- (72) 发明人: 吴学成 (WU, Xuecheng); 中国浙江省杭州
市西湖区浙大路38号, Zhejiang 310027 (CN)。陈
玲红 (CHEN, Linghong); 中国浙江省杭州市西湖

区浙大路38号, Zhejiang 310027 (CN)。吴迎春
(WU, Yingchun); 中国浙江省杭州市西湖区浙大
路38号, Zhejiang 310027 (CN)。陈华锋 (CHEN,
Huafeng); 中国浙江省杭州市西湖区浙大路38
号, Zhejiang 310027 (CN)。张鑫 (ZHANG, Xin); 中
国浙江省杭州市西湖区浙大路38号, Zhejiang
310027 (CN)。喻可 (YU, Ke); 中国浙江省杭州市
西湖区浙大路38号, Zhejiang 310027 (CN)。邱坤
赞 (QIU, Kunzan); 中国浙江省杭州市西湖区浙大
路38号, Zhejiang 310027 (CN)。郑成航 (ZHENG,
Chenghang); 中国浙江省杭州市西湖区浙大路38
号, Zhejiang 310027 (CN)。吴卫红 (WU, Weihong);
中国浙江省杭州市西湖区浙大路38号, Zhejiang
310027 (CN)。高翔 (GAO, Xiang); 中国浙江省杭
州市西湖区浙大路38号, Zhejiang 310027 (CN)。

(54) Title: METHOD BASED ON DEEP RECURRENT NEURAL NETWORK AND EVOLUTIONARY COMPUTATION FOR OPTIMIZING COMBUSTION OF INDUSTRIAL BOILER

(54) 发明名称: 一种基于深度循环神经网络和进化计算的工业锅炉燃烧优化方法

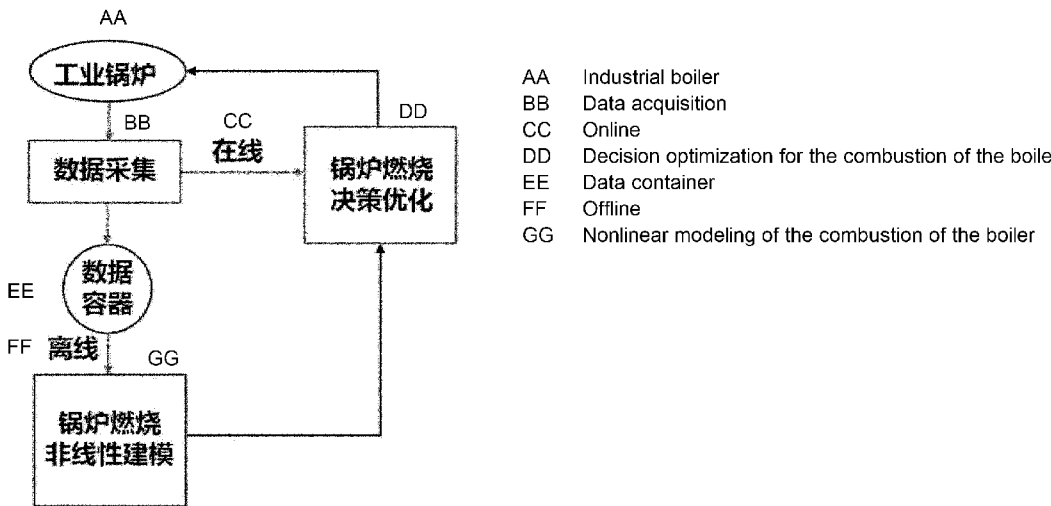


图 1

(57) Abstract: Disclosed in the present invention is a method based on a deep recurrent neural network and evolutionary computation for optimizing the combustion of an industrial boiler. The method comprises: (1) performing nonlinear offline modeling on the combustion of a boiler, which step comprises building a boiler combustion nonlinear model BM using a recurrent neural network structure, and training the BM using training parameters and an offset data structure to obtain a trained nonlinear model BM_trd; and performing online decision optimization on the combustion of the boiler, which step comprises establishing an online decision optimization method according to the nonlinear model BM_trd and the offset data structure, and searching for an optimal decision variation combination such that the thermal efficiency at a subsequent moment is optimized. By means of the method, online combustion optimization of an

岑可法 (CEN, Kefa); 中国浙江省杭州市西湖区
浙大路38号, Zhejiang 310027 (CN)。

(74) 代理人: 杭州天勤知识产权代理有限公司 (HANGZHOU TIANQIN INTELLECTUAL
PROPERTY AGENCY CO., LTD.); 中国浙江省杭
州市西湖区竞舟路1号筑品金座501
室, Zhejiang 310013 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家
保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG,
BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU,
CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI,
GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ,
IR, IS, IT, JM, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ,
LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, MG, MK, MN,
MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE,
PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE,
SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA,
UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区
保护): ARIPO (BW, CV, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ,
NA, RW, SC, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚
(AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE,
BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR,
HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, ME, MK, MT, NL, NO,
PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF,
CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN,
TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

industrial boiler is achieved when the industrial boiler has a relatively small variety of operation parameters, and a decision optimization
result is directly or indirectly used for boiler operation adjustment, thereby making boiler operation cleaner and efficient.

(57) 摘要: 本发明公开了一种基于深度循环神经网络和进化计算的工业锅炉燃烧优化方法: (1) 锅炉燃
烧非线性离线建模: 采用循环神经网络结构搭建锅炉燃烧非线性模型BM, 训练参数采用偏移数据
结构对BM进行训练, 得到训练完成后的非线性模型BM_trd; 锅炉燃烧决策在线优化: 根据非线性
模型BM_trd和偏移数据结构建立在线决策优化方法, 寻找最优的决策变化量组合, 使得下一时刻的
热效率得到优化。该方法在工业锅炉运行参数种类较少的情况下, 实现工业锅炉在线燃烧优化, 将
优化决策结果直接或间接用于锅炉运行调整, 使锅炉运行更加清洁、高效。

一种基于深度循环神经网络和进化计算的工业锅炉燃烧优化方法

技术领域

本发明涉及锅炉燃烧技术领域，具体涉及一种基于深度循环神经网络和进化计算的工业锅炉燃烧优化方法。

背景技术

当前，我国工业锅炉在市场中仍然占据较大的比例。然而，工业锅炉并不像电站锅炉那样，有着完善的自动化控制系统和丰富的运行监测数据类型。随着国内地方标准对工业锅炉污染物排放标准愈发严格、锅炉运行成本不断提高，当前工业锅炉面临降低污染物排放和实现经济运行的困难。在污染物控制方面，为每台工业锅炉配备昂贵的污染物处理装置往往不切实际；在经济运行方面，工业锅炉仍然以人为调控锅炉运行为主，往往只关注锅炉是否能顺利启动、是否能稳定运行，并不关注锅炉是否经济运行。

随着人工智能的快速发展，基于大数据的锅炉燃烧优化技术能为锅炉提供优化的运行控制策略，能从历史运行数据中学习较优的控制经验，从而代替人为决策或辅助人为决策，实现锅炉进一步的经济、清洁运行。目前，已有较多基于大数据的大型锅炉燃烧优化方法，其中以建立静态燃烧预测模型为主，例如基于稳态工况历史数据，建立前馈神经网络、支持向量机等非线性预测模型，该类方法主要存在一些缺陷：

- 1) 模型数据所需工况要求高，需要筛选稳态运行工况下的数据，而实际锅炉运行过程中，通常难以保持稳态运行，多随外界负荷需求的变动不断调节工况。

2) 静态模型只适应于锅炉稳态工况下的优化，而当锅炉负荷波动时，静态的燃烧模型对当前锅炉运行的预测较差。

3) 静态模型对数据类型要求高，因为仅考虑输入变量与输出变量之间的非线性特征，而未考虑变量本身在时间维度上的特征。

目前基于动态模型采用进化计算方法相对较少，一些采用循环神经网络建模的方法中，通常依赖较多的锅炉监测数据类型，一方面模型较为复杂，计算缓慢，另一方面不适用于工业锅炉数据缺乏的情况。如公开号为 CN109670629A 的中国专利公开的基于长短期记忆神经网络的燃煤锅炉热效率预测方法；公开号为 CN110705881A 的中国专利公开的一种基于人工神经网络的过滤效率在线计算方法及系统。

因此，基于动态建模的大数据工业锅炉燃烧优化方法的建立较为困难，其难点在于数据结构的设计和与优化算法的联合。

发明内容

本发明的目的在于提供一种基于深度循环神经网络和进化计算的工业锅炉燃烧优化方法，在工业锅炉运行参数种类较少的情况下，实现工业锅炉在线燃烧优化，将优化决策结果直接或间接用于锅炉运行调整，使锅炉运行更加清洁、高效。

本发明提供如下技术方案：

一种基于深度循环神经网络和进化计算的工业锅炉燃烧优化方法，所述方法包括：

(1) 锅炉燃烧非线性离线建模：采用循环神经网络结构搭建锅炉燃烧非线性模型 BM，训练参数采用偏移数据结构对 BM 进行训练，得到训练完成后的非线性模型 BM_trd；

(2) 锅炉燃烧决策在线优化：根据非线性模型 BM_trd 和偏移数据结构建立在线决策优化方法，寻找最优的决策变化量组合，使得下一时刻的热效率得到优化。

锅炉燃烧非线性离线建模需采用循环神经网络结构，例如普通循环神经网络层(RNN)、长短期记忆神经网络层(LSTM)和门控循环神经网络层(GRU)。所搭建的锅炉燃烧非线性模型(BoilerModel, BM)为神经网络层级堆叠结构，从上往下依次为单层卷积神经网络层(Conv)、若干循环神经网络层和若干全连接神经网络层(Dense)。

其中，根据不同的锅炉对象，所搭建模型具有不同的循环网络层数、全连接网络层数、各层网络节点数和节点激活函数，因而具有锅炉自定义性。当网络深度较大时，在多层全连接层之间采用批标准化层(Batch Normalization)，优化底层网络的损失分布。对顶层循环神经网络的层输入单元采用 dropout 正则化，对循环单元采用 recurrent dropout 正则化，缓解神经网络训练时的过拟合问题。

BM 模型具有特殊的训练数据结构：偏移数据结构。由于循环神经网络具有时间序列记忆特性，因而输入数据需包含时间维度，例如 $\{(X_{t-2}, X_{t-1}, X_t), X = (x_1, x_2, \dots, x_n)\}$ 表示时间序列长度为 3 的 n 维输入 X 。以下对偏移数据结构进行定义：

$$X = \begin{bmatrix} [Control_{t-n+1}, & Status_{t-n}, & Target_{t-n}] \\ & \dots \dots & \\ [Control_t, & Status_{t-1}, & Target_{t-1}] \\ [Control_{t+1}, & Status_t, & Target_t] \end{bmatrix} \quad Y = Target_{t+1}$$

所述偏移数据结构，具有三类参数分别为：1) 待优化决策参数 Control: $Control_{t-n+1}$ 、 $Control_t$ 和 $Control_{t+1}$ ；2) 锅炉运行状态参数 Status: $Status_{t-n}$ 、 $Status_{t-1}$ 和 $Status_t$ ；3) 优化目标参数 Target: $Target_{t-n}$ 、 $Target_{t-1}$ 和 $Target_t$ ；

在时间维度上，输入 X 中的 Control 参数需比 Status 参数和 Target 参数多前进一个时刻，即所谓的“偏移”为 Control 参数在时间维度上的前向偏移（向未来方向偏移）；输出 Y 为将来时刻的 Target 参数，与 Control 参数所处时刻一致； X 的时间序列长度定义为无偏移参数的时间间隔 $(t-(t-n)+1=n+1)$ ，需根据调试获得较优值；基于偏移数据结构，循环神经网络可“学习”特征 x_i 与目标 Y 的非线性关系，以及变量 X 的过去、现在、将来的时间序列分布与目标 Y 的非线性关系。

偏移数据结构中的 3 类参数，由锅炉用户确定优化目标 Target 参数，根据不同的 Target 参数选择确定类型的 Control 参数和 Status 参数，这些参数的确定依据了锅炉实际调控经验：

1) Target 参数为热效率、煤耗量时，Status 参数为：锅炉负荷（热负荷或电负荷）、主蒸汽压力（或供水压力）、锅炉燃烧室温度梯度（从燃烧器端至炉膛出口处各温度测量值）、排烟温度（最后一级换热器之后）；Control 参数为：一般视锅炉类型而定，主要优化风量、燃料量以及风门开度，一般为一次风量、炉膛出口氧气浓度、给燃料量、二次风门开度。

2) Target 参数为污染物浓度时, Status 参数和 Control 参数在 1) 的基础上, Status 参数应增加加入炉燃料性质。例如针对 NO_x 污染物需增加挥发分参数, 针对 SO_2 污染物需增加硫分参数, 针对其他污染物由用户自定义选择燃料性质。

由于确定的数据特征数较少, 通常为 10-15, 满足工业锅炉数据类型较少的现状, 同时可减小神经网络模型节点数, 搭建“轻量化”模型, 减少后续优化时的计算量。

最终, 锅炉非线性离线建模流程如下:

1) 从锅炉原始运行数据中提取数据集, 包括 Target 参数、Control 参数和 Status 参数;

2) 系统误差位置索引: 人为确定目标值范围, 例如针对热效率, 当热效率大于 1 或小于 0.7 时认定无效, 通过遍历目标提取无效数据的位置索引;

3) 数据标准化或归一化;

4) 随机误差处理: 对数据进行滤波处理, 例如卡尔曼滤波;

5) 系统误差处理: 基于 2) 的位置索引, 提取相邻位置索引间隔大于 100 的中间数据段, 该操作既可分离误差, 又可保证数据的连续性;

6) 建立序列池;

7) 将 5) 提取得到的所有数据段按偏移数据结构进行变换, 将每一条序列 (X, Y) 存放至序列池中。

8) 将序列池内的序列顺序打乱, 利于模型收敛。按比例将数据分为模型训练集和测试集, 将训练集导入 BM 模型中, 通过反向传播损失 (训练集真值与模型预测值的误差), 不断迭代更新神经网络的权重参数。通过不断调整模型超参数 (神经网络节点数、神经网络层数、偏移数据结构的时间序列长

度)得到最优化模型。该步骤为离线训练,训练完成后保存最优的权重参数,得到训练后的非线性模型 BM_trd。

基于 BM_trd,建立在线决策优化方法,其过程依赖偏移数据结构,具体方法定义如下:

1)提取当前锅炉运行数据,建立一个序列长度的输入 X_c ($X_{current}$):

$$X_c = \begin{bmatrix} [Control_{t-n}, Status_{t-n}, Target_{t-n}] \\ \dots \dots \\ [Control_{t-1}, Status_{t-1}, Target_{t-1}] \\ [Control_t, Status_t, Target_t] \end{bmatrix}, \quad t \text{ 为当前时刻};$$

2)将 Control 参数向前偏移,得到偏移后的输入 X_{co} ($X_{current\_offset}$):

$$X_{co} = \begin{bmatrix} [Control_{t-n+1}, Status_{t-n}, Target_{t-n}] \\ \dots \dots \\ [Control_t, Status_{t-1}, Target_{t-1}] \\ [Control_t, Status_t, Target_t] \end{bmatrix};$$

3)建立优化对象 ΔC 种群: ΔC 表示 Control 参数的连续变化量,其具体最优值由进化计算迭代所得,定义算法搜索 ΔC 的范围为 $[(\Delta C)_{min}, (\Delta C)_{max}]$,将 ΔC 加入 X_{co} 后得到 X_{coi} ,则 ΔC 种群转化为 X_{coi} 种群:

$$X_{coi} = \begin{bmatrix} [Control_{t-n+1}, Status_{t-n}, Target_{t-n}] \\ \dots \dots \\ [Control_t, Status_{t-1}, Target_{t-1}] \\ [Control_t + \Delta C, Status_t, Target_t] \end{bmatrix}$$

其中, $Control_t + \Delta C = Control_{t+1}$; $(\Delta C)_{min}$ 和 $(\Delta C)_{max}$ 由人为定义,一般设定搜索的最大最小范围较小,避免锅炉调控幅度过大导致运行波动、发生事故等。最终 ΔC 种群的最优个体即为输出的最优决策变化量。

锅炉燃烧决策优化方法采用的进化计算方法包括群智能算法和进化算法。针对不同问题，进化计算方法需要建立适宜的适应性函数（fitness function），以下定义本方法的适应性函数：

$$objV = a^{BM\_trd(Norm(X_c)) - X_c[-1, -1]}$$

$$s.t. (\Delta C)_{min} \leq \Delta C \leq (\Delta C)_{max}$$

其中， $objV$ 表示适应度值； $Norm(X_c)$ 表示 X_c 采用BM所用的相同标准化、归一化过程； $X_c[-1, -1]$ 表示当前时刻 t 锅炉运行的Target值，则 $BM\_trd(Norm(X_c)) - X_c[-1, -1]$ 表示 $\Delta Target$ ，若为负值，表示采用当前 ΔC 策略时将导致未来Target降低，反之亦然； a 为指数扩大系数，主要将 $\Delta Target$ 规范至 $(0, +\infty)$ ，以适应部分进化算法的选择算子（ $objV > 0$ ），同时原始 $\Delta Target$ 通常较小，难以区分，而通过指数扩大后， $\Delta Target$ 的差距被拉大，有利于进化计算对拥有较大 $\Delta Target$ 的策略 ΔC 进行选择，例如利于“轮盘赌选择”等；最终根据调试获得适宜大小的 a 。

基于进化计算的燃烧优化过程，就是不断迭代进化 ΔC 种群，通过寻找最优的决策变化量组合，最终使得下一时刻的热效率得到优化，该过程与锅炉实际人为调控方法一致：先通过人为观察当前运行数据，例如负荷、蒸汽压力等，再去微调部分决策参数，以此期待未来锅炉某个运行参数能得到优化。

本发明在锅炉燃烧非线性离线建模时，燃烧优化目标由用户指定，例如锅炉热效率、煤耗量、污染物排放浓度等，主要采用循环神经网络结构，基于少量确定的锅炉运行监测参数建立非线性预测模型。

本发明提供的优化方法中由于锅炉燃烧非线性离线建模中所需数据类别较少，适应于工业锅炉运行参数种类偏少的状况。工业锅炉种类包括小型生

物质锅炉、燃气锅炉、燃油锅炉、循环流化床锅炉等，不包含小型电加热锅炉。然而锅炉大同小异，本燃烧优化方法也同样适用于大型电站锅炉。

本发明提供的优化方法结合锅炉实际调控经验和循环神经网络算法原理，搭建特殊的偏移数据结构，从而可联合进化计算，符合锅炉生产实际优化需求。基于离线模型，通过连续的进化计算，对当前时刻锅炉运行决策进行优化，进化计算耗时通常在一个原始工况时间间隔以内，满足锅炉在线优化需求。

附图说明

图 1 为工业锅炉燃烧优化方法的结构框图；

图 2 为深度神经网络层级堆叠结构；

图 3 为工业锅炉燃烧优化方法详细流程图；

图 4 为锅炉燃烧非线性模型拟合图。

具体实施方式

下面结合附图对本发明具体实施方式做进一步说明，但不限于这些实施例。

一种基于深度循环神经网络和进化计算的工业锅炉燃烧优化方法，如图 1 所示，主要包含两个部分：1) 锅炉燃烧非线性离线建模；2) 锅炉燃烧决策在线优化。针对不同的工业锅炉对象，通过采集历史数据和在线数据，分别进行非线性离线建模和在线进化计算得到实时的决策优化结果。

锅炉燃烧非线性离线建模采用循环神经网络结构，本实施例采用长短期记忆神经网络层（LSTM_net）。如图 2 所示，所搭建的锅炉燃烧非线性模型（BoilerModel, BM）为神经网络层级堆叠结构，经调试，最终模型从上往下依次为 1 层 Conv_net 网络层、3 层 LSTM_net 网络层和 2 层 Dense_net 网络层，其中，Conv_net 提取序列长度尺寸为 2、输出特征序列长度为 30，其他网络层节点数依次为 40, 40, 30, 30, 1。Conv_net 网络层激活函数采用 ReLU 函数；Dense_net 网络层均采用 Sigmoid 函数。由于网络深度较大，在两层 Dense_net 之间采用 Batch Normalization，优化底层网络的损失分布。对顶层 LSTM_net 网络层采用 dropout 正则化，dropout 的比例为 0.1。

BM 模型训练数据采用“偏移数据结构”，其定义如下：

$$X = \begin{bmatrix} [Control_{t-n+1}, & Status_{t-n}, & Target_{t-n}] \\ \dots \dots \\ [Control_t, & Status_{t-1}, & Target_{t-1}] \\ [Control_{t+1}, & Status_t, & Target_t] \end{bmatrix} \quad Y = Target_{t+1}$$

偏移数据结构，具有三类参数分别为：1）待优化决策参数（Control）；2）锅炉运行状态参数（Status）；3）优化目标参数（Target）。在时间维度上，输入 X 中的 Control 参数需比 Status 参数和 Target 参数多前进一个时刻，即所谓的“偏移”为 Control 参数在时间维度上的前向偏移（向未来方向偏移）；输出 Y 为将来时刻的 Target 参数，与 Control 参数所处时刻一致； X 的时间序列长度定义为无偏移参数的时间间隔 $(t-(t-n)+1=n+1$ ，本案例中 $n=2$)；基于偏移数据结构，循环神经网络可“学习”特征 x_i 与目标 Y 的非线性关系，以及变量 X 的过去、现在、将来的时间序列分布与目标 Y 的非线性关系。偏移数据结构中的 3 类参数，由锅炉用户确定优化目标 Target 参数，根据不同的 Target

选择确定类型的 Control 参数和 Status 参数，这些参数的确定依据了锅炉实际调控经验。

本实施例的优化对象为 130t/h 小型循环流化床工业锅炉，优化目标 Target 为热效率，则确定 Control 参数和 Status 参数如下：

1) Status 参数：锅炉负荷、主蒸汽压力、平均床温、炉膛出口平均温度、平均排烟温度；

2) Control 参数：左侧一次风量、右侧一次风量、总给煤量、炉膛出口平均氧气浓度。

由于确定的数据特征数只有 10 个，神经网络模型节点数经过调试也较少，最终 BM 模型待训练总参数共 34491 个，模型参数较少，利于减少后续进化计算迭代所需的时间。

基于搭建的模型结构和数据结构，完成锅炉燃烧非线性离线建模，其流程如图 3 中的(a)所示：

- 1) 提取锅炉历史运行数据若干条，建立总数据集 $\text{History}(X, Y)$ ；
- 2) 系统误差位置索引：当热效率大于 1 或小于 0.7 时认定无效，通过遍历 $\text{History}(Y)$ 提取无效数据的位置索引；
- 3) 对总数据集 $\text{History}(X)$ 进行标准化；
- 4) 随机误差处理：对 $\text{History}(X, Y)$ 进行卡尔曼滤波处理；
- 5) 系统误差处理：基于 2) 的位置索引，提取相邻位置索引间隔大于 100 的中间数据段，该操作既可分离误差，又可保证数据的连续性；
- 6) 建立序列池；

7) 将 5) 提取到的中间数据段按偏移数据结构进行变换, 将每一条序列 (X, Y) 存放至序列池中。

8) 将序列池序列打乱, 利于模型收敛。按比例将池内序列数据为训练集和测试集。将训练集导入 BM 模型, 通过反向传播损失 (训练集真值与模型预测值的误差), 采用 RMSProp 梯度下降算法不断迭代更新神经网络的权重参数, 最终训练拟合结果如图 4 所示, 图中模型在测试集上理想拟合线和模型拟合线重合情况较好, 表明模型训练后能较好的预测锅炉热效率值。该步骤为离线训练, 训练完成后保存最优的权重参数, 得到训练后的非线性模型 BM_trd。

依靠偏移数据结构, 结合实际调控人员的锅炉控制经验, 基于差分进化算法建立决策在线优化方法, 其流程如图 3 中的(b)所示:

1) 提取当前锅炉运行数据, 建立一个序列长度的输入 X_c ($X\_current$):

$$X_c = \begin{bmatrix} [Control_{t-n}, Status_{t-n}, Target_{t-n}] \\ \dots \dots \\ [Control_{t-1}, Status_{t-1}, Target_{t-1}] \\ [Control_t, Status_t, Target_t] \end{bmatrix}, \quad t \text{ 为当前时刻。}$$

2) 将 Control 参数向前偏移, 得到偏移后的输入 X_{co} ($X\_current\_offset$):

$$X_{co} = \begin{bmatrix} [Control_{t-n+1}, Status_{t-n}, Target_{t-n}] \\ \dots \dots \\ [Control_t, Status_{t-1}, Target_{t-1}] \\ [Control_t, Status_t, Target_t] \end{bmatrix}。$$

3) 建立优化对象 ΔC 种群: ΔC 表示 Control 参数的连续变化量, 其具体最优值由差分进化迭代所得, 定义算法搜索 ΔC 的范围为 $[(\Delta C)_{min}, (\Delta C)_{max}]$, 其

中 $(\Delta C)_{min}=[-3000, -3000, -0.5, -0.5]$, $(\Delta C)_{max}=[3000, 3000, 0.5, 0.5]$ 。将 ΔC 加入 X_{co} 后得到 X_{coi} , 则 ΔC 种群转化为 X_{coi} 种群:

$$X_{coi} = \begin{bmatrix} [Control_{t-n+1}, & Status_{t-n}, & Target_{t-n}] \\ \dots \dots \\ [Control_t, & Status_{t-1}, & Target_{t-1}] \\ [Control_t + \Delta C, & Status_t, & Target_t] \end{bmatrix}$$

其中, $Control_t + \Delta C = Control_{t+1}$ 。

4) 计算个体适应度: 将 X_{coi} 输入 BM_trd 模型后, 得到下一时刻热效率的预测值, 则定义适应性函数:

$$objV = a^{BM\_trd(Norm(X_c)) - X_c[-1, -1]}$$

$$s.t. (\Delta C)_{min} \leq \Delta C \leq (\Delta C)_{max}$$

其中, $objV$ 表示适应度值; $Norm(X_c)$ 表示 X_c 采用 BM 所用的相同标准化过程; $X_c[-1, -1]$ 表示当前时刻锅炉运行的热效率值, 则 $BM\_trd(Norm(X_c)) - X_c[-1, -1]$ 表示 $\Delta Target$, 若为负值, 表示采用当前 ΔC 策略时导致未来热效率降低, 反之亦然; a 为指数扩大系数, 为 200, 将 $\Delta Target$ 规范至 $(0, +\infty)$, 以适应部分进化算法选择算子 ($objV > 0$), 同时原始 $\Delta Target$ 通常较小, 难以区分, 而通过指数扩大后, $\Delta Target$ 的差距被拉大, 有利于进化计算对拥有较大 $\Delta Target$ 的策略 ΔC 进行选择。

5) 差分进化: 若不满足算法收敛条件, 则进行种群的差分变异、重组和选择, 其优化过程, 就是不断迭代进化 ΔC 种群, 通过寻找最优的决策变化量组合, 最终使得下一时刻的热效率得到优化, 该过程与锅炉实际人为调控方法一致: 先通过人为观察当前运行数据, 例如负荷、蒸汽压力等, 再去微调部分决策参数, 以此期待未来锅炉某个运行参数能得到优化。

6) ΔC 种群的最优个体即为输出的最优决策变化量。

最终，该实施例决策优化结果如表 1 所示，针对 20 个不同的原始工况进行优化，平均计算时长为 130s，远小于原始工况时间间隔（10min），满足在线优化要求。热效率变化量基本为正值，表明通过燃烧决策优化实现热效率提升具有较大的空间。该实施例的优化结果表明，本工业锅炉燃烧优化方法具有可行性。

表 1 实施例决策优化结果

工况	计算时长	当前热效率	下一时刻热效率变化量	左侧一次风量变化量	右侧一次风量变化量	总给煤量变化量	炉膛出口平均氧气浓度变化量
1	127.6	0.8371	0.0718	1369.8	2637.1	0.25	-0.48
21	128.3	0.8468	0.0622	2277.3	2075.3	0.20	-0.09
31	124.6	0.8288	0.0801	1351.9	-2141.6	-0.06	0.41
41	117.6	0.8406	0.0683	2233.5	2006.1	-0.24	-0.11
51	121.7	0.8485	0.0604	342.6	-818.8	0.41	0.21
61	131.2	0.8542	0.0548	1534.6	2276.2	-0.44	0.08
71	126.0	0.8962	0.0128	1902.5	521.5	-0.19	0.15
81	127.9	0.8811	0.0279	2291.9	1466.7	0.23	-0.17
91	126.9	0.8846	0.0244	1394.7	302.7	-0.08	-0.13
101	127.6	0.9006	0.0084	1777.6	2177.9	-0.47	-0.31
111	125.7	0.8961	0.0128	1792.2	1081.8	-0.40	0.50
121	122.5	0.8822	0.0268	1275.9	1877.7	0.18	0.01
131	123.7	0.8301	0.0788	2150.0	1693.2	-0.25	0.29
141	129.0	0.8753	0.0336	1340.0	-1696.8	0.12	0.33
151	133.1	0.8914	0.0175	2333.5	2703.7	0.00	-0.35
161	145.1	0.8707	0.0383	1702.1	451.4	-0.41	-0.23
171	148.0	0.8640	0.0449	695.8	-2935.9	-0.13	0.04
181	142.2	0.8571	0.0519	1420.5	-1327.0	-0.34	-0.03
191	134.6	0.8788	0.0301	1551.8	2635.4	-0.08	-0.29
201	135.8	0.9092	-0.0002	1830.9	-1721.6	-0.43	0.14

权利要求书

1. 一种基于深度循环神经网络和进化计算的工业锅炉燃烧优化方法，其特征在于，所述方法包括：

(1) 锅炉燃烧非线性离线建模：采用循环神经网络结构搭建锅炉燃烧非线性模型 BM，训练参数采用偏移数据结构对 BM 进行训练，得到训练完成后的非线性模型 BM_trd；

(2) 锅炉燃烧决策在线优化：根据非线性模型 BM_trd 和偏移数据结构建立在线决策优化方法，寻找最优的决策变化量组合，使得下一时刻的热效率得到优化。

2、根据权利要求 1 所述的基于深度循环神经网络和进化计算的工业锅炉燃烧优化方法，其特征在于，所述循环神经网络结构为普通循环神经网络 RNN、长短期记忆神经网络层 LSTM 或门控循环神经网络层 GRU；搭建的锅炉燃烧非线性模型 BM 为神经网络层级堆叠结构，从上往下依次为单层卷积神经网络层 Conv、若干循环神经网络层和若干全连接神经网络层 Dense。

3、根据权利要求 2 所述的基于深度循环神经网络和进化计算的工业锅炉燃烧优化方法，其特征在于，在步骤 (1) 中，所述偏移数据结构为：

$$X = \begin{bmatrix} [Control_{t-n+1}, Status_{t-n}, Target_{t-n}] \\ \dots \dots \\ [Control_t, Status_{t-1}, Target_{t-1}] \\ [Control_{t+1}, Status_t, Target_t] \end{bmatrix} \quad Y = Target_{t+1};$$

所述偏移数据结构，具有三类参数分别为：1) 待优化决策参数 Control: $Control_{t-n+1}$ 、 $Control_t$ 和 $Control_{t+1}$ ；2) 锅炉运行状态参数 Status: $Status_{t-n}$ 、 $Status_{t-1}$ 和 $Status_t$ ；3) 优化目标参数 Target: $Target_{t-n}$ 、 $Target_{t-1}$ 和 $Target_t$ ；

在时间维度上，输入 X 中的 Control 参数需比 Status 参数和 Target 参数多前进一个时刻，即所谓的“偏移”为 Control 参数在时间维度上的前向偏移，即，向未来方向偏移；输出 Y 为将来时刻的 Target 参数，与 Control 参数所处时刻一致； X 的时间序列长度定义为无偏移参数的时间间隔 $t-(t-n)+1=n+1$ 。

4、根据权利要求 3 所述的基于深度循环神经网络和进化计算的工业锅炉燃烧优化方法，其特征在于，由锅炉用户确定优化目标 Target 参数，根据不同的 Target 参数选择确定类型的 Control 参数和 Status 参数，具体为：

1) 当 Target 参数为热效率、煤耗量时，Status 参数为：锅炉负荷、主蒸汽压力或供水压力、锅炉燃烧室温度梯度、排烟温度；Control 参数为：风量、燃料量以及风门开度；

2) 当 Target 参数为污染物浓度时，Status 参数和 Control 参数在 1) 的基础上，Status 参数增加加入炉燃料性质。

5、根据权利要求 4 所述的基于深度循环神经网络和进化计算的工业锅炉燃烧优化方法，其特征在于，所述锅炉负荷为热负荷或电负荷，锅炉燃烧室温度梯度为从燃烧器端至炉膛出口处各温度测量值，排烟温度为最后一级换热器之后的排烟温度；Control 参数为：一次风量、炉膛出口氧气浓度、给燃料量、二次风门开度；入炉燃料性质：当针对 NO_x 污染物时为挥发分参数，当针对 SO_2 污染物时为硫分参数。

6、根据权利要求 5 所述的基于深度循环神经网络和进化计算的工业锅炉燃烧优化方法，其特征在于，锅炉燃烧非线性离线建模的过程为：

1) 从锅炉原始运行数据中提取数据集，包括 Target 参数、Control 参数和 Status 参数；

- 2) 系统误差位置索引;
- 3) 数据标准化或归一化;
- 4) 随机误差处理;
- 5) 系统误差处理: 基于步骤 2) 的位置索引, 提取相邻位置索引间隔大于 100 的中间数据段进行系统误差处理;
- 6) 建立序列池;
- 7) 将 5) 提取得到的所有数据段按偏移数据结构进行变换, 将每一条序列 (X, Y) 存放至序列池中;
- 8) 将序列池内的序列顺序打乱; 按比例将数据分为模型训练集和测试集, 将训练集导入 BM 模型中, 通过反向传播损失, 不断迭代更新神经网络的权重参数; 通过不断调整模型超参数得到最优化模型; 该步骤为离线训练, 训练完成后保存最优的权重参数, 得到训练后的非线性模型 BM_trd。

7、根据权利要求 6 所述的基于深度循环神经网络和进化计算的工业锅炉燃烧优化方法, 其特征在于, 在步骤 2) 中, 系统误差位置索引的方法为人为确定目标值范围, 当针对热效率: 当热效率大于 1 或小于 0.7 时认定无效, 通过遍历目标提取无效数据的位置索引; 在步骤 4) 中随机误差处理为对数据进行滤波处理; 在步骤 8) 中, 模型超参数包括神经网络节点数、神经网络层数、偏移数据结构的时间序列长度。

8、根据权利要求 1 所述的基于深度循环神经网络和进化计算的工业锅炉燃烧优化方法, 其特征在于, 在步骤 (2) 中, 所述决策在线优化方法为:

- 1) 提取当前锅炉运行数据, 建立一个序列长度的输入 X_c ($X_{current}$):

$$X_c = \begin{bmatrix} [Control_{t-n}, Status_{t-n}, Target_{t-n}] \\ \dots \dots \\ [Control_{t-1}, Status_{t-1}, Target_{t-1}] \\ [Control_t, Status_t, Target_t] \end{bmatrix}, \quad t \text{ 为当前时刻};$$

2) 将 Control 参数向前偏移, 得到偏移后的输入 X_{co} ($X\_current\_offset$):

$$X_{co} = \begin{bmatrix} [Control_{t-n+1}, Status_{t-n}, Target_{t-n}] \\ \dots \dots \\ [Control_t, Status_{t-1}, Target_{t-1}] \\ [Control_t, Status_t, Target_t] \end{bmatrix};$$

3) 建立优化对象 ΔC 种群: ΔC 表示 Control 参数的连续变化量, 其具体最优值由进化计算迭代所得, 定义算法搜索 ΔC 的范围为 $[(\Delta C)_{min}, (\Delta C)_{max}]$, 将 ΔC 加入 X_{co} 后得到 X_{coi} , 则 ΔC 种群转化为 X_{coi} 种群:

$$X_{coi} = \begin{bmatrix} [Control_{t-n+1}, Status_{t-n}, Target_{t-n}] \\ \dots \dots \\ [Control_t, Status_{t-1}, Target_{t-1}] \\ [Control_t + \Delta C, Status_t, Target_t] \end{bmatrix}$$

其中, $Control_t + \Delta C = Control_{t+1}$;

4) 计算个体适应度: 将 X_{coi} 输入 BM_trd 模型后, 得到下一时刻热效率的预测值, 则定义适应性函数:

$$objV = a^{BM\_trd(Norm(X_c)) - X_c[-1, -1]}$$

$$s.t. (\Delta C)_{min} \leq \Delta C \leq (\Delta C)_{max}$$

其中, $objV$ 表示适应度值; $Norm(X_c)$ 表示 X_c 采用标准化、归一化过程; $X_c[-1, -1]$ 表示当前时刻 t 锅炉运行的 Target 值, 则 $BM\_trd(Norm(X_c)) - X_c[-1, -1]$ 表示 $\Delta Target$, 若为负值, 表示采用当前 ΔC 策略时将导致未来 Target

降低，反之亦然； a 为指数扩大系数，用于将适应度值放大，最终根据实际调试获得适宜值；

5) 差分进化：若不满足算法收敛条件，则进行种群的差分变异、重组和选择，其优化过程，就是不断迭代进化 ΔC 种群，通过寻找最优的决策变化量组合，最终使得下一时刻的热效率得到优化，该过程与锅炉实际人为调控方法一致：先通过人为观察当前运行数据，再去微调部分决策参数，以此期待未来锅炉某个运行参数能得到优化；

6) ΔC 种群的最优个体即为输出的最优决策变化量。

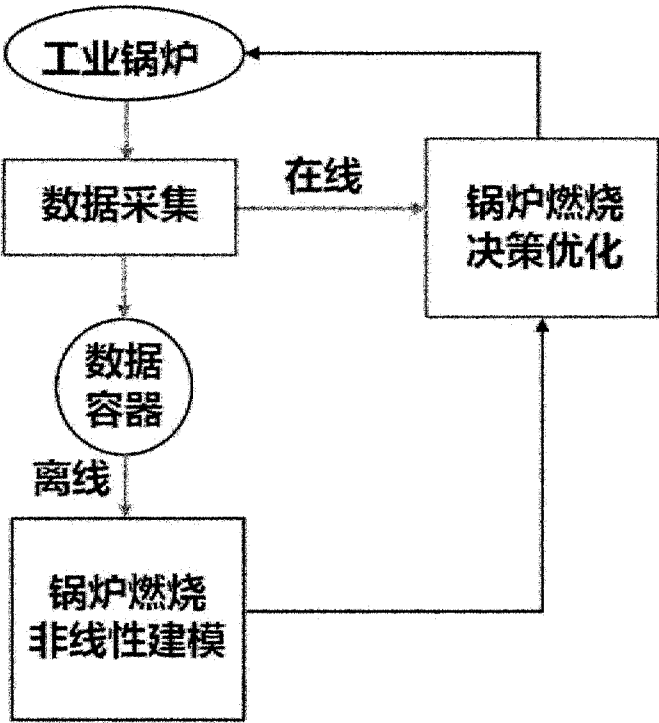


图 1

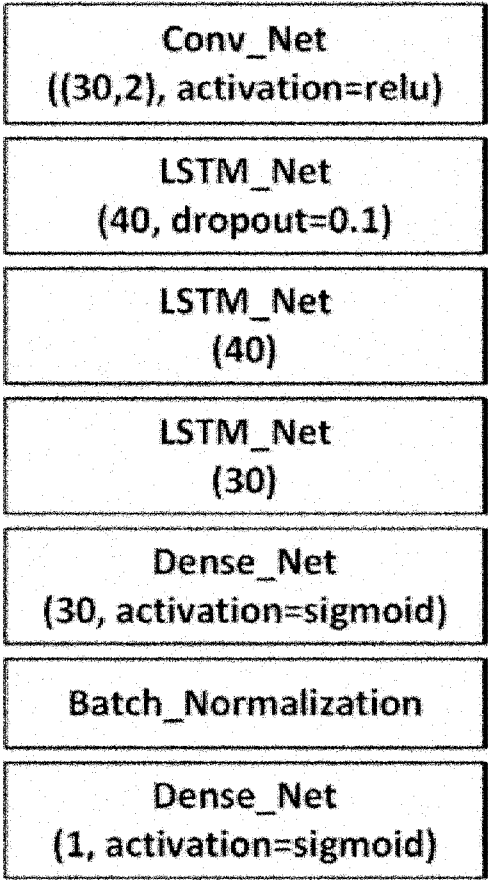
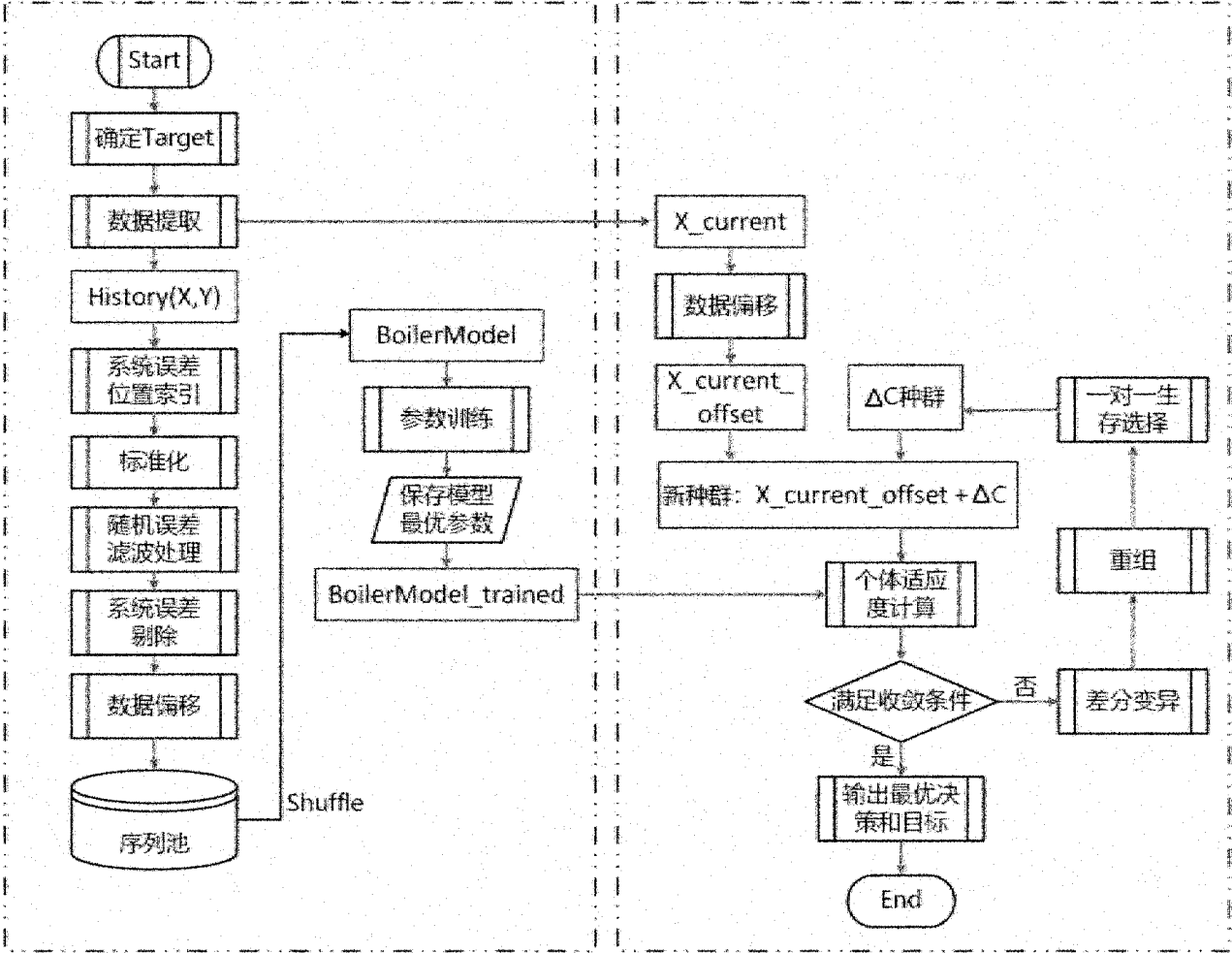


图 2



a) 锅炉燃烧非线性离线建模

b) 锅炉燃烧决策在线优化

图 3

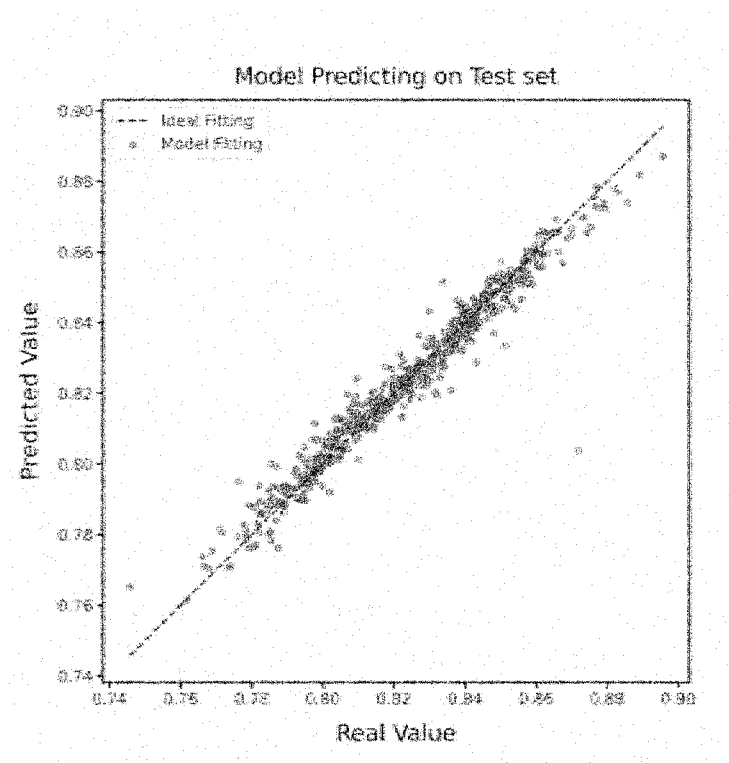


图 4

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2023/075002

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06F30/27(2020.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

IPC:G06F

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNABS, CNTXT, ENTXTC, DWPI, ENTXT, CNKI: 锅炉, 神经网络, 优化, 模型, 非线性, 动态, 在线, 实时, 风量, 负荷, 数据结构, 偏移, 控制, 决策, 目标, 状态, 热效率, 时间维度, 训练, boiler+, neural network, optim+, model, LSTM, nonlinear, dynamic, blow+, load, data struct+, offset, control+, stat+, target, thermal efficien+, train+

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	CN 104763999 A (INNOR MONGOLIA RUI TE OPTIMIZATION SCIENCE & TECHNOLOGY CO., LTD.) 2015-07-08 (2015-07-08) description, paragraphs [0042]-[0048], and figure 1	1-2
PX	CN 115495984 A (ZHEJIANG UNIVERSITY) 2022-12-20 (2022-12-20) claims 1-8	1-8
A	CN 104763999 A (INNOR MONGOLIA RUI TE OPTIMIZATION SCIENCE & TECHNOLOGY CO., LTD.) 2015-07-08 (2015-07-08) entire document	3-8
A	CN 109670629 A (ZHEJIANG LANZHUO INDUSTRIAL INTERNET INFORMATION TECHNOLOGY CO., LTD.) 2019-04-23 (2019-04-23) entire document	1-8
A	US 2006178762 A1 (PEGASUS TECHNOLOGIES INC.) 2006-08-10 (2006-08-10) entire document	1-8



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

“D” document cited by the applicant in the international application

“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date

“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

28 March 2023

Date of mailing of the international search report

10 April 2023

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
China No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District,
Beijing 100088

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2023/075002

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	倪绍佑等 (NI, Shaoyou et al.). "基于后向传播神经网络的循环流化床锅炉SO ₂ 排放预测分析 (Prediction Analysis of SO ₂ Emissions from Circulating Fluidized Bed Boiler Based on BP Neural Network)" <i>能源工程 (Energy Engineering)</i> , No. 6, 2021-12-20 (2021-12-20), entire document	1-8

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2023/075002

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	104763999	A	08 July 2015	None			
CN	115495984	A	20 December 2022	None			
CN	109670629	A	23 April 2019	None			
US	2006178762	A1	10 August 2006	US	7584024	B2	01 September 2009
				WO	2006086175	A2	17 August 2006
				WO	2006086175	A3	09 April 2009
				US	2006178762	A1	10 August 2006
				CN	1841422	A	04 October 2006
				CN	1841422	B	19 August 2015

国际检索报告

国际申请号
PCT/CN2023/075002

A. 主题的分类 G06F30/27(2020.01)i 按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类																							
B. 检索领域 检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号) IPC:G06F 包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献 在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用)) CNABS, CNTXT, ENTXTC, DWPI, ENTXT, CNKI: 锅炉, 神经网络, 优化, 模型, 非线性, 动态, 在线, 实时, 风量, 负荷, 数据结构, 偏移, 控制, 决策, 目标, 状态, 热效率, 时间维度, 训练, boiler+, neural network, optim+, model, LSTM, nonlinear, dynamic, blow+, load, data struct+, offset, control+, stat+, target, thermal efficien+, train+																							
C. 相关文件 <table border="1"> <thead> <tr> <th>类 型*</th> <th>引用文件, 必要时, 指明相关段落</th> <th>相关的权利要求</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>X</td> <td>CN 104763999 A (内蒙古瑞特优化科技股份有限公司) 2015-07-08 (2015 - 07 - 08) 说明书[0042]-[0048]段, 附图1</td> <td>1-2</td> </tr> <tr> <td>PX</td> <td>CN 115495984 A (浙江大学) 2022-12-20 (2022 - 12 - 20) 权利要求1-8</td> <td>1-8</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 104763999 A (内蒙古瑞特优化科技股份有限公司) 2015-07-08 (2015 - 07 - 08) 全文</td> <td>3-8</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 109670629 A (浙江蓝卓工业互联网信息技术有限公司) 2019-04-23 (2019 - 04 - 23) 全文</td> <td>1-8</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>US 2006178762 A1 (PEGASUS TECHNOLOGIES INC) 2006-08-10 (2006 - 08 - 10) 全文</td> <td>1-8</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>倪绍佑等. “基于后向传播神经网络的循环流化床锅炉SO2排放预测分析” 能源工程, 第6期, 2021-12-20 (2021 - 12 - 20), 全文</td> <td>1-8</td> </tr> </tbody> </table>			类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求	X	CN 104763999 A (内蒙古瑞特优化科技股份有限公司) 2015-07-08 (2015 - 07 - 08) 说明书[0042]-[0048]段, 附图1	1-2	PX	CN 115495984 A (浙江大学) 2022-12-20 (2022 - 12 - 20) 权利要求1-8	1-8	A	CN 104763999 A (内蒙古瑞特优化科技股份有限公司) 2015-07-08 (2015 - 07 - 08) 全文	3-8	A	CN 109670629 A (浙江蓝卓工业互联网信息技术有限公司) 2019-04-23 (2019 - 04 - 23) 全文	1-8	A	US 2006178762 A1 (PEGASUS TECHNOLOGIES INC) 2006-08-10 (2006 - 08 - 10) 全文	1-8	A	倪绍佑等. “基于后向传播神经网络的循环流化床锅炉SO2排放预测分析” 能源工程, 第6期, 2021-12-20 (2021 - 12 - 20), 全文	1-8
类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求																					
X	CN 104763999 A (内蒙古瑞特优化科技股份有限公司) 2015-07-08 (2015 - 07 - 08) 说明书[0042]-[0048]段, 附图1	1-2																					
PX	CN 115495984 A (浙江大学) 2022-12-20 (2022 - 12 - 20) 权利要求1-8	1-8																					
A	CN 104763999 A (内蒙古瑞特优化科技股份有限公司) 2015-07-08 (2015 - 07 - 08) 全文	3-8																					
A	CN 109670629 A (浙江蓝卓工业互联网信息技术有限公司) 2019-04-23 (2019 - 04 - 23) 全文	1-8																					
A	US 2006178762 A1 (PEGASUS TECHNOLOGIES INC) 2006-08-10 (2006 - 08 - 10) 全文	1-8																					
A	倪绍佑等. “基于后向传播神经网络的循环流化床锅炉SO2排放预测分析” 能源工程, 第6期, 2021-12-20 (2021 - 12 - 20), 全文	1-8																					
☐ 其余文件在C栏的续页中列出。 ☒ 见同族专利附件。																							
* 引用文件的具体类型: “A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件 “D” 申请人在国际申请中引证的文件 “E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利 “L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的) “O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件 “P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件 “T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件 “X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性 “Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性 “&” 同族专利的文件																							
国际检索实际完成的日期 2023年3月28日		国际检索报告邮寄日期 2023年4月10日																					
ISA/CN的名称和邮寄地址 中国国家知识产权局 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088 传真号 (86-10)62019451		授权官员 区坚海 电话号码 (+86) 62411213																					

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号
PCT/CN2023/075002

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利			公布日 (年/月/日)
CN	104763999	A	2015年7月8日	无			
CN	115495984	A	2022年12月20日	无			
CN	109670629	A	2019年4月23日	无			
US	2006178762	A1	2006年8月10日	US	7584024	B2	2009年9月1日
				WO	2006086175	A2	2006年8月17日
				WO	2006086175	A3	2009年4月9日
				US	2006178762	A1	2006年8月10日
				CN	1841422	A	2006年10月4日
				CN	1841422	B	2015年8月19日