

## 参数整定模型的构建方法及工业过程控制方法

### 交叉援引

本申请要求于 2022 年 07 月 22 日提交中国专利局、优先权号为 202210859981.X、申请名称为“参数整定模型的构建方法及工业过程控制方法”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

### 技术领域

本申请涉及工业自动化控制技术领域，具体而言，涉及一种参数整定模型的构建方法及工业过程控制方法。

### 背景技术

PID（proportion-比例、integral-积分、differential-微分）是当前应用最为广泛的一种控制策略。PID 参数整定是其控制工作过程中的核心内容，参数整定是根据控制系统工作过程中的特性，确定其的比例系数、积分时间和微分时间的偏差值。

目前，PID 参数整定的方法一般为基于内模的整定法，这种方法建立 PID 参数整定的数学模型，基于过程历史数据建立过程数学模型，根据数学模型采用内模整定策略得到 PID 参数，是较为行之有效的 PID 参数整定方法。

但是，基于内模的整定方法需要大量的有效数据来建立过程模型，这对于在新建装置上建立的过程模型来说，由于可用的数据信息较少，不足以建立一个可靠的过程模型，导致 PID 参数整定的实际效果较差。

### 发明内容

本申请的目的包括，例如，提供了一种参数整定模型的构建方法及工业过程控制方法，通过构建辅助训练数据集进行训练，有效地弥补了新建装置可用的有效数据少的缺点，提升了新建装置上建立的参数整定模型的 PID 参数整定的准确率。

本申请的实施例可以这样实现：

第一方面，本申请实施例提供了一种参数整定模型的构建方法，所述方法包括：

根据新建装置的回路信息以及辅助装置的运行数据，构建辅助训练数据集以及验证数据集，其中，所述新建装置为待训练的参数整定模型所应用的装置，所述辅助装

置为参数整定完成且正式运行的装置；

根据所述新建装置的初始运行数据，构建本地训练数据集；

根据所述辅助训练数据集、所述验证数据集以及所述本地训练数据集，训练得到参数整定模型。

在一种可选的实施方式中，所述根据新建装置的回路信息以及辅助装置的运行数据，构建辅助训练数据集以及验证数据集，包括：

根据所述新建装置的回路类型以及控制回路对应的物理特性，从所述辅助装置的运行数据中筛选出目标数据集；

对所述目标数据集进行拆分处理，得到所述辅助训练数据集以及所述验证数据集。

在一种可选的实施方式中，所述根据所述新建装置的回路类型以及控制回路对应的物理特性，从所述辅助装置的运行数据中筛选出目标数据集，包括：

根据所述新建装置的回路类型，从所述辅助装置的运行数据中筛选与所述回路类型匹配的多个可选运行数据；

根据所述新建装置的控制回路对应的物理特性，从所述多个可选运行数据中筛选出所述目标数据集。

在一种可选的实施方式中，所述根据所述辅助训练数据集、所述验证数据集以及所述本地训练数据集，训练得到参数整定模型，包括：

基于所述辅助训练数据集以及所述本地训练数据集，训练得到中间整定模型；

基于所述验证数据集对所述中间整定模型进行验证，并在验证通过后，按照预设输入参数值运行所述中间整定模型，得到所述中间整定模型的输出参数值；

获取所述新建装置按照所述预设输入参数值运行后的回路 PID 参数值；

根据所述回路 PID 参数值以及所述输出参数值，对所述中间整定模型进行参数优化，得到所述参数整定模型。

在一种可选的实施方式中，所述根据所述回路 PID 参数值以及所述输出参数值，对所述中间整定模型进行参数优化，得到所述参数整定模型，包括：

根据所述回路 PID 参数值以及所述输出参数值，确定参数错误率；

根据所述参数错误率，对所述中间整定模型的模型参数进行迭代修正，得到所述参数整定模型。

在一种可选的实施方式中，所述模型参数包括：第一中间权重向量以及中间偏置参数值；

所述根据所述参数错误率，对所述中间整定模型的模型参数进行迭代修正，得到所述参数整定模型，包括：

根据所述参数错误率，对所述中间偏置参数值进行修正，得到过程偏置参数值；

根据所述过程偏置参数值对所述第一中间权重向量进行修正，得到第一过程权重向量；

根据所述过程偏置参数值以及所述第一过程权重向量，得到新的中间整定模型，重新确定所述中间整定模型的参数错误率；

重复上述过程，直至所述参数错误率小于预设阈值，将所述中间整定模型作为所述参数整定模型。

在一种可选的实施方式中，所述基于所述辅助训练数据集以及所述本地训练数据集，训练得到中间整定模型之前，所述方法还包括：

根据所述辅助训练数据集以及所述本地训练数据集，确定均方根误差以及决定系数；

根据所述均方根误差以及所述决定系数，确定参数整定初始模型的隐藏层节点数量；

根据所述隐藏层节点数量、预设的输入层节点数量以及预设的输出层节点数量，构建所述参数整定初始模型；

根据所述辅助训练数据集以及所述本地训练数据集，对所述参数整定初始模型进行训练，得到所述中间整定模型。

第二方面，本申请实施例提供了一种工业过程控制方法，所述方法包括：

根据所述参数整定模型，确定待控制的新建装置的整定参数值，所述参数整定模型基于第一方面中任一项所述的参数整定模型的构建方法得到；

根据所述整定参数值控制所述新建装置执行目标过程。

第三方面，本申请实施例提供一种参数整定模型的构建装置，包括：

数据集构建模块，设置为根据新建装置的回路信息以及辅助装置的运行数据，构建辅助训练数据集以及验证数据集，其中，所述新建装置为待训练的参数整定模型所应用的装置，所述辅助装置为参数整定完成且正式运行的装置；

所述数据集构建模块还设置为,根据所述新建装置的初始运行数据,构建本地训练数据集。

模型训练模块,设置为根据所述辅助训练数据集、所述验证数据集以及所述本地训练数据集,训练得到参数整定模型。

所述数据集构建模块具体还设置为,根据所述新建装置的回路类型以及控制回路对应的物理特性,从所述辅助装置的运行数据中筛选出目标数据集;对所述目标数据集进行拆分处理,得到所述辅助训练数据集以及所述验证数据集。

所述数据集构建模块具体还设置为,根据所述新建装置的回路类型,从所述辅助装置的运行数据中筛选与所述回路类型匹配的多个可选运行数据;根据所述新建装置的控制回路对应的物理特性,从所述多个可选运行数据中筛选出所述目标数据集。

所述模型训练模块具体还设置为,基于所述辅助训练数据集以及所述本地训练数据集,训练得到中间整定模型;基于所述验证数据集对所述中间整定模型进行验证,并在验证通过后,按照预设输入参数值运行所述中间整定模型,得到所述中间整定模型的输出参数值;获取所述新建装置按照所述预设输入参数值运行后的回路PID参数值;根据所述回路PID参数值以及所述输出参数值,对所述中间整定模型进行参数优化,得到所述参数整定模型。

所述模型训练模块具体还设置为,根据所述回路PID参数值以及所述输出参数值,确定参数错误率;根据所述参数错误率,对所述中间整定模型的模型参数进行迭代修正,得到所述参数整定模型。

所述模型训练模块具体还设置为,所述模型参数包括:第一中间权重向量以及中间偏置参数值;根据所述参数错误率,对所述中间偏置参数值进行修正,得到过程偏置参数值;根据所述过程偏置参数值对所述第一中间权重向量进行修正,得到第一过程权重向量;根据所述过程偏置参数值以及所述第一过程权重向量,得到新的中间整定模型,重新确定所述中间整定模型的参数错误率;重复上述过程,直至所述参数错误率小于预设阈值,将所述中间整定模型作为所述参数整定模型。

模型构建模块,设置为根据所述辅助训练数据集以及所述本地训练数据集,确定均方根误差以及决定系数;根据所述均方根误差以及所述决定系数,确定参数整定初始模型的隐藏层节点数量;根据所述隐藏层节点数量、预设的输入层节点数量以及预设的输出层节点数量,构建所述参数整定初始模型;根据所述辅助训练数据集以及所述本地训练数据集,对所述参数整定初始模型进行训练,得到所述中间整定模型。

第四方面,本申请实施例还提供一种工业过程控制装置,包括:

确定模块, 设置为根据所述参数整定模型, 确定待控制的新建装置的整定参数值, 所述参数整定模型基于第一方面中任一项所述的参数整定模型的构建方法得到。

控制模块, 设置为根据所述整定参数值控制所述新建装置执行目标过程。

第五方面, 本申请实施例提供一种处理设备, 所述处理设备包括: 处理器、存储介质和总线, 所述存储介质存储有所述处理器可执行的机器可读指令, 当所述处理设备运行时, 所述处理器与所述存储介质之间通过总线通信, 所述处理器执行所述机器可读指令, 以执行如第一方面中任一项所述的参数整定模型的构建方法或第二方面所述的工业过程控制方法的步骤。

第六方面, 本申请实施例提供一种计算机可读存储介质, 所述计算机可读存储介质上存储有计算机程序, 该计算机程序被处理器执行时, 实现如第一方面中任一项所述的参数整定模型的构建方法或第二方面所述的工业过程控制方法的步骤。

本申请实施例的有益效果包括:

采用本申请提供的参数整定模型的构建方法及工业过程控制方法, 能够借助辅助装置的运行数据, 构建辅助训练数据集, 将其与利用新建装置的运行数据构建的本地训练数据集一起, 训练并建立参数整定模型。本申请充分利用了已经参数整定完成、正式运行的辅助装置的运行数据训练参数整定模型, 弥补了新建装置可用的有效数据少的缺点, 提升了新建装置上建立的参数整定模型的 PID 参数整定的准确率和效率。

## 附图说明

为了更清楚地说明本申请实施例的技术方案, 下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍, 应当理解, 以下附图仅示出了本申请的某些实施例, 因此不应被看作是对范围的限定, 对于本领域普通技术人员来讲, 在不付出创造性劳动的前提下, 还可以根据这些附图获得其他相关的附图。

图 1 为本申请实施例提供的参数整定模型的构建方法的步骤流程示意图;

图 2 为本申请实施例提供的参数整定模型的构建方法的数据集构建步骤流程示意图;

图 3 为本申请实施例提供的参数整定模型的构建方法的数据集筛选的步骤流程示意图;

图 4 为本申请实施例提供的参数整定模型的构建方法的模型训练优化的步骤流程示意图;

图 5 为本申请实施例提供的参数整定模型的构建方法的实施流程示意图；

图 6 为本申请实施例提供的参数整定模型的构建方法的参数优化的步骤流程示意图；

图 7 为本申请实施例提供的参数整定模型的构建方法的参数优化的又一步骤流程示意图；

图 8 为本申请实施例提供的参数整定模型的构建方法的模型构建的步骤流程示意图；

图 9 为本申请实施例提供的工业过程控制方法的步骤流程示意图；

图 10 为本申请实施例提供的参数整定模型的构建装置的结构示意图；

图 11 为本申请实施例提供的工业过程控制装置的结构示意图；

图 12 为本申请实施例提供的处理设备的结构示意图。

图标：100-参数整定模型的构建装置；1001-数据集构建模块；1002-模型训练模块；1003-模型构建模块；110-工业过程控制装置；1101-确定模块；1102-控制模块；2001-处理器；2002-存储器。

### 具体实施方式

为使本申请实施例的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合本申请实施例中的附图，对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例是本申请一部分实施例，而不是全部的实施例。通常在此处附图中描述和示出的本申请实施例的组件可以以各种不同的配置来布置和设计。

因此，以下对在附图中提供的本申请的实施例的详细描述并非旨在限制要求保护的本申请的范围，而是仅仅表示本申请的选定实施例。基于本申请中的实施例，本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本申请保护的范围。

应注意到：相似的标号和字母在下面的附图中表示类似项，因此，一旦某一项在一个附图中被定义，则在随后的附图中不需要对其进行进一步定义和解释。

此外，若出现术语“第一”、“第二”等仅用于区分描述，而不能理解为指示或暗示相对重要性。

需要说明的是，在不冲突的情况下，本申请的实施例中的特征可以相互结合。

PID 参数整定是通过对比例、积分和微分三项参数进行整定，使系统的动态和静态性能达到要求且某项性能指标达到最优的过程。目前，比较常见的是基于内模整定的参数整定方法，该方法通过采集在目标装置上的历史输入输出关系参数，构建回路过程模型，依据内模整定策略依据回路过程模型得到整定参数结果，就得到了能够对目标装置进行实时 PID 参数。但是，这种方式得到的模型需要以大量的有效历史数据作为驱动，对于新建装置来说，由于可用的数据信息较少，不足以训练出一个可靠的模型，导致 PID 参数整定的实际效果较差。

基于此，申请人经研究，提出了一种参数整定模型的构建方法及工业过程控制方法，能够利用参数整定完成的辅助装置，构建辅助训练数据集，辅助本地训练数据集训练并建立参数整定模型，避免了历史数据不足导致模型训练不充分，准确率较低的问题，提升了新建装置的 PID 参数整定的准确率和效率。

迁移学习是模拟的是人脑的思维过程，当人在解决一个问题以后，对新的相关联的问题会有更好更快的解决方法，也就是说，迁移学习区别于以往的机器学习方式，能够利用与目标领域在相同领域的任务学习出的“知识”，比如数据特征、模型参数等，来辅助新领域中的学习过程，得到能够应用于目标领域的模型。

在工业控制系统中，包含了多种不同类型的控制回路，尽管对于不同的工业控制系统来说，其规模、数据分布可能是不同的，但是拆分至控制回路层面后，可能不同工业控制系统的控制回路之间具有某些相似的特征信息。基于此，本申请实施例中，提供了一种参数整定模型的构建方法及工业过程控制方法，通过迁移学习的方式，将已参数整定完成的辅助装置的运行数据应用于新建装置的参数整定模型的训练上，解决了现有的网络模型在训练过程中，严重依赖于新建装置的有效数据的问题，提升了新建装置上参数整定模型的构建速度和准确性。

如下结合多个具体的应用示例，对本申请实施例提供的一种参数整定模型的构建方法及工业过程控制方法进行解释说明。

图 1 所示为本申请实施例提供的一种参数整定模型的构建方法的步骤流程示意图，本方法的执行主体可以是具有计算、处理能力的计算机设备。如图 1 所示，该方法包括如下步骤：

S101，根据新建装置的回路信息以及辅助装置的运行数据，构建辅助训练数据集以及验证数据集。

其中，新建装置为待训练的参数整定模型所应用的装置，辅助装置为参数整定完成且正式运行的装置。

新建装置可以是建立完成，需要构建用于 PID 参数整定的参数整定模型的装置，

示例性地,新建装置可以是乙烯系统中包括的多个装置,例如乙烯装置、裂解汽油加氢装置、丁二烯抽提装置、芳烃抽提装置、MTBE/丁烯-1 装置、乙二醇装置和 POX 装置中的其中任意一个或多个。在一些实施例中,各个装置中还可以包括多个控制回路。

辅助装置可以是包含多个控制回路、参数整定完成、运行状态正常的装置,这些控制回路中的一个或多个与新建装置在控制回路的某些特征上能够相匹配。可以理解的是,辅助装置可以不止一个,多个辅助装置中包含的控制回路共同组成了与新建装置中的多个控制回路一一对应匹配的控制回路集合。

根据上述控制回路集合中生成的运行数据,构建数据互不重合的辅助训练数据集  $T_a = \{X_i^a, C(X_i^a)\}$ , 其中,  $X_i^a \in X_a$ , 当  $i = 1, 2, \dots, n$ , 验证数据集  $S = \{X_i^t, C(X_i^t)\}$ , 其中,  $X_i^t \in X_a$ , 当  $i = 1, 2, \dots, k$ 。  $X_i^a$ 、 $C(X_i^a)$  为辅助训练数据集  $T_a$  的输入参数、输出参数,  $X_i^t$ 、 $C(X_i^t)$  分别为验证数据集  $S$  的输入参数、输出参数,  $X_a$  为辅助装置的运行数据,  $n$  为辅助训练数据集  $T_a$  所包含的控制回路数据,  $k$  为验证数据集  $S$  所包含的控制回路的数量。

S102, 根据新建装置的初始运行数据, 构建本地训练数据集。

在一些实施例中, 可以通过在新建装置上通过人工进行 PID 参数整定的方式, 将一些初始输入参数输入至新建装置中, 得到了对应的初始输出参数, 根据初始输入参数、初始输出参数以及二者的对应关系, 构建了本地训练数据集  $T_b = \{X_j^b, C(X_j^b)\}$ , 其中,  $X_j^b \in X_b$ , 当  $j = 1, 2, \dots, m$ 。其中,  $X_j^b$  为本地训练数据集  $T_b$  的输入参数,  $C(X_j^b)$  为本地训练数据集  $T_b$  的输出参数,  $X_b$  为新建装置的初始运行数据。

另外, 由于人工进行 PID 参数整定获得的初始运行数据较少, 辅助训练数据集  $T_a$ 、验证数据集  $S$  中包含的数据量可以是远大于本地训练数据集  $T_b$  的数据量。

在一些实施例中, 辅助训练数据集  $T_a$ 、验证数据集  $S$ 、本地训练数据集  $T_b$  的输入参数、输出参数所包含的参数可以相同。其中, 输入参数可以包括: 控制回路的所属装置、回路类型、回路的闭环稳态时间  $T_s$ 、峰值时间  $T_p$ 、最大超调量  $Y_{\max}$ 、控制器的正反作用、控制回路对应的物理特性等。输出参数可以包括: 回路 PID 参数, 即比例系数 (比例度)、积分时间 (分钟)、微分时间 (分钟)。

上述输入参数中,  $T_s$  是指控制回路由激励到稳定的过渡期的响应时间,  $T_p$  为控制回路在过渡期的最大值的时刻,  $Y_{\max}$  是在过渡期超出设定值的最大值, 控制器的正反作用是指控制器对控制回路的正反馈或负反馈作用。

在一些实施例中, 辅助装置的运行数据  $X_a$ 、新建装置的初始运行数据  $X_b$  均可以表格的方式存储, 各输入参数、输出参数可以根据表格中对应的数据项提取获得。

S103, 根据辅助训练数据集、验证数据集以及本地训练数据集, 训练得到参数整定模型。

参数整定模型的类型可以是 BP 神经网络模型, 包含输入层、隐含层以及输出层, 各层之间包含多个网络参数, 用于描述输入参数到输出参数之间的映射关系。

为了使映射关系更准确, 可以利用辅助训练数据集 $T_a$ 、本地训练数据集 $T_b$ 、验证数据集 S, 共同对基于新建模型构建的 BP 神经网络模型进行训练和验证, 对描述映射关系的网络模型进行修正, 就得到了参数整定模型。

在本实施例中, 使用辅助训练数据集、验证数据集, 结合本地数据集, 共同训练得到了参数整定模型。将基于辅助装置的运行数据加入至参数整定模型的训练数据中, 弥补了新建装置可用的有效数据少的缺点, 提升了新建装置上建立的参数整定模型的 PID 参数整定的准确率和效率。

在一些实施例中, 如图 2 所示, 上述步骤 S101 中, 根据新建装置的回路信息以及辅助装置的运行数据, 构建辅助训练数据集以及验证数据集, 可由下述步骤 S201 至 S202 实现。

S201, 根据新建装置的回路类型以及控制回路对应的物理特性, 从辅助装置的运行数据中筛选出目标数据集。

由上述实施例, 新建装置的回路类型、控制回路对应的物理特性均包含在各数据集的输入参数内。其中, 回路类型可以包括: 流量类型、液位类型、压力类型、温度类型等, 控制回路对应的物理特性可以包括: 液相、非管路气相、管路气相等, 当然, 不以此为限。

回路类型、控制回路对应的物理特性可以构成一组标签, 用于标识新建装置与辅助装置的工艺类型。可以理解的是, 当新建装置与辅助装置的某一控制回路的工艺类型匹配时, 二者之间的数据相似度最高, 可以将辅助装置中该控制回路的运行数据作为目标数据集, 对该新建装置的匹配的控制回路进行训练。

S202, 对目标数据集进行拆分处理, 得到辅助训练数据集以及验证数据集。

接下来, 可以将基于辅助装置的运行数据, 确定的目标数据集, 拆分为数据互不交集的辅助训练数据集以及验证数据集。其中, 辅助训练数据集的数据量可以大于验证数据集的数据量。

辅助训练数据集可以用于训练得到参数整定模型的过程, 验证数据集可以用于训练完成后, 验证训练后的模型的正确率。

在本实施例中，筛选出目标数据集后，将目标数据集拆分为辅助训练数据集、验证数据集，使用同源数据确认了模型的训练程度，提升了参数整定模型输出的 PID 参数的准确性。

在一些实施例中，如图 3 所示，上述步骤 S201 中，根据新建装置的回路类型以及控制回路对应的物理特性，从辅助装置的运行数据中筛选出目标数据集，可由下述步骤 S301 至 S302 实现。

S301，根据所述新建装置的回路类型，从所述辅助装置的运行数据中筛选与所述回路类型匹配的多个可选运行数据。

可以首先在新建装置中，确定多个待整定的控制回路，示例性地，可以在新建装置中选择 20 个控制回路，其中，每种控制回路类型对应 5 个控制回路，对于包含了 7 个新建装置的系统，则可以确定 140 个控制回路。

在一些实施例中，从辅助装置的控制回路中，筛选出与上述在新建装置中选择出的控制回路的回路类型相匹配的控制回路，将这些筛选出的辅助装置的控制回路的运行数据，作为可选运行数据。

S302，根据所述新建装置的控制回路对应的物理特性，从所述多个可选运行数据中筛选出所述目标数据集。

在上述步骤的基础上，可以对可选运行数据做进一步的筛选。在辅助装置的多个控制回路与某一新建装置的待整定的控制回路的回路类型匹配的基础上，筛选出与该待整定的控制回路对应的物理特性相匹配的一个或多个辅助装置的控制回路，并将最终筛选出的辅助装置的控制回路的运行数据作为目标数据集。

在本实施例中，根据新建装置与辅助装置的控制回路的回路类型、控制回路对应的物理特性的匹配程度，筛选出了与待整定的控制回路相似的运行数据作为目标数据集，从数据来源上保证了训练的参数整定模型的准确性。

在一些实施例中，如图 4 所示，上述步骤 S103 中，根据辅助训练数据集、验证数据集以及本地训练数据集，训练得到参数整定模型，可由下述步骤 S401 至 S405 实现。

S401，基于辅助训练数据集以及本地训练数据集，训练得到中间整定模型。

在一些实施例中，中间整定模型可以是一个初步训练完成的 BP 神经网络，将辅助训练数据集、本地训练数据集合并后，将输入参数的多组值依次输入至初始构建的 BP 神经网络。由于在训练中间整定模型的过程中，引入了辅助训练数据集提升训练的数据量，本地训练数据集确保训练出的中间整定模型能够与新建装置的贴合度更高。

接下来，根据初始构建的 BP 神经网络的输出值，与输入参数对应的输出参数的值相比较，确定了比较的差值。

最后，根据比较的差值进行前向反馈，修正初始构建的 BP 神经网络的初始第一权重向量  $W$ 、初始第二权重向量  $P$  以及初始偏置参数值  $\beta$ ，得到了中间整定模型。

S402，基于验证数据集对中间整定模型进行验证。

如前述实施例中所所述，验证数据集是与辅助训练数据集同源的数据集，将该数据集的输入参数对应值输入至中间整定模型后，由中间整定模型输出对应的中间整定模型输出参数对应值。

然后，计算中间整定模型输出参数对应值、与验证数据集中与输入参数值对应的输出参数值之间的差值，若差值小于预设差值阈值，则得到了此组输入参数验证通过的结果。否则，则验证不通过。依次将验证数据集中的多组输入参数输入至中间整定模型，就得到了多组验证结果。

最后，根据多组验证结果中验证通过的组数与验证数据集中数据的总组数的比值，确定了验证数据集的通过比例。在一些实施例中，若通过比例大于预设通过阈值，则可以认为中间整定模型已经训练完成。否则，若通过比例小于或等于预设通过阈值，则可以重复上述步骤，继续训练得到新的中间整定模型，直至通过比例大于预设通过阈值。

S403，在验证通过后，按照预设输入参数值运行中间整定模型，得到中间整定模型的输出参数值。

若中间整定模型在上述步骤中验证通过，则可以将中间整定模型在新建装置上运行，进一步提升中间整定模型在新建装置上输出参数的准确性。

在一些实施例中，可以将一组预设输入参数值输入至中间整定模型，由中间整定模型输出对应的输出参数值。其中，预设输入参数值可以是预先由人为设定的多组测试输入值，预设输入参数值、输出参数值对应的参数可以与上述辅助训练数据集中的输入参数值、输出参数值对应的参数相同。

S404，获取新建装置按照预设输入参数值运行后的回路 PID 参数值。

还可以将上述预设输入参数值输入至新建装置不包含在本地训练数据集所对应的控制回路中，在新建装置实际运行后，得到新建装置输出的回路 PID 参数，其中，回路 PID 参数包括：比例系数（比例度）、积分时间（分钟）、微分时间（分钟）。

S405，根据回路 PID 参数值以及输出参数值，对中间整定模型进行参数优化，得

到参数整定模型。

将对应于同一预设输入参数的回路 PID 参数值、输出参数值进行比较，得到了比较差值。根据比较差值，对中间整定模型的参数进行优化，就得到了参数整定模型。

需要注意的是，预设输入参数值可以输入至新建装置中未参与本地训练数据集构建的控制回路中，再根据这些控制回路输出的回路 PID 参数值与输出参数值的比较结果对中间整定模型进行优化，以提升参数整定模型对于待整定的控制系统中各个新建装置的覆盖度。

综上，结合上述实施例，训练、优化得到参数整定模型的过程如图 5 所示。

首先，对辅助装置的运行数据进行提取，得到了目标数据集，再进一步对目标数据集进行划分，生成了辅助训练数据集、验证数据集。

还可以在新建装置中选择一部分控制回路，进行 PID 参数整定，获得初始运行数据，对这些初始运行数据进行提取，得到了本地训练数据集。

然后，将辅助训练数据集、本地训练数据集合并作为训练数据集对构建的 BP 神经网络模型进行训练，得到了中间整定模型。

在此基础上，可以通过上述步骤构建的验证数据集，对中间整定模型进行验证，直至通过比例大于预设通过阈值，否则，重复上述训练过程。

最后，将中间整定模型在待整定系统的各个新建模型中，未参与构建本地训练数据集的控制回路上进一步进行参数优化，得到了参数整定模型。

在本实施例中，对中间整定模型进行验证和进一步的参数优化，得到了参数整定模型，进一步提升了参数整定模型输出参数值的准确率。

在一些实施例中，如图 6 所示，上述步骤 S405 中，根据回路 PID 参数值以及输出参数值，对中间整定模型进行参数优化，得到参数整定模型，可由下述步骤 S501 至 S502 实现。

S501，根据回路 PID 参数值以及输出参数值，确定参数错误率。

参数错误率 $\varepsilon_t$ 可由下式计算：

$$\varepsilon_t = \sum_{i=n+1}^{n+m} \frac{W_i^t |h_t(x_i) - c(x_i)|}{\sum_{i=n+1}^{n+m} W_i^t}$$

其中， $n$  为辅助训练数据集的控制回路数量， $m$  为本地训练数据集的控制回路数量。 $W_i^t$  为 $\varepsilon_t$ 在第  $i$  个控制回路中的中间整定模型的第一权重向量。 $h_t(x_i)$  为中间整

定值模型输出的输出参数值， $c(x_i)$ 为新建装置输出的回路 PID 参数值。

这样，根据同一预设输入参数值对应的输出参数值、回路 PID 参数值的差值，计算得到了参数错误率。

S502，根据参数错误率，对中间整定模型的模型参数进行迭代修正，得到参数整定模型。

在此基础上，可以采用最大均值差异方法，判断中间整定模型的预设输入参数值、输出参数值构成的模型数据分布情况，与预设输入参数值、回路 PID 参数值构成的数据分布情况之间的差异，该差异可以由上述参数错误率 $\varepsilon_t$ 表示。

然后，进一步根据参数错误率 $\varepsilon_t$ ，对描述中间整定参数由输入值到输出值之间的映射进行修正，使其与新建模型的映射关系更为贴近，得到了参数整定模型。

在本实施例中，根据在新建模型上运行的回路 PID 参数值以及输出参数值，确定了参数错误率，进一步据此对参数整定进行修正，提升了参数整定模型的映射准确率。

在一些实施例中，模型参数包括：第一权重向量以及偏置参数值。

其中，第一权重向量可以是表示构成中间整定模型的多层 BP 神经网络各层的权重，偏置参数值为对 BP 神经网络中神经元的激活状态的控制参数值。在一些实施例中，还可以在 BP 神经网络中设置第二权重向量 P，与第一权重向量共同确定中间整定模型的输入值到输出值的映射关系。

如图 7 所示，上述步骤 S502 中，根据参数错误率，对中间整定模型的模型参数进行迭代修正，得到参数整定模型，可由下述步骤 S601 至 S604 实现。

S601，根据参数错误率，对中间偏置参数值进行修正，得到过程偏置参数值。

根据上述步骤中确定的参数错误率 $\varepsilon_t$ ，修正上述中间偏置参数值，可由下式表示：

$$\beta_i = \varepsilon_i / (1 - \varepsilon_i)^b, \text{ 当 } i=n+1, \dots, n+m$$

然后，将修正后的中间偏置参数值，即过程偏置参数值，替换原来的中间偏置参数值。

S602，根据过程偏置参数值对第一中间权重向量进行修正，得到第一过程权重向量。

在此基础上，继续根据下式，将上述步骤中确定的过程偏置参数继续对第一中间权重向量进行修正：

$$w_i^{t+1} = \begin{cases} w_i^t \beta^{|h_t(x_i) - c(x_i)|}, & \text{当 } i = 1, \dots, n \\ w_i^t \beta^{-|h_t(x_i) - c(x_i)|}, & \text{当 } i = n+1, \dots, n+m \end{cases}$$

将第一中间权重向量替换为修正后的第一过程权重向量，就完成了一次第一中间权重向量的修正过程。

S603，根据过程偏置参数值以及第一过程权重向量，得到新的中间整定模型，重新确定中间整定模型的参数错误率。

这样，由过程偏置参数值、第一过程权重向量、第二权重向量构成了新的中间整定模型，将预设输入参数分别输入至新建装置、新的中间整定模型中，根据上式以及新建装置的回路 PID 参数值、新的中间整定模型的输出参数值，重新计算确定了新的参数错误率。

S604，判断参数错误率是否小于预设阈值。

在一些实施例中，可以设置预设阈值，当重新确定的参数错误率大于或等于该预设阈值时，可以继续重复执行上述步骤，继续对中间整定模型进行修正。

S605，重复上述过程，直至参数错误率小于预设阈值，将中间整定模型作为参数整定模型。

当重新确定的参数错误率小于该预设阈值时，则可以认为中间整定模型已经修正完成，将修正完成的中间整定模型作为最终的参数整定模型。

在本实施例中，根据参数错误率对中间整定模型进行迭代修正，提升了中间整定模型与新建模型的拟合程度，提升了参数整定模型在新建模型上输出参数值的正确率。

在一些实施例中，如图 8 所示，上述步骤 S401 中，基于辅助训练数据集以及本地训练数据集，训练得到中间整定模型之前，还可以包括如下步骤：

S701，根据辅助训练数据集以及本地训练数据集，确定均方根误差以及决定系数。

在一些实施例中，均方根误差 RMSE 可由下式确定：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y'_i - y_i)^2}$$

决定系数  $R^2$  可由下式确定：

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (y'_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2}$$

其中,  $m$  表示由辅助训练数据集、本地训练数据集共同组成的训练集的样本量、 $y_i$  表示训练集的第  $i$  个样本在新建装置、辅助装置上的样本真实值,  $y'_i$  表示第  $i$  个样本在构建模型上的输出的预测值,  $\bar{y}$  为样本真实值的平均值。

S702, 根据均方根误差以及决定系数, 确定参数整定初始模型的隐藏层节点数量。

然后, 根据上述确定的均方根误差、决定系数的值, 选择参数整定初始模型的隐藏层节点的数量。示例性地, 可以将均方根误差、决定系数划分为多个范围, 与隐藏层节点数量一一对应, 当均方根误差、决定系数落入该范围时, 就可以确定对应的隐藏层节点数量。

在一些实施例中, 在本申请实施例中, 隐藏层节点数量可以为 5。

S703, 根据隐藏层节点数量、预设的输入层节点数量以及预设的输出层节点数量, 构建参数整定初始模型。

预设的输入层节点数可以根据输入参数的数量确定, 示例性地, 可以为 7。预设的输出层节点数量可以根据输出参数的数量确定, 示例性地, 可以为 3。

这样, 根据隐藏层节点数量、预设的输入层节点数量以及预设的输出层节点数量, 就能够初步搭建好 BP 神经网络的网络结构。

在一些实施例中, 在此基础上, 在构建参数整定初始模型时, 还可以对参数整定初始模型的初始第一权重向量  $W$ 、初始第二权重向量  $P$  以及初始偏置值  $\beta$  进行初始化。在一些实施例中, 初始权重向量为  $W^1 = (W_1^1, \dots, W_{n+m}^1)$ , 其中,

$$W_i^1 = \begin{cases} 1/n & \text{当 } i = 1, \dots, n \\ 1/m & \text{当 } i = n+1, \dots, n+m \end{cases}$$

$n$  为辅助训练数据集中的控制回路数量,  $m$  为本地训练数据集中的控制回路数量。

初始偏置参数值  $\beta$  可以设置为  $\beta = 1/(1 + \sqrt{2 \ln n / N})$ ,  $N$  为  $n+m$  的值。

初始第二权重向量可以设置为  $P^t = \frac{w^t}{\sum_{i=n+1}^{n+m} w_i^t}$ , 与初始权重向量相对应。

在构建完成 BP 神经网络的网络结构以及网络参数后, 就得到了参数整定初始模型。

S704, 根据辅助训练数据集以及本地训练数据集, 对参数整定初始模型进行训练, 得到中间整定模型。

最后，根据上述实施例中，构建的辅助训练数据集、本地训练数据集，训练构建的参数整定初始模型，对参数整定初始模型的参数进行修正，就得到了中间整定模型。

在本实施例中，根据均方根误差、决定系数，确定了隐藏层节点数量，进一步构建了参数整定初始模型，使得构建的模型与训练集的数据量更为贴合，拟合能力更强，训练速度更快。

如图 9 所示，本申请实施例还提供一种工业过程控制方法，该方法可以应用于能够对新建装置进行 PID 参数整定的处理设备，参阅图 9，该方法可包括如下步骤：

S801，根据参数整定模型，确定待控制的新建装置的整定参数值，参数整定模型基于前述实施例中任一项中的参数整定模型的构建方法得到。

在一些实施例中，可以根据上述实施例，确定参数整定模型，该模型可以应用于新建装置上，根据新建装置中的输入参数值，输出对应的 PID 参数值，也就是待控制的新建装置的整定参数值。

可以理解的是，由于在训练参数整定模型的过程中，引入了待整定的工业控制系统中的多个新建装置，因此，参数整定模型对于该待整定的工业控制系统中的多个新建装置都能够输出准确的整定参数值。

S802，根据整定参数值控制新建装置执行目标过程。

目标过程可以是新建装置根据整定参数值运行的过程，可以理解的是，整定参数值为参数整定模型输出的，需对新建装置调整的值。因此，可以将整定参数值输入至新建装置中，控制其运行，执行目标过程。

在本实施例中，根据参数整定模型输出的整定参数值，控制新建装置运行，能够在新建装置上，以较高的效率达到预设的控制效果，提升参数整定的自动化程度。

参阅图 10，本申请实施例还提供一种参数整定模型的构建装置 100，包括：

数据集构建模块 1001，设置为根据新建装置的回路信息以及辅助装置的运行数据，构建辅助训练数据集以及验证数据集，其中，新建装置为待训练的参数整定模型所应用的装置，辅助装置为参数整定完成且正式运行的装置；

数据集构建模块 1001 还设置为，根据新建装置的初始运行数据，构建本地训练数据集。

模型训练模块 1002，设置为根据辅助训练数据集、验证数据集以及本地训练数据集，训练得到参数整定模型。

数据集构建模块 1001 具体还设置为,根据新建装置的回路类型以及控制回路对应的物理特性,从辅助装置的运行数据中筛选出目标数据集;对目标数据集进行拆分处理,得到辅助训练数据集以及验证数据集。

数据集构建模块 1001 具体还设置为,根据新建装置的回路类型,从辅助装置的运行数据中筛选与回路类型匹配的多个可选运行数据;根据新建装置的控制回路对应的物理特性,从多个可选运行数据中筛选出目标数据集。

模型训练模块 1002 具体还设置为,基于辅助训练数据集以及本地训练数据集,训练得到中间整定模型;基于验证数据集对中间整定模型进行验证,并在验证通过后,按照预设输入参数值运行中间整定模型,得到中间整定模型的输出参数值;获取新建装置按照预设输入参数值运行后的回路 PID 参数值;根据回路 PID 参数值以及输出参数值,对中间整定模型进行参数优化,得到参数整定模型。

模型训练模块 1002 具体还设置为,根据回路 PID 参数值以及输出参数值,确定参数错误率;根据参数错误率,对中间整定模型的模型参数进行迭代修正,得到参数整定模型。

模型训练模块 1002 具体还设置为,模型参数包括:第一中间权重向量以及中间偏置参数值;根据参数错误率,对中间偏置参数值进行修正,得到过程偏置参数值;根据过程偏置参数值对第一中间权重向量进行修正,得到第一过程权重向量;根据过程偏置参数值以及第一过程权重向量,得到新的中间整定模型,重新确定中间整定模型的参数错误率;重复上述过程,直至参数错误率小于预设阈值,将中间整定模型作为参数整定模型。

模型构建模块 1003,设置为根据辅助训练数据集以及本地训练数据集,确定均方根误差以及决定系数;根据均方根误差以及决定系数,确定参数整定初始模型的隐藏层节点数量;根据隐藏层节点数量、预设的输入层节点数量以及预设的输出层节点数量,构建参数整定初始模型;根据辅助训练数据集以及本地训练数据集,对参数整定初始模型进行训练,得到中间整定模型。

参阅图 11,本申请实施例还提供一种工业过程控制装置 110,包括:

确定模块 1101,设置为根据参数整定模型,确定待控制的新建装置的整定参数值,参数整定模型基于前述实施例中任一项的参数整定模型的构建方法得到。

控制模块 1102,设置为根据整定参数值控制新建装置执行目标过程。

请参阅图 12,本实施例还提供一种处理设备,该处理设备包括:处理器 2001、存储器 2002 和总线,存储器 2002 存储有处理器 2001 可执行的机器可读指令,当处理设

备运行时，执行上述机器可读指令，处理器 2001 与存储器 2002 之间通过总线通信，处理器 2001 设置为执行上述实施例中的参数整定模型的构建方法或工业过程控制方法的步骤。

存储器 2002、处理器 2001 以及总线各元件相互之间直接或间接地电性连接，以实现数据的传输或交互。例如，这些元件相互之间可通过一条或多条通讯总线或信号线实现电性连接。参数整定模型的构建系统或工业过程控制系统的数据处理装置包括至少一个可以软件或固件（firmware）的形式存储于存储器 2002 中或固化在处理设备的操作系统（operating system, OS）中的软件功能模块。处理器 2001 设置为执行存储器 2002 中存储的可执行模块，例如参数整定模型的构建系统或工业过程控制系统的数据处理装置所包括的软件功能模块及计算机程序等。

其中，存储器 2002 可以是，但不限于，随机存取存储器（Random Access Memory, RAM），只读存储器（Read Only Memory, ROM），可编程只读存储器（Programmable Read-Only Memory, PROM），可擦除只读存储器（Erasable Programmable Read-Only Memory, EPROM），电可擦除只读存储器（Electric Erasable Programmable Read-Only Memory, EEPROM）等。

在一些实施例中，本申请还提供一种存储介质，存储介质上存储有计算机程序，计算机程序被处理器运行时执行上述方法实施例的步骤。具体实现方式和技术效果类似，这里不再赘述。

所属领域的技术人员可以清楚地了解到，为描述的方便和简洁，上述描述的系统 and 装置的具体工作过程，可以参考方法实施例中的对应过程，本申请中不再赘述。在本申请所提供的几个实施例中，应该理解到，所揭露的系统、装置和方法，可以通过其它的方式实现。以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的，例如，所述模块的划分，仅仅为一种逻辑功能划分，实际实现时可以有另外的划分方式，又例如，多个模块或组件可以结合或者可以集成到另一个系统，或一些特征可以忽略，或不执行。另一点，所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些通信接口，装置或模块的间接耦合或通信连接，可以是电性，机械或其它的形式。

另外，在本申请各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中，也可以是各个单元单独物理存在，也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。所述功能如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用，可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解，本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品存储在一个存储介质中，包括若干指令用以使得一台计算机设备（可以是个人计算机，服务器，或者网络设备等）执行本申请各个实施例所述方法的全部或部分

步骤。而前述的存储介质包括：U 盘、移动硬盘、ROM、RAM、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

以上所述，仅为本申请的具体实施方式，但本申请的保护范围并不局限于此，任何熟悉本技术领域的技术人员在本申请揭露的技术范围内，可轻易想到的变化或替换，都应涵盖在本申请的保护范围之内。因此，本申请的保护范围应以所述权利要求的保护范围为准。

## 工业实用性

本申请实施例提供的技术方案可适用于工业自动化控制技术领域，采用本申请提供的参数整定模型的构建方法及工业过程控制方法，能够借助辅助装置的运行数据，构建辅助训练数据集，将其与利用新建装置的运行数据构建的本地训练数据集一起，训练并建立参数整定模型。本申请充分利用了已经参数整定完成、正式运行的辅助装置的运行数据训练参数整定模型，弥补了新建装置可用的有效数据少的缺点，提升了新建装置上建立的参数整定模型的 PID 参数整定的准确率和效率。

## 权利要求书

1. 一种参数整定模型的构建方法，所述方法包括：

根据新建装置的回路信息以及辅助装置的运行数据，构建辅助训练数据集以及验证数据集，其中，所述新建装置为待训练的参数整定模型所应用的装置，所述辅助装置为参数整定完成且正式运行的装置；

根据所述新建装置的初始运行数据，构建本地训练数据集；

根据所述辅助训练数据集、所述验证数据集以及所述本地训练数据集，训练得到参数整定模型。

2. 根据权利要求 1 所述的参数整定模型的构建方法，其中，所述根据新建装置的回路信息以及辅助装置的运行数据，构建辅助训练数据集以及验证数据集，包括：

根据所述新建装置的回路类型以及控制回路对应的物理特性，从所述辅助装置的运行数据中筛选出目标数据集；

对所述目标数据集进行拆分处理，得到所述辅助训练数据集以及所述验证数据集。

3. 根据权利要求 2 所述的参数整定模型的构建方法，其中，所述根据所述新建装置的回路类型以及控制回路对应的物理特性，从所述辅助装置的运行数据中筛选出目标数据集，包括：

根据所述新建装置的回路类型，从所述辅助装置的运行数据中筛选与所述回路类型匹配的多个可选运行数据；

根据所述新建装置的控制回路对应的物理特性，从所述多个可选运行数据中筛选出所述目标数据集。

4. 根据权利要求 1-3 任一项所述的参数整定模型的构建方法，其中，所述根据所述辅助训练数据集、所述验证数据集以及所述本地训练数据集，训练得到参数整定模型，包括：

基于所述辅助训练数据集以及所述本地训练数据集，训练得到中间整定模型；

基于所述验证数据集对所述中间整定模型进行验证，并在验证通过后，按照预设输入参数值运行所述中间整定模型，得到所述中间整定模型的输出参数值；

获取所述新建装置按照所述预设输入参数值运行后的回路 PID 参数值；

根据所述回路 PID 参数值以及所述输出参数值，对所述中间整定模型进行参数优化，得到所述参数整定模型。

5. 根据权利要求 4 所述的参数整定模型的构建方法, 其中, 所述根据所述回路 PID 参数值以及所述输出参数值, 对所述中间整定模型进行参数优化, 得到所述参数整定模型, 包括:

根据所述回路 PID 参数值以及所述输出参数值, 确定参数错误率;

根据所述参数错误率, 对所述中间整定模型的模型参数进行迭代修正, 得到所述参数整定模型。

6. 根据权利要求 5 所述的参数整定模型的构建方法, 其中, 所述模型参数包括: 第一中间权重向量以及中间偏置参数值;

所述根据所述参数错误率, 对所述中间整定模型的模型参数进行迭代修正, 得到所述参数整定模型, 包括:

根据所述参数错误率, 对所述中间偏置参数值进行修正, 得到过程偏置参数值;

根据所述过程偏置参数值对所述第一中间权重向量进行修正, 得到第一过程权重向量;

根据所述过程偏置参数值以及所述第一过程权重向量, 得到新的中间整定模型, 重新确定所述中间整定模型的参数错误率;

重复上述过程, 直至所述参数错误率小于预设阈值, 将所述中间整定模型作为所述参数整定模型。

7. 根据权利要求 4 所述的参数整定模型的构建方法, 其中, 所述基于所述辅助训练数据集以及所述本地训练数据集, 训练得到中间整定模型之前, 所述方法还包括:

根据所述辅助训练数据集以及所述本地训练数据集, 确定均方根误差以及决定系数;

根据所述均方根误差以及所述决定系数, 确定参数整定初始模型的隐藏层节点数量;

根据所述隐藏层节点数量、预设的输入层节点数量以及预设的输出层节点数量, 构建所述参数整定初始模型;

根据所述辅助训练数据集以及所述本地训练数据集, 对所述参数整定初始模型进行训练, 得到所述中间整定模型。

8. 一种工业过程控制方法, 所述方法包括:

根据所述参数整定模型，确定待控制的新建装置的整定参数值，所述参数整定模型基于权利要求 1-7 任一项所述的参数整定模型的构建方法得到；

根据所述整定参数值控制所述新建装置执行目标过程。

9. 一种处理设备，所述处理设备包括：处理器、存储介质和总线，所述存储介质存储有所述处理器可执行的机器可读指令，当所述处理设备运行时，所述处理器与所述存储介质之间通过总线通信，所述处理器执行所述机器可读指令，以执行如权利要求 1-7 任一项所述的参数整定模型的构建方法或权利要求 8 所述的工业过程控制方法的步骤。
10. 一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质上存储有计算机程序，该计算机程序被处理器执行时，实现如权利要求 1-7 任一项所述的参数整定模型的构建方法或权利要求 8 所述的工业过程控制方法的步骤。