



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116113942 A

(43) 申请公布日 2023. 05. 12

(21) 申请号 202180058614.3

(22) 申请日 2021.07.22

(30) 优先权数据

63/055,893 2020.07.23 US

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

2023.01.29

(86) PCT国际申请的申请数据

PCT/US2021/042842 2021.07.22

(87) PCT国际申请的公布数据

W02022/020642 EN 2022.01.27

(71) 申请人 PDF决策公司

地址 美国加利福尼亚州

(72) 发明人 R·伯奇 K·昆托什

(74) 专利代理机构 北京市铸成律师事务所

11313

专利代理师 王珺 李文颖

(51) Int.Cl.

G06F 18/2433 (2023.01)

G06N 20/00 (2019.01)

G06F 11/07 (2006.01)

G06F 11/34 (2006.01)

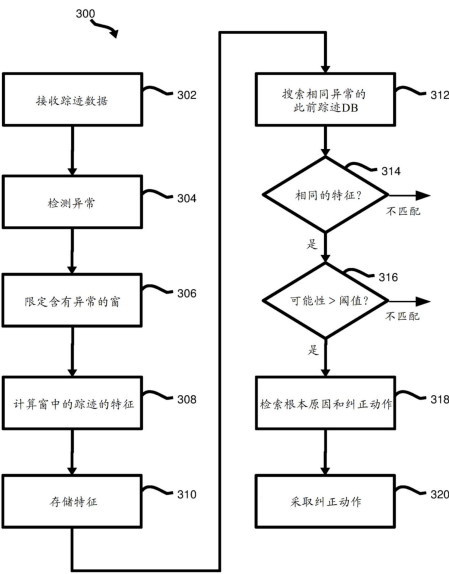
权利要求书2页 说明书4页 附图5页

(54) 发明名称

依据工艺踪迹预测装备故障模式

(57) 摘要

装备故障模式的预测模型。在一批踪迹数据中检测异常,接着计算关键特征。在以往踪迹数据的数据库中对具有相同关键特征的相同或类似异常进行搜索。如果相同异常之前出现过并且处于所述数据库中,则可从所述数据库检索异常类型、其根本原因和纠正的动作步骤。



1. 一种方法,所述方法包括:

在半导体工艺中的多个步骤期间从多个半导体装备传感器接收多个踪迹;

对与在所述多个踪迹中检测到的第一异常型式对应的多个特征与具有与多个先前异常型式相关联的特征并存储在以往踪迹数据的数据库中的所述多个先前异常型式进行比较;

确定所述第一异常型式的所述特征与所述多个先前异常型式中的至少一者的所述特征匹配;

从所述数据库检索所述匹配的先前异常型式的根本原因;以及
采取动作来纠正所述根本原因。

2. 如权利要求1所述的方法,所述方法还包括:

从所述数据库检索所述根本原因的纠正动作。

3. 如权利要求1所述的方法,其中所述确定步骤还包括:

确定所述第一异常型式的所述特征与所述多个先前异常型式中的至少一者匹配的可能性;以及

如果所述可能性超过阈值,则检索所述根本原因。

4. 如权利要求3所述的方法,其中所述检索根本原因的步骤还包括:

从所述数据库检索所述根本原因的纠正动作。

5. 如权利要求1所述的方法,所述比较步骤还包括:

限定含有所述多个当前踪迹中包括所述第一异常型式的一部分的窗;

计算所述当前踪迹数据在所述窗中的所述部分的统计资料;以及

基于所述计算的统计资料,在所述多个先前异常型式中的至少第一者中识别所述第一异常型式。

6. 如权利要求5所述的方法,所述确定步骤还包括:

获得具有所述第一异常型式的第一踪迹的位置信息;

保存所述计算的统计资料和所述位置信息作为与所述第一异常型式对应的关键特征;

以及

提供所述关键特征作为预测模型的输入,所述预测模型被配置成对所述第一异常型式与所述多个先前异常型式进行比较。

7. 一种方法,所述方法包括:

在半导体工艺中的多个步骤期间从多个半导体装备传感器接收踪迹数据;

在所述踪迹数据中检测第一异常,所述第一异常具有在所述踪迹数据内的相关联位置;

限定含有所述踪迹数据中包括所述第一异常的时段的窗;

计算所述踪迹数据在所述窗中的所述时段的统计资料;

保存所述第一异常的所述统计资料和所述相关联位置作为与所述第一异常相关联的关键特征;

通过提供所述第一异常的所述关键特征和所述相关联位置作为模型的输入来搜遍以往踪迹数据的数据库,所述模型被配置成寻找具有所述关键特征和所述相关联位置的类似以往踪迹数据;

确定所述数据库中的所述以往踪迹数据的实例具有所述第一异常的所述关键特征和所述相关联位置；

识别所述数据库中的所述以往踪迹数据中具有所述第一异常的所述关键特征和所述相关联位置的所述实例的根本原因；以及

采取动作来纠正所述根本原因。

8. 如权利要求7所述的方法，所述方法还包括：

从所述数据库检索所述根本原因和所述根本原因的纠正动作。

9. 如权利要求7所述的方法，其中所述确定步骤还包括：

确定所述数据库中的所述以往踪迹数据的实例具有所述第一异常的所述关键特征和所述相关联位置的可能性；以及

如果所述可能性超过阈值，则检索所述根本原因。

10. 如权利要求9所述的方法，其中所述检索根本原因的步骤还包括：

从所述数据库检索所述根本原因的纠正动作。

依据工艺踪迹预测装备故障模式

技术领域

[0001] 本申请涉及使用工艺踪迹分析来对半导体装备故障进行检测和分类,并且更确切来说涉及预测装备故障模式的基于机器的方法。

背景技术

[0002] 半导体制造应用的有效工艺控制对提高可靠性和减少现场故障至关重要。一种工艺控制方式是故障检测和分类(“FDC”),其中重点放在监测安装在工艺装备中的数千个装备传感器作为快速地识别并纠正工艺不稳定性的手段。然而,使用FDC技术来驱动对装备问题的迅速响应的关键挑战之一是识别检测到的工艺踪迹异常的根本原因。

[0003] 通过监测装备传感器的时间序列踪迹来检测装备故障在半导体制造中是经过长时间认证但非常困难的问题。通常,FDC方法首先是将复杂的踪迹分解到多个逻辑“窗”中,并且接着基于窗中的踪迹数据来计算统计资料(通常称为指标或关键数)。所述指标可使用统计过程控制(“SPC”)技术来监测以主要基于工程知识识别异常,并且所述指标可用作预测模型和根本原因分析的输入。指标的品质决定了所有后续分析的价值。高品质指标需要高品质窗。然而,对异常检测的指标的分析本质上仍是一元的(即逐个特征地考量异常),并且通常不足以识别与检测到的异常相关的装备故障模式。

[0004] 因此,将期望提高异常检测系统例如通过对踪迹数据进行多元分析来识别装备故障模式的能力。

附图说明

[0005] 图1是图解说明装备传感器踪迹的图形集合的过程显示界面,其中针对第一类型的异常踪迹限定第一组窗。

[0006] 图2是针对传感器踪迹的不同区中的第二类型的异常踪迹限定第二组窗的图1的过程显示界面。

[0007] 图3是图1和图2中所示的踪迹的汇总结果的表。

[0008] 图4是图解说明预测装备故障模式的过程的一个实施方案的流程图。

[0009] 图5是图解说明预测装备故障模式的过程的另一个实施方案的流程图。

具体实施方式

[0010] 如本文中所使用,术语“传感器踪迹”指代在一件半导体处理装备的运作期间周期性地测量重要物理量的时间序列数据,例如物理传感器在每一个时间点处的取样值。取样率可变化并且样本之间的时间周期并不始终相同。术语“踪迹”或“装备踪迹”指代被识别为用于特定处理实例的所有重要传感器的一批传感器踪迹。术语“步骤”指代相异装置处理周期,例如工艺方案中的步骤中的一者。

[0011] 本文中公开装备故障模式的预测模型。所述模型在踪迹数据中检测并识别当前异常,计算与当前异常相关联的关键特征,并且在以往踪迹数据的数据库中搜索具有这些关

键特征的异常。如果在以往踪迹数据中发现相同或类似异常,则可确定是否可根据这些以往异常对当前异常进行准确分类的可能性;例如,当前异常最可能是以往踪迹数据的先前异常。如果是,则可从以往踪迹数据的数据库检索异常类型、其根本原因和纠正的动作步骤。然而,如果否,则模型传回错误,意味着之前未见过所述异常。将存储异常及其特征以供未来参考;并且如果此后确定了根本原因和纠正动作则更新数据库。

[0012] 参考图1,图解说明表示大约两百个个别踪迹(即从在用于生产半导体晶片的半导体制作工艺工序的相异步骤期间采用的个别传感器获得的时间序列值)的踪迹数据的示例性图表100。传感器值描绘在y轴上并且以秒为单位的时间测量在x轴上。应认识到,虽然工艺步骤通常开始于特定时间点,但工艺步骤的长度可以是可变的。

[0013] 在大约40秒到90秒之间的周期的大部分内,正常工艺操作预期产生逐渐下降并且因此相对稳定且一致的踪迹数据。然而,在此种情形中,在大约45到60秒之间,顶部踪迹群组110中的第一组踪迹112和底部踪迹组120中的第二组踪迹122两者均示出传感器读数的值突然升高,接着降低,接着回升并接着重新回归为逐渐下降型式。此踪迹行为是意料之外的并且指示工艺存在某种类型的问题。因此,为了分析异常行为,分别在图表100的顶部群组110和底部群组120中的这些I类异常区之上限定窗115和125,在所述I类异常区中某一数目的晶片出现意料之外的I类异常。

[0014] 图2示出踪迹数据的同一图表100,但其中重点放在踪迹数据当中仅顶部群组110中的第三组踪迹132出现II类异常的不同部分。在此种情形中,一些踪迹一开始呈现出下降,接着持平,接着再次下降,接着再次持平,再按照预期一直下降到标称值。因此,为了分析此种类型的异常行为,在顶部踪迹群组110中的第一下降区之上限定窗135,并且在顶部群组中的第二下降区之上限定窗136。

[0015] 通常,技术人员仅基于对图形结果的视觉检视来人工地建立窗以分析踪迹数据的特定区,通常力图在(i)踪迹数据一致和/或(i i)改变率相同的情况下针对稳定工艺操作人工地限定窗。踪迹数据的值或改变率迅速地改变的区被视为转变窗并且通常将位于一对稳定窗之间。然而,异常(诸如在本文中被描述为示例的I类异常和II类异常)可出现在踪迹数据的原本正常的稳定窗中(如图1和图2中图解说明),并且被选择以通过在相对区中开窗来处理并分析。

[0016] 机器学习模型被配置成使用已知方法(包括使用来自窗分析的数据)来检测异常。例如,可提供晶片属性和踪迹位置特征的组合来作为简单的多类别机器学习模型(诸如梯度推进模型)的输入,所述多类别机器学习模型是基于数据集被训练成在踪迹数据中检测异常行为。然而,一旦检测到异常,则重要的是弄清楚是否已出现过相同的异常,并且如果是,则弄清楚原因为何以及应采取什么动作步骤来纠正问题。

[0017] 在限定异常窗115、125、135和136之后,依据窗中的每一者中的踪迹来计算指标。接着,存储所述指标作为与窗和这些晶片的踪迹数据的情况相关联的特征以及选定晶片属性和在踪迹中的异常位置。可执行特征工程和选择以将一组特征窄化到被确定为对于通过检测模型检测并识别特定异常而言最重要的这些关键特征。

[0018] 分别针对图1和图2中所图解说明的I类异常和II类异常,来自检测模型的预测分类(包括正常晶片)汇总在图3的表200中,其中五个晶片具有被识别为I类异常的异常;七个晶片具有被识别为II类异常的异常;并且一个晶片具有I类异常和II类异常两者。尽管检测

到的异常数目很小,但识别异常并对异常进行表征以特别用于训练预测模型以监测踪迹数据从而将可导致有缺陷晶片的工艺不稳定性的情况最小化是重要的。

[0019] 针对每一种类型的异常,在将关键特征作为模型的输入的情况下,模型也被配置成(i)搜索先前踪迹数据的数据库以寻找相同或类似异常,并且(i i)识别与当前异常最相似的一个或多个先前异常,或指示数据库中没有与当前异常相似的异常。

[0020] 如果在以往踪迹数据的数据库中找到相同或类似的异常,则其根本原因和纠正异常行为所采取的动作步骤可能也存储在数据库中并且可进行检索以与当前异常进行比较。通过比较异常的特征和型式,所述模型确定当前踪迹异常与在以往踪迹中观察到的一个或多个类似或相同异常最相似的可能性。如果可能性超过阈值,则对异常进行分类,并且从数据库检索关于根本原因和纠正动作的先前知识。

[0021] 此过程在图4中以图形形式概述,图4图解说明识别异常的根本原因的过程300的一个实施方案。在步骤302中,将踪迹数据接收到预测模型中并进行处理。在步骤304中,在接收到的踪迹数据中检测至少一个异常并识别其在踪迹中的位置。接着,在步骤306中将窗限定为含有踪迹当中包括所述异常的部分,并且在步骤308中计算异常踪迹的特征(包括统计资料),并且在步骤310中存储所述特征。接着在步骤312中,在具有以往踪迹数据中的数据库中搜索具有与当前异常相关联的相同特征的异常。如果在步骤314中在以往踪迹数据中找到相同或类似异常,则在步骤316中可确定是否可根据这些以往异常对当前异常进行准确分类的可能性。如果是,则在步骤318中,可从数据库检索相同或类似的以往事件的异常类型、其根本原因和纠正的动作步骤,并且在步骤320中采取适当的纠正动作。然而,如果不可能,则模型传回错误,意味着之前未看到所述异常。将存储异常及其特征以供未来参考;并且如果此后确定了根本原因和纠正动作则更新数据库。

[0022] 图5呈现过程400中的更一般方式。在步骤402中,将踪迹数据接收到预测模型中并进行处理。在步骤404中,在所述踪迹数据中检测异常型式。在步骤406中,计算检测到的异常型式的特征,并且在步骤408中对所述异常型式的特征与以往踪迹数据的数据库中所存储的先前异常型式的特征进行比较。在步骤410中,如果确定特征匹配,则在步骤412中从数据库检索关于以往踪迹数据的异常型式的信息,包括异常的一个或多个根本原因以及根本原因的纠正动作。在步骤414中,采取适当的纠正动作。

[0023] 并行处理架构的出现和机器学习算法的进步促进了踪迹数据的多元分析,所述机器学习算法允许用户对改进前景进行建模并使用海量数据以使所述方式相关并可行的速度进行预测。机器学习是涉及建构并研究可从数据中学习的模型化系统的人工智能的一个分支。这些类型的ML算法和并行处理能力允许处理更大的数据集,并且更适合于进行多元分析。此外,异常踪迹检测和分类的有效机器学习方式应促进主动学习并使用所得到的信息来持续地提高故障检测和分类的准确性。

[0024] 为踪迹分析创建和使用基于处理器的模型可以是基于桌面的(即独立的)或联网系统的一部分;但鉴于要处理并以一定的交互性显示大量信息,处理器能力(CPU、RAM等)应是目前最先进的以将有效性最大化。在半导体代工厂环境中,Exensio®分析平台是建立交互性GUI模板的一种有用选择。在一个实施方案中,对处理例程的编码可使用与主要用于对机器语言模型进行编码的Python面向对象的编程语言兼容的Spotfire®分析软件版本7.11或更高版本来进行。

[0025] 前述描述仅出于图解说明目的而呈现,并不旨在是详尽的或将本公开限制于所述精确形式。鉴于以上教义,可做出很多修改和变化。

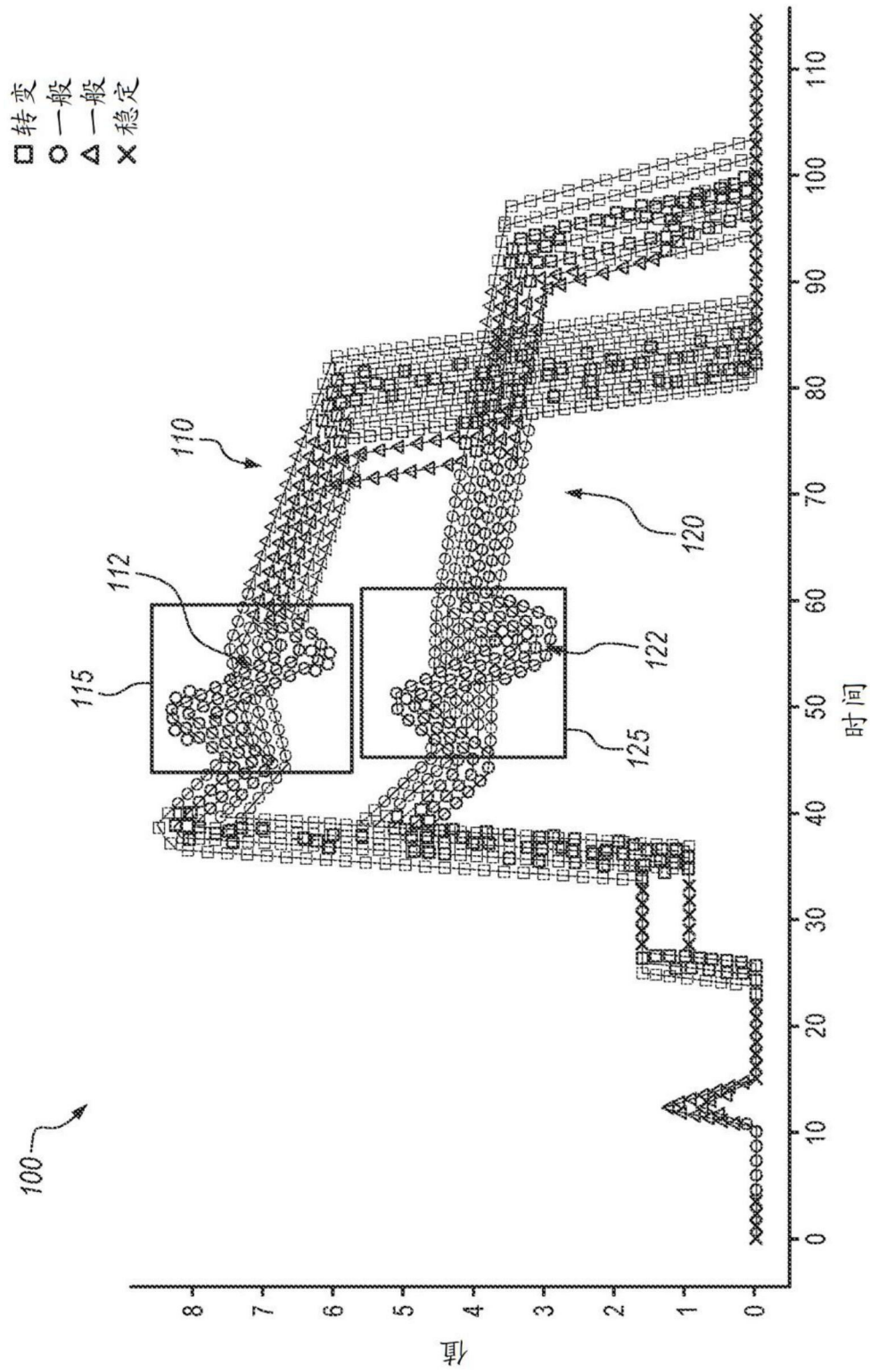


图1

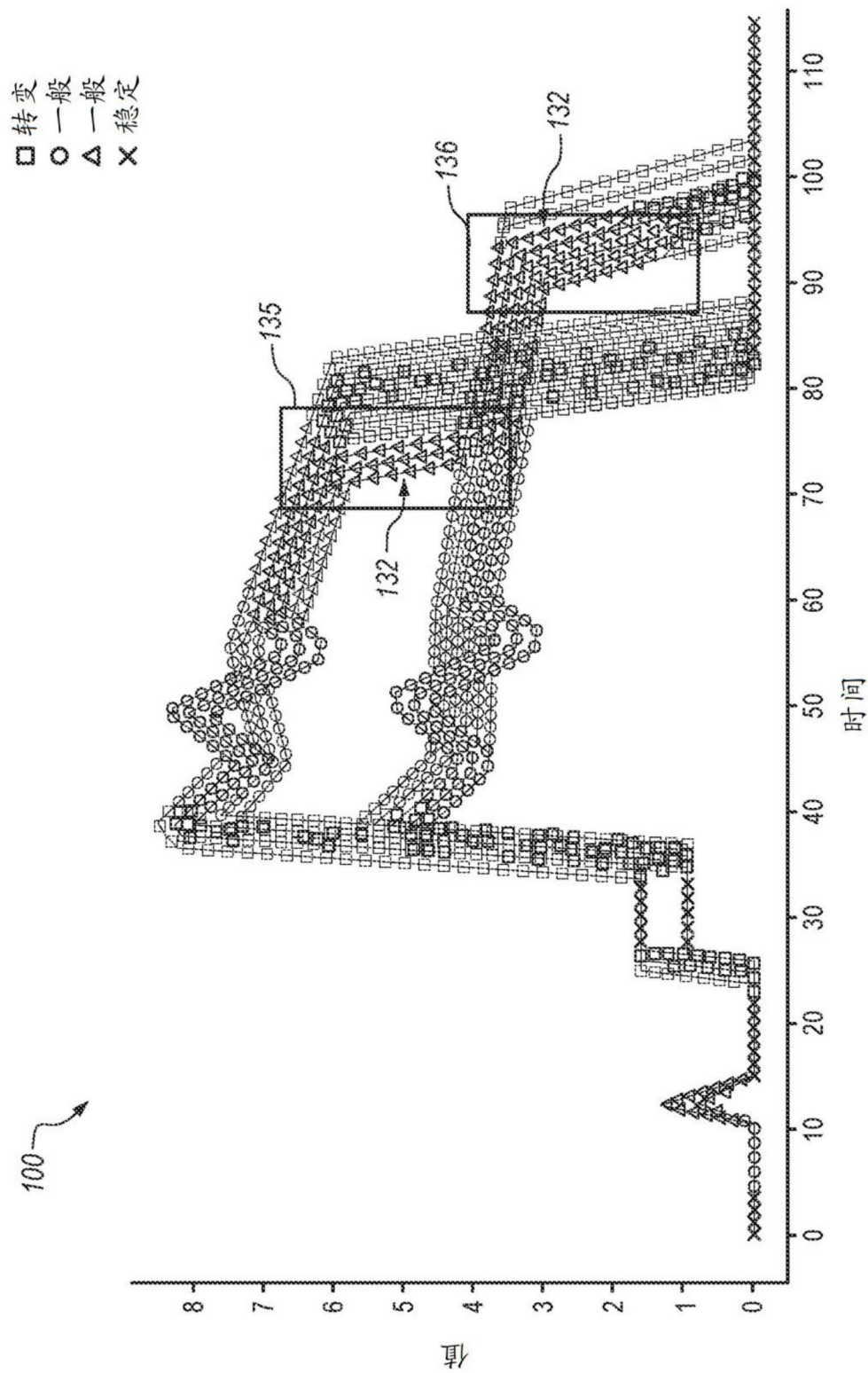


图2

200

		预测的类别			
		正常	类型 1	类型 2	类型 1&2
接收到的类别	正常	186	0	0	0
	类型 1	0	5	0	0
	类型 2	0	0	7	0
	类型 1&2	0	0	1	1

图3

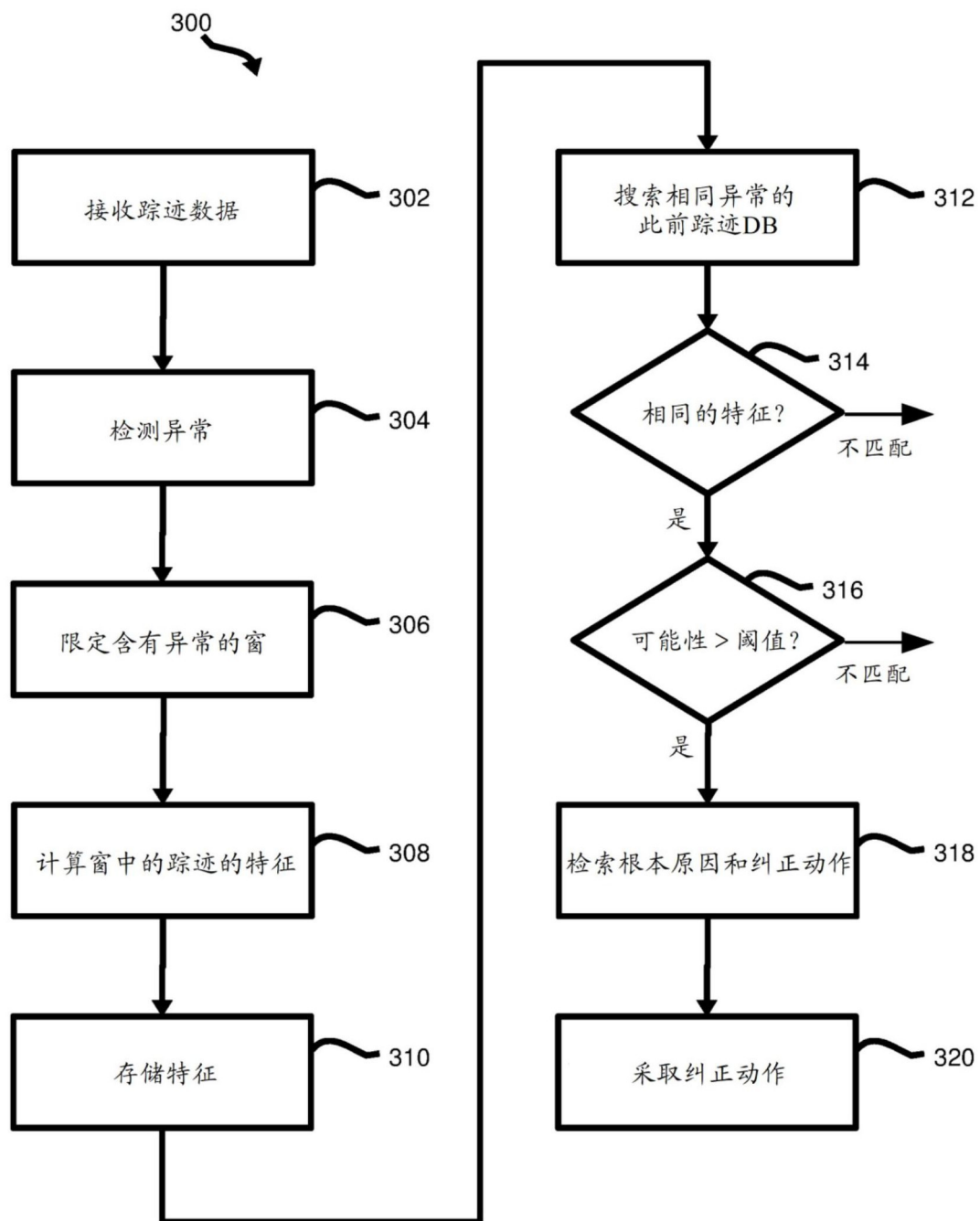


图4

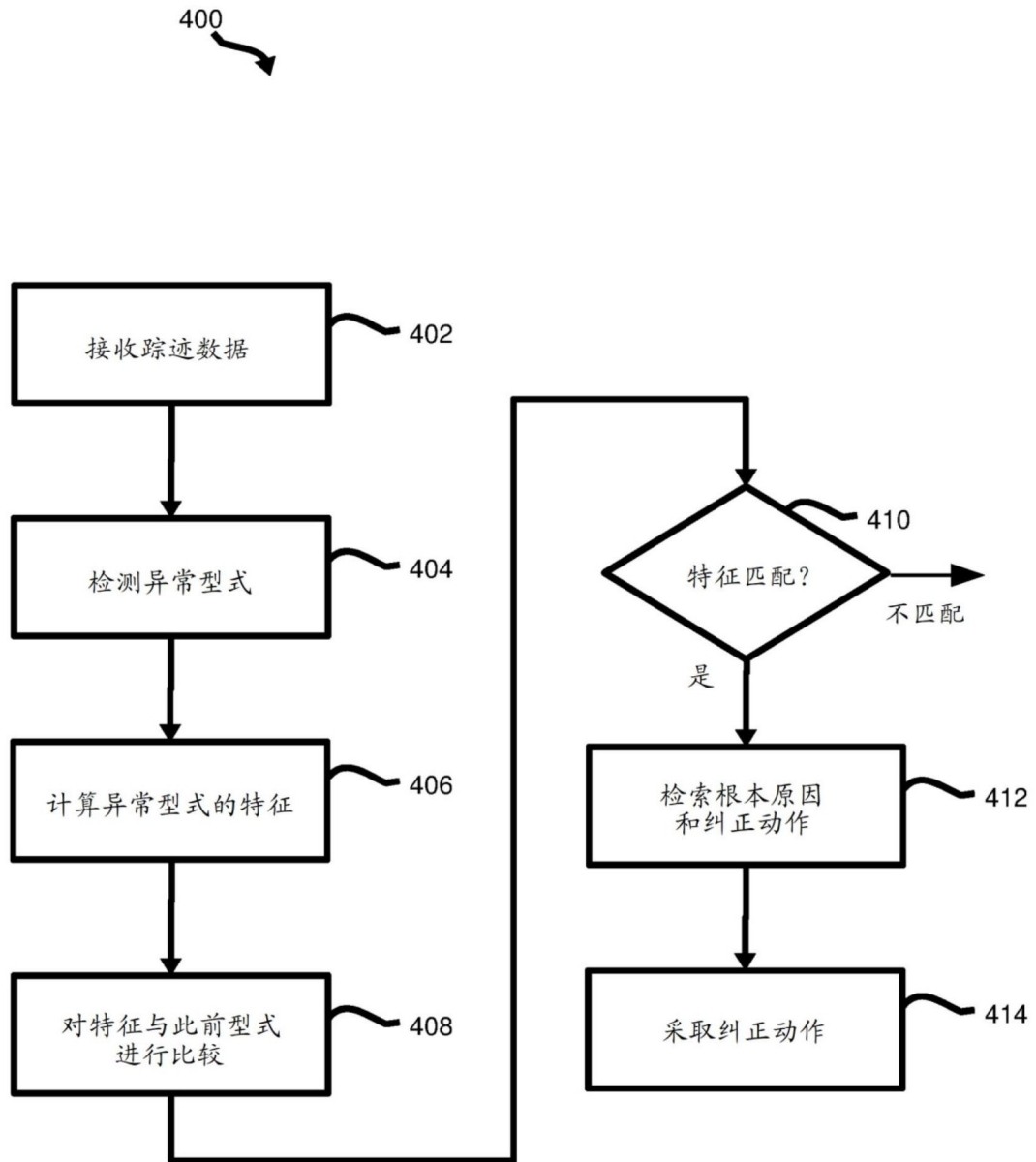


图5