



# [12] 发明专利申请公开说明书

[21] 申请号 200610089868.9

[43] 公开日 2006年11月22日

[11] 公开号 CN 1866286A

[22] 申请日 2006.4.28

[21] 申请号 200610089868.9

[30] 优先权

[32] 2005.4.28 [33] US [31] 11/117596

[71] 申请人 通用电气公司

地址 美国纽约州

[72] 发明人 R·V·苏布 P·P·波尼索尼  
N·H·埃克伦德 N·S·伊耶  
R·P·沙 W·殷  
C·E·克诺德 J·J·舒米德

[74] 专利代理机构 中国专利代理(香港)有限公司  
代理人 张雪梅 王 勇

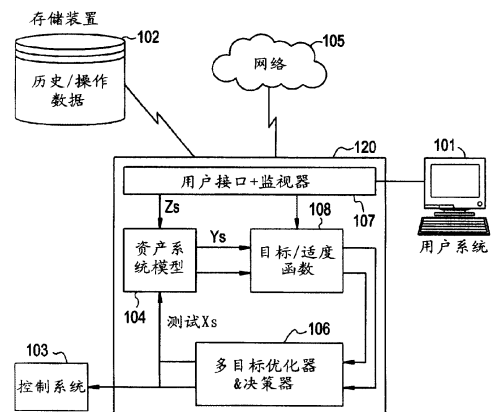
权利要求书 3 页 说明书 10 页 附图 9 页

## [54] 发明名称

资产的多目标预测建模、监视、以及更新的方法和系统

## [57] 摘要

提供一种用于对资产执行多目标预测建模，监视，以及更新的方法和系统。该方法包括为资产确定至少两个预测模型中的每个模型的状态作为监视预测性能值的结果。每个预测模型的状态包括以下至少之一：可接受的性能值；确认模型；以及不可接受的性能值。根据每个预测模型(104)的状态，该方法包括执行以下过程至少之一：终止对资产的至少两个预测模型(104)的利用，产生至少两个预测模型(104)状态的资产报警，以及根据所述至少两个预测模型(104)的状态更新所述至少两个预测模型(104)。



1、一种用于对资产执行多目标预测建模、监视、以及更新的方法，包括：  
为资产确定至少两个预测模型（104）中每个模型的状态作为监视预测性能值的结果，每个预测模型（104）的状态包括以下至少之一：

可接受的性能值；

确认模型；以及

不可接受的性能值；以及

根据每个预测模型（104）的状态，执行以下过程至少之一：

终止对资产使用该至少两个预测模型（104）；

产生该至少两个预测模型（104）的状态的资产报警；以及

根据该至少两个预测模型（104）的状态更新该至少两个预测模型（104）。

2、如权利要求1的方法，其中通过将每个预测模型（104）的预测性能值与实际性能值进行比较确定该可接受的性能值，其中如果所述预测性能值与所述实际性能值一致则其被认为是可接受的。

3、如权利要求1的方法，其中所述确认模型状态表示对所述正被监视的预测模型（104）正在进行确认过程。

4、如权利要求1的方法，其中所述更新包括：

将数据集提供给每个预测模型（104）并对将数据集应用到每个预测模型（104）执行预测分析；以及

计算所述预测分析产生的误差；

如果临时存储单元中的存储空间允许添加则将所述数据集添加到临时存储单元中提供的训练数据集，对于每个预测模型（104）所述临时存储单元是可存取的；以及

如果存储空间不允许所述添加：

通过将所述数据集与从历史数据（102）集中选中的数据点进行合并来创建另一个训练数据集；

利用导致更新的预测模型（104）的该另一个训练数据集对每个预测模型（104）执行批训练；以及

从所述临时存储单元删除所述数据集。

5、如权利要求 4 的方法，其中如果计算误差的结果超出指定的阈值，所述更新进一步包括：

利用所述数据集对每个预测模型（104）执行增量学习。

6、用于对资产进行多目标预测建模、监视、以及更新的系统，包括：

与资产有关的至少两个预测模型（104）；

与所述至少两个预测模型（104）相连的监视模块（107），所述监视模块（107）执行：

监视每个预测模型（104）的预测性能值并确定每个预测模型（104）的状态作为监视的结果，所述状态包括以下至少之一：

可接受的性能值；

确认模型；以及

不可接受的性能值；以及

根据每个预测模型（104）的状态，执行以下过程至少之一：

终止对资产使用所述至少两个预测模型（104）；

产生所述至少两个预测模型（104）的状态的资产报警；以及

根据所述至少两个预测模型（104）的状态更新所述至少两个预测模型（104）。

7、如权利要求 6 的系统，其中通过将每个预测模型（104）的预测性能值与实际性能值进行比较确定该可接受的性能值，其中如果所述预测性能值与所述实际性能值一致则其被认为是可接受的。

8、如权利要求 6 的系统，其中所述确认模型状态表示对所述正被监视的每个预测模型（104）正在进行确认过程。

9、如权利要求 6 的系统，其中所述更新包括：

将数据集提供给每个预测模型（104）并对将数据集应用到每个预测模型（104）执行预测分析；以及

计算所述预测分析产生的误差；

如果临时存储单元中的存储空间允许添加则将所述数据集添加到临时存储单元中提供的训练数据集，对于每个预测模型（104）所述临时存储单元是可存取的；以及

如果存储空间不允许所述添加：

通过将所述数据集与从历史数据（102）集中选中的数据点进行合并来创建另一个训练数据集；

利用导致更新的预测模型（104）的该另一个训练数据集对每个预测模型（104）执行批训练；以及

从所述临时存储单元删除所述数据集。

10、如权利要求9的系统，其中如果计算误差的结果超出指定的阈值，所述更新进一步包括：

利用所述数据集对每个预测模型（104）执行增量学习。

---

## 资产的多目标预测建模、监视、以及更新的方法和系统

### 技术领域

本发明一般涉及过程建模、最优化、以及控制系统，尤其涉及一种用于执行资产的多目标预测建模、监视、以及更新的方法和系统。

### 背景技术

预测模型通常用于各种商业、工业、以及科学应用。这些模型可以是基于数据驱动的构造技术、基于以物理为基础的构造技术、或者基于上述技术的组合。

神经网络建模是一种众所周知的数据驱动预测建模实例。利用数学明确定义的算法（例如，学习算法）上述数据驱动模型是可训练的。也就是，通过训练上述模型可被开发以根据测量的或已有的过程数据将过程输入准确映射到过程输出上。该训练需要一组不同的几个输入输出数据矢量数组的表达式给训练算法。然后该训练模型可准确表示基础过程的输入输出工作情况。

一旦确定它们能够在给定一组输入情况下精确预测各种过程输出，预测模型可与优化程序器进行接口。在模型上执行验证过程期间可通过比较预测值和实际值实现该确定。各种优化方法可被接口，例如，演化算法（EA），其是模拟自然的演变过程的优化技术，或梯度下降优化技术。外加优化程序器的预测模型可用于实现一过程控制器（例如，通过施加该优化程序器以熟知的产生想要的模型的方式操纵过程输入和过程输出）。

已有的解决方案利用神经网络建模非线性资产以及探查这些模型的单目标优化技术以识别过程的最优输入输出矢量。这些优化技术使用基于梯度的单目标或者优化目标复合函数（例如，通过特别的线性或非线性组合）的改良的优化程序器。

需要的是在多目标空间中提供建模和优化的机构，其中存在不止一个利益目标，这些目标可以是相互冲突的并且不能被组合到复合函数中。这样的机构能够在这个常常冲突的多目标空间中实现最优折衷解决方案。在冲突目

标的空间中该组最优折衷解决方案通常被认为是 Pareto Frontier。

### 发明内容

根据示例的实施例，提供一种用于执行资产的多目标预测建模、监视、以及更新的方法和系统。

一种用于执行资产的多目标预测建模、监视、以及更新的方法包括确定资产的至少两个预测模型中每个模型的状态作为监视预测性能值的结果，每个预测模型的状态至少包括可接受的性能值；确认模型；以及不可接受的性能值之一。根据每个预测模型的状态，该方法包括执行以下过程至少之一：终止资产预测模型的利用；产生预测模型状态的资产报警；以及根据预测模型的状态更新该预测模型。

一种用于执行资产的多目标预测建模、监视、以及更新的系统，至少包括两个涉及资产的预测模型，以及与上述至少两个预测模型相连的监视模块。监视模块监视每个预测模型的预测性能值并确定每个预测模型的状态以作为监视的结果。状态至少包括可接受的性能值；确认模型；以及不可接受的性能值之一。根据每个预测模型的状态，该系统包括执行以下过程至少之一：终止资产预测模型的利用；产生预测模型状态的资产报警；以及根据预测模型的状态更新该预测模型。

根据示例的实施例的其他系统、方法、和 / 或计算机程序产品对于本领域普通技术人员来说依据下文的附图和详细描述将会变得很明显。其意图是所有这些附加的系统、方法、和 / 或计算机程序产品将会包含在说明书中，包含在本发明的范围内，并被附随的权利要求所保护。

### 附图说明

参照示例附图，其中相同的部件在附图中具有相同的附图标记：

图 1 根据示例的实施例描述一种基于模型的多目标优化和决策系统的框图，根据上述系统可实现过程管理系统；

图 2 是描述各种输入变量优化过程的结果的输出目标的 Pareto Frontier 图的图表；

图 3 是根据示例的实施例描述用于实现多目标预测建模的过程流程图，根据该建模可实现过程管理系统；

图 4 是过程输入和输出之间的相互关系图；

图 5 是支持用于在示例实施例中产生预测模型的模型训练数据矩阵的创建与清除的界面；

图 6 是支持用于在示例实施例中产生预测模型的样本候选列表与操作数选择的界面；

图 7 是用于训练示例实施例中预测模型的确认图；

图 8 是描述利用示例实施例中预测模型执行多目标优化和决策过程的流程图；以及

图 9 是描述通过示例实施例中的过程管理系统实现预测模型的监视与更新功能的过程的流程图。

#### 具体实施方式

根据示例的实施例提供一种过程管理系统。该过程管理系统利用数据驱动的和基于基本原则的非线性模型以及以演化算法与梯度下降为基础的 Pareto Frontier 多目标优化技术的组合实现闭环、基于模型的资产优化与决策。过程管理系统还执行非线性资产模型的在线监视和匹配。预测模型参照与正被测量的特殊设备协调的广义模型并在执行模型产生和 / 或校准过程中典型地利用抽样数据。Pareto Frontier 优化技术在想要的元素属性之间或之中提供用于权衡分析的机构（例如，其中用于分析的两个相反的属性可包括与飞行器设计相关的与范围性能相对的转率，以及最优转率（例如，灵活性）的权衡可以是实现减少的范围性能）。

Pareto Frontier 可提供所有可能的优化结果或解决方案的图形描述。演化算法（EA）可被使用用于实现优化功能。EA 是以模拟自然演化范例为基础的并且利用建模生物进化简化规则的“遗传”算符，然后该算符被应用于创建新的并且希望的更高级的总体解决方案。多目标 EA 包括在特定的查找期间搜索并保持多 Pareto 最优解决方案，该期间允许通过单次执行 EA 算法依次提供整组最优 Pareto（Pareto Frontier）解决方案。

优化方法典型地要求查找启动的起点。不同于使用原始群体作为起点的 EA，基于梯度的查找算法使用原始方案作为起点（该起点可从给定的查找空间随机产生）。

在示例的实施例中，构造非线性预测、对资产历史数据训练和确认的数据驱动模型以表示资产的输入输出行为。资产的历史数据涉及资产操作产

生的可测量的输入输出元素。例如，如果资产是烧煤的锅炉，可测量的元素可包括例如一氧化二氮、一氧化碳、以及硫的氧化物的排放水平。历史数据也可包括资产的操作条件，例如燃料消耗和效率。环境条件，例如空气温度与燃料质量也可被测量并包含在历史数据中。

基于基本原则的方法可被用于与用于构造表示资产输入输出关系的预测模型的数据驱动模型结合。基本原则预测模型是以支配资产输入输出关系的潜在自然物理原则的数学表达式为基础的。然而，首先根据资产历史数据在基本原则模型适合使用之前协调他们是必须的。给定一组用于感兴趣资产的环境条件，多目标优化程序器探测资产的非线性预测模型以识别满足资产操作约束条件的输入输出矢量数组的 Pareto 最优组。多目标优化程序器可利用一组从历史观点上说类似的操作点作为种子点以在这些点周围启动给定查找空间的灵活约束查找。基于域的决策功能叠加在输入输出矢量数组的 Pareto 最优组之上以过滤和识别环境条件组的最优输入输出矢量数组。资产可被命令实现这个最优状态。可作为时间函数或作为更改资产状态中的操作和环境条件的函数重复这个优化过程。

在线监视模块（例如，基于网络的处理器）作为时间函数观察非线性模型的预测性能，以及启动各种非线性预测模型的动态协调和更新以实现建模和闭环最优操作决策中的高保真。

而相对于在燃煤工厂发现的资产问题描述本发明，能够理解的是过程管理系统同等地适于用在多种其它的产业中并用于多种资产（例如，燃气轮机、燃油锅炉、炼油厂锅炉、航空发动机、航海发动机、汽油发动机、柴油发动机、混合发动机等等）。本发明还适用于这种资产的舰队最优管理中。提供这里描述的燃煤锅炉实施例用于举例说明，并且不被看作是对保护范围的限定。

转向图 1，将描述基于模型的多目标优化和决策系统，根据该系统可在示例实施例中实现过程管理系统。图 1 包括与用户系统 101 连接的过程管理器 120，存储装置 102，控制系统 103，以及网络 105。

过程管理器 120 包括用户接口和监视器 107，预测模型 104，多目标优化程序器与判定装置 106，以及目标 / 适应性函数 108。过程管理器 120 可通过运行在服务器，或者计算机装置例如用户系统 101 上的计算机指令（例



如，一个或多个软件应用程序）实现。如果在服务器、用户系统 101 上运行可通过网络 105 访问过程管理器 120 的功能部件。用户系统 101 可利用运行一个或多个用于执行本文描述的过程的计算机程序的通用计算机实现。用户系统 101 可以是个人计算机（例如，膝上型电脑，个人数字助理）或附加终端的主机。如果用户系统 101 是个人计算机，本文描述的处理可由用户系统 101 与主机系统服务器共享（例如，通过向用户系统 101 提供小程序）。用户系统 101 可由项目研究小组成员或供应者实体的管理者操作。如本文的进一步描述，可使用多种实现预测和优化功能的各种方法。

网络 105 可以是任意类型已知网络包括但不限于广域网（WAN），局域网（LAN），全球网络（例如因特网），虚拟个人网络（VPN），以及内联网。网络 105 可利用无线网络或任意类型本领域公知物理网络设备实现。

存储装置 102 可利用包含在用户系统 101 或主机系统中的存储器来实现或它可以是分离的物理装置。存储装置 102 可跨越包括网络 105 的分布式环境作为固定的数据源进行逻辑寻址。存储在存储装置 102 中的信息可通过主机系统被检索和操作以及通过用户系统 101 被浏览。

转向图 2，描述多种输入变量的优化处理结果的输出目标 Pareto Frontier 图的图表将被描述。一种在 400MW 基本负载燃煤工厂中为 400MW 目标负载要求共同最小化 NO<sub>x</sub> 和热耗率（heat rate）的样本 Pareto 优化前端被示出。所示的圆形标记簇表示来自 NO<sub>x</sub>—热耗率透视的历史操作点的范围。星形标记和互连的凹曲线示出 NO<sub>x</sub>—热耗率空间中的优化 Pareto Frontier。没有在该边界上的每个点是次优化操作点。“最公知操作区域”是来自历史获得的 NO<sub>x</sub>—热耗率透视的最有利区域。“最优操作区域”或 Pareto Frontier 的识别允许附加灵活性来权衡 NO<sub>x</sub> 信贷和燃料费。

转向图 3，根据示例的实施例描述用于实现多目标预测建模过程的流程图将被描述，其中根据该模型可实现过程管理系统。在步骤 302 中涉及被建模的资产的历史数据被收集和过滤以去除任何不良的或遗漏的数据。如上所述，历史数据可包括资产操作产生的可测量元素（例如，排放水平），资产的操作条件（例如，燃料消耗），以及环境条件（例如，空气温度）。在步骤 304 中剩余的历史操作数据被分成三类。与可控变量（也被称作‘X’）有关的数据表示第一类。这些是能被改变或正在改变的参数。一个可控参数的

例子是燃料流。与不可控变量（也被称作‘Z’）有关的数据表示第二类。例如，环境温度测量可被分类为不可控变量，因为其不在过程管理系统的直接控制范围内。另一个不可控变量的例子是燃料质量参数，再次因为其不在过程管理系统的直接控制范围内。

与输出有关的数据或目标（也被称作‘Y’）表示第三类。‘Y’目标涉及例如热耗率，一氧化二氮排放等处理目标。‘Y’约束条件涉及对输出所需的限制条件并且可以是例如所需的电源输出的限制条件。该分类数据被存储在存储器中（例如，存储器装置 102）并被保存以作为现在和将来之用。过程管理系统启动数据的过滤，其实例在图 5 中被描述。如图 5 所示的界面 500，‘X’、‘Y’、以及‘Z’变量分别分类在栏 502、504、以及 506 中，并在行 508 表示的各种周期上呈现。过滤功能可包括在训练预测模型过程中用于最小化错误数据影响的信号处理算法。

最初在设置过程管理系统时实现步骤 302 与 304 然后根据需要定期更新。现在可利用下文描述的信息创建预测模型。

在步骤 306 中，资产利益的目标和限制条件被识别。多个，有时相互冲突的目标和限制条件可根据需要确定。在步骤 308 中，根据可控和不可控变量（X，Z）对实现想得到的目标或所需的目标（Y）的适合程度，上述变量被选择。在确定实现 Y 目标或限制条件的变量（X，Z）的适合程度的过程中，分析（X，Z）变量与 Y 目标或限制条件之间的相互关系是重要的一步。该相互关系分析的实施例在图 4 中被描述。过程管理系统提供用于选择这些输入的界面，其实例在图 6 中被描述。每个被选中目标的预测模型在步骤 310 中被构建。

在步骤 312 中预测模型的精确性可被训练和验证。预测模型的训练和验证可通过检查图 7（与精确度和性能有关）中的实际对预测的曲线 714，以及每个预测模型训练的每一时期的误差对时期（训练周期）的曲线 716 进行。

在步骤 314，如果预测模型有效，意味着预测值与实际值一致或与实际值相符合，则在步骤 316 中 有用数据流可应用于预测模型。在步骤 314 中如果预测模型无效，则处理转到步骤 308 由此可替换的输入（X，Z）被选中。然后这些预测模型可通过过程管理系统用于优化。

转到图 8，图 8 中示出并描述了利用多个预测模型的多目标优化过程。

在步骤 802 中，用户指定查找限制条件。用户可为每个 X 定点指定上下限。上下限分别表示输入的最大和最小允许值。此外，用户可为每个输入指定查找容错度。查找容错度表示历史上大致相似的操作点周围的数值范围，这些操作点将被用作种子点以在搜索优化值 ‘Y’ 的过程中启动这些点周围给定的查找空间中的灵活的受限查找。此外，用户可为每个目标 ‘Y’ 指定优化值（最小值 / 最大值）。

一旦这些元素已被用户配置，在步骤 804 中过程管理器 120 通过将多目标优化算法 106 应用于预测模型 104 识别相应的 Pareto Frontier。目标 / 适应性函数 108 在识别 Pareto Frontier 的过程中将反馈提供给多目标优化器 106。Pareto Frontier 提供满足操作限制条件的输入输出矢量数组的最优组。

任选地，在步骤 806 中决策函数可被应用于 Pareto Frontier 中。该决策函数可被应用于输入输出矢量数组的最优组中以减少输入输出矢量数组的数目，在步骤 808 中其可被称作子边界。一个这样的决策函数可基于将成本或加权应用于目标，由此最接近目标加权的 Pareto 最佳解决方案的子集可被识别出来。可应用附加的决策函数，例如该函数能够选择最优输入输出数组之一，上述数组由其当前的状态最低限度扰乱资产。在这个过程中，过程管理器 120 提供使用户能够产生标绘这些数据值的 Pareto Frontier 曲线的特征。图 2 示出样本 Pareto Frontier 图表。

在步骤 101 中的用户或根据步骤 120 的用户的过过程管理器可利用步骤 810 中的决策函数的结果选择展开的输入输出矢量。然后选中的展开最优输入输出矢量被传递给控制系统 103 或步骤 812 中的资产操作者。

随着时间的过去，预测模型被监视以确保其是准确的。在很多资产建模和优化应用中，当最小化训练预测模型所需的时间时，为了有效调节资产行为的适度改变（例如，作为时间函数）有必要协调 / 更新预测模型。如图 9 所示过程管理系统使能了预测模型的在线协调。

转到图 9，描述用于监视和更新预测模型过程的流程图将被描述。在步骤 902 中表示新可用的过程输入输出信息的新数据点 (X, Y) 被输入到过程管理器 120 中。在步骤 904 中过程监视器 107 验证每个预测模型以确定其准确性。在步骤 906 中执行误差计算。例如，误差计算可被表达为  $E = \sum (y - \hat{y})$ 。在步骤 908 中如果误差率 ‘E’ 超过预定值或阈值 ‘E<sub>t</sub>’，则在步骤 910

中通过增量学习技术当前的模型被更新。根据训练数据集通过学习算法先前被训练的预测模型的模型参数（例如，加权）被增量更新，因此得到的预测模型适于接近利益函数。

在更新每个当前模型时，或换句话说如果误差率‘E’没有超过预定阈值‘E<sub>i</sub>’，则在步骤 912 中新的数据点被加入到临时存储器。该临时存储器或缓冲器具有固定的大小‘D’。

在步骤 914 中如果将新数据点加入到临时存储器中使缓冲器溢出（D<sub>b</sub>>D），则在步骤 916 中创建新的训练组。否则，过程转到步骤 902。在步骤 918 中，当前模型通过批训练技术被更新以及在步骤 920 中临时存储器被清空。利用在步骤 916 中形成的数据组该批训练训练预测模型。不同于增量学习，批训练更全面，并可包括训练、交叉验证、以及模型配置优化。批训练可以固定的时间间隔或当达到了存储新数据的缓冲器的最大数据量时执行。当预测模型的增量训练允许该模型继续适于改变资产条件时，预测模型的批训练利用更精确的方法帮助周期地重新校准该模型。

如上所述，本发明的实施例可以计算机实现的过程和实现上述过程的设备的形式实施。本发明的实施例还可以有形媒体例如软盘，CD-ROM，硬盘驱动器或任何其他计算机可读存储介质中包含的指令的计算机程序代码的形式实现，其中，当计算机程序代码被计算机载入和执行时，该计算机变为用于实现本发明的设备。

本发明的一个实施例还能够以计算机程序代码的形式实现，例如，无论是存储在存储介质上，由计算机载入和/或执行、还是通过一些传送介质传送，例如通过点线或电缆，通过光纤，或通过电磁辐射，其中，当计算机载入和执行计算机程序代码时，该计算机变为实现本发明的设备。当在通用微处理器上实现时，计算机程序代码段配置该微处理器以创建具体的逻辑电路。可执行代码的技术效果是促进基于模型的资产的预测和优化。

虽然参考示例的实施例已描述了本发明，但本领域技术人员能够理解的是可进行各种改变以及等价物可替代其它元素没有超出本发明的范围。此外，为了适应本发明教导的特殊条件或材料而作出的很多改变不超出本发明的基本范围。因此，意味着本发明不受作为最好或预期实现本发明的唯一方式揭露的特殊实施例的限制，但本发明将包括落在附加的权利要求范围内的

所有实施例。而且，使用的术语第一，第二等等不表示任何顺序或重要性，而是术语第一，第二等被用于将一个元素与另一个进行区分。此外，使用的术语“一”、“一个”等不表示受数量的限制，而是表示存在至少一个引用项目。

#### 部件列表

101	用户系统
101	步骤
102	历史/操作数据
103	控制系统
104	预测模型
105	网络
106	多目标优化器及决策器
107	监视模块
108	目标/适应性函数
120	过程管理器
120	步骤
302	步骤
304	步骤
306	步骤
308	步骤
310	步骤
312	步骤
314	步骤
316	步骤
500	接口
502	变量分类栏
504	变量分类栏
506	变量分类栏
508	表示的各种时间周期

---

714	预测图
716	时期（训练周期）图
802	步骤
804	步骤
806	步骤
808	步骤
810	步骤
812	步骤
902	步骤
904	步骤
906	步骤
908	步骤
910	步骤
912	步骤
914	步骤
916	步骤
918	步骤
920	步骤

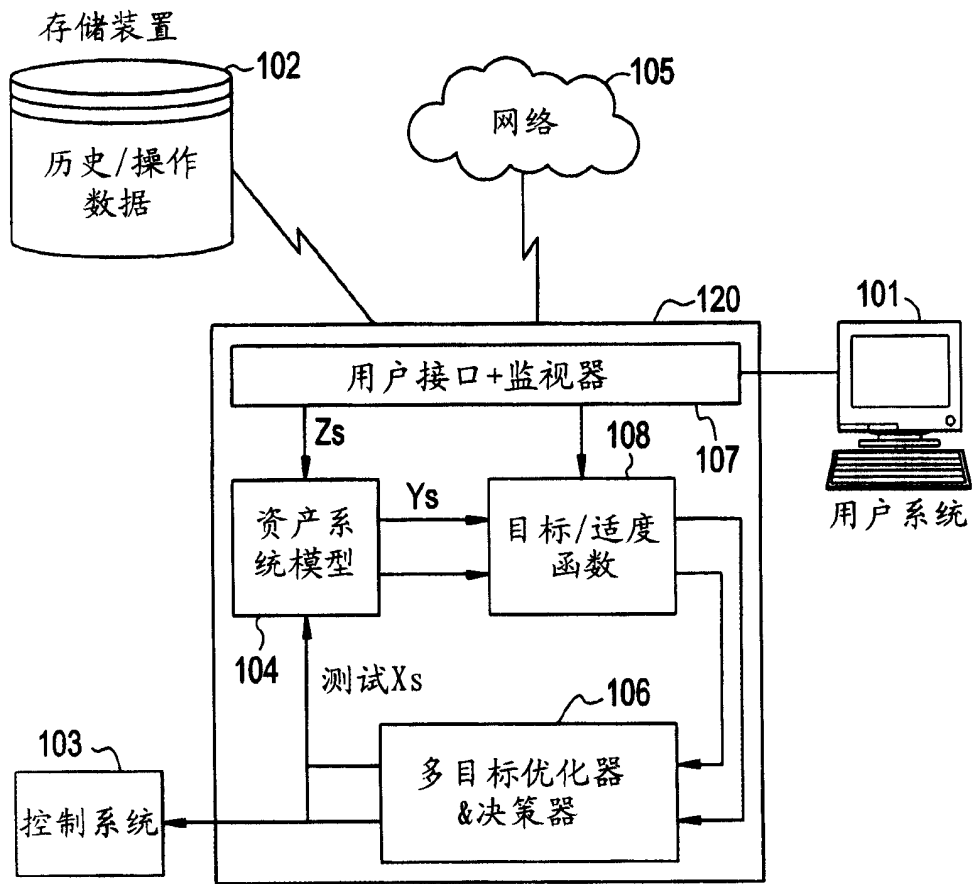


图 1

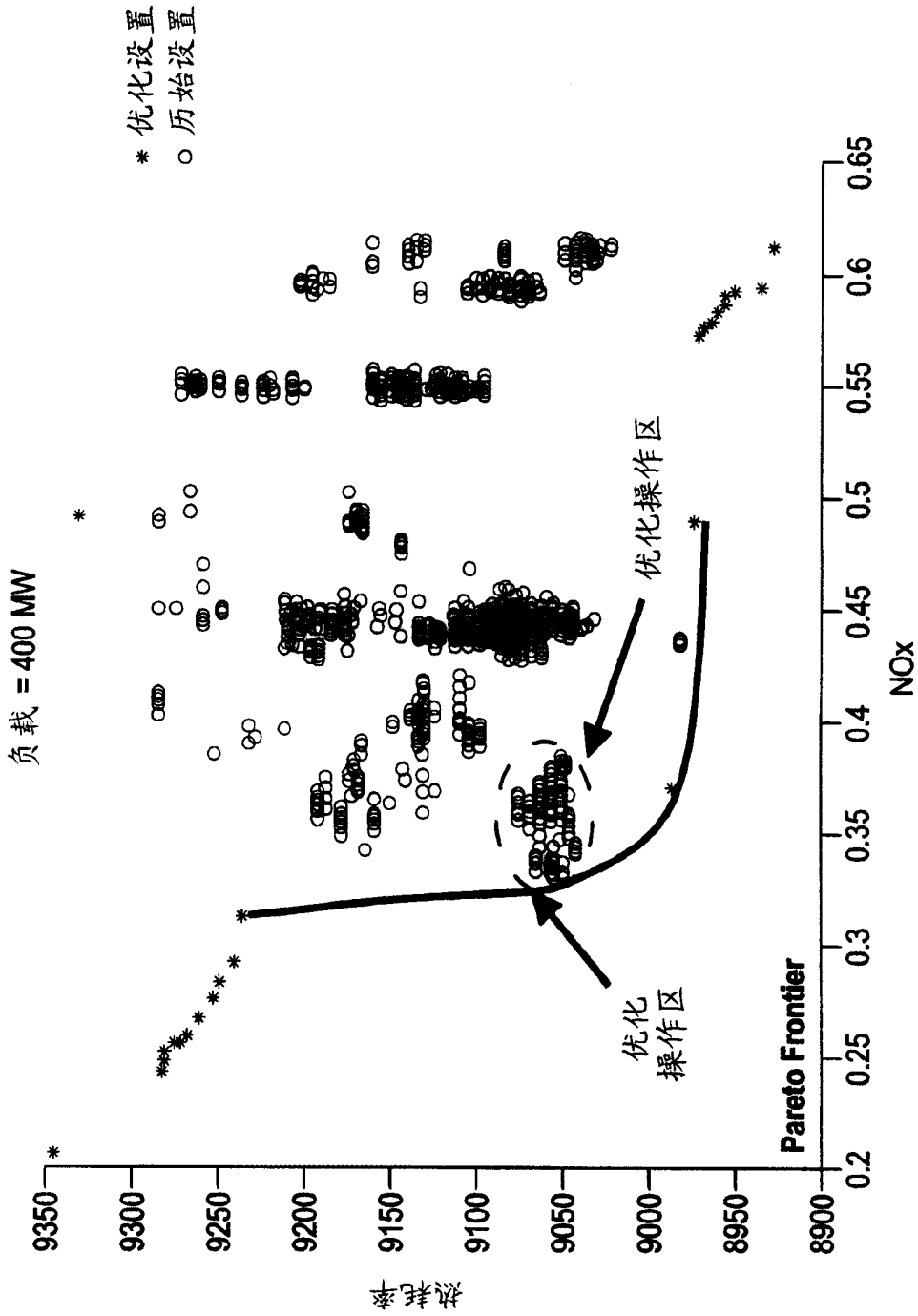


图 2



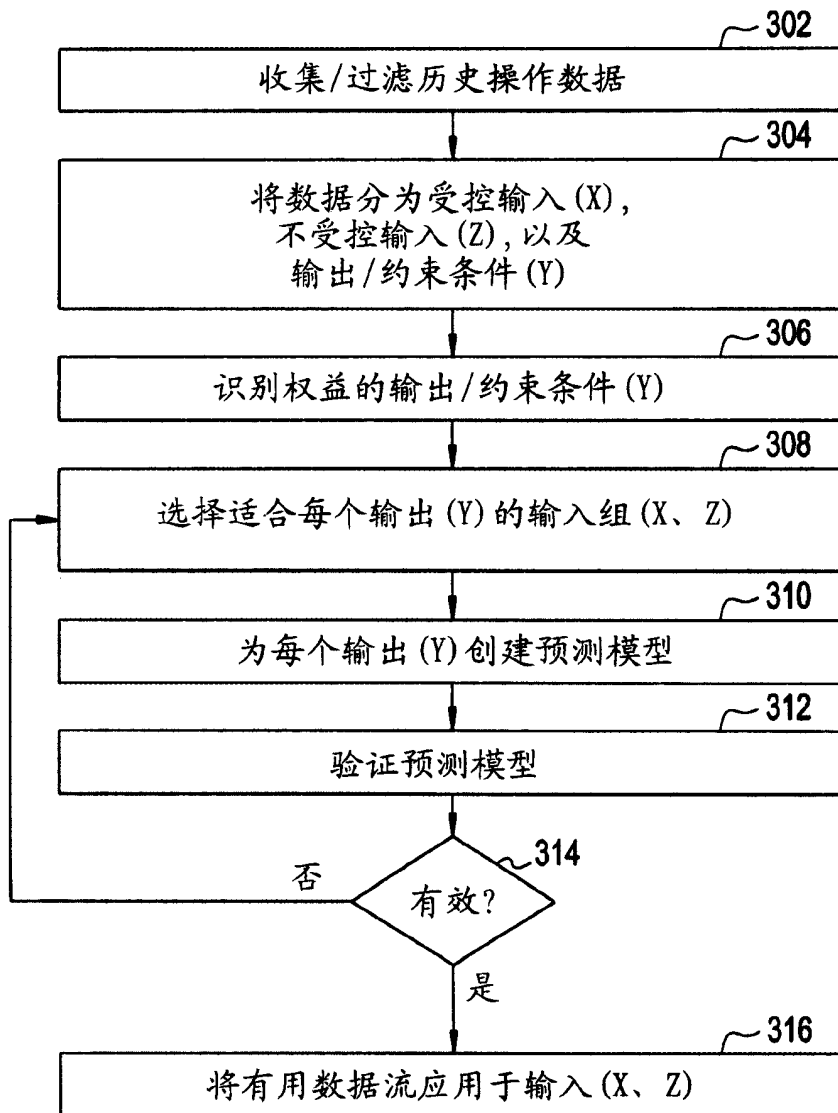


图 3

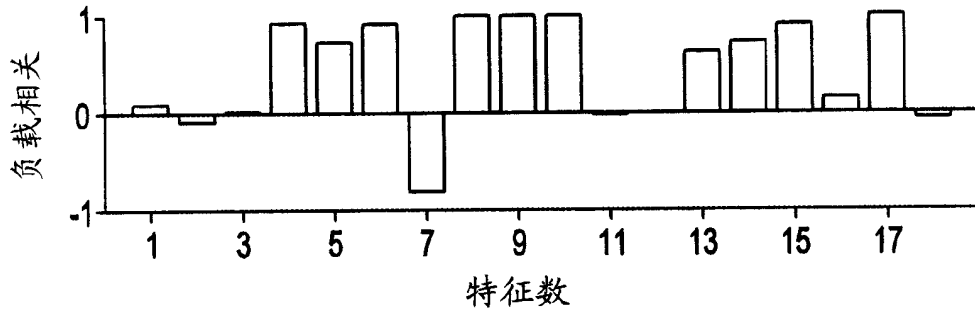


图 4A

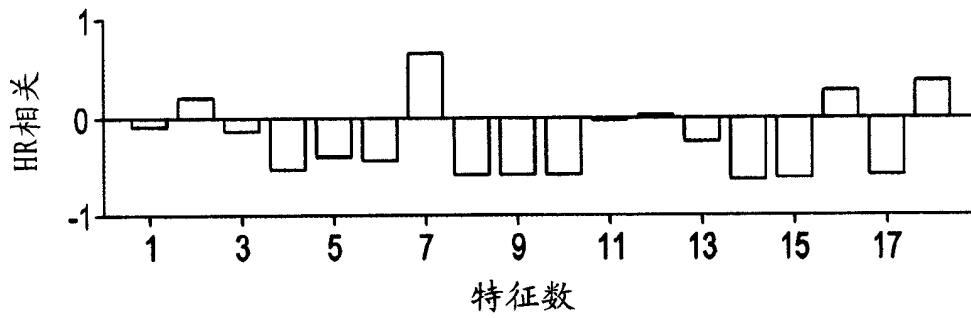


图 4B

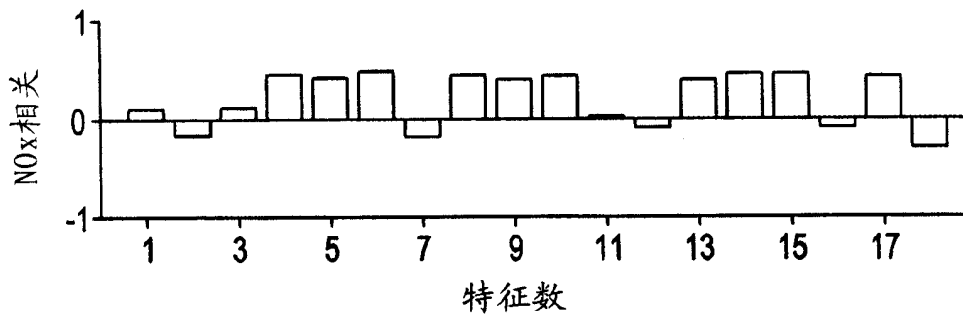


图 4C

500

预测器规则特性

常规 神经网络 操作数选择 训练数据

神经网络模型: 所有的

504

	白变量X	空气流Xv	压力Xv	空气流Xv	目标Y	YvNOx	约束条件Y	负载Yv	日值Z	室温Zn
>>	>>100.0%	>>100.0%	>>100.0%	>>100.0%	>>100.0%	>>100.0%	>>100.0%	>>100.0%		>>100.0%
1	1/20/2004 12:00:00 AM	75.4	301.2	75.1		0.462		301.2		71.7
2	1/20/2004 12:30:00 AM	75.1	300.1	75.2		0.455		300.1		70.5
3	1/20/2004 1:00:00 AM	75.2	300.7	75.1		0.459		300.7		69.9
4	1/20/2004 1:30:00 AM	75.1	302.2	75.5		0.455		302.2		69.7
5	1/20/2004 2:00:00 AM	75.5	299.9	75.6		0.456		299.9		69.8
6	1/20/2004 2:30:00 AM	75.6	301.1	75.5		0.462		301.1		69.6
7	1/20/2004 3:00:00 AM	75.5	300.2	75.1		0.456		300.2		69.7
8	1/20/2004 3:30:00 AM	75.1	299.9	75.4		0.461		299.9		69.5
9	1/20/2004 4:00:00 AM	75.4	300.2	75.1		0.462		300.2		69.7
10	1/20/2004 4:30:00 AM	75.1	299.9	75.2		0.456		299.9		69.5
11	1/20/2004 5:00:00 AM	75.2	300.2	75.1		0.462		300.2		69.7
12	1/20/2004 5:30:00 AM	75.1	300.2	75.2		0.456		300.2		69.7
13	1/20/2004 6:00:00 AM	75.2	299.9	75.6		0.461		299.9		69.5

508

训练数据配置 应用过滤函数 输出到Excel

510

确定 取消 帮助

图 5

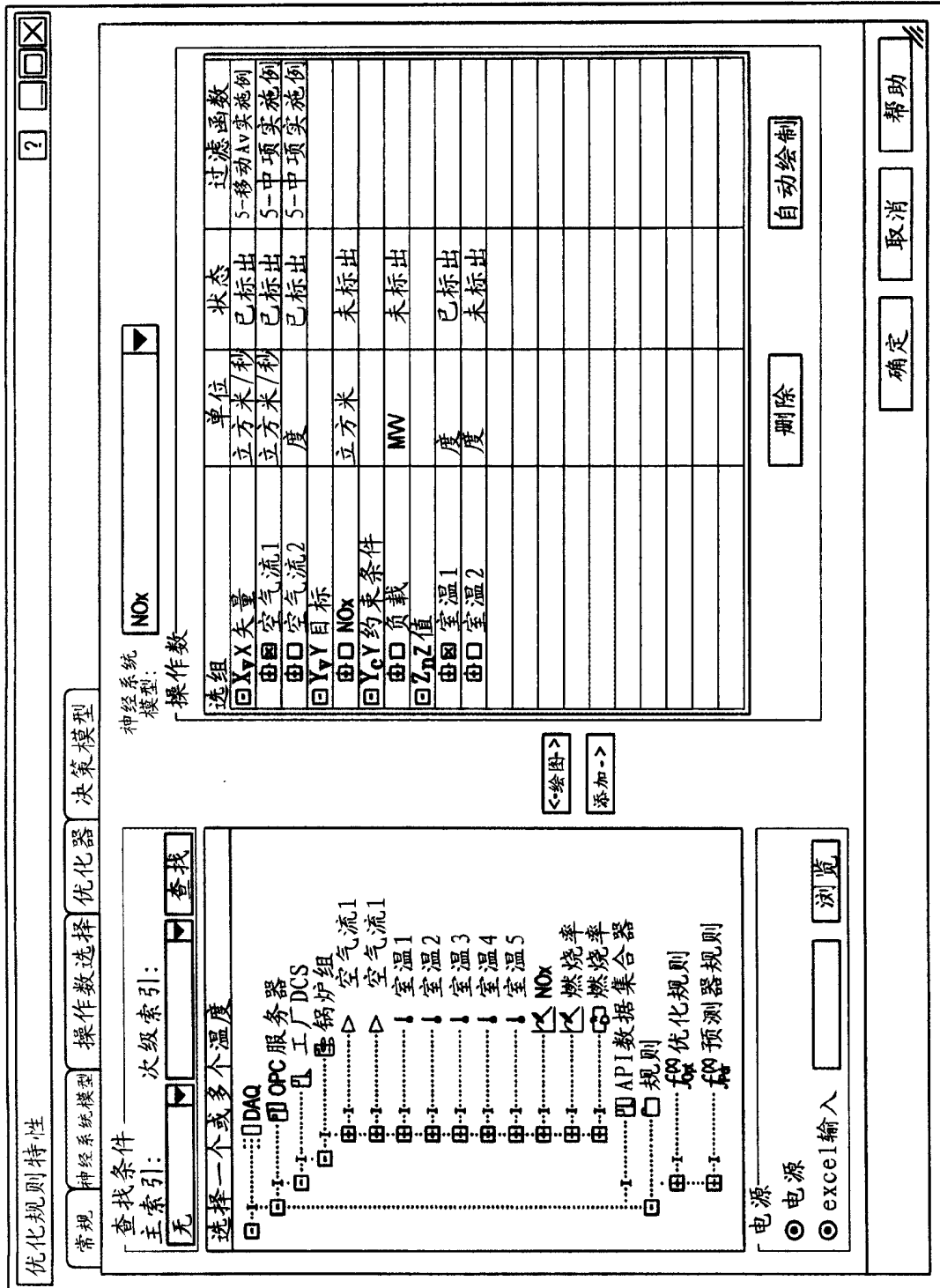


图 6

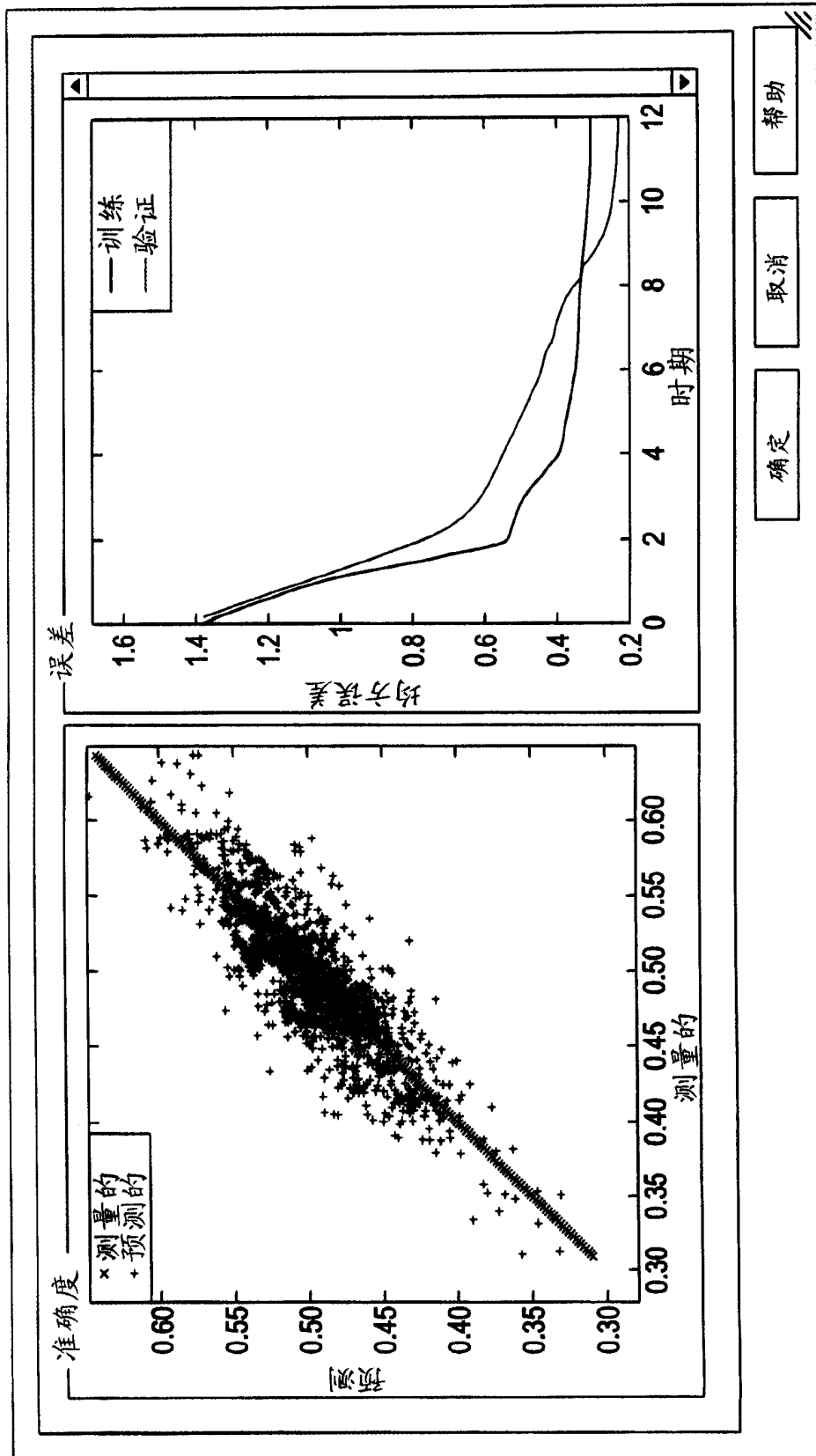


图 7

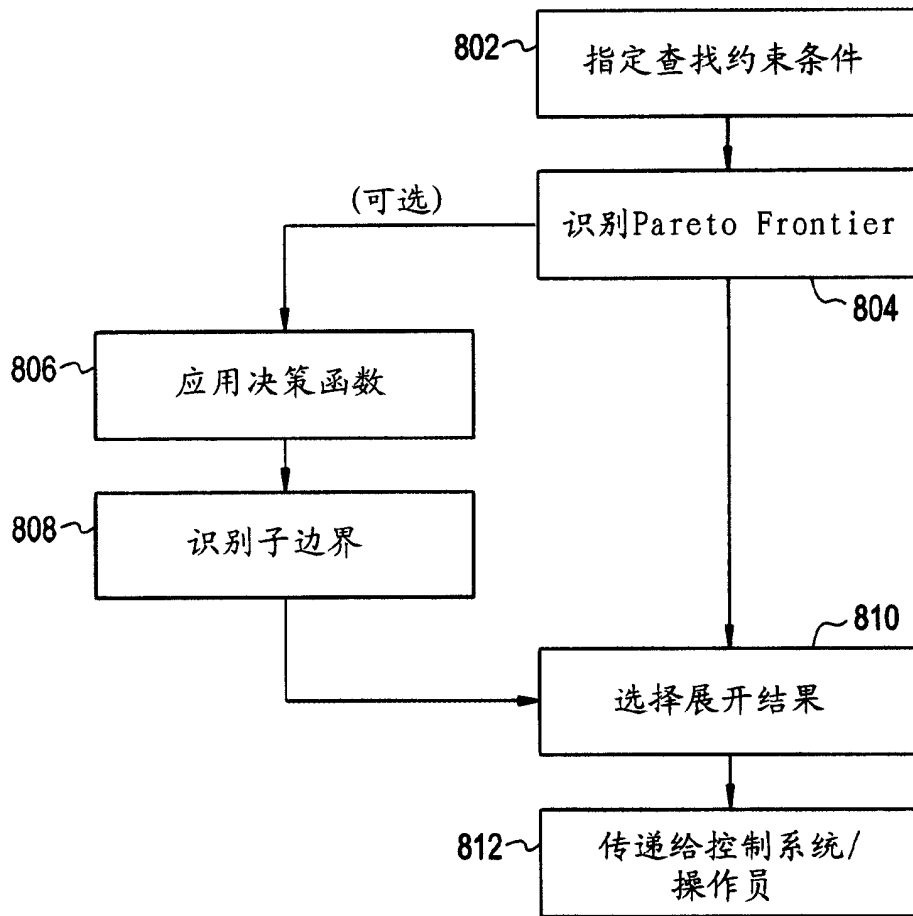


图 8

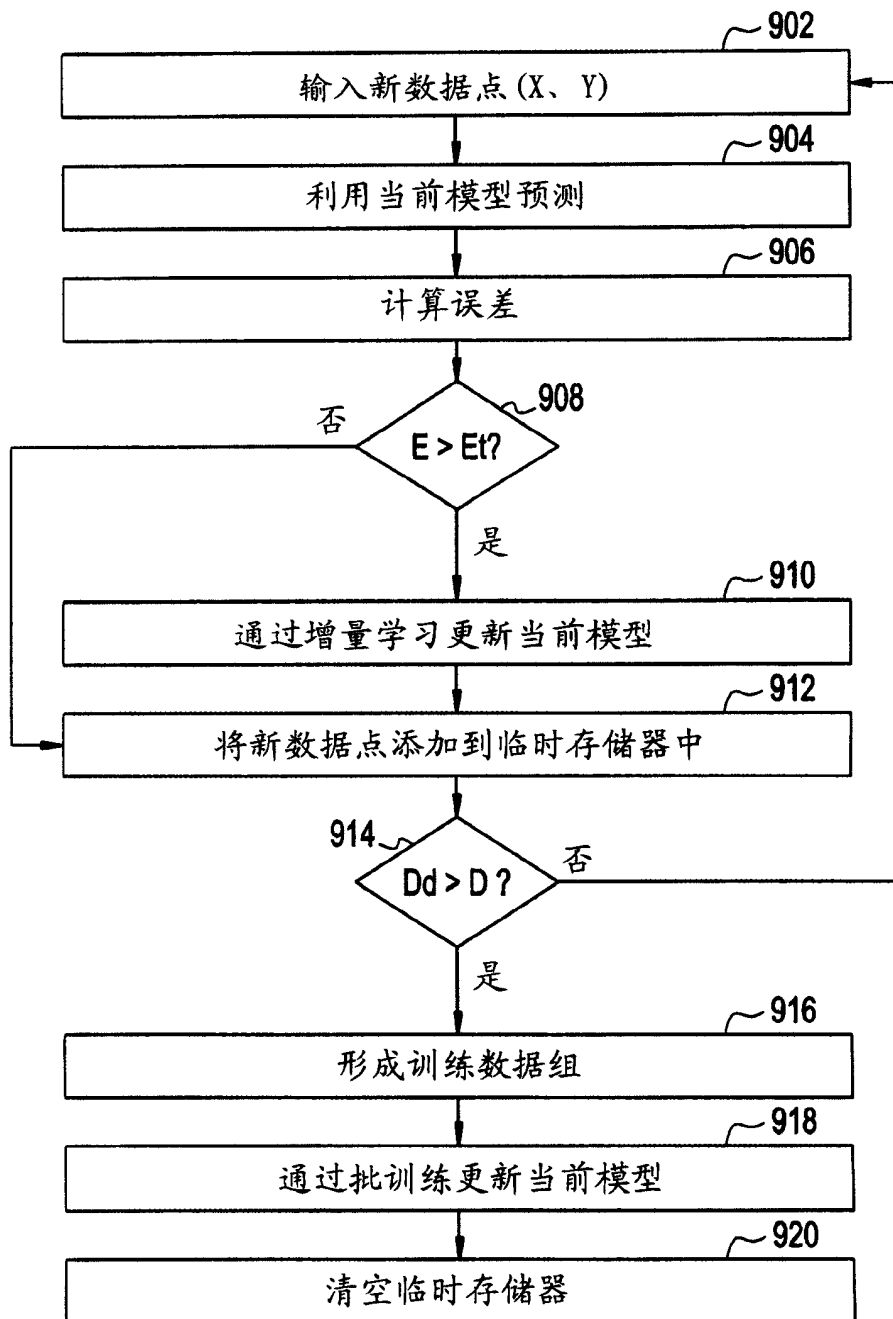


图 9