



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 102449623 B

(45) 授权公告日 2015.07.01

(21) 申请号 201080024664.1

(51) Int. Cl.

(22) 申请日 2010.02.03

G06F 15/18(2006.01)

(30) 优先权数据

12/416,018 2009.03.31 US

(56) 对比文件

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

2011.11.28

US 2005/0288812 A1, 2005.12.29,

(86) PCT国际申请的申请数据

PCT/US2010/023113 2010.02.03

US 2005/0288812 A1, 2005.12.29,

(87) PCT国际申请的公布数据

WO2010/114641 EN 2010.10.07

CN 1656472 A, 2005.08.17,

(73) 专利权人 东京毅力科创株式会社

地址 日本东京

US 2003/0061212 A1, 2003.03.27,

(72) 发明人 S·考歇尔 S·J·帕特尔

杉岛贤次

US 2006/0149692 A1, 2006.07.06,

(74) 专利代理机构 上海专利商标事务所有限公

司 31100

CN 1629870 A, 2005.06.22,

代理人 刘佳

审查员 杨华

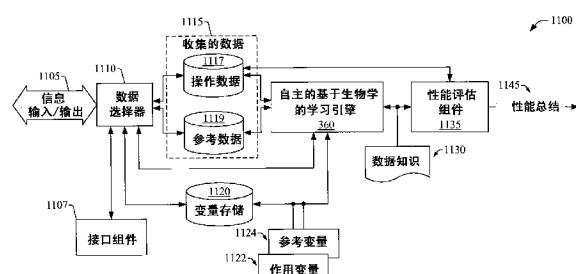
(54) 发明名称

用于检测工具性能降级和失配的方法和系统

(57) 摘要

提供了自主的基于生物学的学习工具系统和该工具系统用来学习和分析性能降级和失配的方法。自主的基于生物学的学习工具系统包括 (a) 执行一组特定任务或过程并生成资产和与资产相关的表征各过程和相关联的工具性能的数据的一个或多个工具系统；(b) 接收并格式化数据的交互管理器，以及 (c) 基于生物学习原理的自主学习系统。从合成或生产数据收集的客观生成的知识可用于确定特定输出变量和相关联的作用变量集之间的数学关系。生成的关系便于评估工具集的性能降级和其中工具之间的性能失配。

权利要求书4页 说明书35页 附图21页



1. 一种自主的基于生物学的学习系统，包括：

选择与产生资产的设备的单元集相关联的变量集和数据的组件，其中所述变量集包括参考变量及所述参考变量的作用变量集；

目标学习引擎，其学习针对所选数据的所述参考变量和所述作用变量集之间的关系；以及

性能评估组件，其基于学习到的关系比较所述参考变量的测得值及所述参考变量的预测值，并且基于上述比较来确定所述设备中的所述单元集中至少一个单元的性能降级，其中所述性能评估组件生成与所述性能降级相关联的所述作用变量集的排序。

2. 如权利要求 1 所述的系统，其特征在于，所述资产包括一个或多个半导体器件，所述半导体器件包括基于等离子体放电的平板显示器 (FPD)、基于有机发光二级管 (OLED) 的 FPD、基于液晶显示 (LCD) 的 FPD、及其元件，所述元件包括薄膜晶体管有源矩阵阵列、滤色片、偏振器中的一个或多个。

3. 如权利要求 1 所述的系统，其特征在于，所述性能评估组件基于所述关系比较所述参考变量的测得值及所述参考变量的预测值，以确定不同设备单元之间的性能失配。

4. 如权利要求 3 所述的系统，其特征在于，所述数据包括制造运行数据、合成制造数据和测试制造数据中的至少一个。

5. 如权利要求 1 所述的系统，其特征在于，数据选择器经由自动化分析或动作者输入中的至少一个选择所述参考变量。

6. 如权利要求 5 所述的系统，其特征在于，所述自动化分析包括根据所述资产的制造过程中每个候选参考变量的变化大小来安排候选参考变量。

7. 如权利要求 6 所述的系统，其特征在于，所述数据选择器选择小变化变量、中等变化变量和大变化变量中的至少一个。

8. 如权利要求 5 所述的系统，其特征在于，所述数据选择器至少基于以下之一来选择作用变量集：通用选择、半通用选择、基于知识的选择、经验选择或动作者驱动选择。

9. 如权利要求 5 所述的系统，其特征在于，所述数据选择器包括格式化器组件，其以矩阵表示传达所选数据。

10. 如权利要求 9 所述的系统，其特征在于，所述矩阵表示包括参考变量和与所述参考变量相关联的所述作用变量集中的至少一个变量。

11. 如权利要求 10 所述的系统，其特征在于，所述数据选择器包括从与产生资产的设备的单元集相关联的数据中选择参考数据的组件，所述参考数据是所述数据的至少一部分。

12. 如权利要求 11 所述的系统，其特征在于，所述数据选择器经由动作者输入选择参考数据。

13. 如权利要求 12 所述的系统，其特征在于，所述格式化器组件至少部分地基于所选的参考数据生成训练矩阵。

14. 如权利要求 13 所述的系统，其特征在于，所述参考数据包括来自参考室单元、工具单元集、或以预定采样速率收集数据的测量单元中的至少一个的数据。

15. 如权利要求 14 所述的系统，其特征在于，所述参考数据包括来自用以生产所述资产的制法中的单个步骤或多个步骤之一的数据，所述多个步骤可以是邻近的或分离的。

16. 如权利要求 15 所述的系统,其特征在于,所述参考数据包括源于步骤级、晶片级、批次级、有源矩阵阵列制造、或湿清洁周期中的至少一个的平均数据。

17. 如权利要求 16 所述的系统,其特征在于,所述参考数据包括源于用于制造资产的过程中的预定周期的平均数据,所述资产包括平板显示设备。

18. 如权利要求 13 所述的系统,其特征在于,针对用于制造所述资产的过程的一个或多个实例生成应用矩阵,所述一个或多个实例包括所述过程制法中的步骤、工具集中的晶片运行、工具集中的批次运行、或所述过程内的周期集合中的至少一个。

19. 如权利要求 3 所述的系统,其特征在于,对于所选数据的所述参考变量和所述作用变量集之间的所述关系是数学函数关系。

20. 如权利要求 19 所述的系统,其特征在于,所述数学函数关系传达所述参考变量的测得值与所述参考变量的预测值之间的差值。

21. 如权利要求 20 所述的系统,其特征在于,所述数学函数关系传达所述参考变量的测得值与所述参考变量的预测值之间的所述差值的变化。

22. 如权利要求 19 所述的系统,其特征在于,所选数据是用于制造所述资产的过程中至少一个实例的生产数据。

23. 如权利要求 19 所述的系统,其特征在于,所述性能评估组件包括分析组件,其通过统计力学函数集来总结测得值和预测值之间的差值分布。

24. 如权利要求 23 所述的系统,其特征在于,动作者提供的关键性能指标阈值集确定异常性能降级或异常性能失配中的至少一个。

25. 如权利要求 24 所述的系统,其特征在于,所述异常性能降级或所述异常性能失配中的至少一个针对参考工具或所述参考工具的仪器中的至少一个确定。

26. 如权利要求 24 所述的系统,其特征在于,所述分析组件包括形式分析组件,其通过所述数学函数关系的无监管定理证明算法和表达式分析确定所述作用变量集的所述排序。

27. 如权利要求 26 所述的系统,其特征在于,所述分析组件包括数值分析组件,其通过计算所述作用变量集的所述数学函数关系的梯度矢量建立所述作用变量集的所述排序。

28. 如权利要求 27 所述的系统,其特征在于,工具集的性能降级或工具集中工具之间的性能失配中的至少一个可根据作用变量的排序来建立简档,其中相关性简档根据所述作用变量的排序产生。

29. 一种用于确立制造一个或多个资产的一个或多个工具的性能降级或失配的方法,所述方法包括:

测量参考变量的值;

测量与所述参考变量相关联的作用变量集中每个变量的不同值;

基于所述参考变量和所述作用变量集之间的学习到的关系预测所述参考变量的参考变量值;以及

当所述参考变量的所述参考变量值和所述参考变量的值之间的差值超过性能度量阈值时,报告性能降级或失配中的至少一个,其中所述报告包括生成与所述性能降级或所述失配相关联的简档且包括根据排序标准排列的所述作用变量集。

30. 如权利要求 29 所述的方法,其特征在于,还包括,当所述参考变量的所述参考变量值和所述参考变量的值之间的差值超过所述性能度量阈值时,保留所述作用变量集和学习

到的函数的简档。

31. 如权利要求 30 所述的方法,其特征在于,报告性能降级或失配中的至少一个包括向动作者传达性能信息,所述性能信息包括所述简档或根据所述排序标准排列的作用变量集中的至少一个,其具有与所述性能降级或所述失配相关联的时间戳。

32. 如权利要求 31 所述的方法,其特征在于,生成所述简档包括至少部分地基于所述作用变量集对所述参考变量的所述参考变量值的百分比影响、或所述作用变量集的学习到的函数的数值导数评估中的至少一个来执行灵敏度分析。

33. 如权利要求 29 所述的方法,其特征在于,基于所述参考变量和如所测量的所述作用变量集之间的所述学习到的关系预测所述参考变量的所述参考变量值还包括:

接收至少部分地与所述一个或多个资产的制造相关联的数据集;

选择变量集的参考数据集;

确定所述变量集中的参考变量并选择作用变量集;以及

学习所述参考变量和所述作用变量集之间的形式函数关系。

34. 如权利要求 33 所述的方法,其特征在于,所述一个或多个资产包括半导体器件,所述半导体器件包括基于等离子体放电的平板显示器 (FPD)、基于有机发光二极管 (OLED) 的 FPD、基于液晶显示器 (LCD) 的 FPD。

35. 如权利要求 34 所述的方法,其特征在于,所述数据集包括生产运行数据、合成制造数据和测试制造数据中的至少一个。

36. 如权利要求 35 所述的方法,其特征在于,还包括格式化接收到的数据集,其中格式化接收到的数据包括生成测试制造数据或生产运行数据中的至少一个的矩阵表示。

37. 如权利要求 36 所述的方法,其特征在于,所述测试制造数据的矩阵表示在操作参考工具或生产工具中的至少一个期间的一个或多个时刻生成。

38. 如权利要求 37 所述的方法,其特征在于,所述生产运行数据的矩阵表示在操作生产工具期间的一个或多个时刻生成。

39. 如权利要求 36 所述的方法,其特征在于,生成测试制造数据或生产运行数据中的至少一个的矩阵表示在一个或多个产生实例中生成,所述一个或多个生成实例包括一个或多个制法的步骤级、或者一个或多个制法中邻近的或分离的多个步骤中的至少一个。

40. 如权利要求 36 所述的方法,其特征在于,生成测试制造数据或生产运行数据中的至少一个的矩阵表示经由接收到的数据按资产级别生成。

41. 如权利要求 33 所述的方法,其特征在于,选择参考数据集包括选择接收到的数据的一部分或接收来自动作者的输入中的至少一个。

42. 如权利要求 41 所述的方法,其特征在于,所述参考数据集包括来自参考工具、工具集、或者工具或工具集中的以预定采样速率收集数据的测量单元中的至少一个的数据。

43. 如权利要求 42 所述的方法,其特征在于,所述参考数据集包括来自用以生产所述资产的一个或多个制法中的单个步骤或多个步骤之一的数据,所述多个步骤是邻近的或分离的之一。

44. 如权利要求 43 所述的方法,其特征在于,所述参考数据集包括源于步骤级、晶片级、批次级、有源矩阵阵列制造、或湿清洁周期中的至少一个的平均数据。

45. 如权利要求 33 所述的方法,其特征在于,选择作用变量集至少基于以下之一:通用

选择、半通用选择、基于知识的选择、经验选择或动作者驱动选择。

46. 如权利要求 45 所述的方法,其特征在于,学习所述参考变量和所述作用变量集之间的形式函数关系包括当所述形式函数关系包括去除的一个或多个作用变量时,去除相对于不同的预测输出较弱地影响参考变量的预测输出的一个或多个作用变量。

47. 一种用于检测性能降级或失配的装置,包括:

用于在资产的制造过程的实例中测量参考变量值的集合的装置;

用于测量与所述参考变量相关联的作用变量集中每个变量的值的集合的装置;

用于学习所述参考变量和如所测量的所述作用变量集之间的形式关系的装置;

用于基于学习到的形式关系预测所述参考变量的值的集合的装置;以及

用于当预测和测量之间的差值超过关键性能指标阈值时,报告性能降级或失配的装置,其中所述用于报告的装置包括根据与所述性能降级或所述失配有关的排序标准用于排列所述作用变量集的装置。

48. 一种用于检测性能降级或失配的装置,包括:

用于标识与产生资产的设备的单元集相关联的变量集和数据的装置,其中所述变量集包括参考变量及所述参考变量的作用变量集;

用于针对所选数据自主地学习所述参考变量和所述作用变量集之间的函数关系的装置;以及

用于至少部分地基于通过学习到的函数关系预测的参考变量值,评估所述设备中的所述单元集中至少一个单元的性能降级或性能失配中的至少一个的装置,其中所述用于评估的装置包括用于生成与所述性能降级或所述性能失配相关联的相关性简档的装置,所述相关性简档包括根据排序标准所排列的所述作用变量集。

用于检测工具性能降级和失配的方法和系统

[0001] 相关申请的交叉引用

[0002] 本申请是2008年3月8日提交的题为“AUTONOMOUS BIOLOGICALLY BASED LEARNING TOOL(自主的基于生物学的学习工具)”的共同待批的美国专利申请S/N. 12/044,958的部分继续申请。本申请还涉及2008年3月8日提交的题为“AUTONOMOUS ADAPTIVE SEMICONDUCTOR MANUFACTURING(自主的自适应半导体制造)”的共同待批的美国专利申请S/N. 12/044,959。这些申请的全部内容通过引用结合于此。

技术背景

[0003] 技术进步已经造成了日益复杂的过程驱动自动化设备。用于实现特定目标或执行特定高度技术性过程的工具系统通常可以包括用于实现该目标或成功地执行该过程的多个功能元件，以及收集数据以监视该设备的操作的各个传感器。这样的自动化设备可以生成大量数据。数据可包括与产品或作为特定任务的一部分执行的服务相关的大量信息，但它还可包括与该过程本身的执行相关的相当大的日志信息。

[0004] 尽管现代电子存储技术可以承受得起保留不断增长的数据量，但对该累积数据的利用仍然远非最优。对所收集的信息进行检查和解释一般需要人类干预，并且尽管有了计算能力方面的进步（如多核处理器、大规模并行平台和处理器网格）以及计算范例方面的进步（如面向对象的程序设计、模块化代码重用、基于web的应用程序和更新近的量子计算），但对所收集的数据的处理仍然是在其中操作该数据的非自主的静态程序性企业方案。更重要的是，在非自主数据处理中，数据不能驱动分析过程本身。作为这样的数据处理范例的结果，自动化设备在高度技术性过程期间生成的数据之间存在的许多丰富关系可能被忽视了，除非设计了特定分析并且该特定分析集中于特定类型的关系。更重要的是，可源于由该设备中的不同单元生成的不同数据之间的多个相互关系且可以确定复杂自动化工具或机器的最优性能的新生现象仍然可能被忽视。

[0005] 此外，与机器中执行的过程相关联的数据和变量之间的各种相关性可递送与工具或机器集合的实际操作性能相关的大量信息。应该理解，特定校准相关性可在工具集合的合成操作期间形成，而不同生产相关性可作为生产模式中操作的结果形成。相关性中的不同可由工具的演变或调节（如磨损，操作故障（如在规定条件外使用仪器）等）引起。在过程中监视一个或多个仪器的性能的常规系统和方法通常使用不能捕获并利用这种生产相关性的数据。

发明内容

[0006] 以下提供了本发明的简化概述以提供对本发明的某些方面的基本理解。这一概述不是本发明的广泛概览。它并不旨在标识本发明的关键或重要元素，也不旨在描绘本发明的范围。其唯一目的是以简化的形式呈现本发明的一些概念，作为后面给出的更加详细的描述的序言。

[0007] 提供了一种自主的基于生物学的学习工具系统和一种该工具系统用来学习和分

析性能降级和失配的方法。该自主的基于生物学的学习工具系统包括 (i) 执行例如半导体制造任务等特定任务或者诸如氧化蚀刻或离子注入等工艺并生成反映该工艺和工具性能的数据的一个或多个工具系统,这些工具系统或者是单独的系统,或者是分层部署的群组和集团系统, (ii) 接收数据并打包该数据以供进一步使用的交互管理器,以及 (iii) 基于生物学习原理的自主学习系统;该学习是通过在语义网络集合中散布激活概念来实现的。该自主学习系统包括可从一组三个功能块中递归地定义的功能结构:存储器平台、处理平台、以及知识通信网络,通过该知识通信网络在存储器和处理平台之间以及在该工具系统和外部动作者(例如,计算机或人主体)之间传递信息。存储器平台包括存储器分层结构,包括用于接收数据印象和相关联的学习指令的情节存储器、用于知识发展的短期存储器、以及存储知识从而将该知识投放到语义网络中的长期存储器。处理平台中的功能单元操作存储在存储器平台中的信息,从而促进学习。这样的构件块和相关联的功能是受生物结构和人脑的行为来启发的。

[0008] 学习是通过所定义的语义网络中的概念激活来实现的,其中激活阈值是通过组合与每一概念相关联的优先级来规定的。优先级取决于所操纵的概念的类型;即,程序概念拥有基于激活和抑制能量的优先级。学习通过与生成一个或多个资产(如半导体晶片、光刻蚀刻电子电路、先进的用于光和热管理的薄膜器件等等)的工具过程相关联的生产或合成数据进行。生成的知识作为选定的特定目标或参考、变量和选定的作用变量集合之间的数学关系投放。各种方法被用于变量和参数选择:(1)通用选择。基本上所有变量(除了参考变量)被用作作用变量。(2)半通用选择。一旦选择目标或参考变量,基本上所有可影响目标变量至基本上任一程度的变量被选作作用变量。(3)基于知识的选择。通过理论和模拟与目标变量相关的变量被选作作用变量。(4)经验选择。超过相关系数的特定阈值或基本上任何其它统计度量的变量被选作作用变量。(5)动作者驱动选择。

[0009] 参考变量和作用变量之间的数学关系有助于评估工具的性能降级,或参考工具和所部署生产工具之间的性能失配。性能降级可通过由操作或配置所分析工具集合的动作者(如人类操作者或智能机器)确定的关键性能指标(KPI)来评价。评价性能降级及其标识也可通过动作者提供的初始输入(如参考KPI的集合)自主地执行。或者或另外,性能降级可由动作者通过分析和检查预定KPI的集合来确定。

[0010] 为实现上述和相关目的,以下描述和附图详细阐述了所要求保护的主题的某些说明性方面。然而,这些方面仅指示了可采用所要求保护的主题的原理的各种方法中的几种,且所要求保护的主题旨在包括所有这些方面及其等效方面。当结合附图考虑以下所要求保护的主题的详细描述时,所要求保护的主题的其他优点和新颖特征将变得显而易见。

具体实施方式

- [0011] 图1示出自主的基于生物学的学习工具的高级框图。
- [0012] 图2是根据本文描述的各方面的描绘上下文目标自适应的示图。
- [0013] 图3示出示例的自主的基于生物学的学习工具的高级框图。
- [0014] 图4是用于可采用自主的基于生物学的学习系统的半导体制造的示例工具系统的示图。
- [0015] 图5示出自主的基于生物学的学习系统的示例体系结构的高级框图。

- [0016] 图 6A 和 6B 分别示出示例自动机器人组件和示例自动机器人体系结构。
- [0017] 图 7 示出自主的基于生物学的学习系统的自我意识组件的示例体系结构。
- [0018] 图 8 是根据本文描述的各方面的在意识工作存储器中操作的示例自动机器人的示意图。
- [0019] 图 9 示出自主的基于生物学的学习系统的自概念化组件的示例实施例。
- [0020] 图 10 示出自主的基于生物学的学习系统的自优化组件的示例实施例。
- [0021] 图 11 是根据本发明的各方面的用于评估工具的性能降级或工具失配的示例系统的框图。
- [0022] 图 12 是根据本文描述的各方面的数据选择器的示例实施例的框图。
- [0023] 图 13 示出根据本文描述的各方面的通过数据选择器中的组件格式化的变量空间上的数据矩阵。
- [0024] 图 14 示出根据本发明描述的各方面的特定参考变量的五个作用变量的权重的时间演变。
- [0025] 图 15 是根据本文描述的各方面的性能评估组件的示例实施例的框图。
- [0026] 图 16A-16D 示出经由本文描述的自主目标学习的测得数据和预测值,例如用于各种工具和相关联的参考变量。
- [0027] 图 17 呈现根据本文描述的各方面的用于基于生物学的自主学习的示例方法的流程图。
- [0028] 图 18 呈现根据本说明书中描述的一方面的用于调整概念的情况分数的示例方法的流程图。
- [0029] 图 19 呈现根据本文阐明的一方面的用于生成知识的示例方法的流程图。
- [0030] 图 20 呈现根据本文描述的各方面的用于学习与一个或多个工具生成的生产数据相关联的变量集合之间的关系的示例方法的流程图。
- [0031] 图 21 呈现根据本文描述的各方面的用于建立一个或多个工具的性能降级或失配的示例方法的流程图。
- [0032] 详细描述
- [0033] 现在参考附图来描述本发明,在全部附图中使用相同的附图标记来指示同样的元素。在下面的描述中,出于说明目的阐述了众多具体细节以便提供对本发明的全面理解。然而,显而易见的是,本发明可以在没有这些具体细节的情况下实施。在其他情况下,公知的结构和设备以框图形式示出以便于描述本发明。
- [0034] 如在本说明书中使用的,术语“对象”、“模块”、“接口”、“组件”、“系统”、“平台”、“引擎”、“选择器”、“单元”、“存储”、“网络”等旨在是指计算机相关实体或与具有特定功能的操作机器或装置相关的实体,该实体可以是硬件、硬件和固件的组合、固件、硬件和软件的组合、软件、或执行中的软件。此外,通过上述术语标识的实体在本文中一般称为“功能元件”。作为示例,组件可以是但不限于在处理器上运行的进程、处理器、对象、可执行文件、执行的线程、程序、和 / 或计算机。作为例示,在服务器上运行的应用和该服务器两者都可以是组件。一个或多个组件可驻留在进程和 / 或执行的线程内,并且组件可局部化在一台计算机上和 / 或分布在两台或多台计算机之间。此外,这些组件可以从具有其上存储的数据结构的各种计算机可读介质来执行。组件可通过本地和 / 或远程进程诸如按照具有一个或多个

数据分组的信号来通信（例如，来自一个组件的数据通过信号与本地系统、分布式系统中的另一组件交互和 / 或跨诸如因特网的网络与其它系统交互）。作为示例，组件可以是具有由电气 / 电子电路操作的机械部分提供的特定功能的装置，该电气 / 电子电路由软件或处理器执行的固件应用程序操作，其中该处理器可在该装置内部或外部，并执行软件或固件应用程序的至少一部分。作为另一示例，组件可以是无需机械部件、通过电子组件提供特定功能的装置，该电子组件可在其中包括处理器，用以执行赋予电子组件的至少一部分功能的软件或固件。接口可包括输入 / 输出 (I/O) 组件以及相关联的处理器、应用程序或 API (应用程序接口) 组件。虽然上文呈现的示例针对组件，但是示例性的特征或方面也可应用于对象、模块、接口、系统、平台、引擎、选择器、管理器、单元、存储、网络等等。

[0035] 另外，术语“或”旨在表示包含性“或”而不是排他性“或”。即，除非明确说明，否则根据上下文可清楚：“X 采用 A 或 B”旨在表示任何自然的包含置换。即，如果 X 采用 A ;X 采用 B ;或 X 采用 A 和 B，则在上述实例任一个中都满足“X 采用 A 或 B”。此外，本说明书和所附权利要求书中使用的冠词“一”和“一个”通常应解释为“一个或多个”，除非明确说明不是或者根据上下文清楚知道是针对单数形式。

[0036] 此外，本文采用的术语“集合”不包括空集；例如其中没有元素的集合。因此，本发明中的“集合”包括一个或多个元素或实体。作为例示，组件集合包括一个或多个组件；变量集合包括一个或多个变量；等等。

[0037] 参考附图，图 1 示出示例自主的基于生物学的学习系统 100。自适应推断引擎 110 耦合到目标组件 120。有线或无线通信链路 115 将这些组件相耦合。对于目标组件 120 所确立或寻求的特定目标，自适应推断组件 110 接收可用来实现该目标的输入 130 并传达可表示或记录所寻求或实现的目标的各方面的输出 140。另外，自适应推断引擎 110 可以通过链路 155 从数据存储 150 接收数据，并可以将数据或信息存储在这样的数据存储中，例如，所存储的信息可以是通过有线或无线链路 165 传达的输出 140 的一部分。应当明白，(i) 输入 130、输出 140、和数据存储 150 中的数据（以及输入、输出和数据存储中的数据的历史）构成自适应推断引擎 110 的操作的上下文，以及 (ii) 该上下文的经由链路 115、155 和 165 到该引擎的反馈促进基于上下文的自适应。具体而言，目标组件 120 可以利用反馈上下文来调适特定的初始目标，并因而确立并寻求经调适的目标。

[0038] 输入 130 可被认为是外来数据或信息，其可包括 (1) 声音，例如语音命令、环境噪声或语音、警报；(2) 静态或移动的基于地球的相机或机载（例如，飞机、卫星）相机所捕捉的图像，其中相机可以在辐射频谱的多个区间中操作；(3) 生物测定指示符；(4) 诸如批量制品、材料样品等标志；可包括指令、记录、测量结果的数据；等等。输出 140 在本质上可以与输入 130 基本上相同，并且其可被认为是内在数据。输入和输出 140 可分别通过可驻留在自适应推断组件 110 中的输入和输出接口，例如相机、输入垫、媒体对接站（例如，通用串行总线 (USB) 端口、红外 (IR) 无线输入），来接收和传达。如上所示，输入 130 和输出 140 可以是自适应推断引擎 110 的上下文的一部分。另外，作为寻求某一目标的结果，自适应推断引擎 110 可以请求输入 130。

[0039] 自主的基于生物学的系统 100 中的各组件可被递归地定义，这可赋予自主系统 100 使用基本初等组件进行足够程度的有能力的学习复杂性。

[0040] 每一链路 115、155、或 165 可包括能促进对要传送或接收的数据或信息的操纵的

通信接口；可利用数据库来进行数据存储和数据挖掘；并可从动作者接收和向其传达信息。链路 115、155、或 165 的有线实施例可包括双绞线、T1/E1 电话线、AC 线、光纤线、以及对应的电路，而无线实施例可包括超移动宽带链路、长期进化链路、或 IEEE 802.11 链路、以及相关联的电子设备。至于数据存储 150，虽然它被示为单个元件，但是它可以是分布式数据仓库，其中数据存储器集合被部署在不同的物理或逻辑位置中。

[0041] 在示例系统 100 中，自适应推断引擎 110 和目标组件 320 被示为单独的组件，然而应当明白，这些组件之一可驻留在另一个组件内。

[0042] 目标组件 120 可以属于一个或多个学科（例如，科学学科、商业学科、艺术学科、文化学科，等等）或企业部门（例如，市场部门、工业部门、研究部门、能量部门、公共策略部门，等等）。另外，因为目标通常可以是多学科性的且集中于多个市场，所以目标组件可以在一个或多个特定学科或部门内建立多个不同的目标。为寻求某一目标，目标组件可包括功能组件和监视组件。用于实现某一目标的特定操作是通过功能组件来实现的，而与该目标的实现相关的变量的情况是由监视组件来确定的。另外，功能组件可以确定可由目标组件 120 实现的目标空间。目标空间包括可用特定功能达到的基本上所有目标。应当明白，对于某一功能组件所提供的特定功能，特定目标的上下文自适应可以使目标空间中的第一目标适应第二目标。目标空间中的初始目标可由一个或多个动作者来确定；其中动作者可以是机器或设备，或人主体（例如，最终用户）。应当注意，初始目标可以是一般化的高级目标，因为自适应推断引擎 110 可以通过目标漂移来将目标组件 120 向复杂的详细目标驱动。接下来例示目标、目标组件、以及目标自适应。

[0043] 在示例系统 100 中，可包括配置成赋予且至少部分地赋予各个组件的所描述功能的一个或多个处理器（未示出）。为了赋予这些功能，一个或多个处理器（未示出）可采用链路 155、115 和 165 进行数据或任何其它信息的交换。一个或多个处理器（未示出）可执行数据存储 150 或其中的存储器组件或元件中所存储的代码指令（未示出），以提供所描述的示例系统 100 的功能和其中的组件。

[0044] 图 2 是描绘上下文目标自适应的示图 200。目标（例如，目标 210₁ 或目标 210₃）通常可以是与目标组件（例如，组件 120）的功能相关联的抽象。目标可以是高级抽象：“退休储蓄”、“保住利润”、“被款待”、“学习烹饪”、“去某地旅行”、“开发数据库”、“制造产品”，等等。另外，目标可以更加具体细化，如“年收入范围处于 \$60,000-\$80,000 内早日进行退休储蓄”、“在淡季从美国到日本旅行，旅行成本包括不超过 \$5000 的住宿”、或“到达面试地点以将 35 分钟的演示传递给预期雇主的一群公司人员”。此外，目标（例如，210₁）拥有相关联的上下文（例如，220₁）。如上所示，耦合到自适应推断引擎 110 的目标组件 120 一般与所确立的目标（例如，目标 210₁ 或目标 210₃）兼容。例如，目标“制造产品”（例如，目标 210₁）可依赖于采用用于制造该产品的标准或自定义规范的制造工具系统，如分子束外延反应器（示例目标组件 120）。在这一目标（例如，目标 210₁）的实现期间，输出 140 可包括所制造的产品。另外，自适应推断组件（例如，组件 110）可基于如可由工具系统规范生成的上下文等上下文（例如，上下文 220₁）或目标组件中的监视组件所收集的数据来调适（例如，自适应 230₁）“制造产品”目标（例如，目标 210₁）。具体而言，初始高级目标（例如，目标 210₁）可以被调适成“制造半导体器件”（例如，目标 210₂）。如上所示，目标组件 120 可由用于实现目标的多个功能组件构成。另外，目标组件 120 可以是模块化的，其中在调适目标时可包

括目标子组件。作为示例,寻求“制造产品”目标的目标组件可包括耦合到大规模并行智能计算平台的多市场评估和预测组件,该平台可分析各市场中的市场情况以使目标调适(例如,230₁)成“制造利用分子电子组件的多核处理器”(例如,目标210_N)。应当注意,这样的自适应可涉及多个中间自适应230₁-230_{N-1}以及中间调适目标210₂-210_{N-1},其中中间自适应基于从先前寻求的目标生成的中间上下文220₁-220_N。

[0045] 在目标、目标组件和目标自适应的另一例示中,目标可以是“在商店B购买电影A的DVD”,目标组件120可以是具有包括自适应推断引擎110的导航系统的车辆。(应当注意,在该例示中,自适应推断引擎110驻留在目标组件120中。)动作者(例如,车辆操作者)可以输入或选择商店B的位置,并且目标组件可以生成用于实现该目标的指示。在当动作者向商店B行进时自适应推断引擎110接收到该商店B已经停止进货电影A的输入130的情况下(例如,RFID读取器已更新库存数据库并且已将更新消息广播给组件110),自适应推断引擎110可以(i)请求标识电影A有现货的商店C的附加输入330,(ii)评估动作者可用以到达商店C的资源,以及(iii)评估动作者对实现该目标的兴趣级别。如(i)-(iii)所示,基于通过输入130形成的经修改的上下文,目标组件可以接收用于将目标调适成“在商店C购买电影A的DVD”的指示。

[0046] 应当明白,自适应推断引擎110可以建立与目标组件120所确定的目标相关联的子目标。子目标可以通过使自适应推断引擎能够实现补充性任务或学习与该目标相关联的概念来促进实现该目标。

[0047] 作为总结,自主的基于生物学的系统100是具有上下文目标自适应的目标驱动系统。应当明白,基于接收到的上下文的目标自适应对输入信息分析引入了附加自适应层以生成可动作的信息输出140。(a)调适信息或数据分析的过程以及(b)基于上下文来调适初始目标的能力使该系统大规模地自适应或自主。

[0048] 图3示出示例自主的基于生物学的学习工具300的高级框图。在实施例300中,该自主学习系统包括工具系统310(例如制造工具或处理工具)和传感器组件325,工具系统310包括向工具系统提供其特定功能并可包括单个功能工具组件或基本上相同或不同的功能工具组件的集合的功能组件315,传感器组件325可以探查与该工具系统310所执行的诸如半导体晶片的热处理等工艺相关的若干可观察量并生成与该工艺相关联的一个或多个资产328。本发明中的资产可包括各种复杂度的设备;例如,资产328可包括具有集成电路(IC)的半导体衬底、基于等离子体放电的平板显示器(FPD)、基于有机发光二级管(OLED)的FPD、基于液晶显示(LCD)的FPD、及其元件,比如薄膜晶体管有源矩阵阵列、滤色片、偏振器等。所收集的一个或多个资产328可包括诸如生产过程数据或测试运行数据等的数据资产;这种数据资产可被传达给交互组件330,交互组件330包括可用作接收一个或多个资产328的接口的适配器组件335、可处理接收到的一个或多个资产328的交互管理器345、以及可存储接收到的和经处理的数据的数据库355。可作为一个或多个资产328的一部分的数据资产328可根据各种通信协议(例如SECS(半导体设备和材料国际设备通信标准)/GEM(通用设备模型)、超文本传输协议(HTTP)等等)传达给交互组件330。交互组件330促进工具系统310与自主的基于生物学的学习引擎360的交互。可接收与在工具系统310所执行的过程中生成的数据相关联的信息并将其增量式地提供给自主的基于生物学的学习系统360。

[0049] 自主的基于生物学的学习引擎 360 包括存储接收到的信息 358(例如,数据、变量和相关联的关系、因果图、模板,等等)的存储器平台 365,该接收到的信息 358 可经由知识网络 375 传递到可对该接收到的信息操作的处理平台 385、并通过知识网络 375 将经处理的信息传递回存储器平台 365。在一个方面,自主的基于生物学的学习系统 360 的组成组件通常可类似大脑的生物方面,其中生物存储器与生物处理组件联网以操纵信息并生成知识。要注意,这种比较或模拟旨在将存储器平台 365 或处理平台 385 作为生物实体投放。另外,知识网络 375 可以从交互组件 330 接收并向其传达信息,交互组件 330 可经由交互管理器 345 将该信息传递到工具系统 310 或动作者 390。在自主学习系统 360 接收、存储、处理并传达信息 358 时,可在工具系统 310 和依赖于它的动作者中实现多个改进。即,改进包括(a)自主学习系统 360 和工具系统 310 随时间进展变得日益独立并需要较少动作者干预(例如,通过设备提供的人类指导和监督),(b)自主系统改进其对动作者的输出的质量(例如,对故障的根本原因的更好标识,或在系统故障发生之前对其进行预测),以及(c)自主学习系统 360 随时间改进其性能——自主系统 360 以较快的速度送达经改进的结果并消耗较少的资源。

[0050] 存储器平台 365 包括功能存储器组件的分层结构,其可被配置成存储在工具系统 310 的初始化和配置(例如先验知识)期间接收到的知识(例如,信息 358)。先验知识可以通过交互组件 330 作为信息输入 358 来传达。另外,存储器平台 365 可以存储(a)用于在工具系统 310 的初始化 / 配置之后训练自主学习系统 360 的训练数据(例如,信息输入 358),以及(b)自主学习系统 360 所生成的知识;该知识可以通过交互组件 330 经由交互管理器 345 传达给工具系统 310 或动作者 390。

[0051] 例如人主体等动作者 390 所提供的信息输入 358(例如,数据)可包括标识与过程相关联的变量、两个或多个变量之间的关系、因果图(例如,依赖性图)、或情节信息的数据。这样的信息可以促进在学习过程中对自主的基于生物学的系统 360 进行指导。另外,在一个方面,这样的信息输入 358 可被动作者 390 认为是重要的,并且重要性可以与该信息同工具系统 310 所执行的特定过程之间的相关性有关。例如,氧化物蚀刻系统的操作者(例如,动作者 390 是人主体)可以确定蚀刻速率对制造工艺的结果是很重要的;因此,蚀刻速率可以是传递到自主学习系统 360 的属性。在另一方面,动作者 390 所提供的信息输入 358 可以是提示,由此作出学习过程变量之间的特定关系的指示。作为示例,提示可以传达学习工具系统 310 中的沉积室中在特定沉积步骤内的压力动态的建议,该压力动态作为室容积、排气压力、以及进气流量的函数。作为另一示例,提示可以指示学习室压力的详细时间关系的指示。这样的示例提示可以激活自主学习系统中的可以学习压力对多个工艺变量的函数依赖性的一个或多个功能处理单元。此外,这样的提示可以激活可应用所学功能并将其与动作者 390 可用的模型或经验功能进行比较的一个或多个功能单元。

[0052] 工具系统 310,例如半导体制造工具(如等离子体增强汽相沉积(PECVD)系统、溅射系统或有机金属化学汽相沉积(MOCVD)系统),可以是复杂的,并且因此不同的动作者可以通过不同类型的特定的完整或不完整的知识来专攻操纵和操作该工具系统。作为示例,例如工具工程师等人主体可以知道不同的气体具有不同的分子量并且因此可以产生不同的压力,而工艺 / 工具工程师可以知道如何将从第一气体得到的压力读数转换成从第二气体得到的等效压力;这样的知识的初等示例可以是将压力读数从一种单位(例如,Pa)变换

成另一种单位（例如， lb/in^2 或 PSI）。自主的基于生物学的学习系统中存在的附加类型的一般的、更复杂的知识可以是工具系统的各特性（例如，室容积）与该工具系统中执行的测量（例如，在该室中所测得的压力）之间的函数关系。例如，蚀刻工程师知道蚀刻速率取决于蚀刻室中的温度。为允许知识的多样性和这一知识可能不完整的事，动作者（例如，诸如最终用户的人主体）可以通过多种程度的所传达的知识来指导自主学习系统 360：(i) 未指定知识。动作者没有向自主学习系统发出指导。(ii) 基本知识。动作者可传达工具系统的各特性与该工具系统中的测量之间的有效关系；例如，动作者传达蚀刻速率 (k_E) 与过程温度 (T) 之间的关系（例如，关系 (k_E, T) ）而不带进一步的细节。(iii) 带所标识的输出的基本知识。对于工具系统特性与工具系统测量之间的关系，进一步地，动作者可以提供针对关系中的因变量的具体输出（例如，关系（输出 (k_E, T) ））。(iv) 关于关系的部分知识。动作者知道工具系统特性与测量以及相关因变量和自变量（例如，不带 k_1 或 k_2 的具体值的 $k_E = k_1 e^{-k_2/T}$ ）之间的数学方程的结构。然而，动作者可能不知道该关系的更多相关联的常数之一的精确值。(v) 完整知识。动作者拥有函数关系的完整数学描述。应当注意，这一指导可以随时间增量式地提供，因为自主学习系统 360 演进并尝试自主地学习工具函数关系。

[0053] 知识网络 375 是根据已确立的优先级来传递信息（例如，数据）或传输功率的知识总线。该优先级可以由一对信息源和信息目的地组件或平台来确立；例如，从意识工作存储器 710 至意识知识存储器 730 的通信可分配到高于从概念化知识存储器 910 至概念化工作存储器 940 的通信的优先级。此外，从源至目的地的通信可在如自我意识组件 550 的全局功能组件中发生，如组件内通信，或者通过网络组件 375 实现的通信可在自我意识组件 550 和自优化组件 570 之间发生，如组件间通信。另外，优先级可以基于所传送的信息（例如，特定信息必须实时分发）；应当理解，通信优先级至少部分地确定用于发送或接收通信的通信紧急程度。应当注意，优先级可以是动态的而非静态的，并且因变于自主学习系统 360 中的学习发展并且鉴于自主的基于生物学的学习工具 300 中存在一个或多个组件中的一个或多个需求而变化——例如，可识别出问题情况并且作为响应可保证并实现通信。经由知识网络 375 的通信以及功率传输可以通过有线链路（例如，双绞线链路、T1/E1 电话线、AC 线、光纤线、同轴电缆）和基于诸如因特网协议（IP）的相关协议分组的通信，或无线链路（例如，超移动宽带（UMB）、长期演进（LTE）、IEEE 802.11）来实现，并可以在功能平台（例如，存储器平台 365 和处理平台 385）内的各组件（未示出）之间或在不同平台中的各组件（例如，自我意识存储器平台中的组件与另一自我意识子组件进行通信）之间发生，或者该通信可以在各组件之间进行（例如，意识组件与概念化组件进行通信）。

[0054] 处理平台 385 包括对信息进行操作的功能处理单元。处理单元接收或检索特定类型的输入信息（例如，诸如数字、序列、时间序列、函数、类、因果图等的特定数据类型）并执行计算以生成特定类型的输出信息。输出信息可经由知识网络 375 被传达给存储器平台 365 中的一个或多个组件。在一方面，功能处理单元可以读取并修改存储在存储器平台 335 中的数据结构或数据类型实例，并可以在其中存放新数据结构。在另一方面，功能处理单元可以提供对各数字属性的调整，这些属性诸如适合性、重要性、激活 / 抑制能量、以及通信优先级。每一功能处理单元具有动态优先级，其确定对信息进行操作的分层结构；较高优先级单元比较低优先级单元更早地操作数据。在操作特定信息的功能处理单元未能生成新知

识（例如，学习），如生成区分与工具系统 310 的操作相关联的不良运行和良好运行的排名编号或排名函数的情况下，可以降低与该功能处理单元相关联的优先级。相反，如果生成了新知识，则提高该处理单元的优先级。

[0055] 应当明白，处理平台 385 通过确定了优先次序的功能处理单元来模拟人类倾向以在特定情况下（例如，特定数据类型）尝试第一操作，如果该操作生成新知识，则在后续基本相同的情况下使用该操作。相反，在第一操作未能产生新知识的情况下，降低使用第一操作来处理这一情况的倾向并且利用第二操作（例如，散布激活）。如果第二操作未能生成新知识，则降低其优先级并且使用第三操作。处理平台 385 继续使用操作，直至生成新知识为止，并且另一操作获得较高优先级。

[0056] 在一方面，动作者 390 可以向自主学习系统 360 提供工艺制法参数、指令（例如，离子注入晶片的退火周期的温度分布曲线、半导体的汽相沉积中的快门打开 / 关闭序列、离子注入工艺中离子束的能量、或溅射沉积中的电场大小）以及初始化参数。在另一方面，动作者可以提供与工具系统 310 的维护相关联的数据。在又一方面，动作者 390 可以生成并提供工具系统 310 所执行的过程的计算机仿真的结果。在这一仿真中生成的结果可以用作用于训练自主的基于生物学的学习系统的训练数据。另外，仿真或最终用户可以将与过程相关联的优化数据交付给工具系统 370。

[0057] 自主学习系统 360 可以通过一个或多个训练周期来训练，每一训练周期可以用来将该自主的基于生物学的学习系统 300 发展成 (i) 能够在无需外部干预的情况下执行大量的功能；(ii) 在诊断制造系统健康根本原因的根本原因时提供更好的响应，如改进的准确度或正确性；以及 (iii) 提高性能，如更快的响应时间、降低的存储器消耗、或改进的产品质量。在训练数据是从与在工具系统 310 中的过程校准或标准运行相关联的数据 328 收集的情况下，训练数据可以经由适配器组件 335 提供给自主学习系统，这一数据可被认为是内部的，或者通过交互管理器 345 提供。在训练数据是从数据库 365 中检索的情况下（例如，与通过外部探头进行的外部测量相关的数据，或工具系统 310 中的修理干预的记录），这一训练数据可被认为是外部的。在训练数据是由动作者提供的情况下，数据是通过交互管理器 345 传达的并且可被认为是外部的。在本发明的一方面，基于内部或外部训练数据的训练周期促进自主学习系统 360 学习工具系统 310 的预期行为。

[0058] 如上所示，功能组件 315 可包括多个功能工具组件（未示出），这些组件与工具专用半导体制造能力相关联，并且可使该工具能够用于 (a) 制造具有各种复杂度的半导体衬底（例如，晶片、平板显示器和相关的 TFT 有源矩阵阵列、液晶显示器（LCD），OLED 等等），(b) 进行外延汽相沉积或非外延汽相沉积，(c) 促进离子注入或气体束离子注入，(d) 执行等离子体或非等离子体（干或湿）氧化物蚀刻处理，(e) 实现光刻过程（例如，光刻、电子束光刻，等等），等等。工具系统 310 还可以包含在：炉；用于在受控电化学环境中进行操作的曝光工具；平面化设备；电镀系统；用于光、电、和热性质的测试设备，其可包括寿命（通过操作周期）测量；计量工具、晶片清洁机等等之中。

[0059] 在工具系统 310 所进行的过程中，包括传感器组件 325 的传感器和探头可以取决于所收集的数据的预期使用而通过具有不同复杂程度的各种传感器和技术来收集关于不同物理性质（例如，压力、温度、湿度、质量密度、沉积速率、层厚度、表面粗糙度、结晶取向、掺杂浓度、缺陷密度、电控光致发光量、等等）以及机械特性（阀孔径或阀角度、快门打开 /

关闭操作、气体通量、衬底角速度、衬底取向,等等)的数据(例如,数据资产)。这样的技术可包括但不限于包括 X 光衍射、透射电子显微术(TEM)、扫描电子显微术(SEM)、质谱测量、曝光评估、磁电运输测量、光性质测量,等等。与产品(例如,半导体衬底)相关的附加数据资产是发展检查(DI)临界尺寸(CD)和最终检查(FI)CI。应当明白,探头可以在工具系统 310 外部并通过接口组件(未示出)来访问。例如,这样的外部探头可以提供 DI CI 和 FI CI。应当明白,作为一个或多个资产 328 的一部分的这样的数据资产高效地表征工具系统 310 所制造或制作的输出资产或物理产品。

[0060] 在一方面,传感器组件 325 中的数据源可以在功能上耦合到适配器组件 335,其可收集或被配置成收集模拟或数字形式的一个或多个资产 328 中的数据资产。一个或多个资产 328 中的数据资产可根据各种通信协议(如 SECS/GEM 协议、HTTP 等等)传达给适配器组件 335。适配器组件 335 可以在将数据存放或保存到存储器平台 365 中之前,根据在自主的基于生物学的学习系统 310 中对数据的预期使用,实现对数据(如在工具系统 310 执行的过程运行中收集的信息输入/输出(I/O)358)的构成或分解。适配器组件 335 中的适配器可以与传感器组件 325 中的一个或多个传感器相关联,并能以特定频率或其他特定条件下读取(如轮询)该一个或多个传感器。外部数据源适配器(未示出)可以具有拉取数据以及传递从工具系统 310 外部拉取的数据的能力。例如,MES/历史数据库适配器可查阅 MES 数据库来提取信息并将所提取的数据打包/存放在工作存储器中以供自主的基于生物学的学习系统 360 的一个或多个组件使用。具体而言,作为例示,适配器组件 335 可以在该工具系统 310(如制造工具)处理晶片时一次一个晶片地收集晶片级运行数据。随后,适配器组件 335 可以批量地合并各单独的运行以形成“批次级数据(lot-level-data)”、“维护时间间隔数据”,等等。或者,如果工具系统 310 输出批次级数据的单个文件(或计算机产品资产),则适配器组件 335 可以提取晶片级数据、步骤级数据,等等。此外,分解的数据元素可以与工具系统 310 的一个或多个组件相关;例如,传感器组件 325 中的压力控制器操作时间期间的变量。在如上所述地处理或打包接收到的一个或多个资产 328 中所包括的数据资产之后,适配器组件 335 可在数据库 355 中存储经处理的数据。

[0061] 数据库 355 可包括源于以下各项的数据:(i)工具系统 310(例如制造工具),通过传感器组件 325 中的传感器所执行的测量,(ii)制造执行系统(MES)数据库或历史数据库,或(iii)工具系统 310 的计算机仿真中生成的数据,例如动作者 390 执行的半导体晶片制造的仿真。在一方面,MES 是可以测量并控制制造工艺、可以跟踪设备可用性和状况、可以控制库存、并可以监视警报的系统。

[0062] 应当明白,工具系统 310 所制作的产品或产品资产可以通过交互组件 330 传达或传递给动作者 390。产品资产可以是一个或多个资产 338 的一部分。应当理解,动作者 390(如质量保证设备或质量保证设备及其操作者)可分析产品资产,并且所得的信息或数据资产传达给自主的基于生物学的学习系统 360。在一个或多个场景中,这种数据资产可通过交互组件 330 和其中的一个或多个组件,或者直接通过可传送信息 I/O 358 的一个或多个专用通信链路(未示出)传送给自主的基于生物学的学习系统 360。在另一方面,交互组件 330 可以经由适配器组件 335 执行对产品资产 328 的分析。

[0063] 另外,应当注意,在示例实施例 300 中,交互组件 340 和自主学习系统 360 被部署在工具系统 310 外部。可以实现自主的基于生物学的学习工具 300 的替换或附加部署配置,

如嵌入式部署,其中交互组件 330 和自主的基于生物学的学习系统 310 可驻留在工具系统 310 内的单个特定工具组件中(例如,单嵌入式模式),或在一群工具组件中(例如,多嵌入式模式)。这样的部署替换方案能以分层方式来实现,其中自主学习系统支持形成工具群组或工具集团的一组自主学习工具。应当容易理解,在一个或多个附加或替换实施例中,交互组件 330 和自主的基于生物学的学习引擎 360 可被集成成单个功能元件(组件、系统、平台等)。

[0064] 接下来,结合图 4 来讨论说明性工具系统 310,并且参考图 5-9 来详细呈现并讨论自主的基于生物学的学习引擎 360 的示例体系结构。

[0065] 图 4 是可以使用自主的基于生物学的学习引擎 360 来监视、分析、并改进操作的示例半导体制造系统 400 的示图。具体而言,示例系统 400 是例示以上结合图 3 讨论的工具系统 310 的热显影和涂敷系统。系统 400 包括加载 / 卸载部分 405、处理部分 410、以及接口部分 415。在一方面,加载 / 卸载部分 405 具有衬底舱(cassette)台 420,各自存储有多个半导体衬底的衬底舱 425 在该台上被加载到系统 400 中或从中卸载。要注意,衬底舱台 420 也能实现用于平板显示器制造的玻璃或塑料衬底的加载 / 卸载。处理部分 410 具有多个用于按顺序一个接一个地处理衬底的单个衬底处理单元。接口部分 415 可以促进对多个探头和传感器进行访问以获得质量保证、过程发展、就地根本原因分析。所收集的数据(例如,数据 368)可通过接口组件传达给自主的基于生物学的学习引擎 360。

[0066] 在一方面,处理单元 410 包括拥有冷却单元(COL)435、对准单元(ALIM)440、粘结单元(AD)445、扩展单元(EXT)450、两个预烘焙单元(PREBAKE)455、以及两个后烘焙单元(POBAKE)460 的第一处理单元组 430,这些单元从底部顺序地堆叠。另外,第二处理单元组 465 包括冷却单元(COL)435、扩展冷却单元(EXTCOL)470、扩展单元(EXT)475、第二冷却单元(COL)435、两个预烘焙单元(PREBAKE)455、以及两个后烘焙单元(POBAKE)460。冷却单元(COL)435 和扩展冷却单元(EXTCOL)470 可以在低处理温度下工作并被安排在较低级,而预烘焙单元(PREBAKE)455、后烘焙单元(POBAKE)460 以及粘结单元(AD)445 可以在高温度下工作并被安排在较高级。有了这一安排,可以降低各单元之间的热干扰。或者,这些单元可具有替换或附加安排。预烘焙单元(PREBAKE)455、后烘焙单元(POBAKE)460、以及粘结单元(AD)445 各自包括其中将衬底加热到高于室温的温度的热处理装置。后烘焙单元 460 可用于固化用于制备诸如 TFT 的器件的光刻掩模的光致抗蚀剂材料。在一方面,温度和压力数据可以通过接口组件 340 从预烘焙单元 455、后烘焙单元 460、以及粘结单元 445 来提供给自主的基于生物学的学习引擎 360。衬底的旋转速度和位置数据可以从对准单元 440 来传达。

[0067] 图 5 示出自主的基于生物学的学习引擎的示例体系统结构 500 的高级框图。在实施例 500 中,自主的基于生物学的学习引擎 360 包括包含长期存储器(LTM)510、短期存储器(STM)520、以及情节存储器(EM)530 的各功能存储器组件的分层结构。这样的功能存储器组件中的每一个可以通过知识网络 375 来进行通信,其如结合图 3 的讨论中描述的那样来操作。另外,自主的基于生物学的学习引擎 360 可包括自动机器人组件 540,其包含被标识成自动机器人的可包括处理器的功能处理单元,其具有与结合处理平台 385 描述的那些功能单元基本上相同的特性。应当注意,自动机器人组件 540 可以是处理平台 385 的一部分。

[0068] 此外,自主学习系统 360 可包括包含自我意识组件 550、自概念化组件 560、或自优

化组件 570 的一个或多个主功能单元。第一前馈 (FF) 回路 552 可担当当前向链路并可在自我意识组件 550 与自概念化组件 560 之间传递数据。另外, 第一反馈 (FB) 回路 558 可担当反向链路并可在自概念化组件 560 与自我意识组件 550 之间传递数据。类似地, 可分别通过第二 FF 回路 562 和第二 FB 回路 568 来实现自概念化组件 560 与自优化组件 570 之间的前向链路和反向链路数据通信。应当明白, 在 FF 链路中, 数据可以在传递到接收该数据以进一步处理该数据的组件之前进行变换, 而在 FB 链路中, 下一数据元素可由接收该数据的组件在对其进行处理之前来进行变换。例如, 通过 FF 链路 552 传送的数据可由自我意识组件 550 在将该数据传递到自概念化组件 560 之前进行变换。还应当明白, FF 链路 552 和 562 可以促进组件 550 与组件 570 之间的间接数据通信, 而 FB 链路 568 和 558 可以促进组件 570 与组件 550 之间的间接数据通信。另外, 数据可以通过知识网络 375 在组件 550、360、以及 370 之间直接传达。

[0069] 长期存储器 510 可以存储在工具系统的初始化或配置期间通过交互组件 330 所提供的、用于在初始化 / 配置之后训练自主学习工具系统 300 的知识 (例如, 先验知识)。另外, 自主学习系统 360 所生成的知识可被存储在长期存储器 510 中。应当明白, LTM 510 可以是存储器平台 365 的一部分并且因而可以显示其基本上相同的特性。长期存储器 510 一般可以包括包含与各工具系统组件 (例如, 制造组件、探查组件, 等等)、关系、以及过程有关的信息的知识库。知识库的至少一部分可以是描述或分类数据类型 (例如, 分类成序列、平均值、或标准偏差)、数据类型之间的关系、以及用于将第一组数据类型转换成第二组数据类型的过程的语义网络。

[0070] 知识库可包含知识元素, 或概念。在一方面, 每一知识元素可以与两个数字属性相关联: 知识元素或概念的适合性 (ξ) 和惯性 (ι), 这些属性共同确定概念的优先级。这两个数字属性的定义明确的函数, 例如加权和、几何平均值, 可以是概念的情况分数 (σ)。例如, $\sigma = \xi + \iota$ 。知识元素的适合性可以被定义成知识元素 (例如, 概念) 与工具系统或目标组件在特定时间的情况的相关性。在一方面, 具有比第二元素更高的适合性分数的第一元素或概念与具有较低适合性分数的第二元素相比可以与自主学习系统 360 的当前状态和工具系统 310 的当前状态更加相关。知识元素或概念的惯性可被定义成与该知识元素的利用相关联的难度。例如, 低第一惯性值可被赋予数字元素, 可以向数字列表赋予高于第一值的第二惯性值, 数字序列可以具有高于第二值的第三惯性值, 而数字矩阵可以具有高于第三值的第四惯性值。注意, 惯性可以应用于其他知识或信息结构, 如图、数据库中的表、音频文件、视频帧、代码片段、代码脚本, 等等; 后面的项基本上全都可以是输入 130 的一部分。本发明提供适合性和惯性的可影响检索并应用知识元素的可能性的定义明确的函数。具有最高情况分数的概念是要呈递给短期存储器 520 以供处理单元处理的最可能的概念。

[0071] 短期存储器 520 是临时存储, 其可用作工作存储器 (例如, 工作空间或高速缓存) 或者用作与特定算法或过程相关联的协作 / 竞争操作或自动机器人可操作数据类型的位置。STM 520 中包含的数据可以拥有一个或多个数据结构。STM 520 中的这样的数据结构可以作为自动机器人和规划器超级机器人 (überbot) (例如, 专用于规划的自动机器人) 所实现的数据变换的结果来变化。短期存储器 305 可以包括数据、交互管理器 345 所提供的学习指令、来自长期存储器 310 的知识、一个或多个自动机器人或超级机器人所提供的和 / 或生成的数据、和 / 或动作者 390 所提供的初始化 / 配置命令。短期存储器 520 可以跟踪用

于对其中所存储的数据进行变换的一个或多个自动机器人和 / 或超级机器人的状态。

[0072] 情节存储器 530 存储可包括可与一过程相关联的动作者标识的一组参数和概念的情节。在一方面,情节可包括外来数据或输入 130,并且其可以向自主学习系统 300 提供具体上下文。注意,情节通常可以与在寻求一目标时(例如,由工具系统 310、目标组件 120、或自主学习系统 360)所标识或生成的特定场景相关联。标识情节的动作者可以是人主体,如工艺工程师、工具工程师、现场支持工程师,等等,或者其可以是机器。应当明白,情节存储器 530 类似人情节记忆,其中与特定场景—例如,情节—相关联的知识可以存在并可访问,而无需重新收集造成该情节的学习过程。情节的引入或定义通常是训练周期的一部分或基本上任何外来的输入供应,并且其可以造成自主的基于生物学的学习系统 360 对于学习表征可存在于与情节相关联的数据中的数据模式、或输入模式的尝试。所表征的与一情节相关联的数据模式可以结合该情节和情节的名称来存储在情节存储器 530 中。将情节添加到情节存储器 530 可以造成对可在由工具系统 310 或一般而言由目标组件 120 所进行的过程中的一组参数进入该情节所定义的操作范围时变得活动的情节专用自动机器人的创建;在识别出与所寻求的目标或过程相关联的第一特征时,情节专用自动机器人接收足够的激活能量。如果参数满足通过接收到的情节所建立的准则,则情节专用自动机器人将该情节中的数据模式与当前可用数据进行比较。如果工具系统 310 或目标组件的当前情况(由识别出的数据模式所定义的)与所存储的情节相匹配,则生成警报以确保工具维护工程师可以知道这一情况,并可以采取预防动作来减轻对功能组件 315 或传感器组件 325 或工具过程中使用的材料的附加损害。

[0073] 自动机器人组件 540 包括对输入数据类型(例如,矩阵、向量、序列,等等)执行特定操作的自动机器人库。在一方面,自动机器人存在于自动机器人语义网中,其中每一自动机器人可以具有相关联的优先级;自动机器人的优先级是其激活能量(E_A ;例如 617₁)与其抑制能量(E_I ;例如 619₁)的函数。自动机器人组件 540 是自动机器人的有组织的储存库,其可包括用于自我意识组件 550、自概念化组件 560、自优化组件 570 的自动机器人以及可参与各组件之间和各存储器单元之间的数据变换和传递的附加自动机器人。自动机器人可以执行的特定操作可包括序列平均;序列排序;第一和第二向量之间的标积;第一矩阵和第二矩阵的乘法;相对于时间的时间序列导数;序列自相关计算;第一和第二序列之间的互相关操作;函数在基本函数完备集中的分解;时间序列数字数据流的小波分解,或时间序列的傅立叶分解。应当明白,取决于输入数据可以执行附加操作;即,图像中的特征提取,声音记录、或生物测定指示符、视频帧压缩、环境声音或语音命令的数字化,等等。自动机器人所执行的操作中的每一个可以是变换一个或多个输入数据类型以产生一个或多个输出数据类型的有名函数。在自动机器人组件 540 中对于其存在自动机器人的每一函数可以处理 LTM 中的元素,使得超级机器人可以基于总“注意广度”和自主学习系统 360 的需求来作出自动机器人激活 / 抑制能量决策。与自主学习系统 360 类似,自动机器人组件 540 中的自动机器人可以随时间改进其性能。自动机器人中的改进可包括生产结果(例如,输出)的更好质量、更好的执行性能(例如,更短的运行时间、执行较大计算的能力,等等),或特定自动机器人的输入域的增强范围(例如,包括该自动机器人可以操作的附加数据类型)。

[0074] LTM 510、STM 520 以及 EM530 中存储的知识—概念和数据—可以由主功能单元来使用,其将其功能的一部分赋予自主的基于生物学的学习系统 360。

[0075] 自我意识组件 550 可以确定工具系统 310 的第一可接受操作状态与稍后时间的其中工具系统降级了的后续状态之间的工具系统降级水平。在一方面,自主学习系统 360 可以接收表征可接受操作状态的数据和与以这样的可接受状态制作的产品资产相关联的数据;这样的数据资产可以被标识成规范数据。自主的基于生物学的学习系统 360 可以处理该规范数据,并且相关联的结果(例如,关于重要参数的统计、一个或多个参数中观察到的漂移、与工具参数相关的预测功能,等等)可以由自我意识组件 550 存储并用于同作为信息输入 358 来提供的数据(例如,生产过程数据或测试运行数据)进行比较。如果规范数据的所生成的学习结果与设备过程运行数据之间的差很小,则制造系统降级可被认为是很低的。或者,如果规范数据的所存储的学习结果与样本过程数据之间的差很大,则工具系统(例如,半导体制造系统)存在显著的降级水平。显著的降级水平可以造成过程、或目标上下文调整。本文描述的降级可以从降级向量(Q_1, Q_2, \dots, Q_U)来计算,其中降级向量的每一分量 Q_λ ($\lambda = 1, 2, \dots, U$)是可用数据集的不同观察——例如, Q_1 可以是多变量均值, Q_2 是相关联的多变量偏差, Q_3 是过程步骤中的特定变量的一组小波系数, Q_4 可以是预测压力与测得压力之间的平均差,等等。正常训练运行产生每一分量的特定一组值(例如,训练数据资产),其可以与使用来自每一组件的运行数据(例如,运行数据资产)生成的分量 Q_1-Q_U 进行比较。为评估降级,可以使用合适的距离度量来比较运行降级向量距其在{Q}空间中的“正常位置”的(例如,欧几里得)距离;这样的欧几里得距离越大,工具系统被认为降级越多。另外,第二度量可以是计算两个向量之间的余弦相似性度量。

[0076] 自概念化组件 560 可被配置成构建对重要的工具系统 310 关系(例如,一个或多个工具行为功能)和描述(例如,关于所请求的以及所测量的参数的统计、各参数对降级的影响,等等)的理解。应当明白,关系和描述也是数据或软资产。该理解是由自主学习系统 360(例如,通过源于输入数据的推断和上下文目标自适应;推断可以例如经由多变量回归或诸如遗传算法等进化程序设计来实现)自主地建立的,或通过动作者 390(例如,人主体)所提供的指导来建立。自概念化组件 560 可以构造对工具系统 310 或一般而言是目标组件类组件 120 的单个参数的行为的功能描述,如半导体制造系统中的沉积室中的在特定沉积步骤期间作为时间的函数的压力。另外,自概念化组件 560 可以学习与工具系统相关联的行为,如一组特定输入信息 358 上的因变量的函数关系。在一方面,在存在特定气体流、温度、排气阀角度、时间等的情况下,自概念化组件 560 可以学习给定容积的沉积室中的压力动态。此外,自概念化组件 560 可以生成可用于预测目的的系统关系和属性。从学习到的行为中,自概念化组件可以学习表征正常状态的关系和描述。这样的正常状态通常由自主学习系统 360 用作相对于观察器工具行为的变型与其进行比较的基准状态。

[0077] 自优化组件 570 可以基于预测值(例如,基于自概念化组件 560 学习到的函数依赖或关系的预测)和测量值之间的工具系统 310 偏差水平来分析自主的基于生物学的学习系统 300 的当前健康或性能,以基于自主学习系统 360 所收集的信息来标识(a)工具系统 360 的潜在故障原因,或(b)工具系统降级的根本原因的一个或多个源。自优化组件 570 可以随时间学习自主学习系统 360 最初是否不正确地标识了故障的错误的根本原因,学习系统 300 允许输入维护日志或用户指导来正确地标识实际根本原因。在一方面,自主学习系统 360 利用贝叶斯推断来更新用于其诊断的基础,并且进行学习以改进将来诊断准确度。或者,可以调适优化计划,并且经调适的计划可被存储在优化情况历史中以供后续检索、采

用、以及执行。此外，对工具系统 310 所进行的过程或一般而言目标组件 120 所寻求的一组自适应可以通过优化计划来获得。自优化组件 570 可以使用数据反馈（例如，通过链路 565、555、以及 515 所实现的循环）来发展可促进过程或目标优化的自适应计划。

[0078] 在实施例 500 中，自主的基于生物学的学习系统 360 还可包括规划器组件 580 和系统上下文组件 590。功能存储器组件 510、520、和 530 的分层结构以及主功能单元 550、560、和 570 可以通过知识网络 375 与规划器组件 580 和系统上下文组件 590 进行通信。

[0079] 规划器组件 580 可以使用并包括自动机器人组件 540 中的更高级自动机器人。这样的自动机器人可被标识为规划器超级机器人，并可实现对各种数字属性的调整，如适合性、重要性、激活 / 抑制能量、以及通信优先级。规划器组件 580 可以例如通过创建一组规划器超集机器人来实现严格的、直接的全局策略，该组规划器超集机器人可以通过在短期存储器 520 和特定自动机器人中可用的特定知识来迫使在短期存储器 520 中操纵特定数据类型或数据结构。在一方面，规划器组件 580 所创建的自动机器人可以存放在自动机器人组件 540 中，并且可以通过知识网络 375 来利用。作为替换或补充，规划器组件 580 可以根据自主学习系统 360 的当前上下文、工具系统 310 的当前条件、短期存储器 520 的内容（其可包括可在该内容中操作的相关联的自动机器人）、以及对各自动机器人的利用成本 / 收益分析来实现间接全局策略。应当明白，本发明的自主的基于生物学的学习工具 300 可以提供对规划器组件的动态扩展。

[0080] 规划器组件 580 可以担当可确保在自主的基于生物学的工具 300 中的过程或目标自适应不导致其降级的管理组件。在一方面，管理特征可以通过直接全局策略经由基于所规划的过程或目标自适应来推断操作条件的管理超级机器人来实现。这样的推断可以通过管理超级机器人所操作的数据类型的语义网络来实现，并且该推断可以通过成本 / 收益分析来支持或实现。应当明白，规划器组件 580 可以保存目标空间的特定区域内的目标漂移，其可以减轻对例如工具系统 310 等目标组件的特定损害。

[0081] 系统上下文组件 590 可以捕捉使用自主学习系统 360 的自主的基于生物学的学习工具 300 的当前能力。系统上下文组件 590 可包括状态标识符，状态标识符包括 (i) 与内部能力程度（例如，工具系统 310 在进行某一过程（或寻求目标）时的有效性程度、在进行该过程时所使用的一组资源、最终产品或服务的质量评估（或所寻求目标的结果）、设备的交付时间，等等）相关联的值，以及 (ii) 指示自主学习工具 300 的状态的标记或标识符。例如，该标记可以指示诸如“初始状态”、“训练状态”、“监视状态”、“学习状态”、或“应用知识”等状态。能力程度可由所确定的范围内的数字值或度量来表征。能力可以是自主系统（如，示例系统 300）的总年龄的测量、或相对年龄的测量，例如从上下文的当前状态开始算起的年龄。因此，系统上下文组件 590 提供的上下文可用作年龄或经历的代理。此外，系统上下文组件 590 可包括自主学习系统 360 在特定时间间隔期间所执行的学习的总结以及可根据所执行的学习来实现的可能过程或目标自适应的总结。

[0082] 图 6A 示出示例自动机器人组件 540。自动机器人 615_1-615_N 表示自动机器人和超级机器人的库，每一个都具有特定动态优先级 625_1-625_N ，其中 N 是自然数。自动机器人 615_1-615_N 可以与存储器（例如长期或短期存储器或者情节存储器）进行通信。如上所示，自动机器人的优先级是由自动机器人的激活能量和抑制能量来确定的。在可由自动机器人处理的数据处于 STM 中时，该自动机器人（例如，自动机器人 615_1 或 615_N ）（通过超级机器

人)获得激活能量。自动机器人(例如,自动机器人615₂)激活能量和抑制能量的加权和,例如, $\Sigma = w_A E_A + w_I E_I$ 可以确定该自动机器人何时可激活其自身来执行其功能任务。自动机器人在 $\Sigma > \Psi$ 时自激活,其中 Ψ 是预定的内置阈值。应当明白,本发明的自主的基于生物学的学习工具300可以提供对自动机器人的动态扩展。

[0083] 图6B示出自动机器人的示例体系结构650。自动机器人660可以是自动机器人组件540中包括的基本上任何自动机器人。功能组件663确定并执行自动机器人660可以对输入数据执行的操作的至少一部分。处理器666可以执行自动机器人660所执行的操作的至少一部分。在一方面,处理器666可以担当功能组件663的协处理器。自动机器人660还可以包括其中保留先前执行的操作的一组结果的内部存储器669。在一方面,内部存储器担当存储与操作、 E_A 和 E_I 的当前和先前值、自动机器人的操作历史的日志等等相关联的输入数据的高速缓存存储器。内部存储器669还可在向自动机器人660反馈或传播回例如通过纠错组件672确立的特定类型和量的错误时,例如经由处理器666促进自动机器人660学习如何改进即将来临的结果的质量。因此,自动机器人660可以通过一组训练周期来被训练成以特定方式操纵特定输入数据。

[0084] 自动机器人(例如,自动机器人660)还可以在以下方面是自描述的:自动机器人可指定(a)该自动机器人可操纵或需要的一个或多个输入数据类型,(b)该自动机器人可以生成的每一数据类型,以及(c)对输入和输出信息的一个或多个约束;操纵和生成可至少部分地通过处理器666来实现。在一方面,接口675可以促进自动机器人660自描述,并且因此向超级机器人表达该自动机器人的可用性和能力,以供超级机器人根据特定工具场景向自动机器人提供激活/抑制能量。接口可以功能性地耦合至自动机器人660中的一个或多个组件,包括处理器666。

[0085] 图7示出了自主的基于生物学的学习系统中的自我意识组件550的示例体系结构700。自我意识组件550可以确定相对于工具系统(例如,工具系统310)中的学习到的正常状态的当前降级水平。降级可以起源于多个源,诸如工具系统中的机械部分的磨损;用于发展可迫使工具系统在一个或多个最优范围外操作的制法(例如,数据资产)或过程的不正确操作或试验性操作;工具系统的不正确定制;或对维护时间表的不适当坚持。自我意识组件550可以通过(i)存储器分层结构,例如可以作为存储器平台365的一部分的意识存储器(710-740),(ii)诸如意识自动机器人等可驻留在自动机器人组件540中并可作为处理平台385的一部分的功能操作单元,以及(iii)一组意识规划器750来递归地组装或定义。基于降级水平,自主学习系统360可以分析可用数据资产328以及信息358来对可能的故障进行排序。在一方面,响应于过多降级水平,例如工具系统故障,动作者(例如,现场工程师)可以执行一个或多个维护活动,如对室进行清洁、更换聚焦环,等等。在成功修理了工具系统的情况下,例如通过恢复与系统故障之前的降级相一致的降级水平所确定的,维护活动之前的相关联的征兆(例如,数据资产和模式、关系、以及从这一组合中提取的基本上任何其他类型的理解)可由自主学习系统360来保留。因此,在即将来临的其中通过从数据资产自主地收集的新理解和降级分析标识了学习到的征兆的情况下,可以重放所存储的修理计划,降低成本并改进平均修理时间(MTTR)。

[0086] 意识工作存储器(AWM)710是可包括被标识为意识传感存储器(ASM)720的可用来存储例如信息输入358等数据的特殊存储器区域的STM,该数据可源于传感器组件325中的

传感器或源于动作者 390, 可由适配器组件 335 中的一个或多个适配器打包, 并可通过知识网络 375 来接收。自我意识组件 550 还可包括多个特殊功能自动机器人, 它们可驻留在自动机器人组件 540 中并包括意识规划器超级机器人 (AP)。

[0087] 另外, 自我意识组件 550 可包括意识知识存储器 (AKM) 730, 其是 LTM 的一部分, 并可包括与自我意识组件 550 的操作相关的多个概念—例如, 属性; 诸如类或因果图等的实体; 关系; 或过程。在一方面, 用于半导体制造工具的自我意识组件 550 可包括域专用概念, 如步骤、运行、批次、维护时间间隔、湿清洁周期等, 以及通用概念, 如数字、列表、序列、集合、矩阵、链路等等。这些概念可以进入较高级抽象, 例如晶片运行可被定义成已排序的步骤序列, 其中步骤既具有制法参数设置 (例如, 所需值) 也具有一个或多个步骤测量。此外, AKM730 可包括可链接两个或多个概念的函数关系, 如平均值、标准偏差、范围、相关、主成分分析 (PCA)、多尺度主成分分析 (MSPAC)、小波函数或基本上任何基函数等。应当注意, 多个函数关系可能适用于同一概念并且因此与其相关; 例如数字列表通过平均值 (这是函数关系) 和标准偏差关系, 以及最大值关系等等被映射到真实数字实例。在从一个或多个实体到另一实体的关系是函数或泛函 (例如, 函数的函数) 时, 可以存在可由超级机器人执行以实现该函数的相关联的过程。对概念的精确定义可以用诸如 UML、OMGL 等合适的数据模式定义语言来表达。还应当注意, AKM 730 的内容可以在不关闭系统的情况下在 (工具系统) 运行时动态地扩充。

[0088] AKM 730 中的每一概念, 如本文描述的知识库中的任何概念, 可以与适合性属性以及惯性属性相关联, 从而造成该概念的具体情况分数。最初, 在向自主系统提供数据之前, AKM 730 中的所有元素的适合性值是 0, 但所有概念的惯性可以是工具无关的并且可以由动作者来分配, 或基于历史数据 (例如, 数据库 355 中的数据)。在一方面, 从一组数字中产生平均值的过程的惯性基本上是低的 (例如, $i = 1$), 因为平均值的计算可被认为是可适用于基本上所有涉及所收集的数据集或来自计算机仿真的结果的情况的非常简单的操作。类似地, 将一组数字变换成单个数字的最大值和最小值过程可被赋予相当低的惯性值。或者, 计算范围和计算标准偏差可以被赋予较高惯性值 (例如, $i = 2$), 因为这些知识元素更加难以应用, 而计算 PCA 可以显示较高级别的惯性并且计算 MSPCA 可以具有更加高的惯性值。

[0089] 情况分数可以用于确定从 AKM 730 和 AWM 710 之间传递哪一 (些) 概念 (参见下文)。超过情况分数阈值的知识元素或概念有资格被传达给 AWM 710。这些概念可以在以下情况下传达: AWM 710 中存在用于保留该概念的足够的可用存储并且没有具有尚未被传达给 AWM 710 的更高情况分数的不同概念。AWM 710 中的概念的适合性并且因而概念的情况分数可以随时间进展而衰减, 这在已处于存储器中的一个或多个概念不再需要或不再适用的情况下可允许具有更高适合性的新概念进入意识工作存储器 710。注意, 概念的惯性越大, 该概念被传达给 AWM 710 以及从中移除所花的时间越长。

[0090] 在工具系统状态改变时, 例如更换溅射目标、添加电子束枪、沉积工艺完成、启动现场探头、退火阶段完成等等, 意识规划器 550 超级机器人可以记录哪些概念 (例如, 知识元素) 可应用于该新状态, 并可增加 AKM 730 中的每一这样的概念的适合性值并且因而增加其情况分数。类似地, 自动机器人 615₁-615_N 的激活能量 617₁-617_N 可以由超级机器人来调整以降低特定自动机器人的激活能量并增加适用于新情况的自动机器人的 E_A。适合性

(以及情况分数)的递增可以由规划器超级机器人散布给那些概念的第一邻居并随后散布给第二邻居,以此类推。应当明白,AKM 730 中的第一概念的邻居可以是在拓扑结构意义上处于根据所选度量(例如,跳跃数、欧几里得距离,等等)距该第一概念的特定距离的第二概念。注意,第二概念距接收到原始适合性增量的第一概念越远,第二概念的适合性增量越小。因此,适合性(以及情况分数)增量呈现了因变于“概念距离”的阻尼散布。

[0091] 在体系结构 500 中,自我意识组件 550 包括意识调度适配器 (ASA) 760,其可以是意识规划器组件 750 的扩展,并可(例如,通过交互组件 330 经由传感器组件 325,经由输入 130,或经由(反馈)链路 155)请求和实现集合外来数据或内在数据中的改变。在一方面,意识调度适配器 760 可以引入数据采样频率调整——例如,其可以调整适配器组件 335 中的不同适配器能向知识网络 375 传达旨在用于 ASM 720 的数据(例如,信息输入 358)的速率。此外,意识调度适配器 760 能以低频率来采样或基本上排除与以下两种变量相关联的数据集合:正常数据模式的描述中未涉及的过程变量,或从在自适应推断引擎中接收到的数据推断的未能使目标实现提前的变量。相反,ASA 760 能以较高频率对正常数据模式中广泛使用的或可积极地使目标提前的一组变量进行采样。此外,在自主学习系统 360 确认状态工具系统 310 的变化(或与特定目标相关联的情况的变化)时,其中数据指示产品质量或过程可靠性逐渐偏离正常数据模式(或目标漂移导致显著偏离目标空间中的初始目标),自主学习系统可以经由 ASA 760 请求更快速的数据采样以收集可有效地确认降级并相应地触发适当的警报的更大量的可动作信息(例如,输入 130)。在一方面,目标组件可以将目标漂移总结显示给输入初始目标的动作者;例如可以在预算自适应之后向电子店铺中的在购买家庭娱乐系统时显著背离初始花费目标的顾客显示具有计划开支的变化的日志;或可以在目标自适应之后向数据库建筑师显示与存储器空间相关联的成本和相关联的基础结构以优化数据仓库。

[0092] 动作者 390(例如,人主体或人主体采用的设备)可以用多种方式训练自我意识组件 550,其可包括一个或多个情节的定义(包括例如成功地调适的目标的说明)。自主学习系统 360 通过自我意识组件 550 针对某一情节的训练可如下发生。动作者 390 创建情节并向该情节提供唯一名称。随后将新创建情节的数据给予自主学习系统 360。该数据可以是针对在工具系统的单个特定操作步骤期间的特定传感器的数据、单个特定步骤期间的一组参数、用于运行的单个参数平均值等。

[0093] 作为替换或补充,动作者 390 可以提供更初等的指导。例如,现场支持工程师可以对工具系统 310 执行预防性工具维护 (PM)。PM 可以周期性地计划和发生,或其可以是未经计划的或异步的。应当明白,可以响应于自主学习系统 360 的请求、响应于日常预防性维护、或响应于未安排的维护来对制造系统执行预防性工具维护。连续的 PM 之间消逝了一定的时间间隔,在这样的时间间隔期间,一个或多个工艺(例如,晶片 / 批次制造)可以在工具系统中发生。通过数据和产品资产(如,数据资产、平板显示设备、晶片……)和相关联的信息,诸如所实现的规划器和未经计划的维护,自主学习系统可以推断“故障周期”。因此,自主学习系统可以使用资产 328 来推断平均无故障工作时间 (MTBF)。这样的推断是通过作为临界数据和产品资产的函数的故障时间的模型来支持的。此外,自主学习系统 360 可以通过作为信息输入 / 输出 (I/O) 358 接收到的不同资产之间的关系或通过从专家动作者所传递的监督训练会话得到的历史数据来发展模型。应当明白,专家动作者可以是与所训练

的不同自主学习系统不同的动作者。

[0094] 动作者 390 可以通过通知该系统其可以对晶片级运行数据求平均并评估临界参数跨 PM 时间间隔的漂移来指导自主系统。自主系统还可以执行更具挑战性的训练, 其中动作者 390 通过学习指令来向自主学习系统 360 指示学习表征在每一未经计划的 PM 之前晶片平均级的数据模式。这样的指令可以促进自主学习系统 360 学习未经计划的 PM 之前的数据模式, 并且如果意识自动机器人可以标识数据模式, 则自我意识组件 550 可以随时间进展来学习这样的模式。在学习某一模式期间, 意识组件 550 可以从自概念化组件 560 或位于自动机器人组件 540 中的意识自动机器人请求协助 (或服务)。当在高置信度 (例如, 通过 PCA 分解的系数中反映的模式的可再现性程度、K- 集群算法中的主集群的大小、或根据一组不同参数和时间对第一参数的大小的预测等等来测量的) 的情况下学习了工具系统的模式, 自主的基于生物学的学习系统 360 可以创建与故障相关联的基准情节, 该基准情节可造成对工具维护的需求以便可以在该基准情节发生之前触发警报。注意, 可驻留在自动机器人组件 540 中的意识自动机器人可能在必要之前未能完全表征故障基准情节的数据模式或可能需要未经计划的维护的基本上任何特定情况。应当明白, 无论如何, 工具系统 310 的这样的预防性健康管理, 其可包括深度行为和预测性功能分析, 都可以由自概念化组件 560 中的自动机器人来执行。

[0095] 图 8 是可以在意识工作存储器 520 中操作的自动机器人的示图 800。所示自动机器人——量化器 815、期望引擎 825、意外分数生成器 835、以及总结生成器 845——可以构成意识引擎; 虚拟新兴组件, 其新兴性质源于例如自动机器人 815、825、835 和 845 等各初等组成的协调操作。应当明白, 意识引擎是一个或多个规划超级机器人可如何使用协调自动机器人集合来执行复杂活动的示例。规划超级机器人使用各个自动机器人 (例如, 平均值、标准差、PCA、小波、导数等) 或自概念化组件 560 的服务来表征自主的基于生物学的学习系统中接收到的数据的模式。每一步骤、运行、批次等运行的数据可由外部实体来在训练期间标识为正常或异常的。量化器 815 可由规划超级机器人用来使用正常数据学习原型的正常过程的数据模式。另外, 量化器 815 可以评估存放到 ASM 720 中的未标记数据集 (例如, 信息输入 358) 并将正常数据模式与未标记数据的数据模式进行比较。用于使用正常数据来预测参数的正常数据或方程的期望模式可以通过期望引擎 825 来存储和操纵。应当注意, 未标记数据的模式可以根据多个度量在各方面与正常数据模式不同; 例如, 可能超过 Hotelling T₂ 统计的阈值 (应用于 PCA 和 MS-PCA 并从训练运行导出的); 未标记数据集的数据子集的平均值可与用正常的训练运行数据来计算的平均值相差超过 3σ (或其他预定偏差间隔); 所测量的参数的漂移可以与在同正常运行相关联的数据中观察到的参数漂移显著不同; 等等。总结生成器 845 因而生成正常数据的各分量的向量, 而意外分数生成器 835 可以合并该向量的各分量的所有这些差并对这些差进行排序或充分加权, 并计算工具系统的反映该工具系统的健康状况且反映该工具系统“距正常有多远”的净降级意外分数。应当明白, 正常与未标记度量之间的差异可根据时间来变化。因此, 通过收集增加量的正常数据, 自主学习系统 360 可以随时间进展在更大统计置信度水平的情况下学习各种操作限制并可以相应地调整制造工艺制法 (例如, 目标)。通过意外分数测量的降级情况例如可以经由总结生成器 845 来报告给动作者。

[0096] 图 9 示出自主的基于生物学的学习系统的自概念化组件的示例实施例 900。自概

念化组件的功能是构建对重要半导体制造工具关系和描述的理解。这样的理解可以用于调整制造过程（例如，目标）。这一获得的理解是自主地构建的或结合最终用户（例如，动作者 390）提供的指导来构建的。与其他主功能组件 550 和 560 类似，自概念化组件 570 根据存储器分层结构、操作单元、或自动机器人、以及规划器来递归地组装或定义；这样的组件可以通过启用优先级的知识网络进行通信。

[0097] 实施例 900 示出包括自概念化组件 570 的操作所必需的各个概念（例如，属性、实体、关系、以及过程）的概念化知识存储器（CKM）910。CKM 910 中的概念包括 (i) 域专用概念，如步骤、运行、批次、维护时间间隔、湿清洁周期、步骤测量、晶片测量、批次测量、晶片上的位置、晶片区域、晶片中心、晶片边缘、第一晶片、最后晶片等；以及 (ii) 通用的域无关概念，如数字、常数（例如， e 、 π ）、变量、序列、时间序列、矩阵、时间矩阵、细粒度行为、粗粒度行为，等等。自概念化组件还包括大量通用函数关系，如加、减、乘、除、平方、立方、幂、指数、对数、正弦、余弦、正切、误差等等，以及可呈现各种水平的细节并驻留在自适应概念化模板存储器（ACTM）920 中的其他域专用函数关系。

[0098] ACTM 920 是 CKM 910 的扩展，其可持有与工具系统 310（例如，半导体制造工具）进行交互的动作者（例如，最终用户）完全或部分知道的函数关系。应当注意，尽管 ACTM 是 CKM 的逻辑扩展，但自动机器人、规划器、以及其他功能组件不受这一分隔的影响，因为实际存储器存储可以显现出是自概念化组件 560 中的单个存储单元。自概念化组件 560 还可包括概念化目标存储器（CGM）930，其是概念化工作存储器（CWM）940 的扩展。CGM 930 可以促进当前目标的自动机器人例如学习（ f 、压力、时间、步骤）；对于特定过程步骤，学习压力的函数 f ，其中该函数取决于时间。应当注意，学习函数 f 表示可促进实现使用工具系统 310 制造半导体器件的目标的子目标。

[0099] ACTM 920 中的概念还具有适合性数字属性和惯性数字属性，这可产生情况分数。惯性值可以指示概念被学习的可能性。例如，矩阵概念的较高的惯性值和时间序列概念的较低的惯性值可造成其中自概念化组件 560 可以学习时间序列的功能行为而非矩阵中的数据的功能行为的情况。与自我意识组件 500 类似，具有较低惯性的概念更可能从 CKM 910 传达给 CWM 940。

[0100] 概念规划器（CP）根据当前上下文、工具系统 310（或一般而言是目标组件 120）的当前状态、CWM 940 的内容、或 CWM 940 中活动的当前自动机器人向各自动机器人提供激活能量并向 CKM 910 和 ACTM 920 中的各个概念提供情况能量。应当明白，激活能量和情况能量变化可造成基于作为 CWM 940 或 CKM 910 中的概念的已变化的语义网络的结果所生成（例如，基于学习）的知识的目标自适应——自适应推断引擎的推断可以基于各个概念的传播方面。

[0101] CTM 920 的内容是可描述上述知识的概念，并且因而这些概念可具有适合性和惯性数字属性。CTM 920 的内容可由自动机器人用来学习工具系统 310 的功能行为（服从以下约束：具有较低惯性的概念比具有较高惯性的概念更可能被激活）。所有指导不必都具有相同的惯性；例如，即使两个概念都表示完整功能，也可以向第一完整功能提供比第二完整功能低的惯性。

[0102] 在将诸如部分定义的方程等部分知识上传到 CWM 940 中时，其可使用已有知识来完成—CP 协调自动机器人来使用可用数据以首先标识未知系数的值。一组特别系数因而可

以完成该部分定义的方程概念，使其成为完整功能概念。完整方程概念随后可以用于预构建函数关系概念，如加、乘，等等。具有输出的基本知识（例如，关系（输出 (K_E, T) ）可促进 CWM 940 中的自动机器人构造并评估涉及 K_E 和 T 的数据的各函数描述以标识可描述 K_E 和 T 之间的关系的最佳函数。或者，不带输出的基本知识可促进自动机器人在 CP 的协助下将一变量指定为输出（即，因变量）并尝试将其表达为其余变量的函数。在未找到良好的函数描述的情况下，替换变量可被指定为自变量，迭代该过程直至其收敛至适当的函数关系或自主学习系统 360 例如向动作者 390 指示未找到适当的函数关系为止。所标识的良好函数关系可以被提交给 CKM 910 以由自主的基于生物学的学习引擎 360 中的具有 CP 所分配的惯性水平的自动机器人来使用。例如，所分配的惯性可以是所标识的关系的数学复杂度的函数——可以向两个变量之间的线性关系分配比分配给涉及多个变量、参数、以及算子（例如，梯度、拉普拉斯算子、偏导，等等）的非线性关系的惯性更低的惯性值。

[0103] 概念化引擎 945 可以是可呈现意识自动机器人与概念化自动机器人的协调活动的“虚拟组件”。在一方面，自我意识组件 550 可以将一组变量（例如，该组中的变量可以是显示良好的成对相关性质的那些变量）前馈到（通过 FF 回路 552）自概念化组件 560。所转发的信息可以促进自概念化组件 560 检查 CKM 910 和 ACTM 920 以寻找函数关系模板。模板的可用性可以允许驻留在概念化引擎 945 中的概念化学习器（CL）的自动机器人更快地学习所转发的组中的各变量之间的功能行为。应当明白，学习这样的功能行为可以是主目标的子目标。CL 自动机器人在 CP 自动机器人的帮助下还可以使用概念化确认器（CV）的自动机器人。CV 自动机器人可以评估所提出的函数关系的质量（例如，预测值与测量之间的平均误差处于仪器分辨率之内）。CL 自动机器人可自主地或通过动作者提供的指导来独立地学习函数关系；这样的动作者提供的指导可被认为是外来数据。CL 所学习的函数可作为一组感兴趣的变量来（例如，经由 FB 链路 558）反馈回自我意识组件 550。例如，在学习了函数 $\kappa_E = \kappa_0 \exp(-U/T)$ 之后，其中 κ_0 （例如，渐近蚀刻速率）和 U （例如，激活阻挡层）拥有 CL 所知道的特定值，自概念化组件 560 可以将指导组（输出 (κ_E, T) ）反馈回自我意识组件 550。这样的反馈通信可以使自我意识组件 550 能够学习关于这样一组变量的模式以便快速地识别相对于该组变量的降级，并且如有必要则生成并触发警报（例如，警报总结、经验证的警报接收列表）。存储器 960 是概念化情节存储器。

[0104] 应当注意与 CL 和 CV 相关的以下两方面。第一，CL 可以包括可简化方程（例如，通过符号操纵）的自动机器人，这可便于将函数关系作为简洁的数学表达式来存储。作为示例，关系 $P = ((2+3)\Phi)((1+0) \div \theta)$ 被简化成 $P = 5\Phi \div \theta$ ，其中 P 、 Φ 和 θ 分别指示压力、流量和排气阀角度。第二，在确定函数关系的质量时，CV 可以将方程结构的复杂性计算在内——例如，对于具有基本上相同特性的参数，如预测值对测量的平均误差，可能偏好较简单的方程来代替较复杂的方程（例如，较简单的方程可具有较低概念惯性）。

[0105] 另外，信息从自我意识组件 550 到自概念化组件 560 的重要的 FF 552 通信以及从自概念化组件 560 到自我意识组件 550 的 FB 558 通信可以涉及意识自动机器人和概念化自动机器人的协作以表征情节的数据模式。如以上结合图 5 所讨论的，在自我意识组件 550 未能学习到情节时，自概念化组件 560 可以通过提供相关函数关系的集合来协助自我意识组件 550。例如，情节的表征可能需要对工具系统 310 中的过程运行中的稳定化步骤中的压力的时间依赖性的细粒度描述。自概念化组件 560 可以构造稳定化步骤中的压力的这一详

细（例如，逐秒）时间依赖性。因此，通过 FB 回路 558，自我意识组件 550 可以学习表征在正常工具情况下的稳定化步骤期间的压力的模式，并将所学习到的压力时间依赖性与特定情节数据中的压力模式进行比较。作为说明，在情节中存在数据的稳定化步骤之前所测量的压力中的尖峰以及正常工具操作期间的压力数据中没有尖峰可以作为标识情节在自主的基于生物学的学习工具 300 中的出现的数据模式来检测。

[0106] 类似地，对未安排的 PM 的预测可依赖于工具系统数据的临界测量的时间波动的知识和自概念化组件 570 所传达的一组预测功能的可用性。在预测取决于因变于时间的一组变量的投影值的情况下，预测功能可协助自我意识组件（例如，组件 550）来预测未经计划的 PM 的新兴情况。

[0107] 图 10 示出自主的基于生物学的学习系统的自优化组件的示例实施例 1000。如上所示，自优化组件功能是分析工具系统 310 的当前健康（例如，性能），并基于当前健康分析的结果来诊断工具系统 310 的健康恶化的基本上所有潜在原因或对这些原因进行排序，并基于自主学习系统 360 所获得的学习来标识根本原因。与其他主功能组件 550 和 560 类似，自优化组件 570 是从属于存储器平台 365 的存储器分层结构和可作为处理平台 385 的一部分的自动机器人及规划器来递归地构建的。

[0108] 优化知识存储器 (OKM) 1010 包含与对工具系统 310 的行为的诊断和优化相关的概念（例如，知识）。应当明白，行为可包括目标或子目标。因此，OKM 1010 包含域（即目标）专用概念，如步骤、步骤数据、运行、运行数据、批次、批次数据、PM 时间间隔、湿清洁周期、工艺制法、传感器、控制器，等等。后面的概念与制造半导体器件的工具系统 310 相关联。另外，OKM 1010 包括域无关概念，其可包括读数（例如，来自传感器组件 325 中的压力传感器的读数）、序列、比较器、盒、盒索引、盒参数、原因、影响、因果依赖性、证据、因果图，等等。此外，OKM 1010 可包括一组函数关系，如比较、传播、秩、求解，等等。这样的函数关系可以由自动机器人来使用，其可驻留在自动机器人组件 540 中并通过执行各过程来向 OKM 1010 赋予其功能的至少一部分。存储在 OKM 1010 中的概念拥有适合性数字属性和惯性数字属性，以及从中导出的情况分数属性。适合性、惯性以及情况分数的语义与自我意识组件 550 和自概念化证据 560 的语义基本上相同。因此，如果向运行数据提供比步骤数据更低的惯性，则自优化组件 570 规划器（例如，超级机器人）更可能将运行数据的概念从 OKM 1010 传递到优化工作存储器 (OWM) 1020。进而，运行数据与步骤数据之间的这样的惯性关系可以增加操作运行相关概念的优化自动机器人的激活速度。

[0109] 应当注意，通过 FF 链路 552 和 562，自我意识组件 550 和自概念化组件 560 可以通过可驻留在优化规划器组件 1050 中的优化规划器 (OP) 来影响存储在 OKM 1010 上的概念的情况分数和优化自动机器人的激活能量。应当明白，存储在 OKM 1010 中且通过自我意识组件 550 和自概念化组件 560 来影响的各个概念可以确定要根据特定上下文来优化的特定目标的各方面。作为说明，如果自我意识组件 550 识别出过程步骤的数据模式显著降级，则可以增加相关联的步骤概念的情况分数。因此，OP 随后可以向与该步骤概念相关的优化自动机器人提供附加激活能量以修改在一过程期间（例如，在寻求目标时）执行的一组步骤。类似地，如果自概念化组件 560 标识了批次产品、从自概念化组件 560 接收到的（例如，经由 FF 562）FF 信息的各工具测量之间的新函数关系，则自优化组件 570 可以增加（1）批次概念的情况分数以及（2）具有依赖于批次概念的功能的优化自动机器人的激活能量；从

而,修改批次概念的各方面(例如,批次中的晶片的数量或类型、有源矩阵阵列或阵列集合中TFT的数量、批次的成本、有源矩阵阵列的集合的成本、批次中利用的资源、一个或多个TFT有源矩阵阵列中利用的资源,等等)。自适应情况工作存储器1040可启用情况分数的自适应调节并保留用于操作自优化组件570的数据。优化情节存储器1030可保留通过诸如自优化等的各个优化收集的数据印象和知识。

[0110] 如接下来讨论的,工具系统310的健康评估可以通过诊断引擎1025来执行。应当注意,健康评估可以是制造过程的子目标。诊断引擎1025自主地创建依赖图并允许动作者390扩充该依赖图。(这样的依赖图可被认为是外来数据或内在数据。)根据工具系统310所进行的过程的动态性以及可由动作者390设计的诊断计划,可以增量式地传达因果图。例如,因果图可以示出“压力”故障是由四个原因之一引起的:沉积室有泄漏,进入室中的气体流有误,排气阀角度(其控制气体流的大小)有误,或压力传感器有错。工具系统310的组件具有先验故障概率(例如,室泄漏发生概率是0.01,气体流有误的概率是0.005,等等)。另外,动作者390或自概念化组件560可以定义可被表达成条件概率的压力故障的条件依赖性;例如,在室有泄漏的情况下压力有故障的概率可以是 $p(P| \text{泄漏})$ 。一般而言,有原因地涉及工具故障源的条件概率可由动作者390来提供。应当注意,自主学习系统360假定动作者390所定义的概率分配可以是近似估计,这在许多情况下与物理概率(例如,观察结果所支持的实际概率)显著不同。接下来结合图11A和11B在以下呈现并讨论因果图的示例。

[0111] 自优化组件570还可包括可通过与工具310相关联的信息I/O 358生成关于工具系统310的性能的一组预测的预测组件1060。这样的信息可包括功能组件所使用的材料的质量,工具系统310所产生的产品资产328的物理性质,如折射率、光吸收系数、电控光致发光量、拉曼光谱截面、缺陷密度或在产品资产328掺杂了载流子的情况下磁电传送性质,等等。预测组件1060可以使用多种技术。这些技术包括与可由自我意识组件在处理信息358时使用的那些技术基本上相同的第一表征技术;即,诸如(i)利用傅里叶变换、伽伯变换、小波分解、基于统计技术的非线性滤波、光谱相关的频率分析;(ii)利用时间相关光谱性质(其可以由传感器组件325来测量)、诸如Poincaré图和Lyapunov光谱技术等非线性信号处理技术的时间分析;(iii)真实空间或信号空间向量幅度和角度波动分析;(iv)异常预测技术等等。通过分析(i)、(ii)、(iii)或(iv)生成的信息或数据资产可以用诸如神经网络推断、模糊逻辑、贝叶斯网络传播、如遗传算法等进化算法、数据融合技术、模拟退火等预测技术来补充。分析和预测技术的组合可用来通过标识传感器组件325所探查的特定资产或性质中的生病倾向以及OKM 101中可用的信息,来使用优化规划器组件1050所生成的合适的纠正措施和可驻留在组件540中的优化自动机器人促进工具系统310的优化。

[0112] 图11是根据本发明的各方面用于评估工具的性能降级或工具失配的示例系统1100的框图。信息输出1105可包括从工具系统310提取或输出的数据。数据可以与通过运行一个或多个生产制法生成的资产(如资产328)的生产(如制造运行)相关联,或者可以包括合成数据,如通过实验设计(DOE)所生成的数据。此外,信息输出1105中的数据可包括在工具系统310的维护周期中生成的数据。信息输出1105也可包括与数据相关的信息(如测得的变量)、生成数据的仪器(如传感器、工具……)、用于产生资产的制法(如湿清洁周期制法、光刻蚀刻制法、薄膜晶体管沉积)、生产运行标识符、时间戳、操作者和制造

或处理工厂信息、关于停机时间和连续操作的历史数据,等等。

[0113] 数据选择器 1110 接收信息输出 1105,并选择目标或参考变量 1124 和一组可影响所选择的目标变量的变量,如作用变量 1122。一旦选择变量,参考变量 1124 和作用变量 1122 即可传达给自主的基于生物学的学习引擎 360。基本上所有接收到的变量被保留在变量存储 1120 中。此外,数据选择器 1110 将所收集(或接收到)的数据 1115 分割并聚合成至少两个数据集或数据流,它们被保留在操作数据存储 1117 和参考数据存储 1119 中。参考或训练数据通常是收集的数据 1115 的一部分,并被传达到自主的基于生物学的学习引擎 360,该学习引擎 360 如上所述地分析数据并生成表征参考数据的知识。要注意,在一方面,参考数据 1119 可以与特定参考工具或设备单元相关联,而操作数据 1117 可以与不同的工具或设备单元相关联或者在不同于参考时间间隔的后续时间间隔(如参考数据在其间生成的时间间隔)与参考工具或单元相关联。在后一情形中,性能评估针对参考工具和操作工具之间失配性能或参考工具随时间降级的标识。例如,当工具或参考工具集被部署用于现场操作时,其操作预期基本与安装在工具制造者工厂的类似参考工具或参考工具集的操作匹配。具体而言,当现场部署的工具或工具集实现一组相同的校准或参考制法时,预期特定性能。这种预期性能可直接与本文所述的参考性能对照,并可进行性能失配评估。在另一方面,操作数据 1117 和参考数据 1119 可通过维护周期生成,该维护周期可为周期性的或非周期性的;例如,信息输出 1105 可包括以预定时间间隔从测试制法下的工具操作提取的数据。

[0114] 操作数据 1115 通常是与生成数据的一个或多个过程相关联的变量集的测得数据。客观地生成知识,例如作用变量为了学习而不外部地偏置或显式地控制,并且知识包括根据参考变量 1124 和一组选择的作用变量 1122 之间的自然物理相关性产生的关联。应当理解,用训练数据进行的目标学习是过程无关的;即,学习根据通过与作用变量 1122 和参考变量 1124 相关联的数据之间揭示的关系在一个或多个语义网络(如知识网络 375)中生成的概念进行。应当理解,一旦确定了作用变量的空间和不同的参考变量,则数据本身将驱动学习过程而不依赖于外部偏置。此外,在学习时抑制信息可阻碍或限制从学习应用生成的推断质量;例如,相对于通过原始非抑制的作用变量集获得的推断,在原始作用变量集中去除作用变量的子集会阻碍推断或自主预测(如学习应用)的范围和/或质量或保真度。鉴于过程无关学习或通过目标学习(über-objective learning),数学关系 f 可用各个时间粒度(如单个步骤、或多个邻近步骤(如晶片运行),或多个分离步骤等等)的数据学习。因此,在本发明的一方面,所生成的知识可作为目标变量 1124 和作用变量 1122 之间的数学关系或函数 f 投放。包括所标识的关系 f 的关于数据的知识(如数据知识 1130)被传达给性能评估组件 1135,该性能评估组件 1135 相对于经由所学习到的数学关系 f 测量(如,传感器、CD 扫描电子显微镜(SEM)……)和预测的目标变量 1124(如,室压力、光刻蚀刻速率)的值和操作数据 1117 传达的作用变量 1122(如气体流量、退火温度……)的测量值来分析操作数据 1117。

[0115] 通过性能评估组件 1135 进行的分析可确定与生成信息输出 1105 的过程相关联的一个或多个工具(如工具系统 310)的性能降级。此外,当参考数据 1119 通过参考工具生成而操作数据 1117 由不同的工具或在同一时间间隔由相同的工具生成时,一组不同工具之间的性能失配可经由性能评估组件 1135 评估。

[0116] 在一方面,数据选择器 1110 和性能评估组件 1135 通过自主的基于生物学的学习引擎 360 经由其中的处理平台和相关联的处理器可被赋予它们的至少部分功能。或者或另外,一个或多个处理器(未示出)可赋予或被配置成赋予本文所述的数据选择器 1110 和性能评估组件 1135 的至少部分功能。为了赋予这一功能,一个或多个处理器(未示出)可执行示例系统 1100 中的存储器中所存储的代码指令(未示出),以提供数据选择器 1110 和性能评估组件 1135 的所述功能。接着,我们更详细地描述数据选择器 1110 和性能评估组件 1135 的各方面。

[0117] 图 12 是数据选择器 1110 的示例实施例 1200 的框图。数据选择器 1110 接收包括测得数据的信息输出 1105。分析组件 1205 可采用经由算法存储器元件 1224 中保留的算法实现的启发式推理,来区分与一组变量相关联的接收数据的行为方面,并实现变量选择。启发式推理的一部分包括确定呈现显著变化、中等变化或小变化中的至少一个的变量。在一方面,呈现小变化的变量可被区分,因为小变化可证明对进行特定工艺(例如,先进光学器件的化学汽相沉积、或平板显示有源矩阵阵列中采用的薄膜晶体管(TFT)的等离子体增强化学汽相沉积)的条件缺乏灵敏度。启发式推理还便于根据一组变量中观察到的每个变量的变化来组织该组变量。

[0118] 此外,分析组件 1205 可实现用于变量或参数选择的各种方法:(1)通用选择。所有或基本上所有变量(除了参考变量)被用作作用变量。(2)半通用选择。一旦选择了目标或参考变量,基本上所有可影响目标变量至任一或基本上任一程度的变量被选作作用变量;例如,当参考变量也是与电学单位相关联的所有变量的集合的成员时,可选择与电学单位(如欧姆、法拉、安培等等)相关联的所有变量。(3)基于知识的选择。通过理论和模拟与目标变量相关的变量被选作目标变量的作用变量。此外,可根据用于产生一组资产(如资产 328)的一个或多个制法来选择变量。或者或另外,对于后者,在制法中不具有预定设置的变量可被选为一批作用变量。分析组件 1205 可访问存储器 1220,以检索与制法存储 1222 中所保留的生产制法、校准制法或维护制法中的至少一个相关联的信息。(4)经验选择。超过相关系数的特定阈值或基本上任何其它统计度量的变量被选作作用变量。在一方面,阈值可至少部分由动作者(如所部署工具的操作者)配置,或者由参考工具至少部分地基于参考数据 1119 来自主地配置。(5)动作者驱动选择。诸如电子束枪的设备或者与该设备相关联的工具和组件的操作者可确定特定参考变量 1124 及其作用变量 1122。在一方面,为了实现该形式的变量选择,可利用接口组件 1107;应当理解,接口组件 1107 在功能上耦合到数据选择器 1110。这种接口组件 1105 可允许工具操作者或计算机化的动作者(如焊接机器人或组装机器人)选择参考变量和作用变量。要注意,计算机化的动作者可实现变量选择,用于自诊断或作为第三方实现的监视例程的一部分。

[0119] 聚合组件 1210 可聚合从不同工具和相关联的仪器或设备(例如操作室,如沉积室、用于晶片分析的清洁室、用于光刻蚀刻的室、用于沉积过程之前的清洁步骤的室,等等)或其它操作设施或实体接收到的数据,以产生数据(如操作数据 1117 或参考数据 1119)和变量(如变量存储 1120)的池。这种聚合可有助于在不同条件下探查时分析工具性能或仪器性能,尤其在进行 DOE 以评估在各个作用变量下预定参考变量集的影响时。要注意,聚合组件 1210 可将数据传达到操作数据存储 1117 和参考数据存储 1119。

[0120] 在数据选择器 1110 的示例实施例 1200 中,聚合组件 1210 可采用可生成数据结构

集(如矩阵、矢量……)的格式化器组件 1215,该数据结构集传达与所选作用变量集和一个或多个预定的或不同的参考变量集相关联的参考数据 1119 和操作数据 1117。作为示例,图 13 呈现在经由格式化器组件 1215 格式化的变量空间上的示例数据矩阵的示图。作用变量集 $\{V_\lambda\}$ 和参考变量 0_k 横跨变量空间,其中 $\lambda = 1, 2, \dots, K-1, K$ 是正整数。针对特定实例 S,生成与变量 $\{V_\lambda\}$ 和 0_k 相关联的接收到的数据 $D_{v\mu}$ ($v, \mu = 1, 2, \dots, K$),如生产数据、校准数据或维护周期数据,其中实例可以是一个或多个制法集合中的一个或多个步骤;当多个步骤包括实例时,这些步骤可以是邻近的或分离的。此外,实例也可包括制法步骤级、晶片级、批次级等的数据。此外,实例可包括对于若干生产周期在与生产周期(如湿清洁周期)相关的多个步骤上平均的数据。另外,实例可包括通过一个或多个工具的集合生成的数据。在一方面,当聚合来自不同工具或制造室或其它操作设施或实体的数据时,矩阵表示 1300 可横跨针对相同变量集合(如矩阵块 B)的附加实例(如实例 Q)。此外,在聚合数据时,变量空间可扩展;在这种情形中,矩阵表示添加矩阵数据块 A 和 C。要注意,新矩阵可以作为数据更新的结果生成,这些数据更新随生产运行(如晶片制造、TFT 有源矩阵阵列制造、或预先安排的维护)中的时间进展发生。

[0121] 应当理解,格式化器组件 1215 可生成用于训练数据(训练矩阵)和操作数据(本文中称为“应用矩阵”)的矩阵表示 1300。应用矩阵的生成可针对以下级别的生产数据进行:晶片级(如对于工具集上的每一制法运行的晶片运行,与 TFT 的沉积相关联的光刻蚀刻运行);在一个或多个工具中实现的制法级或制法步骤级;批次级(如对于一个或多个工具上的每一制法运行的批次运行);与一组工具相关联的 PM 时间间隔级或湿清洁周期;或任何或基本上任何其它生产或时间粒度的级。为其生成一个或多个应用矩阵的按各个生产级使用的生产数据可从执行一个或多个制法的工具或工具集产生。此外,包括在应用矩阵的生成中的生产数据可横跨一个或多个工具的所有可用数据,即使一部分这种数据针对训练数据。格式化器组件 1215 可针对每个工具生成“应用矩阵”,每个工具产生资产并传达信息输入/输出 1105 中的相关联数据,其中为其生成应用矩阵的工具集合不必包括在训练工具集合中。要注意,应用矩阵和训练矩阵可在资产生产(如制造)进行时随时间生成,例如实时连续地、实时接近连续地、或以预定步骤生成。训练矩阵和应用矩阵可分别存储在操作数据存储 1117 和参考数据存储 1119 中。

[0122] 如上所述,参考数据被传达到自主的基于生物学的学习引擎 360,该学习引擎可通过上文所述的自主学习和接收到的参考数据,来针对参考变量 1124 中的每个所选的参考变量 0_i 生成数学关系 f_i ,其中 i 是正整数。此外, f_i 可以从接收到的一个或多个生产制法的生产数据自主地学习。作为示例,学习到的数学关系 f_i 可以是非线性方程。数据可以用矩阵表示(如表示 1300)来传达。在另一方面, f_i 关系可经由遗传算法来确定,即使诸如蒙特卡洛模拟或模拟退火的其它方法也可用于标识 $f_i = f_i(V_1, V_2, \dots, V_{i-1})$ 。要注意,由于矩阵表示横跨诸实例并且实例可明确包括制法步骤或各个制法步骤中的耗费时间间隔,因此时间也可用作作用变量。因此,对于参考变量 0_k ,自主的基于生物学的学习引擎 360 可推断数学关系,例如 $0_k = f(t; V_1, V_2, \dots, V_{k-1})$ 。作为示例,图 14 呈现影响参考变量 0_k 的五个作用变量 V_A, V_B, V_C, V_D, V_E 的权重的演变(如时间演变)的示图。虽然在时刻 τ 和 τ' ,所有变量的权重都是重要的,但是在时刻 τ'' ,作用变量 V_C 和 V_E 的权重变得与其它作用变量的权重相比基本可忽略。自主的基于生物学的学习引擎 360 可从学习到的关系中去除那些随时间

权重为零或基本为零的作用变量，并因此不影响参考变量的输出值。一旦去除具有相对可忽略权重的作用变量，学习到的数学函数即可自主地调节，以考虑变量去除。还要注意，自主的基于生物学的学习引擎 360 可学习参考变量和作用变量之间的数学关系，该数学关系包括针对制法中的单个步骤、制法中的一组邻近步骤、制法中的一组分离步骤、或制法中的所有步骤中的至少一个的时间。

[0123] 在一方面，一个或多个处理器（未示出）可赋予或被配置成赋予上文所述的数据选择器 1110 和其中组件的至少部分功能。为了赋予这一功能，一个或多个处理器（未示出）可执行存储器 1220 中存储的代码指令（未示出），以提供数据选择器 1110 和其中组件的所述功能。

[0124] 图 15 是性能评估组件 1135 的示例实施例 1500 的框图。在实施例 1500 中，分析组件 1505 处理接收到的数据知识 1130，数据知识 1130 包括学习到的根据作用变量集 $\{V_x\}$ 的参考变量（如 O_k ）的形式表达式 f 。接收到的关系被保留在关系存储 1515 中，关系存储也可保留训练和应用矩阵；所保留的训练矩阵可通过数据知识 1130 接收，而应用矩阵可通过操作数据 1117 存储接收或从操作数据 1117 存储收集。可为用于制法集合的一组参考工具或其部件（如，室）接收训练矩阵，而接收到的应用矩阵可供应一个或多个非参考工具的生产数据。在生产（如制造）进展并且生成生产数据时，训练矩阵和应用矩阵可连续地或接近连续地、或按安排的间隔地接收。安排的间隔可由生成应用矩阵的粒度指示。应当理解，接收到的形式表达式 f 与接收到的训练矩阵和一个或多个相关应用矩阵相关联，其中 f 用于生成对一个或多个应用矩阵中每一个的预测。要注意，应用矩阵和训练矩阵以格式化器组件 1215 确定的粒度级接收。分析组件 1505 可对比训练矩阵和应用矩阵，以确定操作数据 1117 的源的性能级别，或降级或失配级别。至少至此为止，分析组件 1505 可根据学习到的参考变量和所选的作用变量集合之间的数学关系 f 来计算作为所选的作用变量集合的测得值的函数的参考变量的值。在一方面，分析组件 1505 可采用接收训练矩阵的粒度来确定预测和制法步骤级、晶片级、TFT 级、批次级、应用矩阵 TFT 阵列级或 PM 间隔级中的至少一个级别的来自参考室的参考数据之间的差值。此外，分析组件 1505 可采用在预定生产时间间隔上接收到的训练矩阵来确定参考工具或其仪器的操作性能。

[0125] 分析组件 1505 可采用形式分析组件 1507 和数值分析组件 1509 来总结训练矩阵和一个或多个应用矩阵中的数据之间的差值。这一组件可至少部分地依赖于多种统计函数，如平均、标准偏差和较高动量、最大差值、以及最小差值，这些统计函数定量地描述差值的一个或多个分布，例如，定义参考变量和相关预测之间差值的期望大小，该相关预测根据相关联的学习到的函数 f 产生。在一方面，这些统计函数可经由例如统计力学类型的自动机器人组件 540 或其中的处理器实现。要注意，训练矩阵中表示的至少一部分参考数据 1119 也可呈现经由自主学习到的数学函数计算的预测值和实际数据之间的差值。同样，格式化为一个或多个应用矩阵的生产数据可显示关于至少部分地基于从参考或训练数据自主学习的数学函数的预测的差值。分析组件 1505 也可确定这种差值并经由上述的统计函数生成一个或多个总结。此外，分析组件 1505 可比较训练矩阵差值的总结与应用矩阵差值的总结，并采用该比较来建立与训练矩阵差值相关联的总结和与应用矩阵差值相关的总结之间的异常改变。异常改变可包括超过阈值的大小漂移或至少部分基于百分比改变的大小漂移中的至少一个。阈值例如可由动作者配置并提供。百分比改变可根据表征差值的一个

或多个总结的特定度量来评估；例如应用矩阵数据的差值的平均误差相对于训练矩阵数据的差值的平均误差超过 20% 或 10% 可指示异常改变。应当理解，特定百分比大小可由例如动作者配置并确定。类似地，异常改变可相对于根据可配置阈值或百分比改变评估的变化漂移来确定；作为示例，当对于矩阵集合的应用矩阵数据和训练矩阵数据的各个总结的差值的标准偏差大于阈值，如 3.1，或大于预定百分比，如比 3 大 5% 时，可确立异常改变。

[0126] 在本发明的一方面，工具集的性能降级或工具集中工具之间的性能失配可根据作用变量的相关性简档来建立简档，其中相关性简档根据性能的灵敏度分析产生。这种灵敏度分析可通过性能评估组件 1135 实现，并且例如通过在所选的作用变量集中的单个作用变量每次变化时计算学习到的数学关系 f 的输出的变化 Δf 进行，其中变化可以是明确的单个作用变量的百分比改变（如 5%）。或者或另外，灵敏度分析可通过计算学习的关于所选的作用变量集中的单个作用变量的数学函数 f 的数值偏导进行。作为示例，相关性简档可包括通过 Δf 或 $(\partial f / \partial V_L)$ 的大小测量的作用变量的排序，其中 V_L 是所选的作用变量集中的作用变量； L 是正整数。要注意，形式分析组件 1507 可通过无监管定理证明算法或表达式分析中的至少一个来至少部分确定作用变量的排序。同样，数值分析组件 1509 可数值地计算对于相关联的作用变量集的 f 的梯度矢量 ∇f ，并从这一计算至少部分基于 ∇f 的分量的大小来建立相关性排序。要注意，相对于所选的作用变量计算多种学习的函数 $\{f\}$ 的偏导也可用于为所选的作用变量确定排序或分级度量；例如，对于每个作用变量，分级度量可等于当相对于作用变量求偏导时呈现非零偏导的学习的函数的数量与作用变量作用的归一化值的平均值的乘积。应当理解，这种分级度量是伪全局的，并且包括对于描述所选的参考变量和所选的作用变量集之间关系的所有学习的函数 f 的结果。

[0127] 要注意，类似于计算作用变量的相关性简档，分析组件 1505 可采用接收到的所学习到的关系集合，例如保留在关系存储 1515 中的一个或多个函数 $\{g\}$ 的集合，来计算函数相关性简档。这种简档与作用变量的相关性简档基本相同，但它在学习到的函数 $\{g\}$ 的空间确定。在通过任何或基本任何类型的阈值评估性能（如关键性能指标（KPI）、服务质量、等等）以确立降级或失配事件的情况下，函数相关性简档可便于分析组件 1505 标识这一事件的源，并经由例如报告组件 1510 报告该源。

[0128] 在实施例 1500 中，分析组件 1505 可采用保留在 KPI 存储 1520 中的关键性能指标的集合和与之相关联的预定阈值来确定一个或多个工具的性能是否异常，如通过测量值和预测值之间的计算差值确定，该预测值经由学习的数学关系 f_1 通过参考变量 O_1 的作用变量的测得大小计算。要注意，任何或基本上任何性能度量和相关的阈值可代替 KPI 及其相关联的阈值使用。当确定异常性能事件或降级事件时，分析组件 1505 可生成工具降级时间戳。此外，分析组件 1505 可利用与揭示异常性能的生产数据相关联的一个或多个应用矩阵，以标识降级数据源，如工具、仪器、或设备组件；数据源是非参考数据源。预定阈值可至少部分地基于一个或多个评估工具的集合的至少一个期望或历史性能来配置和建立。作为示例，当针对训练矩阵和应用矩阵，预测和计算之间的差值的平均值之间的差值超过动作者提供的阈值时，KPI 可实现将性能降级确定为异常。作为另一示例，当应用矩阵的差值的平均误差超过训练矩阵表示的差值的平均误差达 10–20% 或任何其它预定百分比时，KPI 可允许确定异常工具退化或降级。同样，当由标准偏差总结的训练矩阵和应用矩阵之间的差值的变化例如超过初始（例如，在校准并部署工具或工具集之后立刻）标准偏差值时，

KPI 或基本上任何性能度量可确定已发生异常工具降级。应当理解, KPI 可由动作者通过使用例如接口组件 1107 建立。初始的 KPI 集合可基于一个或多个工具的性能的历史推断评估来细化, 如通过性能评估组件 1135 至少部分地结合自主的基于生物学的学习引擎 360 来至少部分地确定。

[0129] 应当理解, KPI 存储 1520 中的 KPI 或任何或基本上任何性能度量可用于确定工具性能异常, 而不管评估的性能是一个或多个生产工具的性能, 还是相关于标准或参考工具、仪器、或设备单元的性能。

[0130] 报告组件 1510 可总结参考变量的预测值和通过与参考变量相关联的作用变量的实际操作数据确定的值之间的差值。此外, 例如, 报告组件 1510 可传达这样总结的差值或性能降级的任何其它度量, 作为性能总结 1145 一部分。在一方面, 性能总结 1145 可传达(如通过显示界面)从最大影响力到最小影响力排列的作用变量的排序。应当理解, 从最小影响力到最大影响力排列的排序也可经由性能总结 1145 传达。此外, 报告组件可保留一个或多个工具的异常性能或操作工具和参考工具之间的失配性能的时间指示, 如一个或多个时间戳; 分析组件 1505 至少部分地基于一个或多个参考变量的观察数据和预测值之间的计算差值来生成时间指示。例如, 报告组件 1510 可存储与一系列异常退化或性能事件以及失配性能事件相关联的信息。关于工具集的降级或工具集中工具之间的失配的异常性能事件(如事件的记录和作用变量的相关性简档)生成的内容可保留在性能智能存储器元件 1525 中。

[0131] 在一方面, 一个或多个处理器(未示出)可赋予或被配置成赋予上文所述的性能评估组件 1135 和其中组件的至少部分功能。为了赋予这一功能, 一个或多个处理器(未示出)可执行存储器 1514 中存储的代码指令(未示出), 以提供性能评估组件 1135 和其中组件的所述功能。

[0132] 图 16A 示出对于一系列生产运行中的两个不同工具在参考室中参考变量(如电压)的示例测得数据和预测值的图表 1600。在该示例中, 参考变量是晶片生产过程中的较低电压。两个不同工具(如 T2 和 T3)在不同的运行集合中利用相同的室(如 C4), 如点线和短划线框所示。从图表 1600 可理解, 在学习参考变量和作用变量之间的函数关系之后, 测得(灰色菱形符号)的参考变量和预测的参考变量值(黑色正方形符号)之间基本一致。变量的通用选择用于该示例中参考变量(如电压)的目标学习。

[0133] 图 16B 示出对于一系列生产运行中的两个不同工具在非参考室中参考变量(如电压)的示例测得数据和预测值的图表 1650, 其中两个不同工具与图表 1600 的参考室中所采用的相同。应当理解, 对于目标室(C1), 参考变量的预测值与两个工具(如 T2 和 T3)的测得值不一致。具体而言, 工具 T3 的操作(用点线框区分)使得参考变量的测得值和预测值之间显著不一致。还应当理解, 显著差异包括相对于约运行号 105 之后的生产运行索引的相位改变。变量的通用选择用于该示例中参考变量(如电压)的目标学习。

[0134] 还要注意, 基于观察的或监视的测得值的任何方案可能错过可能的潜在工具性能降级问题。作为示例, 工具(如工具 T2 或工具系统 310)上的电流传感器(如以安培为单位测量)可能被损坏, 但是真实电流大小没有出错, 所以没有观察到测得电压出错。然而, 当注意集中在观察到的输出电压值上时, 电流传感器(如作为传感器组件 325 的一部分的传感器)的传感器误差被掩蔽, 因为它用 Shewhart 图表或其它常规的、简单的基于统计的

方法（如，累积和、指数加权移动平均、极差控制图……）来执行性能控制和监视。在一方面，本发明允许识别因变量（如电压）或自变量（如电流）中的至少一个中的误差，这些误差在监视或评估工具性能的常规手段中被错过。

[0135] 图 16C 示出在单个工具和单个室中，从参考变量（如电压）的所选数据集中自主学习的示例测得数据和预测值的图表 1675。要注意，被视为图表 1675 中参考变量 1675 的电压不同于图表 1600 和 1650 中的电压参考变量。通过参考变量和经由上述经验选择来选择的作用变量之间的学习到的关系来确定预测值。具体而言，所选的作用变量呈现至少 0.4 的相关性。用作参考数据的数据包括两个工具的集合（包括工具 T2）和三个室的集合中收集的所有数据的 10%；三个室的至少一部分用于工具集合的每个工具中。为参考变量提取的测得数据由预测值良好再现。数据（圆形符号表示的测得值）揭示的双模操作（例如高电压的运行集合和低电压的运行集合）由预测值（十字符号）通过所选作用变量的自主地、客观地学习到的函数来充分地描述。要注意，双模操作的预测根据参考变量和所选作用变量及其实际测得大小之间的自主地、客观地学习到的关系产生，而不是在函数关系的学习期间从外部引入双模类型的操作。图 16D 的示例图表 1685 示出操作的低电压模式的预测值和测得值的细节。同样，图表 1695 示出操作的低电压和高电压模式的预测值和测得值的细节。如上所示，自主预测和数据之间基本一致。

[0136] 考虑到以上示出并描述的示例系统，参考图 17-21 的流程图将更好地理解可根据所公开的主题实现的方法。尽管出于简化解释的目的，各方法被显示和描述为一系列的框，但应该理解和明白，所公开的各方面不受动作的次序所限，因为一些动作能够以与在此所叙述和描述所不同的次序发生和 / 或与其他框同时发生。此外，并非所有所示出的动作都是实现以下描述的方法所必需的。可以理解，与各框相关联的功能可以由软件、硬件、其组合、或任何其他合适的装置（例如，设备、系统、进程、组件）来实现。另外，还应该明白，下文以及本说明书全文中所公开的方法能够被存储在制品上，以便于把此类方法传送和转移到各种执行设备，并由此由至少处理器或处理单元或平台实现。应该明白并理解，方法可替换地被表示为一系列相互关联的状态或事件，诸如以状态图的形式。

[0137] 图 17 呈现用于带上下文目标调整的基于生物学的自主学习的示例方法 1700 的流程图。自适应推断引擎（如 110）或与之在功能上耦合的一个或多个组件可至少部分地实现示例方法 1700。或者或另外，赋予自适应推断引擎或与之在功能上耦合的一个或多个组件功能的处理平台和其中的功能单元或处理器也可至少部分地实现该示例方法。在动作 1710 处，确立目标。目标是与用于实现该目标或目的的目标组件的功能相关联的抽象。目标可以是多学科的并且跨各个部门（例如，工业、科学、文化、政治，等等）。一般而言，动作 1710 可由动作者执行，该动作者可以是目标组件（如 120）外部的或外来的，其可耦合到学习系统（例如自适应推断引擎 110）。鉴于目标的多学科性质，目标组件可以是拥有多个功能的工具、设备、或系统；例如，执行特定过程的工具系统（例如，工具系统 310）或向一组请求提供特定结果的设备，等等。在动作 1720 处，接收数据。这样的数据可以是内在的，例如，寻求某一目标的目标组件（例如组件 120）中生成的数据。在一方面，作为执行特定过程的一部分，与该工具相关联的一组传感器或探头可以收集在自适应智能组件中接收到的数据。接收到的数据也可以是外来的，如动作者（例如，动作者 390）传达的数据，该动作者可以是人主体或具有嵌入智能的机器或其它。外来数据可以是用于驱动过程或一般而言用

于驱动特定目标的实现的数据。人主体可以是工具系统的操作者，并可以提供→与该工具所执行的过程相关联的指令或特定过程。动作者的示例可以是执行工具系统或基本上任何目标组件的仿真的计算机。应当明白，工具系统的仿真可以用于确定工具系统的部署参数，或用于测试工具的替换操作条件（例如，可能人主体造成危险的或可能昂贵的操作条件）。接收到的数据可以是与特定工艺（如沉积作为平板显示有源矩阵的一部分的 TFT 矩阵）或一般与特定代码相关联的训练数据或生产数据。

[0138] 在另一方面，接收到的数据可以与数据类型或者程序或功能单元相关联。数据类型是实际数据的高级抽象；例如，在工具系统中的退火状态中，在退火周期的跨度期间温度可被控制在所规划的水平，工具系统中的温度传感器所测量的温度值的时间序列可以与序列数据类型相关联。功能单元可以至少部分地与接收到的在至少由处理器或处理平台执行时操纵该工具的操作或分析该工具所生成的数据所必需的数据的指令或处理代码补丁的库相对应。功能单元可以至少部分地被抽象成与该单元的特定功能相关的概念，该功能至少由处理器赋予；例如，操纵代码片段可以被抽象成“乘”概念。此类概念在可使单个概念依赖于多个数据类型（如，乘（序列）、乘（矩阵）、或乘（常数，矩阵））方面可以是重载的。此外，与各功能单元相关联的概念可以继承与各功能单元相关联的其他概念，如可以示出表示两个向量的标积相对于自变量的导数的概念的“导数（标积（向量，向量））”。应当明白，功能概念与类直接类比，类本身是概念。此外，数据类型可以与优先级相关联并可以根据该优先级存放在语义网络中。类似地，功能概念（或至少部分自动机器人；参见图 6B）还可以与一优先级相关联，并存放在不同的语义网络中。概念优先级是动态的，并可以促进语义网络中的概念激活。

[0139] 在动作 1730，从如上所述可以在语义网络中表示的接收到的数据生成知识。知识的生成可以通过在语义网络中传播激活来实现。这样的传播可以通过除分数组合之外的分配给概念的情况分数来确定。在一方面，分数组合可以是两个分数的加权相加或两个或多个分数的平均值。应当明白，取决于工具系统条件或从外部动作者接收到的信息输入中的至少一个，分数组合的规则可加以修改。应当明白，优先级可以随时间进展而衰退，以允许很少激活的概念变得陈旧，从而允许新概念变得更加相关。

[0140] 所生成的知识可以保留在存储器中并作为可动作信息使用；例如，沉积步骤中的稳态压力可作为诸如稳态流量和稳态排气阀角度等两个自变量的精确的明确定义的数学函数（例如，单值函数，其中所有进入该函数的参数被确定性地评估而非随机或未知）来投放。或者或另外，转变期间的压力可作为自变量和 / 或参数的函数来投放，或者，制法（如 FPD（平板显示）像素中 TFT 结构的光刻蚀刻）执行期间的压力（其中包括所有时间实例）可作为制法执行期间其它测得变量 / 参数的函数来投放。

[0141] 在动作 1740，存储所生成的知识以供自主工具的后续使用并用来生成进一步的知识。在一方面，知识可以存储在存储器分层结构中。分层结构可以根据存储器中的知识的持久性和用于创建附加知识的知识的适用性来确定。在一方面，分层结构中的第三层可以是情节存储器（例如，情节存储器 530 或意识情节存储器 740），其中可以收集接收到的数据印象和知识。在这样的存储器层中，概念的操纵是不重要的，该存储器改为担当从工具系统或外部动作者接收到的可用信息的储存器。在一方面，这样的存储器可以被标识为元数据库，其中可以存储多个数据类型和程序概念。在第二层，知识可被存储在短期存储器中，其

中概念可被大量操纵并且可以进行语义网络中的散布激活。在这一存储器层,功能单元或程序概念操作接收到的数据和概念以生成新知识,即,学习)。第一层存储器可以是长期存储器(例如,LTM 510),其中维护知识以用于积极利用,其中大量新知识存储在该存储器层中。另外,长期存储器中的知识可由短期存储器(如 520)中的功能单元来利用。

[0142] 在动作 1750,利用所生成或存储的知识。知识可以用于(i)通过标识基于所存储的知识(数据和过程)与新接收到的数据之间的差异来确定目标组件(例如,工具系统 310)的降级水平(参见自我意识组件 550),其中接收到的数据可以是外来的(例如,输入 130)或内在的(例如,输出 140 的一部分);(ii)例如通过标识数据模式或通过发现各变量之间的关系来表征外来或内在数据或两者(如在自概念化组件 560 中),其中这些变量可用来实现所确立的目标;或(iii)生成对生成该数据的工具系统的性能的分析(例如,自优化组件 570),从而提供所预测的故障或已有故障的根本原因以及必要修理的指示,或触发警报以用于在工具系统的降级造成工具故障之前实现预防性维护。注意,对所存储和生成的知识的利用受接收到的数据—外来或内在—和随后生成的知识的影响。

[0143] 动作 1760 是其中可以鉴于所生成的知识来检查目标的实现程度的确认动作。在实现了所确立的目标的情况下,示例方法 1700 可以结束。或者,如果所确立的目标尚未实现,则可以在动作 1770 修订所确立的目标。在后一种情况下,方法 1700 的流程可使得在当前目标要被修订或调适的情况下确立新目标;例如,目标自适应可以基于所生成的知识。在不寻求修订当前目标的情况下,方法 1700 的流程返回以生成知识,这可以用来继续寻求当前所确立的目标。

[0144] 图 18 呈现用于调整与目标组件的状态相关联的概念的情况分数的示例方法的流程图 1800。自主的基于生物学的学习引擎(如 360)和与之在功能上耦合的一个或多个组件可至少部分地实现示例方法 2100。或者或另外,赋予自主的基于生物学的学习引擎或与之在功能上耦合的一个或多个组件功能的处理平台(如 385)和其中的功能单元或处理器也可至少部分地实现该示例方法。在动作 1810,确定目标组件的状态。状态通常是通过上下文来确立的,其可以通过各种数据输入(例如,输入 130)或通过与该输入相关联的概念的网络和所展示的具体关系来确定。输入数据涉及目标组件所寻求的目标;例如,特定薄膜器件(如 TFT)的敷涂工艺的制法可被认为是与“沉积绝缘器件”目标相关联的输入。在动作 1820,确定可应用于目标组件的状态的一组概念。这些概念可以是在动作 1810 中输入的数据类型的抽象,或可以是存储器平台(例如,长期存储器 510 或短期存储器 520)中的已有概念。一般而言,可经由至少处理器或处理单元操作描述性概念(例如,不带功能组件的概念)的功能概念可能更频繁地用于实现某一目标。在动作 1830,确定与该目标相关联的一组概念中的每一概念的情况分数。一组情况分数可以确立概念利用或应用的分层结构,其可以确定目标的动态性,如目标自适应或子目标创建/随机化。作为目标自适应的一部分,对特定概念的情况分数的调整可以驱动目标实现以及在目标空间内的传播。

[0145] 图 19 呈现用于通过推断来生成知识的示例方法的流程图 1900。自主的基于生物学的学习引擎(如 360)和与之在功能上耦合的一个或多个组件可至少部分地实现示例方法 1900。或者或另外,赋予自主的基于生物学的学习引擎或与之在功能上耦合的一个或多个组件功能的处理平台和其中的功能单元或处理器也可至少部分地实现该示例方法。在动作 1910,将概念与数据类型相关联并确定该概念的优先级。优先级通常可以基于概念的利

用概率（即，概念的权重）来确定。这样的权重可以通过可以表示利用某一概念的容易性（例如，操作某一数据类型的复杂度）的参数的函数（例如，加权和、算术平均值或几何平均值）来确定，这样的参数可以用概念的惯性、以及用于描述状态的概念（例如，可以与该概念相关的多个邻居概念）的适合性参数来标识。应当明白，作为显式时间相关惯性和适合性参数的结果或作为概念传播的结果，优先级可以是时间相关的。时间相关优先级可以将老化方面引入特定概念，并且因而可以通过停止与特定知识场景（例如，基于优先级的知识网络中的节点结构）相关的概念来促进知识灵活性（例如，用来寻求某一目标的范例，如用于诸如 FPD 中有源矩阵阵列中的 TFT 的纳米结构器件的制备的制法）。在动作 1920，确立一组区分了优先级的概念的语义网络。应当明白，该语义网络可包括多个子网，其中该多个网络中的每一个都可以表征某一个类中的各概念之间的一组关系。作为示例，在两层语义网络中，第一子网可以表示从各数据类型导出的各概念之间的关系，而第二子网可包括描述可用于对数据类型进行更改的操作的各功能概念（例如，规划器自动机器人（即，超级机器人）、概念自动机器人）之间的关系。在动作 1930，通过语义网络传播一组优先级以进行推断并且因而生成与该概念网络相关联的知识。在一方面，这样的传播可以用于生成用于目标自适应的优化计划，或用于预测寻求特定目标的系统中的故障。

[0146] 图 20 呈现根据本文描述的各方面的用于学习与生产（如制造）资产的一个或多个工具生成的生产数据相关联的变量集之间的关系的示例方法 2000 的流程图。自主的基于生物学的学习引擎（如 360）和与之在功能上耦合的一个或多个组件可至少部分实现示例方法 2000。或者或另外，赋予自主的基于生物学的学习引擎或与之在功能上耦合的一个或多个组件功能的处理平台和其中的功能单元或处理器也可至少部分实现该示例方法。在动作 2010，接收数据集；该数据至少部分地与一个或多个资产（如 328）的生产相关联。在一方面，接收到的数据可源于生产工具、设备或其仪器中实现的生产运行（如制造运行）；或者通过参考工具、设备或其仪器实现的参考操作的至少一个。如上所述，接收到的源于生产运行的数据集（如生产数据）可从实现用以制造一个或多个资产的一个或多个生产制法（如沉积有源矩阵阵列中 TFT 的栅极触点的制法）产生。此外，生产数据可从各种生产或制法阶段或实例，如一个或多个邻近制法步骤的集合或分离制法步骤的集合产生。一个或多个资产可包括不同复杂度的器件，如半导体器件；例如，资产 328 可包括基于等离子体放电的平板显示器（FPD）、基于有机发光二级管（OLED）的 FPD、基于液晶显示（LCD）的 FPD、及其元件，例如薄膜晶体管有源矩阵阵列、滤色片、偏振器等。在动作 2020，格式化接收到的数据集。在一方面，如上所述，数据可投放为矩阵格式，其中与训练数据（如测试制造数据）相关联的矩阵被标识为训练矩阵，并且由生产数据（如制造运行数据）构成的矩阵被标识为应用矩阵。在操作参考工具或其设备以及生产期间的各个时刻可分别生成训练和应用矩阵。此外，训练和应用矩阵可在各个操作或生产实例中生成，如一个或多个制法中的步骤级、在一个或多个制法中邻近或分离的多个步骤，等等。另外，训练和应用矩阵可经由接收到的数据按资产级别生成，如晶片级或批次级。此外，在维护周期（如预防性的计划维护）中收集的数据也可格式化成训练矩阵或应用矩阵中的至少一个。

[0147] 在动作 2030，选择变量集的参考数据集。所选的参考数据可以是接收到的数据的一部分，如 10% 或 20%。所选的参考数据可源于参考工具或其仪器或者生产工具集中的至少一个。要注意，工具集可包括一个或多个工具，或者作为一个工具单元操作的工具组。

或者,所选的参考数据可包括一个或多个生产实例或阶段期间生成的数据的平均值;例如,平均值可以是以下至少之一:用于生产一个或多个资产的多个制法中的每个制法中每个步骤(如蚀刻步骤、光刻步骤或其它)的步骤级平均值;一批次或一批或者任何制造量中每个生产的晶片的晶片级平均值;一个或多个工具生产的每一批次的批次级平均值;一个或多个制造的有源矩阵阵列的 TFT 沉积级平均值;或制法中每个湿清洁周期的湿清洁周期平均值。在一方面,选择数据可通过接收动作者指示来实现。此外,可从生产数据中精简出所选的参考数据,其中所选的参考数据是在预定测量采样速率下收集的原始生产数据。原始生产数据源于在生产一个或多个资产(如平板显示器)中实现的所有制法的、特定实现的单个制法、或实现的制法集合,如沉积制法、光刻制法和蚀刻制法。对于一个或多个实现的生产制法,便于数据选择的测量采样速率可以是单个步骤、一组邻近步骤、或一个或多个制法中的所有步骤中的至少一个。

[0148] 在动作 2040,确定变量集中的参考变量,并选择作用变量集。确定参考变量可基于对动作 2030 中标识的变量集呈现的变化的分析,而选择作用变量可服从上述的各种选择机制。具体而言,选择机制可包括通用选择、半通用选择、基于知识的选择、经验选择或动作者驱动选择中的至少一个。作用变量可包括时间,如制法步骤中耗费的时间。在动作 2050,学习确定的参考变量和作用变量集之间的形式函数关系 g 。学习以与示例方法 1700 中的动作 1730 相同或基本相同的方式进行。此外,学习形式函数关系可包括作为作用变量的时间。应当理解,示例方法可再次执行多次以学习若干参考变量的多个函数。还应当理解,本说明书中所述的自主系统可学习接收到的数据集中包括的每个参数的函数。

[0149] 图 21 呈现根据本文描述的各方面的用于建立一个或多个工具或其仪器的性能降级或失配的示例方法 2100 的流程图。示例方法 2100 可执行以确定参考工具或生产工具的性能降级。自主的基于生物学的学习引擎(如 360)和与之在功能上耦合的一个或多个组件可至少部分实现示例方法 2100。或者或另外,赋予自主的基于生物学的学习引擎或与之在功能上耦合的一个或多个组件功能的处理平台和其中的功能单元或处理器也可至少部分实现该示例方法。在动作 2110,测量参考变量的值。在一方面,测量是通过一个或多个工具经由利用一个或多个制法的资产(如资产 390,如 FPD)的生产过程的一部分。在另一方面,示例方法可相对于生产过程以各个粒度级利用。在动作 2120,测量与参考变量相关联的作用变量集中每个变量的值。在动作 2130,基于学习到的参考变量和如所测量的作用变量集之间的形式关系预测参考变量的值。在动作 2140,验证参考变量的预测和测量之间的差值是否小于性能度量阈值,其中性能度量阈值可由例如动作者配置。性能可至少部分地经由关键性能指标或者任何或基本任何性能度量(如服务质量)来评估。如上文所述,可利用各个 KPI。当差值小于 KPI 阈值时,流程重定向到测量参考变量。相反,在步骤 2150,生成并保留作用变量和学习到的形式关系的相关性简档。可如上所述地实现相关性简档的生成。例如,可进行灵敏度分析,其中灵敏度分析可至少部分地基于作用变量集对参考变量的预测值的百分比影响、或作用变量集的学习到的形式关系的数值导数评估中的至少一个。在一方面,性能降级或失配与实现用于产生资产的过程的一个或多个工具的操作相关联。应当理解,性能降级的评估通常需要与生产数据相关联的学习到的形式关系,而在性能失配的情况下,学习到的形式关系与源于不同工具的生产数据相关联,其中诸工具中的一个可以是参考工具。

[0150] 在动作 2160，报告性能降级或失配中的至少一个，并保留性能报告（如性能总结 1145）。在一方面，报告包括向行动者传达或传递性能信息，如相关性简档。作为实例，对于异常性能事件，报告可包括显示根据排序标准排列的作用变量集，其中时间戳与事件相关联。

[0151] 在本说明书中，术语“处理器”可指基本上任何计算处理单元或设备，包括但不限于单核处理器；具有软件多线程执行能力的单个处理器；多核处理器；具有软件多线程执行能力的多核处理器；具有硬件多线程技术的多核处理器；并行平台；和具有分布式共享存储器的并行平台。此外，处理器可指集成电路、专用集成电路 (ASIC)、数字信号处理器 (DSP)、现场可编程门阵列 (FPGA)、可编程逻辑控制器 (PLC)、复杂可编程逻辑器件 (CPLD)、分立的门或晶体管逻辑、分立的硬件组件、或其设计成执行本文所描述功能的任何组合。处理器可采用纳米级体系结构，例如但不限于，基于分子或量子点的晶体管、开关和门，以优化空间利用或增强用户设备的性能。处理器也可实现为计算处理单元的组合。

[0152] 在本说明书中，诸如“储存”、“存储”、“数据储存”、“数据存储”、“数据库”的术语以及与组件的操作和功能相关的基本上任何其它信息存储组件是指“存储器组件”，或嵌入“存储器”的实体，或包括存储器的组件。将可领会，本文中描述的存储器组件可为易失性存储器或非易失性存储器，或可包括易失性和非易失性存储器两者。

[0153] 藉由例示而非限定，非易失性存储器可包括只读存储器 (ROM)、可编程 ROM (PROM)、电可编程 ROM (EPROM)、电可擦除 ROM (EEPROM)、或闪存。易失性存储器可包括随机存取存储器 (RAM)，其作为外部高速缓存式存储器。藉由例示而非限定，RAM 有许多形式可用，诸如同步 RAM (SRAM)、动态 RAM (DRAM)、同步 DRAM (SDRAM)、双倍数据率 SDRAM (DDRSDRAM)、增强型 SDRAM (ESDRAM)、同步链路 DRAM (SLDRAM)、以及直接存储器总线 RAM (DRRAM)。此外，本文中揭示的系统和方法的存储器组件旨在包括而不被限定于这些以及任何其他合适类型的存储器。

[0154] 本文所述的各方面可实现为方法、装置（硬件、硬件和软件或硬件和固件的组合）、或使用标准编程和 / 或工程技术的制品。方法的实现可至少部分地通过处理器或处理单元（如处理平台 385）实现。在此使用的术语“制品”意在涵盖可以从任何计算机可读设备、载体、或介质访问的计算机程序。例如，计算机可读介质可包括但不限于磁存储设备（例如，硬盘、软盘、磁条……）、光盘（例如，压缩盘 (CD)、数字多功能盘 (DVD) ……）、智能卡、以及闪存设备（例如，记忆卡、记忆棒……）。

[0155] 以上所已经描述的内容包括所要求保护的主题的各方面的示例。当然，出于描绘所要求保护的主题的目的而描述组件或方法的每一个可以想到的组合是不可能的，但本领域内的普通技术人员应该认识到，所要求保护的主题的许多其他组合和排列都是可能的。因此，所要求保护的主题旨在涵盖所有这些落入所附权利要求书的精神和范围内的更改、修改和变型。此外，就在说明书或权利要求书中使用术语“包括”而言，这一术语旨在以与术语“包含”在被用作权利要求书中的过渡词时所解释的相似的方式为包含性的。

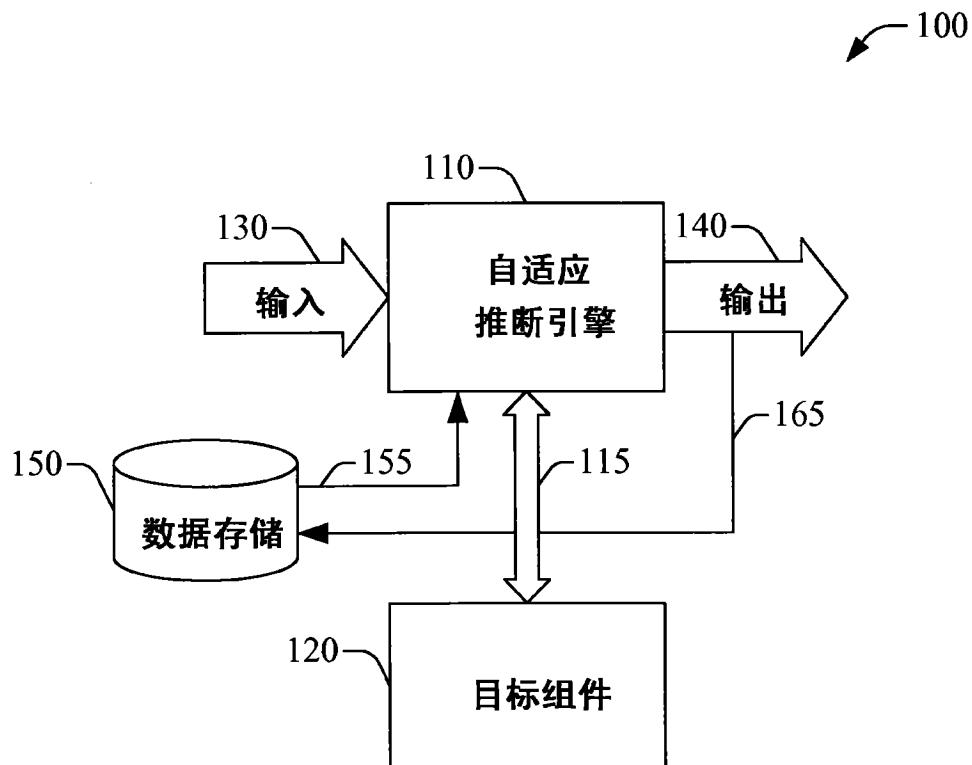


图 1

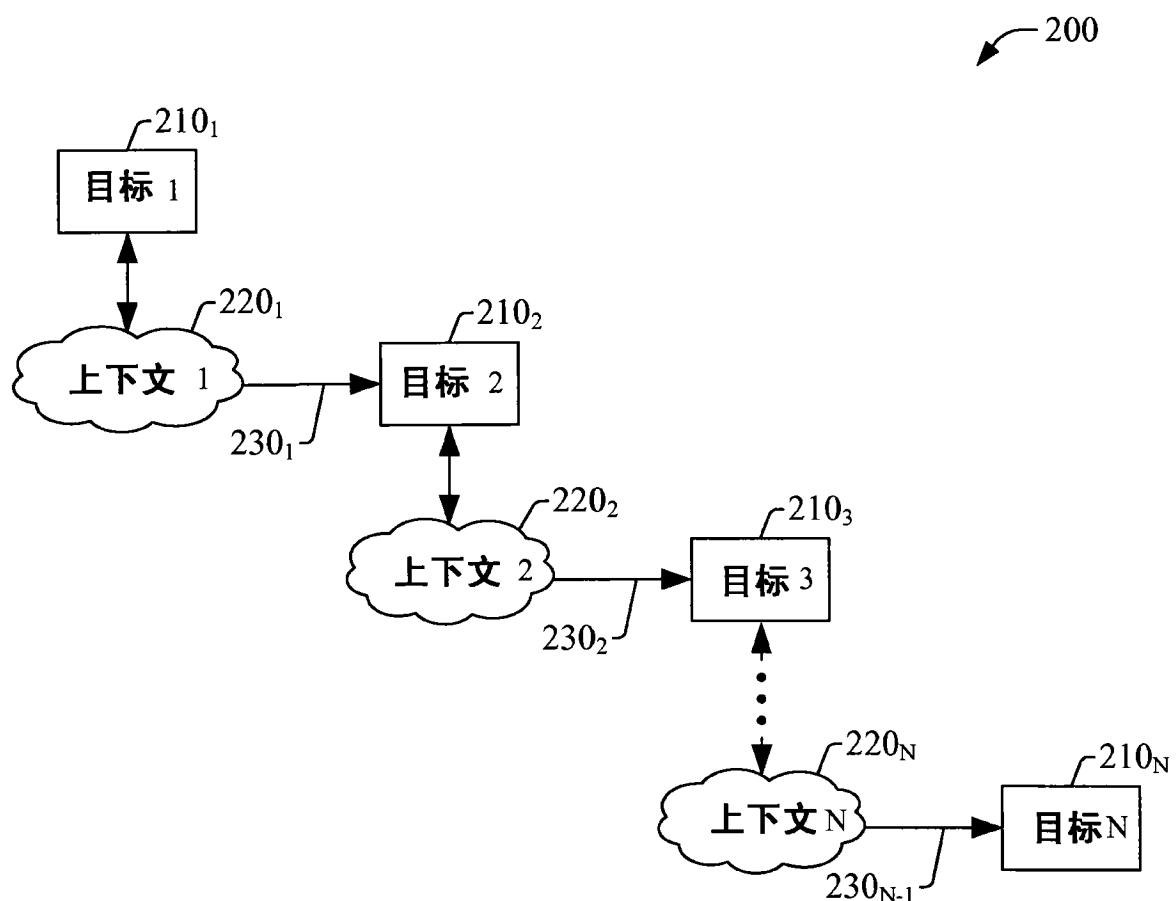


图 2

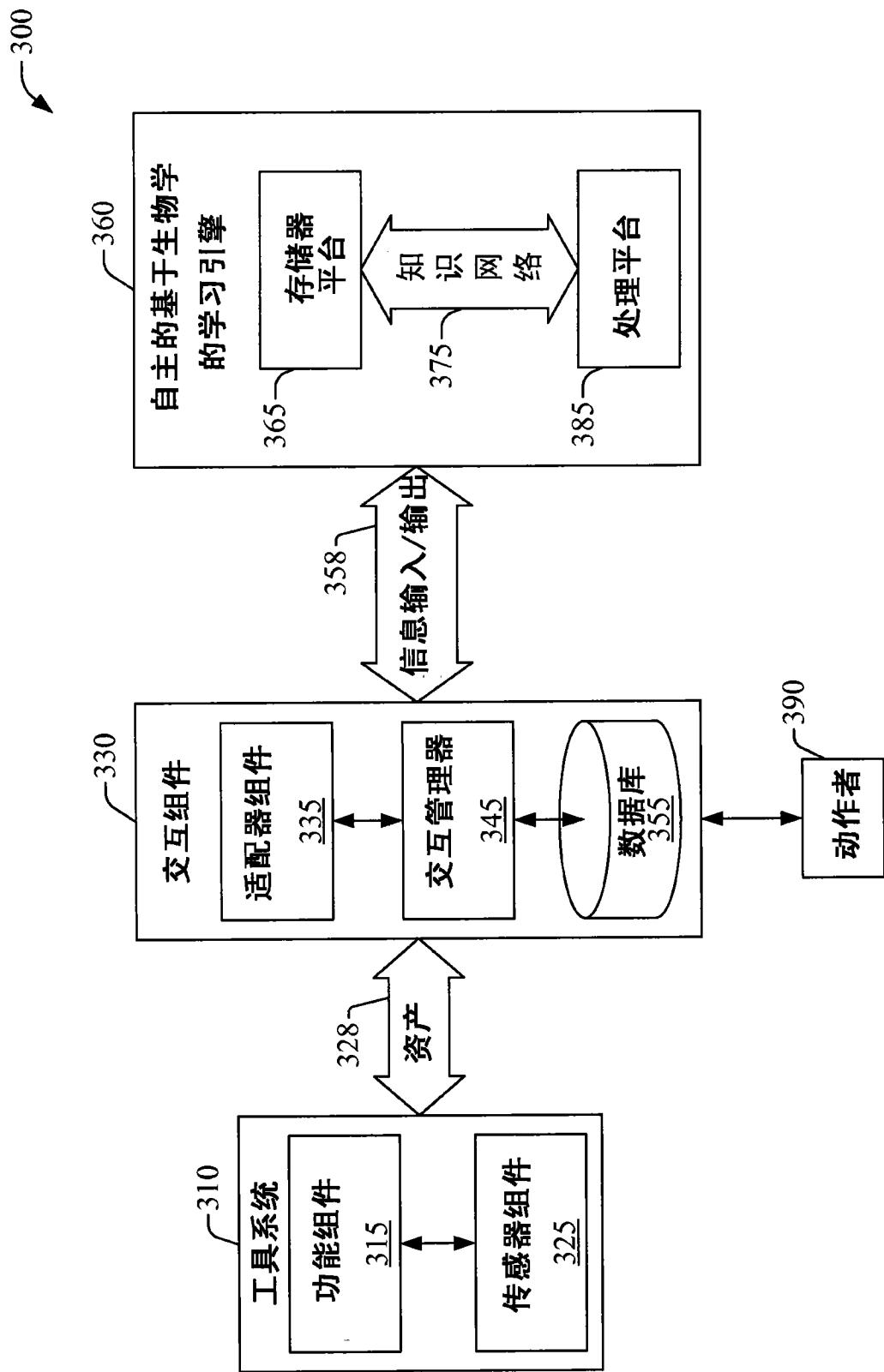


图 3

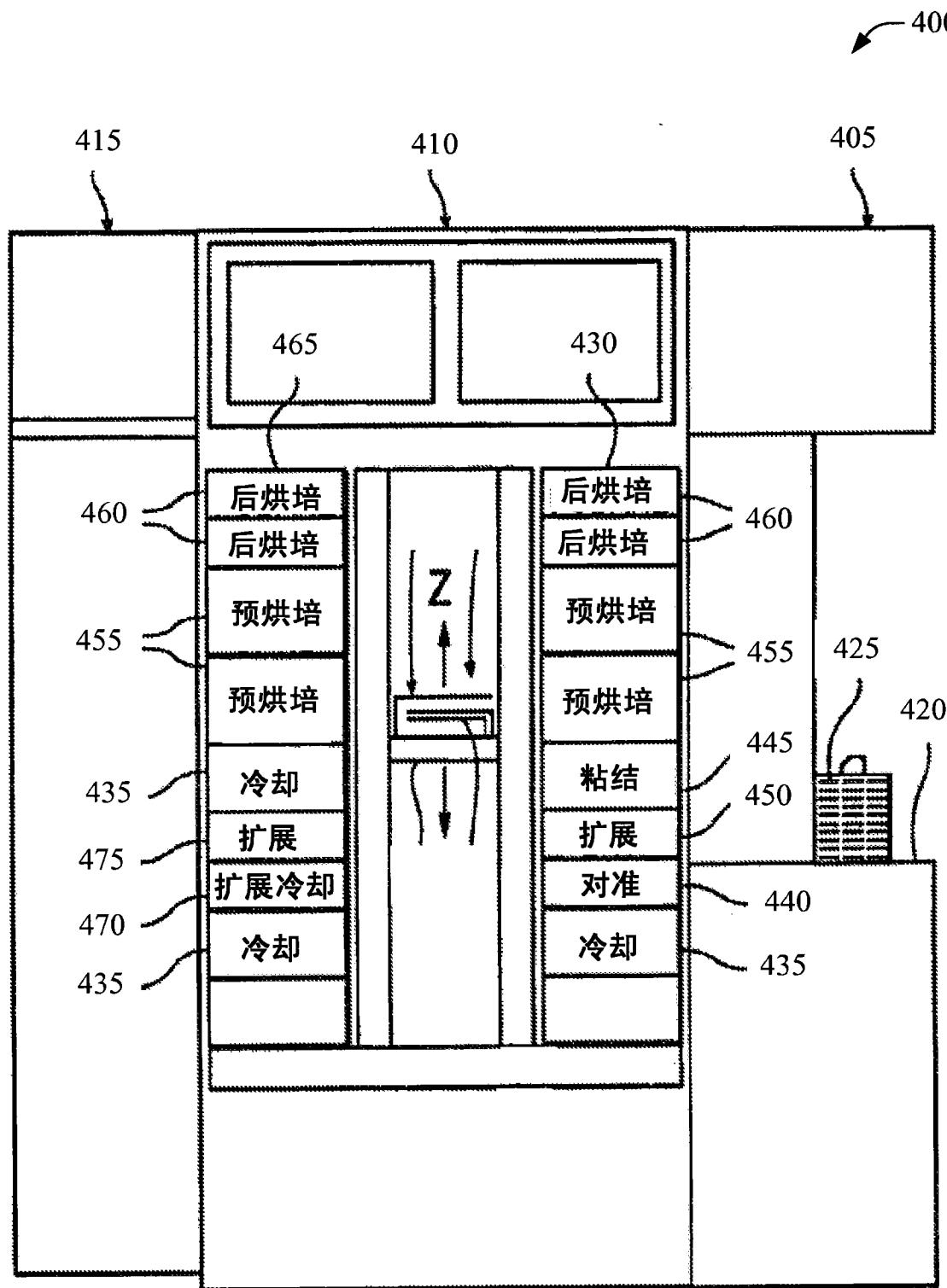


图 4

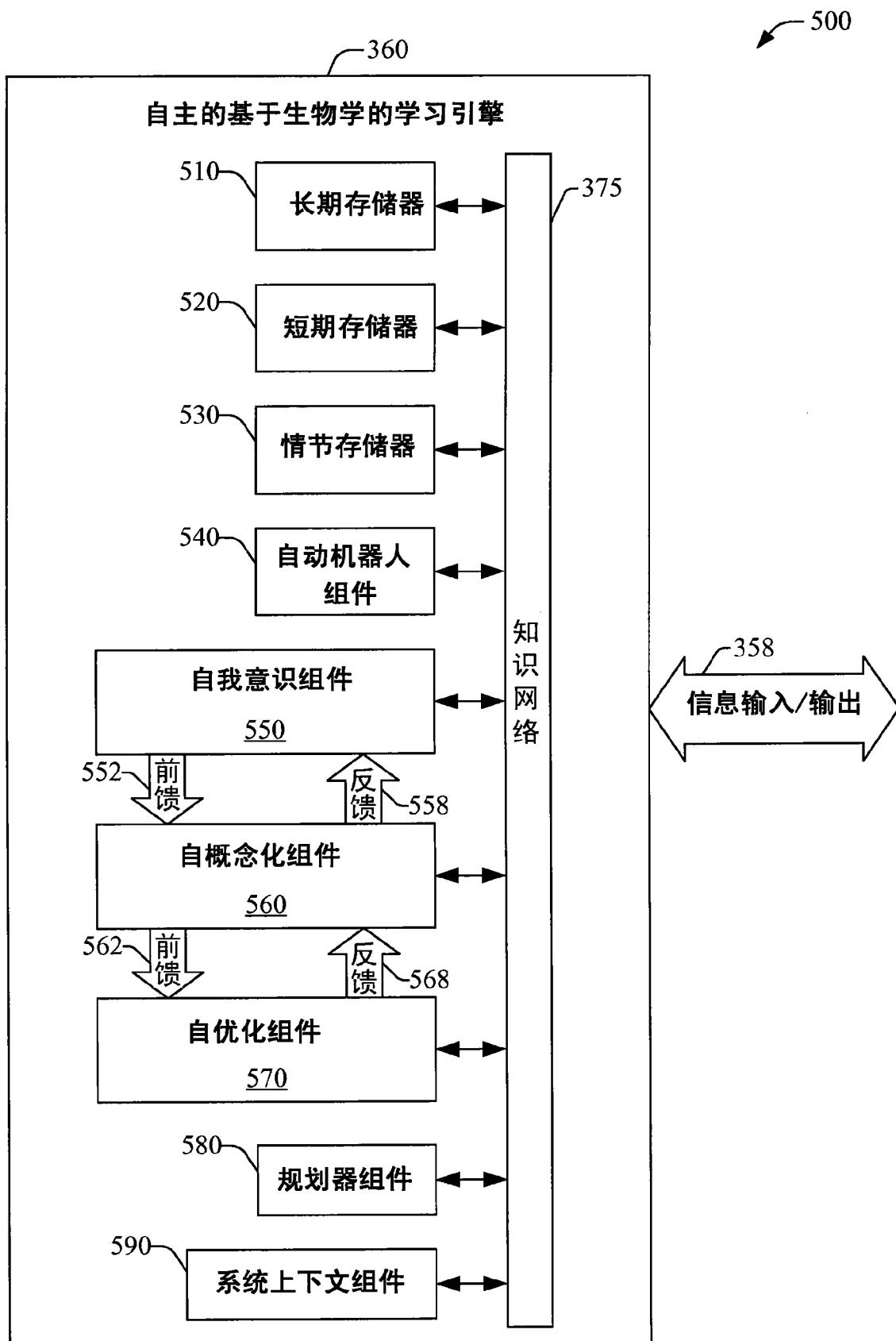


图 5

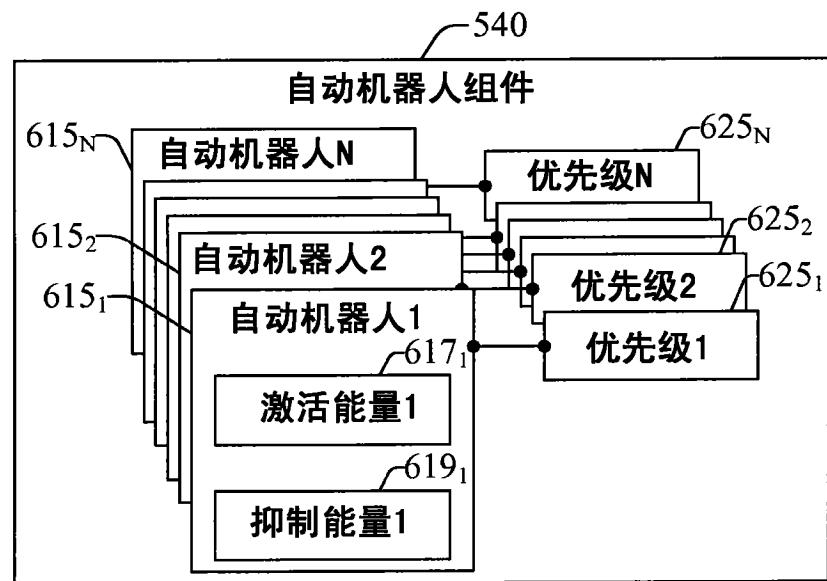


图 6A

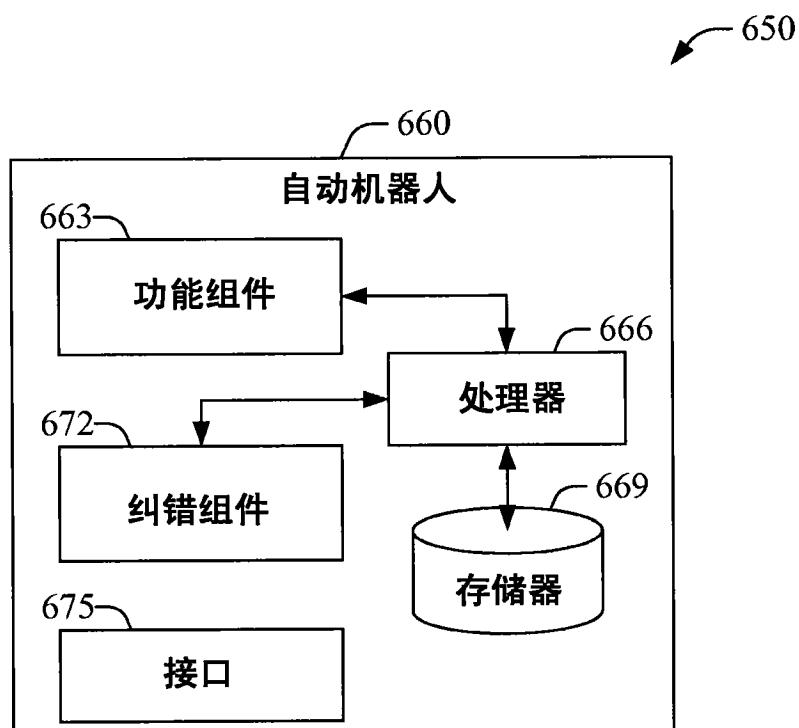


图 6B

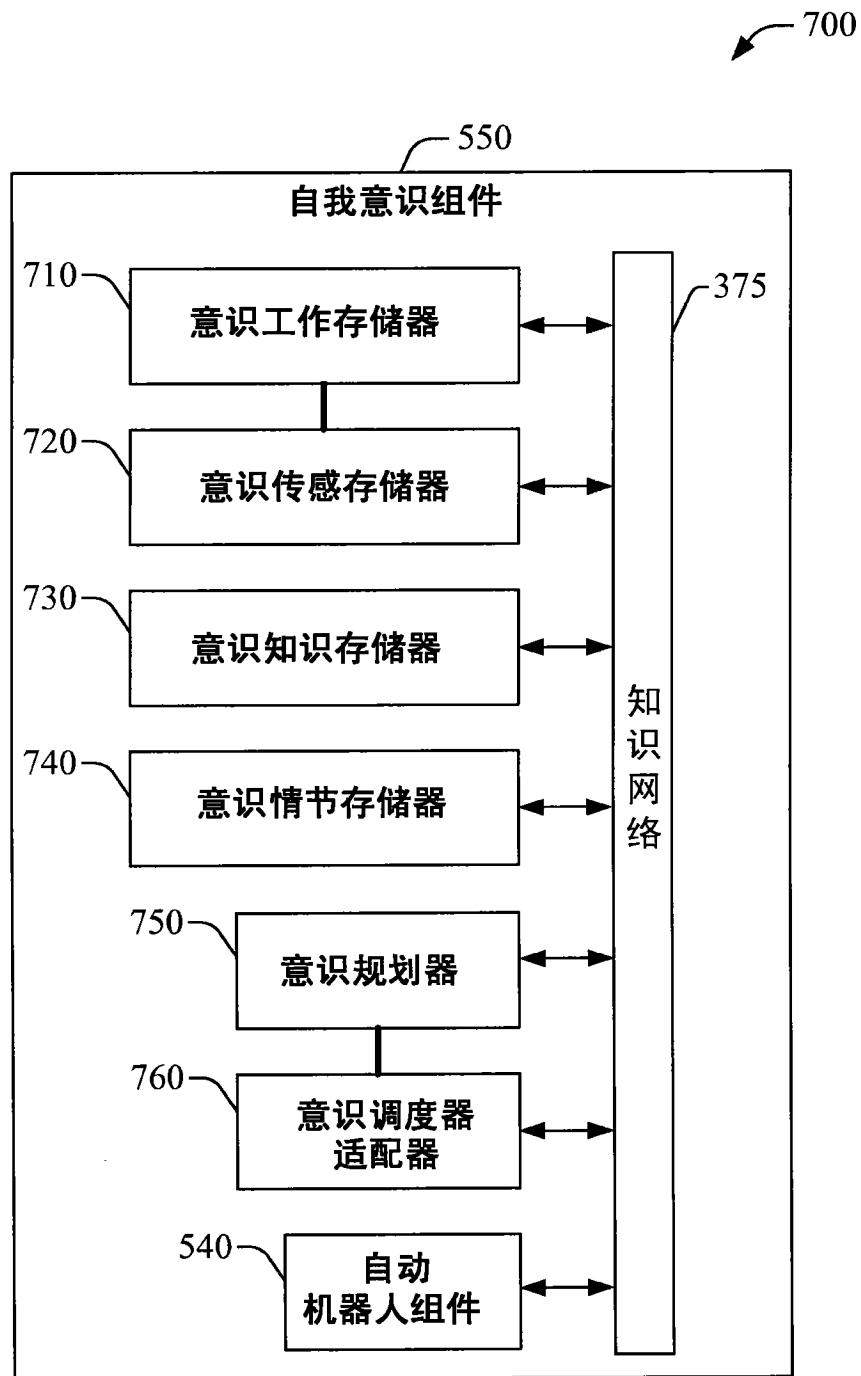


图 7

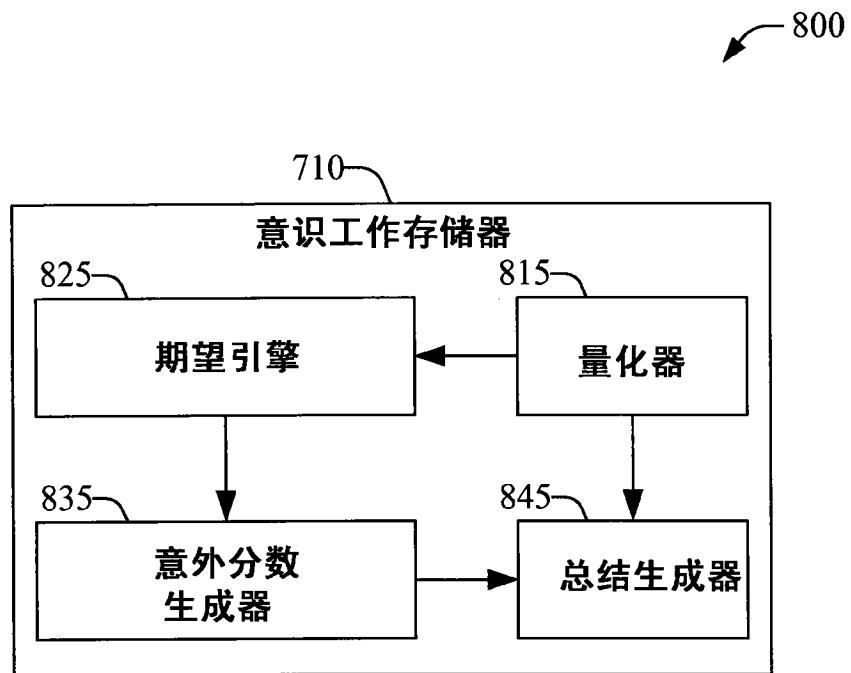


图 8

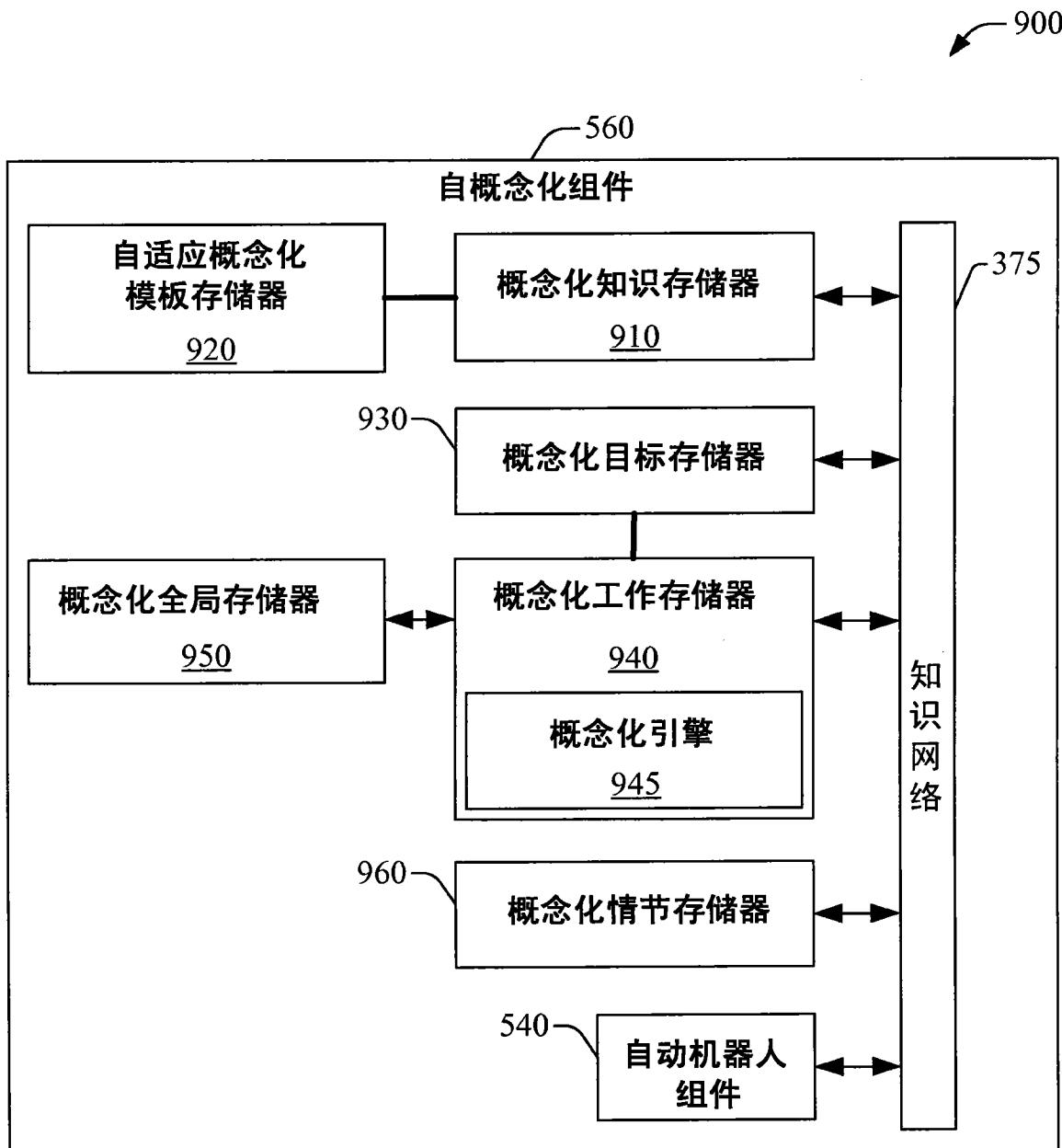


图 9

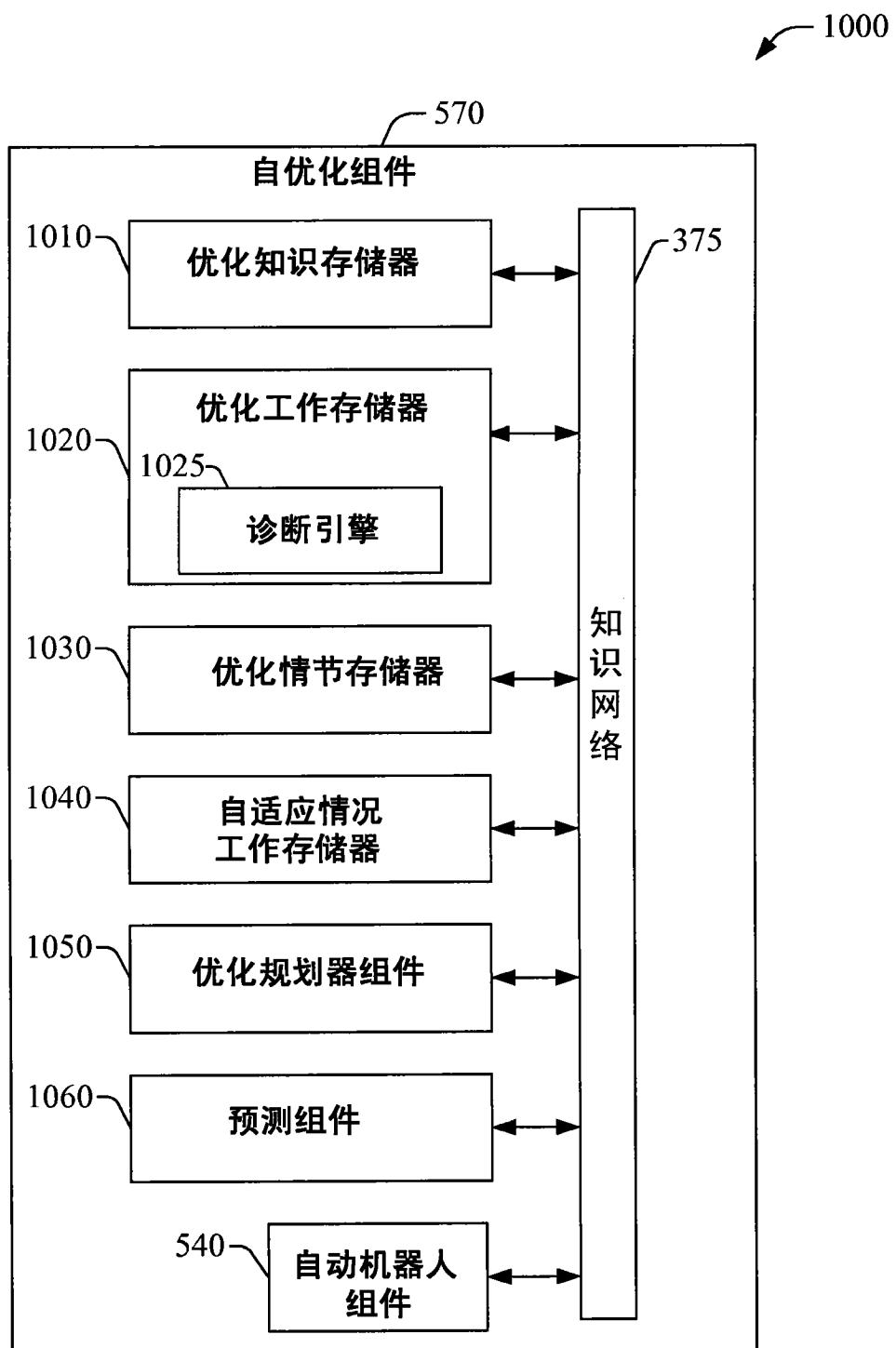


图 10

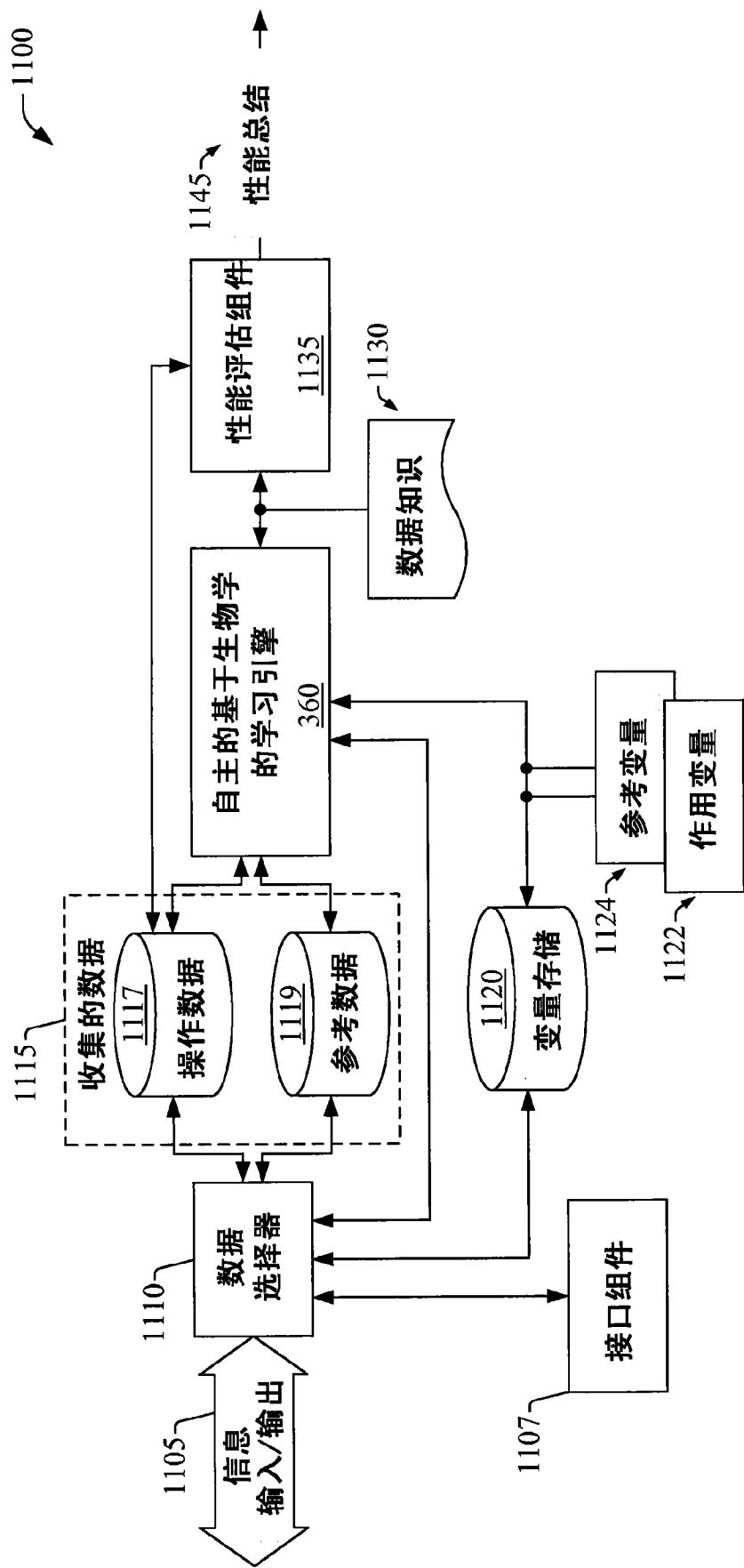


图 11

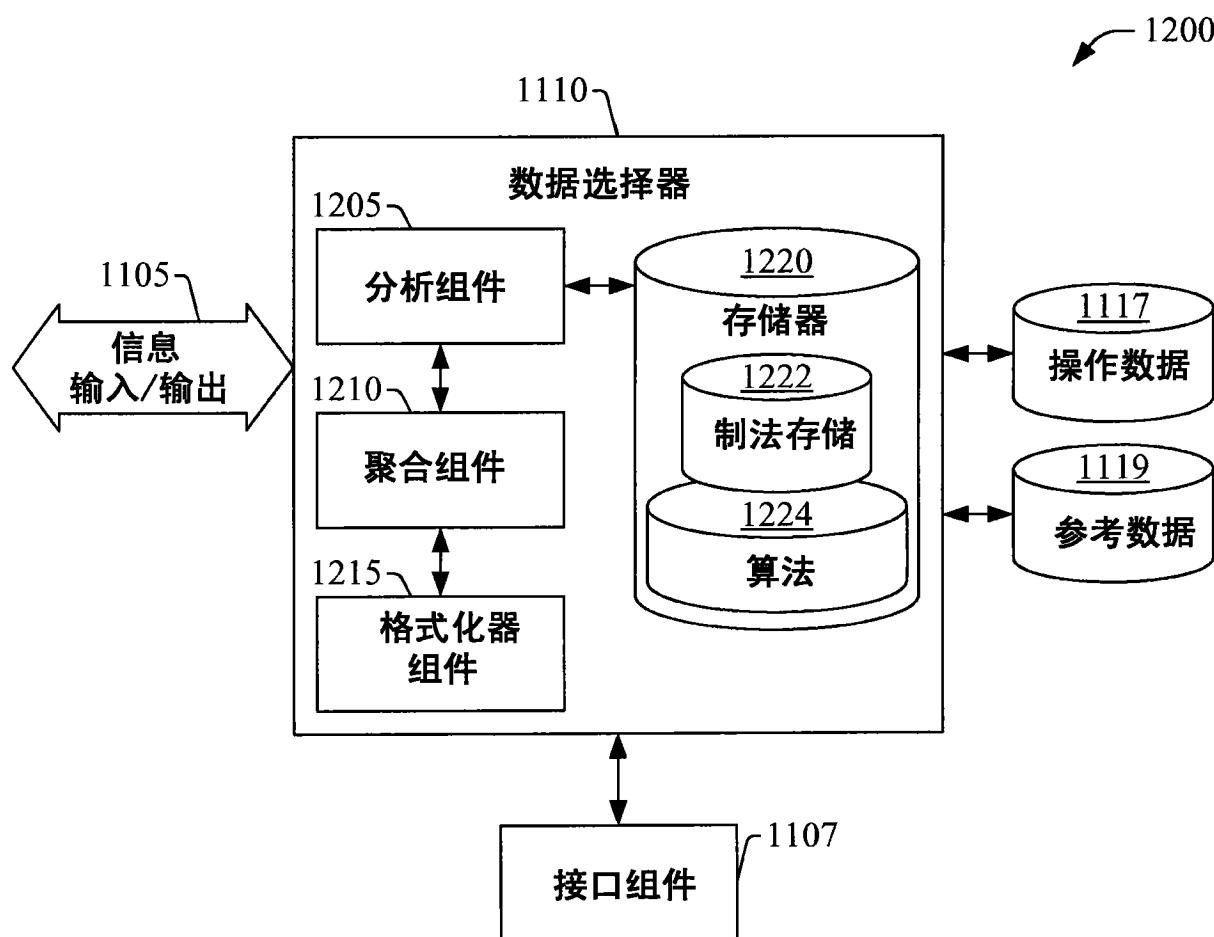


图 12

1300

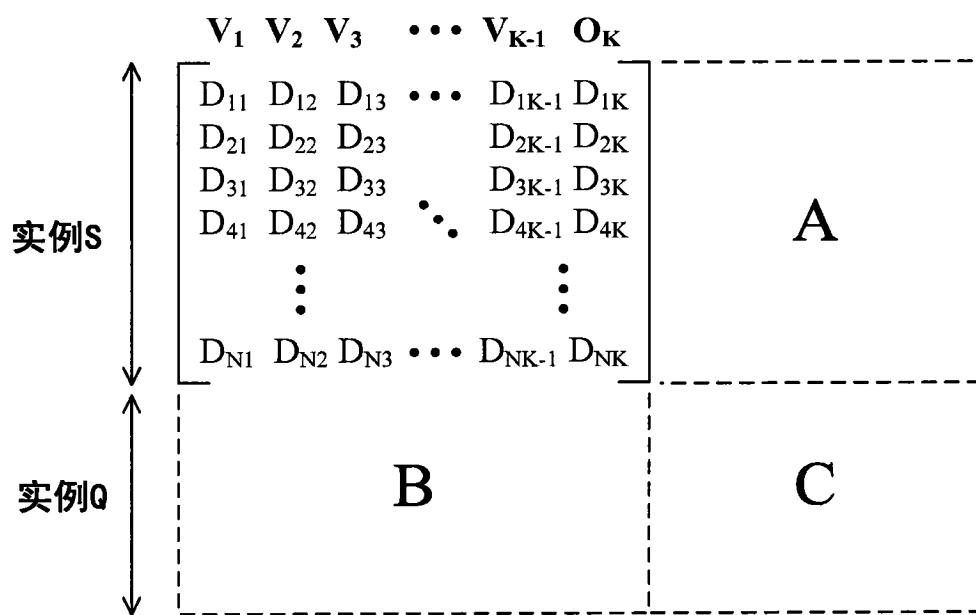


图 13

1400

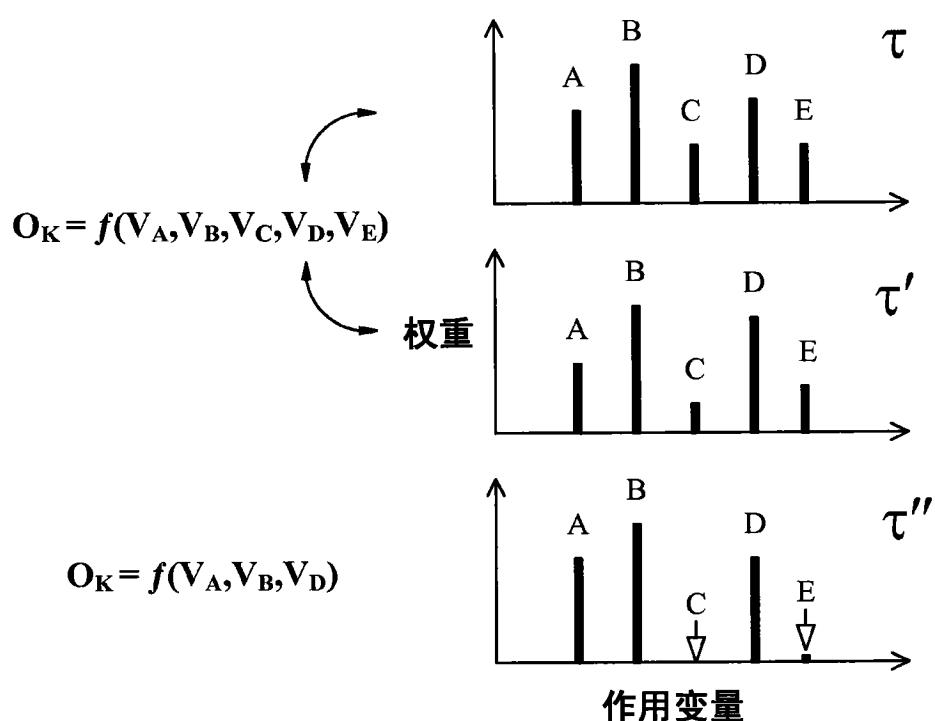


图 14

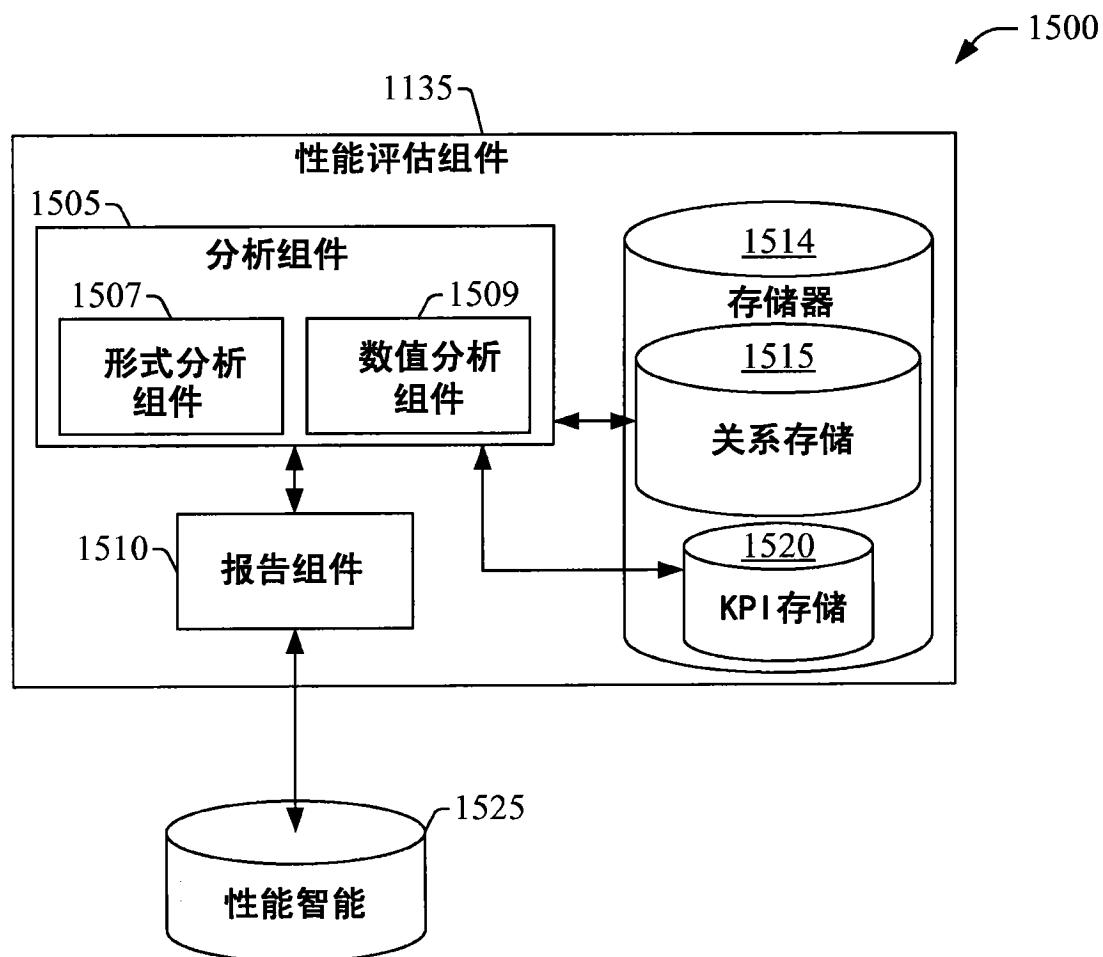


图 15

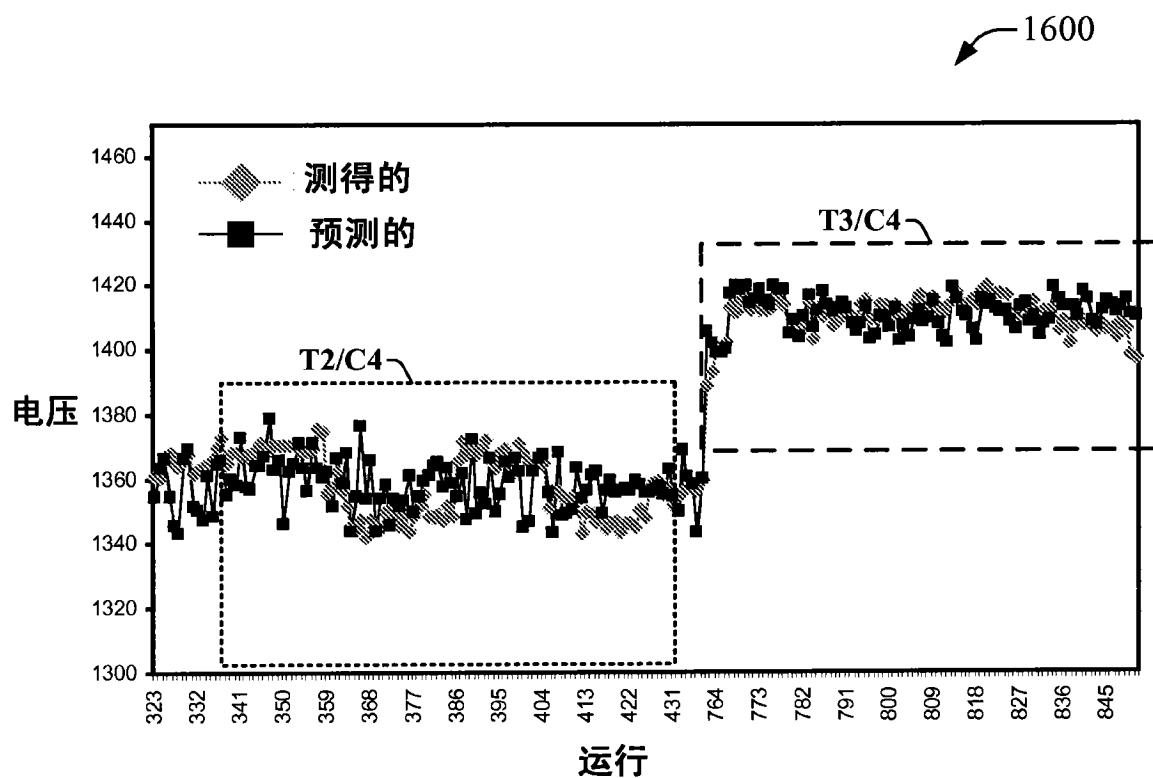


图 16A

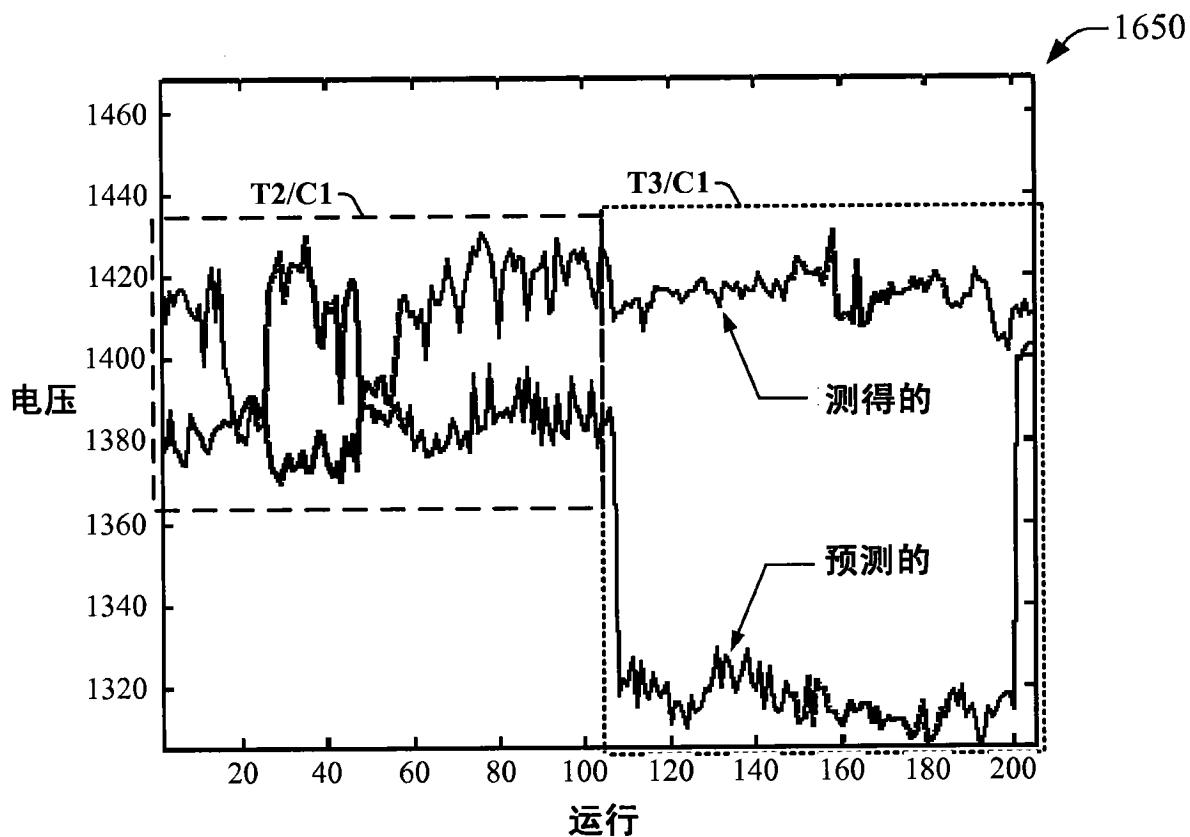


图 16B

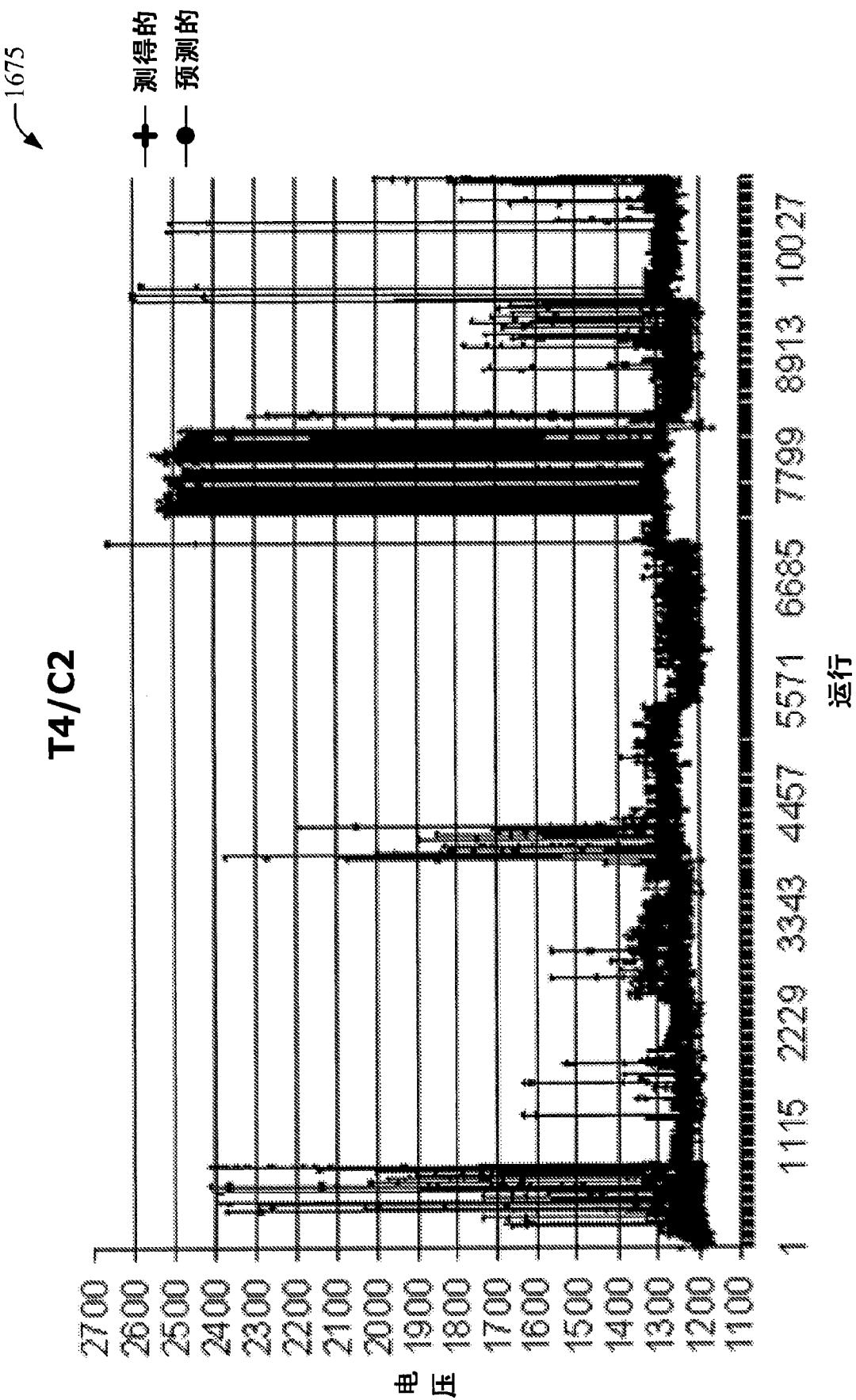


图 16C

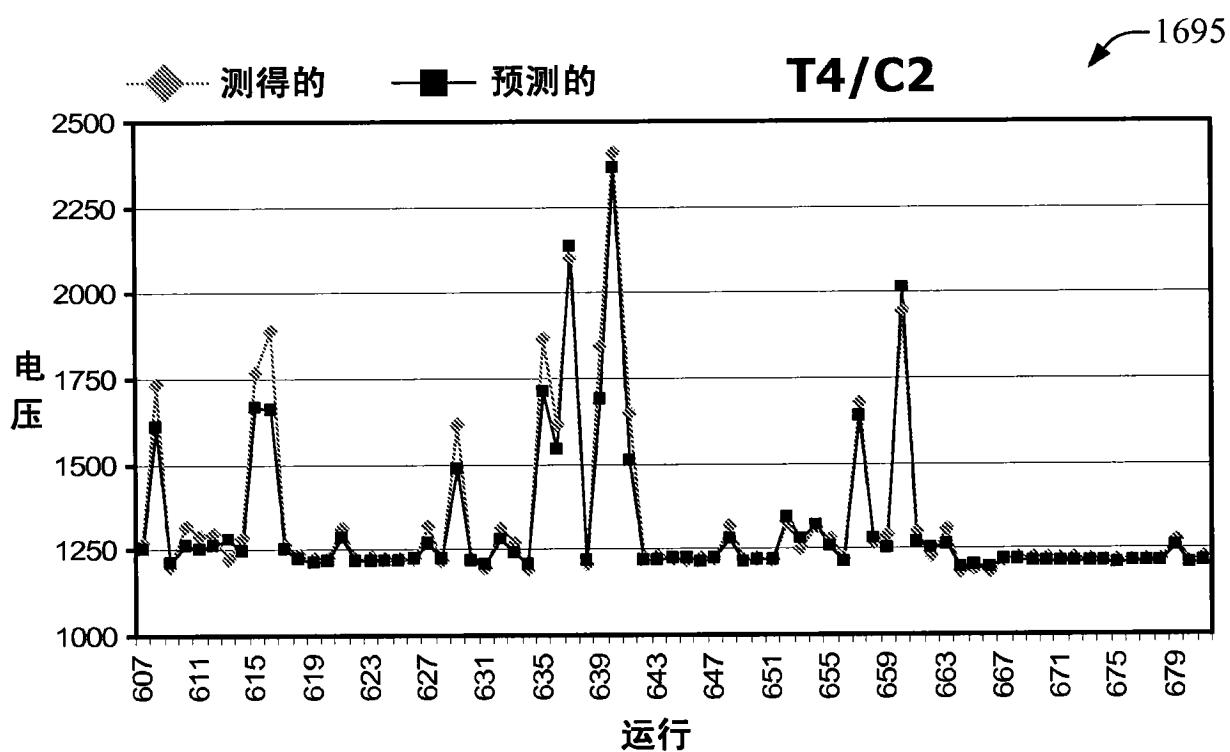
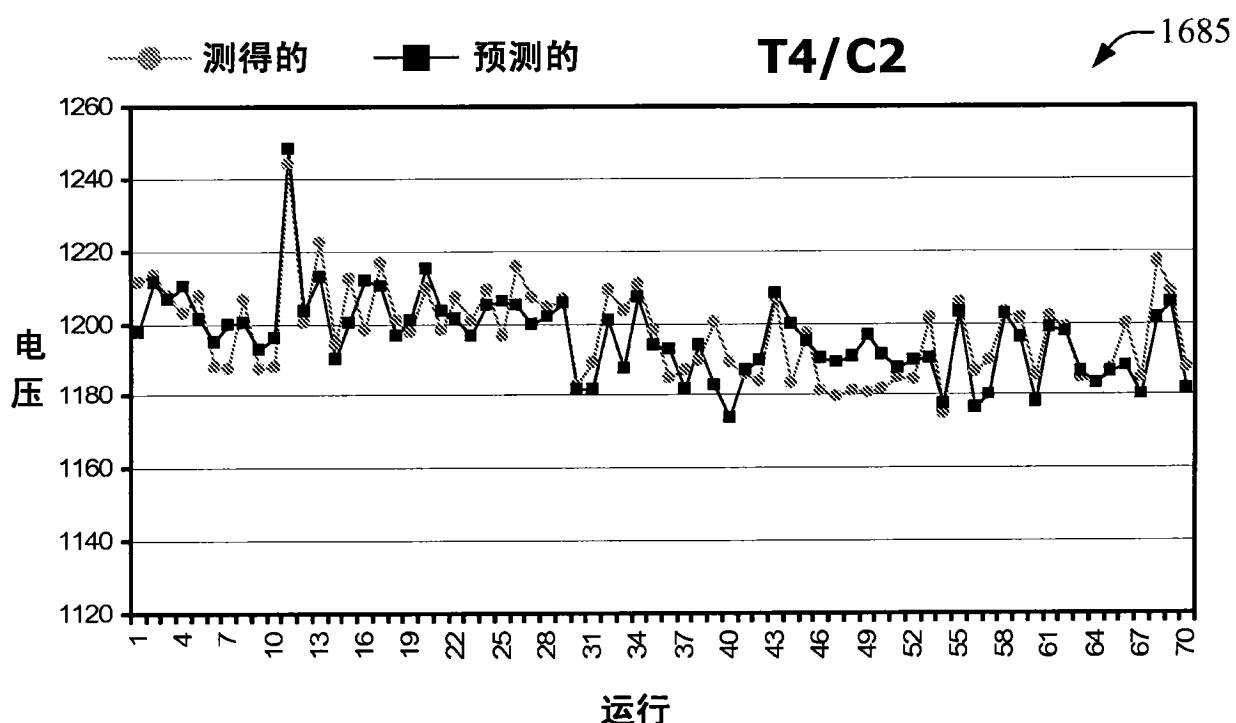


图 16D

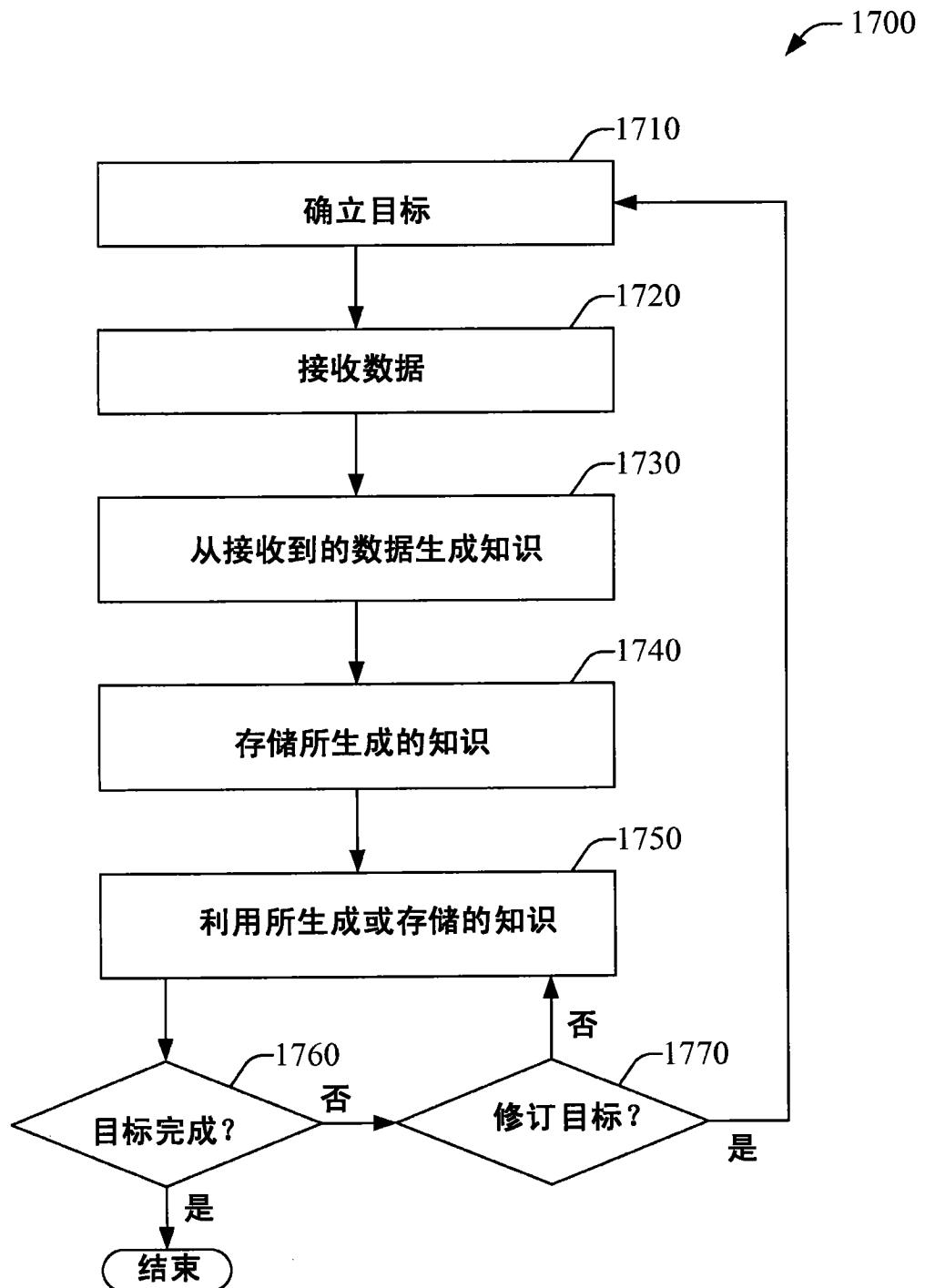


图 17

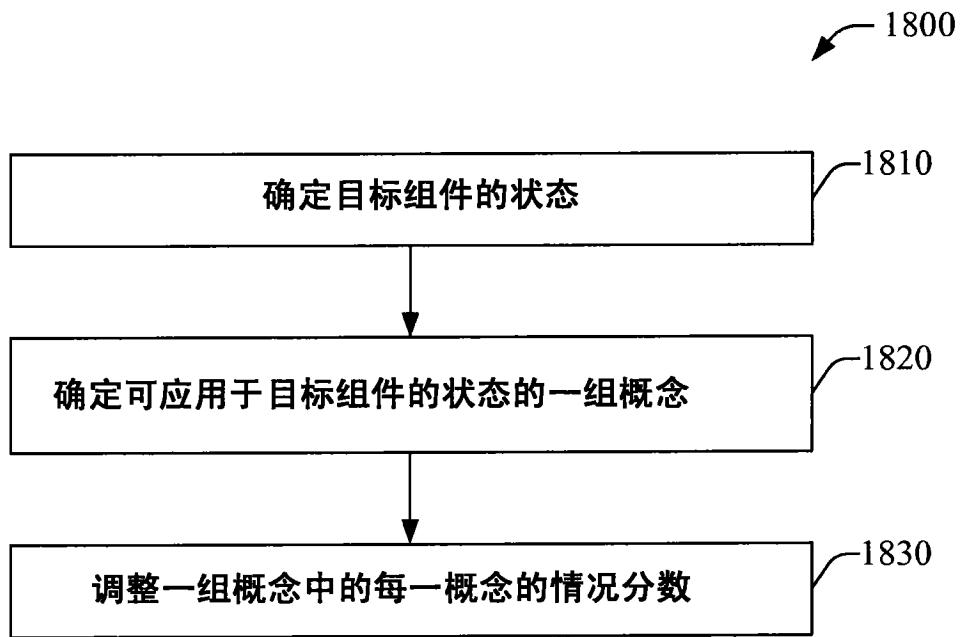


图 18

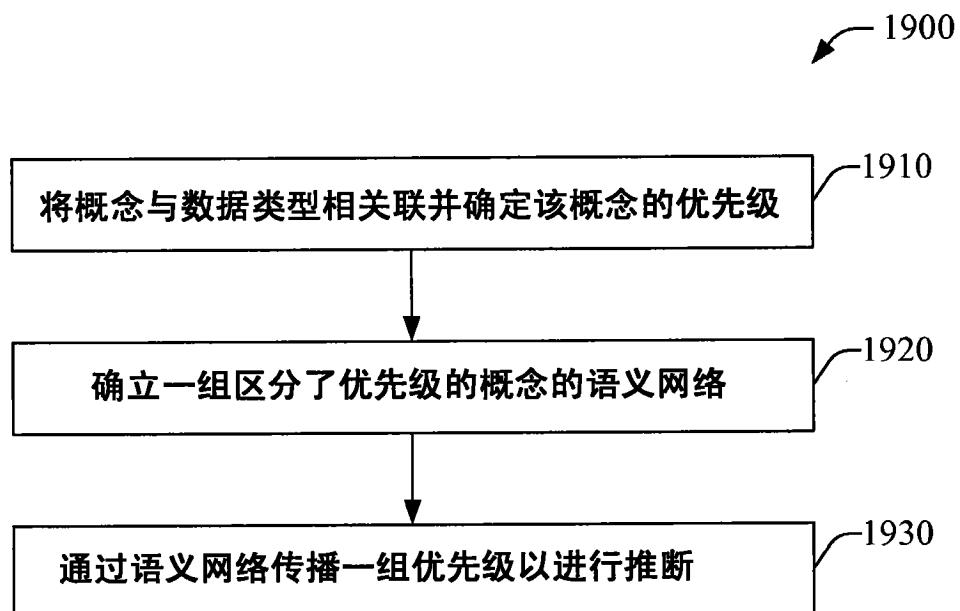


图 19

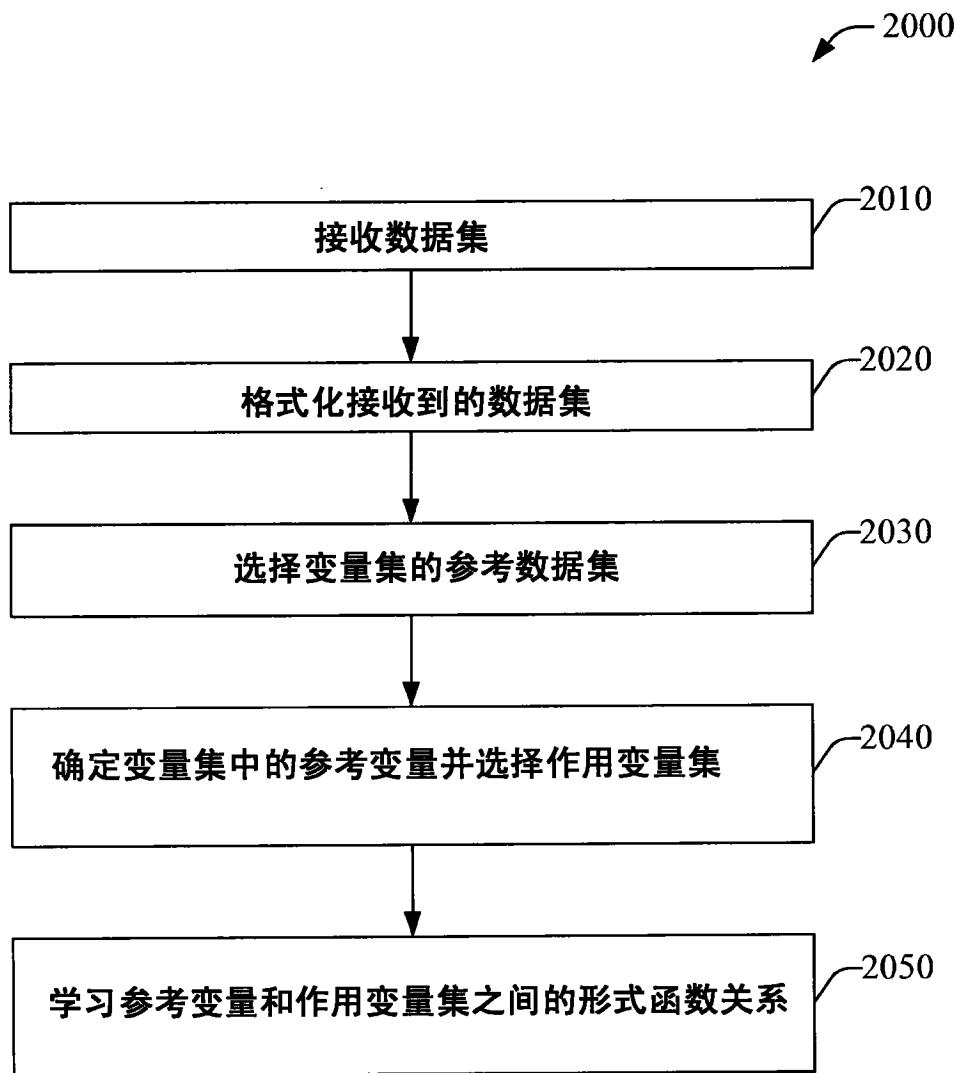


图 20

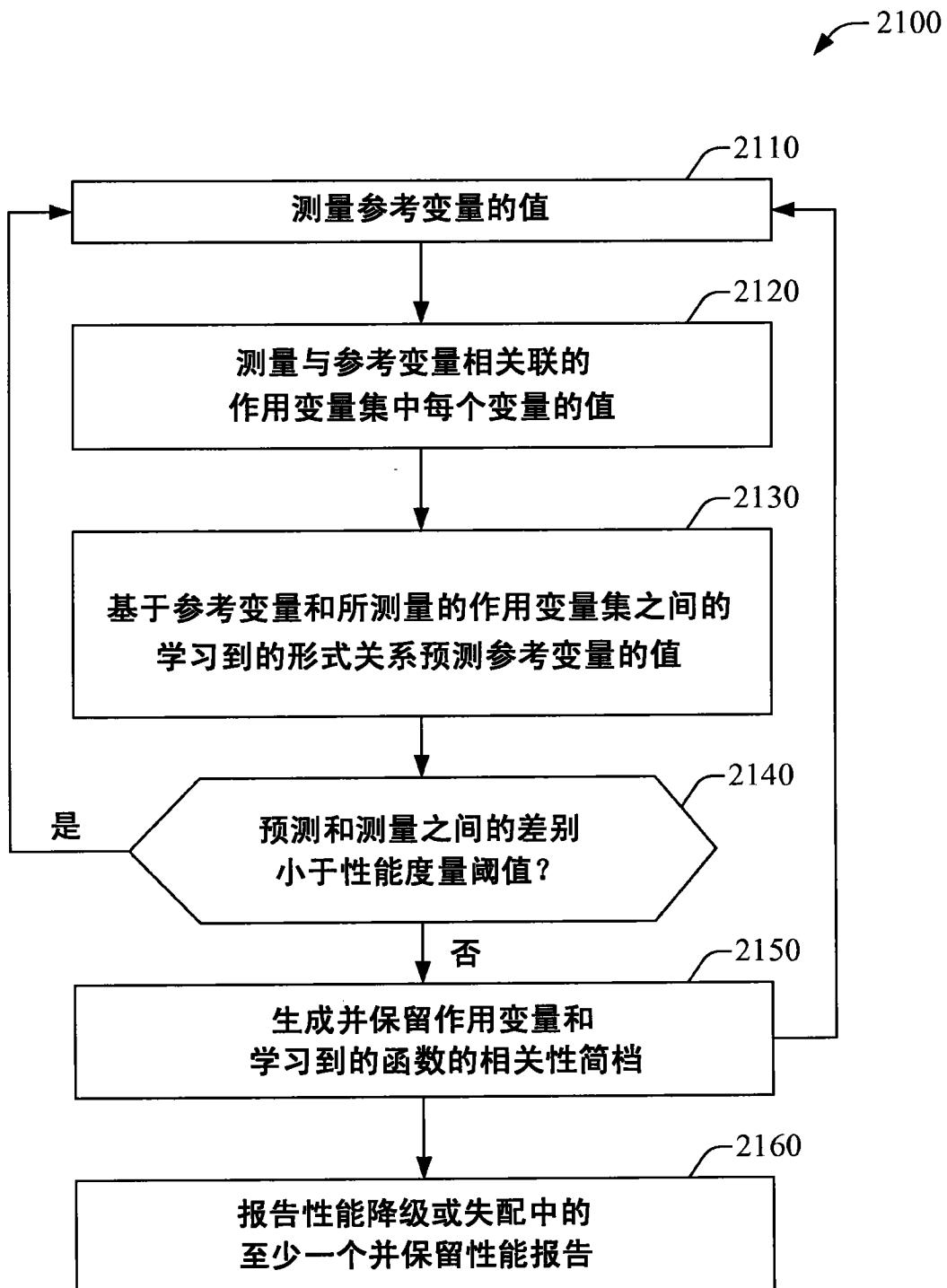


图 21