



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 109993358 B

(45) 授权公告日 2021.07.16

(21) 申请号 201910231165.2

G06Q 10/06 (2012.01)

(22) 申请日 2019.03.25

G06Q 50/04 (2012.01)

G06N 3/04 (2006.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 109993358 A

(56) 对比文件

CN 104965967 A, 2015.10.07

CN 104463327 A, 2015.03.25

CN 103473460 A, 2013.12.25

US 2012160707 A1, 2012.06.28

(43) 申请公布日 2019.07.09

(73) 专利权人 联想(北京)有限公司

地址 100085 北京市海淀区上地信息产业
基地创业路6号

方伟刚. 数据挖掘技术在催化裂化MIP工艺
产品分布优化中的应用研究.《中国优秀硕士学
位论文全文数据库 工程科技I辑》.2016, (第08
期), 第2-60页.

(72) 发明人 杨帆 金宝宝 金继民 余健伟
张成松

审查员 钟艺雯

(74) 专利代理机构 中科专利商标代理有限责任
公司 11021

代理人 周天宇

(51) Int. Cl.

G06Q 10/04 (2012.01)

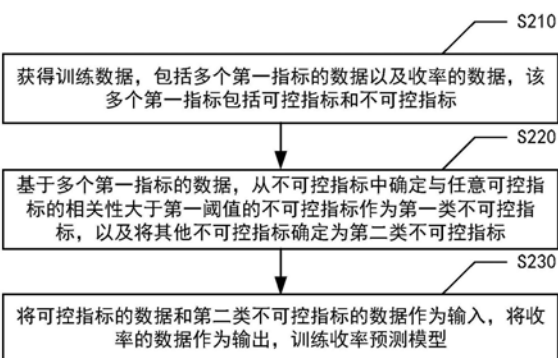
权利要求书2页 说明书9页 附图5页

(54) 发明名称

训练收率预测模型的方法和装置

(57) 摘要

本公开提供了一种训练收率预测模型的方法,包括获得训练数据,所述训练数据包括多个第一指标的数据以及收率的数据,所述多个第一指标包括可控指标和不可控指标,基于所述多个第一指标的数据,从所述不可控指标中确定与任意所述可控指标的相关性大于第一阈值的不可控指标作为第一类不可控指标,以及将其他不可控指标确定为第二类不可控指标,将所述可控指标的数据和所述第二类不可控指标的数据作为输入,将所述收率的数据作为输出,训练所述收率预测模型。本公开还提供了一种训练收率预测模型的装置。



1. 一种训练收率预测模型的方法,包括:

获得训练数据,所述训练数据包括多个第一指标的数据以及收率的数据,所述多个第一指标包括可控指标和不可控指标;

基于所述多个第一指标的数据,从所述不可控指标中确定与任意所述可控指标的相关性大于第一阈值的不可控指标作为第一类不可控指标,以及将其他不可控指标确定为第二类不可控指标,所述第一类不可控指标会随可控指标变化;

将所述可控指标的数据和所述第二类不可控指标的数据作为输入,将所述第一类不可控指标的数据和所述收率的数据作为输出,训练所述收率预测模型;

获得待调优的时间点的所述可控指标的数据和所述第二类不可控指标的数据;

通过经训练的所述收率预测模型,得到所述待调优的时间点的收率的预测数据;以及

调整输入的所述可控指标的数据,使得所述收率的预测数据达到最大值,将使所述收率的预测数据达到最大值的可控指标的数据确定为优化结果。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述获得训练数据包括:

获得原始数据,所述原始数据包括多个第二指标的数据以及收率的数据;

确定所述多个第二指标中与收率的相关性高于第二阈值的第二指标作为第一指标;

生成包括多个第一指标的数据以及收率的数据的训练数据。

3. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述收率预测模型包括用于预测收率的神经网络模型,所述神经网络模型包括多个隐藏层,所述隐藏层包括全连接层、RNN层或者LSTM层中的至少一种。

4. 一种训练收率预测模型的装置,包括:

第一获得模块,用于获得训练数据,所述训练数据包括多个第一指标的数据以及收率的数据,所述多个第一指标包括可控指标和不可控指标;

分类模块,用于基于所述多个第一指标的数据,从所述不可控指标中确定与任意所述可控指标的相关性大于第一阈值的不可控指标作为第一类不可控指标,以及将其他不可控指标确定为第二类不可控指标,所述第一类不可控指标会随可控指标变化;

训练模块,用于将所述可控指标的数据和所述第二类不可控指标的数据作为输入,将所述第一类不可控指标的数据和所述收率的数据作为输出,训练所述收率预测模型;

第二获得模块,用于获得待调优的时间点的所述可控指标的数据和所述第二类不可控指标的数据;

预测模块,用于通过经训练的所述收率预测模型,得到所述待调优的时间点的收率的预测数据;以及

调优模块,用于调整输入的所述可控指标的数据,使得所述收率的预测数据达到最大值,将使所述收率的预测数据达到最大值的可控指标的数据确定为优化结果。

5. 根据权利要求4所述的装置,其中,所述第一获得模块包括:

获得子模块,用于获得原始数据,所述原始数据包括多个第二指标的数据以及收率的数据;

确定子模块,用于确定所述多个第二指标中与收率的相关性高于第二阈值的第二指标作为第一指标;

生成子模块,用于生成包括多个第一指标的数据以及收率的数据的训练数据。

6. 根据权利要求4所述的装置,其中,所述收率预测模型包括用于预测收率的神经网络模型,所述神经网络模型包括多个隐藏层,所述隐藏层包括全连接层、RNN层或者LSTM层中的至少一种。

训练收率预测模型的方法和装置

技术领域

[0001] 本公开涉及一种训练收率预测模型的方法和装置。

背景技术

[0002] 对于石化等流程制造行业,其装置的工艺指标(如温度、压力等)直接决定了产品的收率。有效调节装置的工艺指标,对于提高产品收率,进而实现装置经济效益最大化是非常关键的。基于装置积累的海量历史数据,采用机器学习技术,挖掘使装置目标产物产量达到最大的工艺指标取值。然而,本发明人发现,现有模型对产品收率的预测的效果并不理想。

发明内容

[0003] 本公开的一个方面提供了一种训练收率预测模型的方法,包括获得训练数据,所述训练数据包括多个第一指标的数据以及收率的数据,所述多个第一指标包括可控指标和不可控指标,基于所述多个第一指标的数据,从所述不可控指标中确定与任意所述可控指标的相关性大于第一阈值的不可控指标作为第一类不可控指标,以及将其他不可控指标确定为第二类不可控指标,将所述可控指标的数据和所述第二类不可控指标的数据作为输入,将所述收率的数据作为输出,训练所述收率预测模型。

[0004] 可选地,所述将所述可控指标的数据和所述第二类不可控指标的数据作为输入,将所述收率的数据作为输出,训练所述收率预测模型包括将所述可控指标的数据和所述第二类不可控指标的数据作为输入,将所述第一类不可控指标和所述收率的数据作为输出,训练所述收率预测模型。

[0005] 可选地,所述获得训练数据包括获得原始数据,所述原始数据包括多个第二指标的数据以及收率的数据,确定所述多个第二指标中与收率的相关性高于第二阈值的第二指标作为第一指标,生成包括多个第一指标的数据以及收率的数据的训练数据。

[0006] 可选地,所述收率预测模型包括用于预测收率的神经网络模型,所述神经网络模型包括多个隐藏层,所述隐藏层包括全连接层、RNN层或者LSTM层中的至少一种。

[0007] 可选地,所述方法还包括获得待调优的时间点的所述可控指标的数据和所述第二类不可控指标的数据,通过经训练的所述收率预测模型,得到所述待调优的时间点的收率的预测数据,以及调整输入的所述可控指标的数据,使得所述收率的预测数据达到最大值,将使所述收率的预测数据达到最大值的可控指标的数据确定为优化结果。

[0008] 本公开的另一个方面提供了一种训练收率预测模型的装置,包括第一获得模块、分类模块以及训练模块。第一获得模块,用于获得训练数据,所述训练数据包括多个第一指标的数据以及收率的数据,所述多个第一指标包括可控指标和不可控指标。分类模块,用于基于所述多个第一指标的数据,从所述不可控指标中确定与任意所述可控指标的相关性大于第一阈值的不可控指标作为第一类不可控指标,以及将其他不可控指标确定为第二类不可控指标。训练模块,用于将所述可控指标的数据和所述第二类不可控指标的数据作为输

入,将所述收率的数据作为输出,训练所述收率预测模型。

[0009] 可选地,所述训练模块用于将所述可控指标的数据和所述第二类不可控指标的数据作为输入,将所述第一类不可控指标和所述收率的数据作为输出,训练所述收率预测模型。

[0010] 可选地,所述第一获得模块包括获得子模块、确定子模块以及生成子模块。获得子模块,用于获得原始数据,所述原始数据包括多个第二指标的数据以及收率的数据。确定子模块,用于确定所述多个第二指标中与收率的相关性高于第二阈值的第二指标作为第一指标。生成子模块,用于生成包括多个第一指标的数据以及收率的数据的训练数据。

[0011] 可选地,所述收率预测模型包括用于预测收率的神经网络模型,所述神经网络模型包括多个隐藏层,所述隐藏层包括全连接层、RNN层或者LSTM层中的至少一种。

[0012] 可选地,所述装置还包括第二获得模块、预测模块以及调优模块。第二获得模块,用于获得待调优的时间点的所述可控指标的数据和所述第二类不可控指标的数据。预测模块,用于通过经训练的所述收率预测模型,得到所述待调优的时间点的收率的预测数据。调优模块,用于调整输入的所述可控指标的数据,使得所述收率的预测数据达到最大值,将使所述收率的预测数据达到最大值的可控指标的数据确定为优化结果。

[0013] 本公开的另一个方面提供了一种电子设备,包括,至少一个处理器以及至少一个存储器,用于存储一个或多个计算机可读指令,其中,当所述一个或多个计算机可读指令被所述至少一个处理器执行时,使得所述处理器执行如上所述的方法。

[0014] 本公开的另一方面提供了一种非易失性存储介质,存储有计算机可执行指令,所述指令在被执行时用于实现如上所述的方法。

[0015] 本公开的另一方面提供了一种计算机程序,所述计算机程序包括计算机可执行指令,所述指令在被执行时用于实现如上所述的方法。

附图说明

[0016] 为了更完整地理解本公开及其优势,现在将参考结合附图的以下描述,其中:

[0017] 图1示意性示出了根据本公开实施例的收率预测的应用场景;

[0018] 图2A示意性示出了根据本公开实施例的训练收率预测模型的方法的流程图;

[0019] 图2B示意性示出了根据本公开实施例的收率预测模型的示意图。

[0020] 图3示意性示出了根据本公开实施例的获得训练数据的流程图;

[0021] 图4示意性示出了根据本公开实施例的收率优化的流程图;

[0022] 图5示意性示出了根据本公开实施例的训练收率预测模型的装置的框图;

[0023] 图6示意性示出了根据本公开实施例的第一获得模块的框图;

[0024] 图7示意性示出了根据本公开另一实施例的训练收率预测模型的装置的框图;以及

[0025] 图8示意性示出了根据本公开实施例的电子设备的框图。

具体实施方式

[0026] 以下,将参照附图来描述本公开的实施例。但是应该理解,这些描述只是示例性的,而并非要限制本公开的范围。在下面的详细描述中,为便于解释,阐述了许多具体的细

节以提供对本公开实施例的全面理解。然而,明显地,一个或多个实施例在没有这些具体细节的情况下也可以被实施。此外,在以下说明中,省略了对公知结构和技术的描述,以避免不必要地混淆本公开的概念。

[0027] 在此使用的术语仅仅是为了描述具体实施例,而并非意在限制本公开。在此使用的术语“包括”、“包含”等表明了所述特征、步骤、操作和/或部件的存在,但是并不排除存在或添加一个或多个其他特征、步骤、操作或部件。

[0028] 在此使用的所有术语(包括技术和科学术语)具有本领域技术人员通常所理解的含义,除非另外定义。应注意,这里使用的术语应解释为具有与本说明书的上下文相一致的含义,而不应以理想化或过于刻板的方式来解释。

[0029] 在使用类似于“A、B和C等中至少一个”这样的表述的情况下,一般来说应该按照本领域技术人员通常理解该表述的含义来予以解释(例如,“具有A、B和C中至少一个的系统”应包括但不限于单独具有A、单独具有B、单独具有C、具有A和B、具有A和C、具有B和C、和/或具有A、B、C的系统等)。在使用类似于“A、B或C等中至少一个”这样的表述的情况下,一般来说应该按照本领域技术人员通常理解该表述的含义来予以解释(例如,“具有A、B或C中至少一个的系统”应包括但不限于单独具有A、单独具有B、单独具有C、具有A和B、具有A和C、具有B和C、和/或具有A、B、C的系统等)。本领域技术人员还应理解,实质上任意表示两个或更多可选项目的转折连词和/或短语,无论是在说明书、权利要求书还是附图中,都应被理解为给出了包括这些项目之一、这些项目任一方、或两个项目的可能性。例如,短语“A或B”应当被理解为包括“A”或“B”、或“A和B”的可能性。

[0030] 附图中示出了一些方框图和/或流程图。应理解,方框图和/或流程图中的一些方框或其组合可以由计算机程序指令来实现。这些计算机程序指令可以提供给通用计算机、专用计算机或其他可编程数据处理装置的处理器,从而这些指令在由该处理器执行时可以创建用于实现这些方框图和/或流程图中所说明的功能/操作的装置。

[0031] 因此,本公开的技术可以硬件和/或软件(包括固件、微代码等)的形式来实现。另外,本公开的技术可以采取存储有指令的计算机可读介质上的计算机程序产品的形式,该计算机程序产品可供指令执行系统使用或者结合指令执行系统使用。在本公开的上下文中,计算机可读介质可以是能够包含、存储、传送、传播或传输指令的任意介质。例如,计算机可读介质可以包括但不限于电、磁、光、电磁、红外或半导体系统、装置、器件或传播介质。计算机可读介质的具体示例包括:磁存储装置,如磁带或硬盘(HDD);光存储装置,如光盘(CD-ROM);存储器,如随机存取存储器(RAM)或闪存;和/或有线/无线通信链路。

[0032] 本公开的实施例提供了一种训练收率预测模型的方法,包括获得训练数据,所述训练数据包括多个第一指标的数据以及收率的数据,所述多个第一指标包括可控指标和不可控指标,基于所述多个第一指标的数据,从所述不可控指标中确定与任意所述可控指标的相关性大于第一阈值的不可控指标作为第一类不可控指标,以及将其他不可控指标确定为第二类不可控指标,将所述可控指标的数据和所述第二类不可控指标的数据作为输入,将所述收率的数据作为输出,训练所述收率预测模型。

[0033] 图1示意性示出了根据本公开实施例的产率预测的应用场景。需要注意的是,图1所示仅为可以应用本公开实施例的场景的示例,以帮助本领域技术人员理解本公开的技术内容,但并不意味着本公开实施例不可以用于其他设备、系统、环境或场景。

[0034] 如图1所示,通常情况下,化学合成的收率是由很多因素共同决定的,包括但不限于原料配比、原料的投放顺序和时机、反应的各种条件、环境条件等,该些因素与收率的关系通常是十分复杂的,尤其是在一些特别类型的反应中,例如催化裂化反应,很难解释各个因素与产品收率的关系。

[0035] 对于石化等流程制造行业,其装置的工艺指标(如温度、压力等)直接决定了高价值产品的收率。有效调节装置的工艺指标,对于提高高价值产品收率,进而实现装置经济效益最大化是非常关键的。但是由于流程制造行业流程繁多,工艺复杂,且各个流程间存在复杂的相互影响,单纯的依赖车间工人的个人经验调节装置工艺指标,存在很大的局限性,难以实现装置经济效益的最大化。

[0036] 基于装置积累的海量历史数据,采用机器学习技术,挖掘使装置目标产物产量达到最大的工艺指标取值,是实现装置经济效益最大化的有效方式。该方法首先基于历史数据,建立装置工艺指标X与目标产品收率Y之间的关系 $Y=F(X)$,在实际生产过程中,通过改变装置工艺指标X中的可控目标的取值,使得基于 $Y=F(X)$ 计算出的Y达到最大,选取使Y最大的X作为装置工艺指标的调控值。

[0037] 该方法的一个主要问题是,可控指标与不可控指标的存在强依赖,在实际生产过程中寻找使装置产品收率最大化的X的取值时,只改变了可控指标的值,没有调整不可控指标的值(假设不可控指标的值是不变的),这与实际情况是不一致的,实际情况中当改变了可控指标的取值之后,不可控指标的实际值也会发生变化。这种不一致性会极大的影响给出的指标调控值的有效性。

[0038] 本发明实施例的方法通过将不可控指标区分为第一类不可控指标和第二类不可控指标,使用可控指标的数据和第二类不可控指标的数据作为输入,以及使用所述收率的数据作为输出,训练所述收率预测模型,使得构建的收率预测模型能够捕获可控指标引起不可控指标变化,进而影响收率的信息。基于该方法给出的装置工艺指标的调控值更加有效。下面结合图2A对本公开实施例的构造收率预测模型的方法进行说明。

[0039] 图2A示意性示出了根据本公开实施例的训练收率预测模型的方法的流程图。

[0040] 如图2A所示,该方法包括操作S210~S230。

[0041] 在操作S210,获得训练数据,所述训练数据包括多个第一指标的数据以及收率的数据,所述多个第一指标包括可控指标和不可控指标。可控指标例如可以包括用于加热的煤气的流量、压力、温度等,不可控指标例如可以包括触媒活性等。

[0042] 例如,可以从目标流程制造企业的数据库(如石化行业的Info Plus 21实时数据库)中获取其采集的体现装置运行状况的指标(用: X_1 、 X_2 、...、 X_n 等表示,如装置温度等),以及要预测的产品收率(用Y表示,如石化行业的汽油收率),得到如表1所示的数据表。

[0043] 表1:装置运行数据与产品收率数据示例

[0044]

时间	X_1	X_2	...	X_n	Y
T1	X_{1_1}	X_{2_1}	...	X_{n_1}	Y_1
T2	X_{1_2}	X_{2_2}	...	X_{n_2}	Y_2
T3	X_{1_3}	X_{2_3}	...	X_{n_3}	Y_3
T4	X_{1_4}	X_{2_4}	...	X_{n_4}	Y_4
...

TM	X1_m	X2_m	...	Xn_m	Y_m
----	------	------	-----	------	-----

[0045] 其中“时间”是指标值采集的时间,高价值产品收率Y可以直接通过装置上的测量计获取(如果装置上有对应的测量点),或者通过其他测量点的值间接计算得出。

[0046] 根据本公开实施例,并非所有的指标都能够影响收率,本公开实施例可以选择与收率有关的指标作为第一指标进行分析。下面结合图3进行说明。

[0047] 图3示意性示出了根据本公开另一实施例的获得训练数据的流程图。

[0048] 如图3所示,该方法包括操作S310~S330。

[0049] 在操作S310,获得原始数据,所述原始数据包括多个第二指标的数据以及收率的数据。

[0050] 在操作S320,确定所述多个第二指标中与收率的相关性高于第二阈值的第二指标作为第一指标。例如,可以采用皮尔逊相关系数或传递熵等参数作为第二指标与收率的相关性的表征值,确定第二指标与收率的相关性。

[0051] 在操作S330,生成包括多个第一指标的数据以及收率的数据的训练数据。

[0052] 该方法从能够得到的全部第二指标中筛选出与收率相关的第一指标,避免与收率无关的指标对收率预测产生影响。

[0053] 返回参考图2A。在操作S220,基于所述多个第一指标的数据,从所述不可控指标中确定与任意所述可控指标的相关性大于第一阈值的不可控指标作为第一类不可控指标,以及将其他不可控指标确定为第二类不可控指标。

[0054] 例如,某一可控指标XFC-1发生改变时,另一不可控指标XFH-1明显地随着该可控指标XFC-1的改变而改变,其相关性大于第一阈值,则将该不可控指标XFH-1确定为第一类不可控指标。又如,某一不可控指标XFL-1与各个可控指标XFC均没有显著的相关性,则将该不可控指标XFL-1确定为第二类不可控指标。

[0055] 根据本公开实施例,例如可以采用皮尔逊相关系数或传递熵等参数作为不可控指标与可控指标的相关性的表征值,确定不可控指标与可控指标的相关性。

[0056] 在操作S230,将所述可控指标的数据和所述第二类不可控指标的数据作为输入,将所述收率的数据作为输出,训练所述收率预测模型。

[0057] 由于第一类可控指标随可控指标变化,所以仅将可控指标和第二类不可控指标作为输入进行预测,避免第一类不可控指标对收率预测产生干扰。

[0058] 其中,该收率预测模型例如可以包括用于预测收率的神经网络模型。该神经网络模型例如可以包括多个隐藏层。其中,该些隐藏层例如可以包括全连接层、RNN(循环神经网络,Recurrent Neural Network)层或者LSTM(长短期记忆网络,Long Short-Term Memory)层等。

[0059] 可选地,本公开实施例还可以将所述第一类不可控指标和所述收率的数据作为模型的两个输出,训练所述收率预测模型。其中,第一类不可控指标的输出用于对模型的训练进行监督,可以进一步提高产率预测模型的预测效果。

[0060] 下面结合图2B对本公开实施例的收率预测模型进行说明。

[0061] 图2B示意性示出了根据本公开实施例的收率预测模型的示意图。

[0062] 如图2B所示,该收率预测模型包括两个输入层、多个隐藏层和两个输出层。其中,圆形代表的是神经网络的输入层,包括可控指标XFC和第二类不可控指标XFL;矩形框代表

的是神经网络的隐藏层;椭圆代表的是神经网络的输出层,其中XF' 代表的是第一类不可控指标XF作为拟合监督量的输出层,Y' 代表的是拟合收率Y的输出层;箭头代表的是神经网络中数据的流动方向,一个隐藏层上的两个出箭头代表的是隐藏层输出的两份相同拷贝,一个神经元上的两个入箭头代表的是两份输入的拼接。

[0063] 需要说明的是图中隐藏层的具体实现形式不限,可以为全连接层、RNN层、LSTM层等。若为RNN、LSTM等循环神经网络结构,则上图只为一个时序,可以横向扩展到多个时序。

[0064] 根据本公开实施例,该方法还可以包括基于图2B的模型结构对输入数据的格式进行调整,使数据符合模型对输入数据的要求。如对于循环神经网络需要将输入数据调整成时序数据。

[0065] 在模型训练过程中,通过更新神经网络的参数,使得基于可控指标XFC和第二类不可控指标XFL这两类指标预测的第一类不可控指标XFH' 指标与收率Y' 更准确,即,使得预测的XFH' 与实际的XFH以及预测的Y' 与实际的Y的偏差最小。其中,偏差例如可以用平均绝对误差、均方根误差等表征。

[0066] 该方法将可控指标和不与其他可控指标相关的第二类不可控指标共同作为模型的输入,使得训练的产率预测模型能够基于该第二类不可控指标的变化影响产率预测,预测结果更加有效。

[0067] 在通过上文所述的方法训练收率预测模型后,该模型可以用于优化收率。下面结合图4所示意的实施例进行说明。

[0068] 图4示意性示出了根据本公开实施例的收率优化的流程图。

[0069] 如图4所示,该方法包括操作S410~S430。

[0070] 在操作S410,获得待调优的时间点的所述可控指标的数据和所述第二类不可控指标的数据。

[0071] 在操作S420,通过经训练的所述收率预测模型,得到所述待调优的时间点的收率的预测数据。

[0072] 在操作S430,调整输入的所述可控指标的数据,使得所述收率的预测数据达到最大值,将使所述收率的预测数据达到最大值的可控指标的数据确定为优化结果。

[0073] 该方法采用上述训练好的模型,在调整可控指标的数据时,模型会综合第一类不可控指标随可控指标变化的因素预测收率,预测结果更加可靠,在此基础上确定的使所述收率的预测数据达到最大值的可控指标的数据能够使收率达到更高的水平。

[0074] 图5示意性示出了根据本公开实施例的训练收率预测模型的装置500的框图。

[0075] 如图5所示,该训练收率预测模型的装置500包括第一获得模块510、分类模块520以及训练模块530。该装置500可以执行上面参考图2A描述的方法,以训练收率预测模型。

[0076] 第一获得模块510,例如执行参考上文描述的操作S210,用于获得训练数据,所述训练数据包括多个第一指标的数据以及收率的数据,所述多个第一指标包括可控指标和不可控指标。

[0077] 分类模块520,例如执行参考上文描述的操作S220,用于基于所述多个第一指标的数据,从所述不可控指标中确定与任意所述可控指标的相关性大于第一阈值的不可控指标作为第一类不可控指标,以及将其他不可控指标确定为第二类不可控指标。

[0078] 训练模块530,例如执行参考上文描述的操作S230,用于将所述可控指标的数据和

所述第二类不可控指标的数据作为输入,将所述收率的数据作为输出,训练所述收率预测模型。

[0079] 根据本公开实施例,所述训练模块用于将所述可控指标的数据和所述第二类不可控指标的数据作为输入,将所述第一类不可控指标和所述收率的数据作为输出,训练所述收率预测模型。

[0080] 图6示意性示出了根据本公开实施例的第一获得模块600的框图。

[0081] 如图6所示,该第一获得模块600包括获得子模块610、确定子模块620以及生成子模块630。

[0082] 获得子模块610,例如执行参考上文描述的操作S310,用于获得原始数据,所述原始数据包括多个第二指标的数据以及收率的数据。

[0083] 确定子模块620,例如执行参考上文描述的操作S320,用于确定所述多个第二指标中与收率的相关性高于第二阈值的第二指标作为第一指标。

[0084] 生成子模块630,例如执行参考上文描述的操作S330,用于生成包括多个第一指标的数据以及收率的数据的训练数据。

[0085] 根据本公开实施例,所述收率预测模型包括用于预测收率的神经网络模型,所述神经网络模型包括多个隐藏层,所述隐藏层包括全连接层、RNN层或者LSTM层中的至少一种。

[0086] 图7示意性示出了根据本公开另一实施例的训练收率预测模型700的装置的框图。

[0087] 如图700所示,该装置在前述实施例的基础上,还可以包括第二获得模块710、预测模块720以及调优模块730。

[0088] 第二获得模块710,例如执行参考上文描述的操作S410,用于获得待调优的时间点的所述可控指标的数据和所述第二类不可控指标的数据。

[0089] 预测模块720,例如执行参考上文描述的操作S420,用于通过经训练的所述收率预测模型,得到所述待调优的时间点的收率的预测数据。

[0090] 调优模块730,例如执行参考上文描述的操作S430,用于调整输入的所述可控指标的数据,使得所述收率的预测数据达到最大值,将使所述收率的预测数据达到最大值的可控指标的数据确定为优化结果。

[0091] 根据本公开的实施例的模块、子模块、单元、子单元中的任意多个、或其中任意多个的至少部分功能可以在一个模块中实现。根据本公开实施例的模块、子模块、单元、子单元中的任意一个或多个可以被拆分成多个模块来实现。根据本公开实施例的模块、子模块、单元、子单元中的任意一个或多个可以至少被部分地实现为硬件电路,例如现场可编程门阵列(FPGA)、可编程逻辑阵列(PLA)、片上系统、基板上的系统、封装上的系统、专用集成电路(ASIC),或可以通过对电路进行集成或封装的任何其他的合理方式的硬件或固件来实现,或以软件、硬件以及固件三种实现方式中任意一种或以其中任意几种的适当组合来实现。或者,根据本公开实施例的模块、子模块、单元、子单元中的一个或多个可以至少被部分地实现为计算机程序模块,当该计算机程序模块被运行时,可以执行相应的功能。

[0092] 例如,第一获得模块510、分类模块520、训练模块530、获得子模块610、确定子模块620、生成子模块630、第二获得模块710、预测模块720以及调优模块730中的任意多个可以合并在一个模块中实现,或者其中的任意一个模块可以被拆分成多个模块。或者,这些模块

中的一个或多个模块的至少部分功能可以与其他模块的至少部分功能相结合,并在一个模块中实现。根据本公开的实施例,第一获得模块510、分类模块520、训练模块530、获得子模块610、确定子模块620、生成子模块630、第二获得模块710、预测模块720以及调优模块730中的至少一个可以至少被部分地实现为硬件电路,例如现场可编程门阵列(FPGA)、可编程逻辑阵列(PLA)、片上系统、基板上的系统、封装上的系统、专用集成电路(ASIC),或可以通过对电路进行集成或封装的任何其他的合理方式等硬件或固件来实现,或以软件、硬件以及固件三种实现方式中任意一种或以其中任意几种的适当组合来实现。或者,第一获得模块510、分类模块520、训练模块530、获得子模块610、确定子模块620、生成子模块630、第二获得模块710、预测模块720以及调优模块730中的至少一个可以至少被部分地实现为计算机程序模块,当该计算机程序模块被运行时,可以执行相应的功能。

[0093] 图8示意性示出了根据本公开实施例的电子设备800的框图。图8示出的计算机系统仅仅是一个示例,不应对本公开实施例的功能和使用范围带来任何限制。

[0094] 如图8所示,电子设备800包括处理器810以及计算机可读存储介质820。该电子设备800可以执行根据本公开实施例的方法。

[0095] 具体地,处理器810例如可以包括通用微处理器、指令集处理器和/或相关芯片组和/或专用微处理器(例如,专用集成电路(ASIC)),等等。处理器810还可以包括用于缓存用途的板载存储器。处理器810可以是用于执行根据本公开实施例的方法流程的不同动作的单一处理单元或者是多个处理单元。

[0096] 计算机可读存储介质820,例如可以是能够包含、存储、传送、传播或传输指令的任意介质。例如,可读存储介质可以包括但不限于电、磁、光、电磁、红外或半导体系统、装置、器件或传播介质。可读存储介质的具体示例包括:磁存储装置,如磁带或硬盘(HDD);光存储装置,如光盘(CD-ROM);存储器,如随机存取存储器(RAM)或闪存;和/或有线/无线通信链路。

[0097] 计算机可读存储介质820可以包括计算机程序821,该计算机程序821可以包括代码/计算机可执行指令,其在由处理器810执行时使得处理器810执行根据本公开实施例的方法或其任何变形。

[0098] 计算机程序821可被配置为具有例如包括计算机程序模块的计算机程序代码。例如,在示例实施例中,计算机程序821中的代码可以包括一个或多个程序模块,例如包括821A、模块821B、……。应当注意,模块的划分方式和个数并不是固定的,本领域技术人员可以根据实际情况使用合适的程序模块或程序模块组合,当这些程序模块组合被处理器810执行时,使得处理器810可以执行根据本公开实施例的方法或其任何变形。

[0099] 根据本公开实施例,第一获得模块510、分类模块520、训练模块530、获得子模块610、确定子模块620、生成子模块630、第二获得模块710、预测模块720以及调优模块730中的至少一个可以实现为参考图8描述的计算机程序模块,其在被处理器810执行时,可以实现上面描述的相应操作。

[0100] 本公开还提供了一种计算机可读介质,该计算机可读介质可以是上述实施例中描述的设备/装置/系统中所包含的;也可以是单独存在,而未装配入该设备/装置/系统中。上述计算机可读介质承载有一个或者多个程序,当上述一个或者多个程序被执行时,实现执行根据本公开实施例的方法或其任何变形。

[0101] 根据本公开的实施例,计算机可读介质可以是计算机可读信号介质或者计算机可读存储介质或者是上述两者的任意组合。计算机可读存储介质例如可以是一——但不限于——电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件,或者任意以上的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子可以包括但不限于:具有一个或多个导线的电连接、便携式计算机磁盘、硬盘、随机访问存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM或闪存)、光纤、便携式紧凑磁盘只读存储器(CD-ROM)、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。在本公开中,计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质,该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。而在本公开中,计算机可读的信号介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号,其中承载了计算机可读的程序代码。这种传播的数据信号可以采用多种形式,包括但不限于电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。计算机可读的信号介质还可以是计算机可读存储介质以外的任何计算机可读介质,该计算机可读介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。计算机可读介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输,包括但不限于:无线、有线、光缆、射频信号等等,或者上述的任意合适的组合。

[0102] 附图中的流程图和框图,图示了按照本公开各种实施例的系统、方法和计算机程序产品的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上,流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段、或代码的一部分,上述模块、程序段、或代码的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。也应当注意,在有些作为替换的实现中,方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如,两个接连地表示的方框实际上可以基本并行地执行,它们有时也可以按相反的顺序执行,这依所涉及的功能而定。也要注意,框图或流程图中的每个方框、以及框图或流程图中的方框的组合,可以用执行规定的功能或操作的专用的基于硬件的系统来实现,或者可以用专用硬件与计算机指令的组合来实现。

[0103] 本领域技术人员可以理解,本公开的各个实施例和/或权利要求中记载的特征可以进行多种组合和/或结合,即使这样的组合或结合没有明确记载于本公开中。特别地,在不脱离本公开精神和教导的情况下,本公开的各个实施例和/或权利要求中记载的特征可以进行多种组合和/或结合。所有这些组合和/或结合均落入本公开的范围。

[0104] 尽管已经参照本公开的特定示例性实施例示出并描述了本公开,但是本领域技术人员应该理解,在不背离所附权利要求及其等同物限定的本公开的精神和范围的情况下,可以对本公开进行形式和细节上的多种改变。因此,本公开的范围不应该限于上述实施例,而是应该不仅由所附权利要求来进行确定,还由所附权利要求的等同物来进行限定。

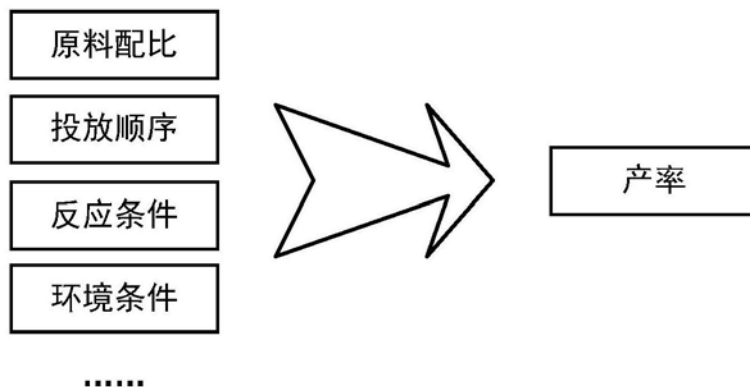


图1

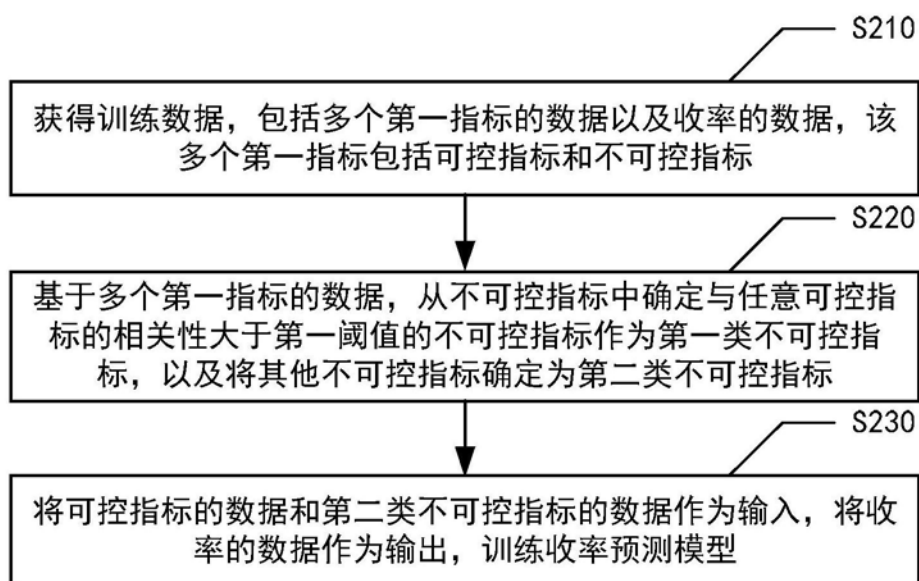


图2A

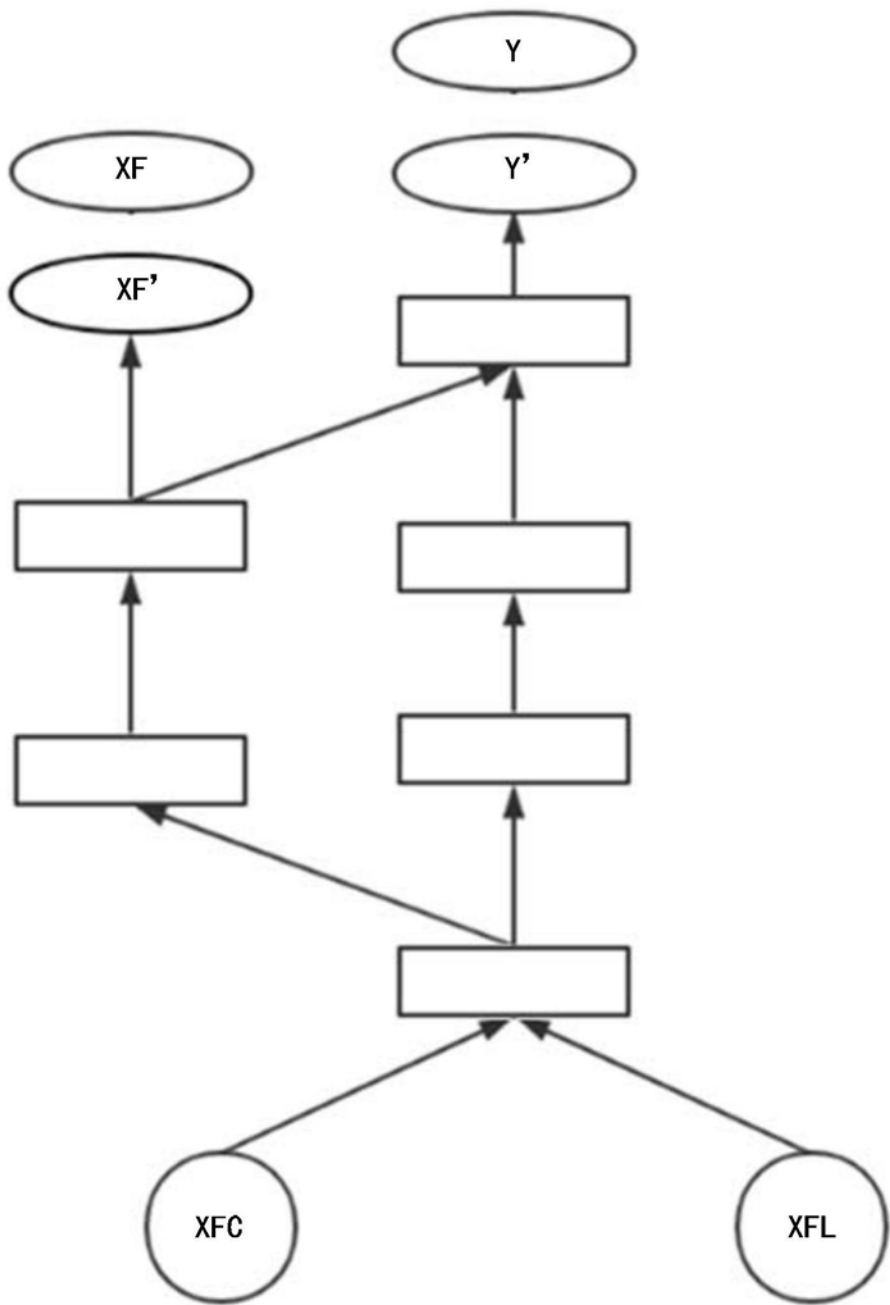


图2B

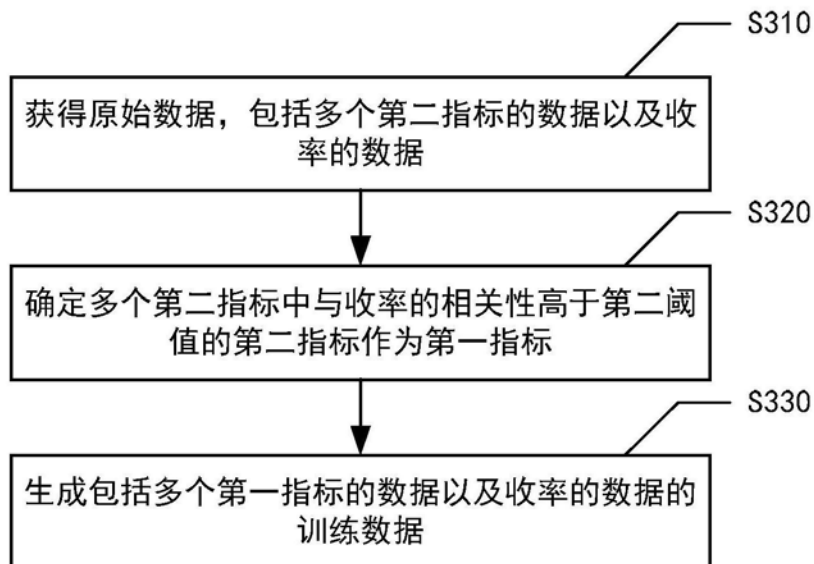


图3

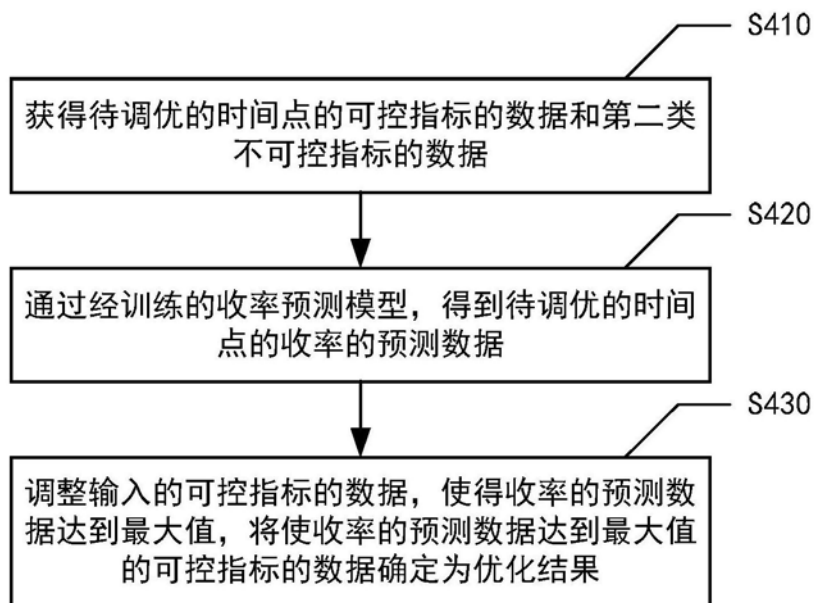


图4

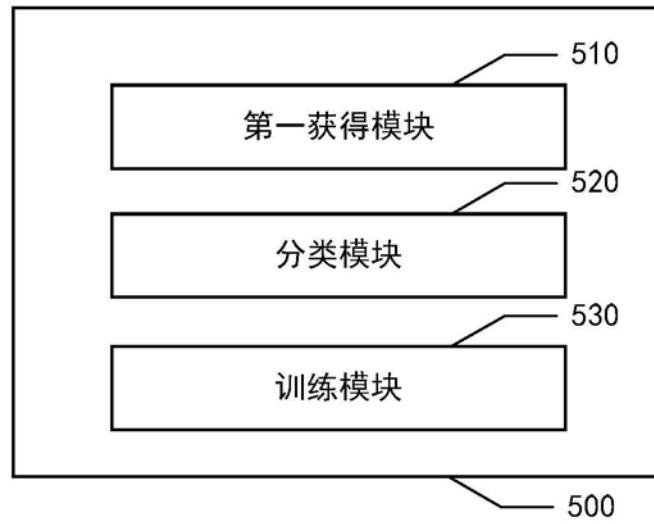


图5

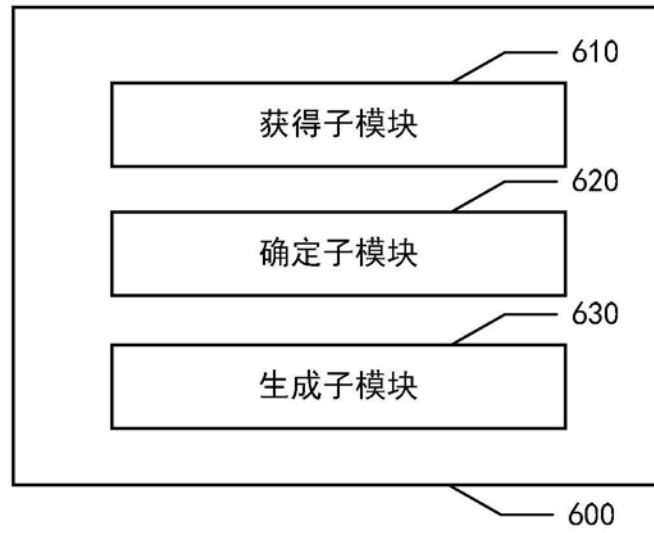


图6

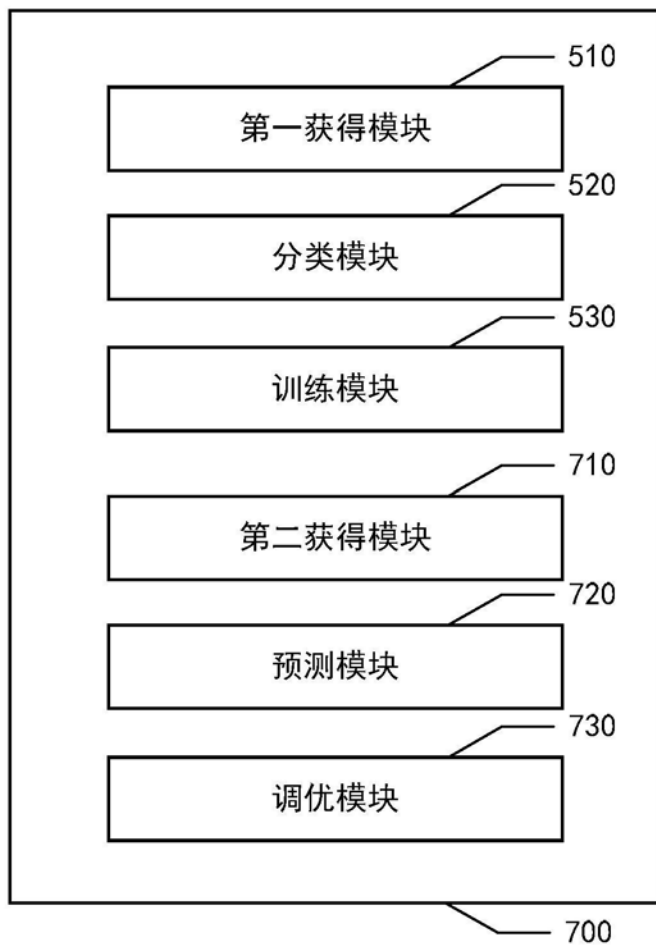


图7

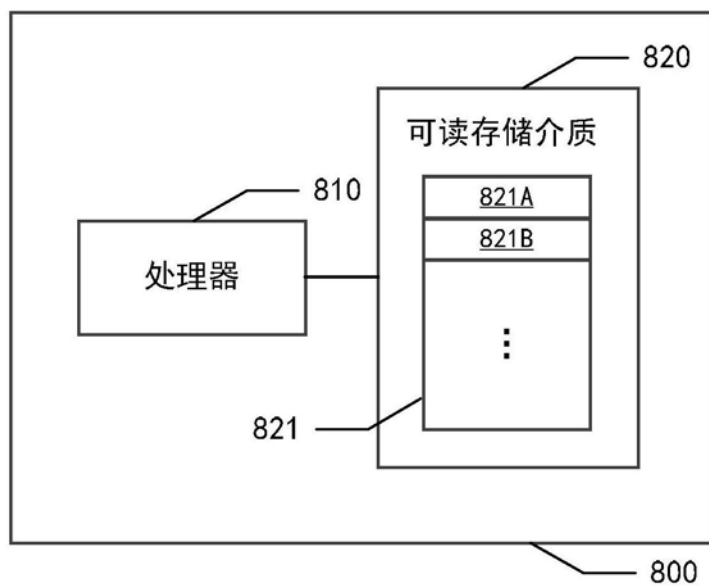


图8