



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110870022 A

(43)申请公布日 2020.03.06

(21)申请号 201880045935.8

(74)专利代理机构 永新专利商标代理有限公司

(22)申请日 2018.07.05

72002

(30)优先权数据

62/530,385 2017.07.10 US

代理人 刘兆君

(85)PCT国际申请进入国家阶段日

(51)Int.Cl.

G16H 40/40(2006.01)

2020.01.09

(86)PCT国际申请的申请数据

PCT/EP2018/068180 2018.07.05

(87)PCT国际申请的公布数据

W02019/011765 EN 2019.01.17

(71)申请人 皇家飞利浦有限公司

地址 荷兰艾恩德霍芬

(72)发明人 D·马夫里厄杜斯

M·L·H·布曼斯

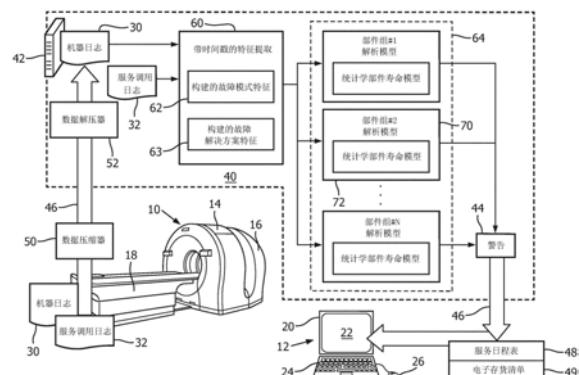
权利要求书4页 说明书9页 附图6页

(54)发明名称

针对大型医学成像系统的预测性维护

(57)摘要

一种预测性维护警报设备(40)包括服务器计算机(42),所述服务器计算机与计算机网络(46)可操作连接以从医学成像设备(10)接收带时间戳的机器日志数据(30)和带时间戳的服务日志数据(32),并且向服务中心(12)发送维护警报(44)。所述预测性维护警报方法包括:根据接收到的日志数据来导出特征;以及将部件组的模型(64)的集合应用于所导出的特征,以生成维护警报。每个模型可以包括异构模型,所述异构模型包括表示所述部件组的机器学习分析模型(70),所述机器学习分析模型具有嵌入了部件组中的部件的统计剩余使用寿命模型(72)。每个部件可以属于单个部件组。一些导出的特征可能是构建的故障模式特征或构建的故障解决方案特征。



1. 一种存储有指令的非瞬态存储介质,所述指令能够由电子处理器(42)读取和运行以执行预测性维护警报方法,所述方法包括:

经由电子网络(46)接收针对医学成像设备(10)的带时间戳的机器日志数据(30)和带时间戳的服务日志数据(32);

根据接收到的带时间戳的机器日志数据和带时间戳的服务日志数据来导出特征;

将部件组的模型(64)的集合应用于所导出的特征以生成维护警报(44),其中,所述医学成像设备的每个部件排他地是单个部件组的成员;并且

经由所述电子网络将所生成的维护警报传输到服务中心(12)。

2. 根据权利要求1所述的非瞬态存储介质,其中,部件组的模型的所述集合(64)中的至少一个模型包括异构模型,所述异构模型包括表示所述部件组的机器学习分析模型(70),所述机器学习分析模型具有嵌入了所述部件组中的所述部件的统计剩余使用寿命模型(72)。

3. 根据权利要求1-2中的任一项所述的非瞬态存储介质,其中,特征的导出包括导出构建的故障模式特征(62),每个构建的故障模式特征包括两个或更多个特征的组合,所述两个或更多个特征一起表示部件的故障模式。

4. 根据权利要求1-3中的任一项所述的非瞬态存储介质,其中,特征的导出包括导出构建的故障解决方案特征(63),每个构建的故障解决方案特征包括两个或更多个特征的组合,所述两个或更多个特征的组合一起表示部件的故障和所述部件的所述故障的解决方案。

5. 根据权利要求1-4中的任一项所述的非瞬态存储介质,其中,所存储的指令能够由所述电子处理器(42)读取和运行,以还执行对训练数据(82)进行操作的机器学习方法,所述训练数据包括针对所述医学成像设备和相同类型的一个或多个其他医学成像设备中的至少一个的带时间戳的机器日志数据和带时间戳的服务日志数据,所述机器学习方法包括:

使用机器学习来训练部件组的模型的所述集合中的所述模型(64),以优化目标(94),所述目标包括受针对所述部件组的假阳性维护警报的上限的约束的使针对所述部件组的真阳性维护警报最大化。

6. 根据权利要求1-5中的任一项所述的非瞬态存储介质,其中,所存储的指令能够由所述电子处理器(42)读取和运行,以还执行对训练数据(82)进行操作的机器学习方法,所述训练数据包括针对所述医学成像设备和相同类型的一个或多个其他医学成像设备中的至少一个的带时间戳的机器日志数据和带时间戳的服务日志数据,所述机器学习方法包括:

从所述训练数据中提取阳性训练数据,以训练部件组的模型的所述集合中的模型,其中,所述阳性训练数据包括具有时间在部件组中的部件的故障之前的时间戳的训练数据;

从训练数据中提取阴性训练数据,以训练部件组的模型的所述集合中的模型,其中,所述阴性训练数据包括具有时间在部件组中的部件的故障之后的时间戳的训练数据或来自从未发生部件组中的所述部件的故障的医学成像设备的训练数据;并且

应用机器学习来使用所述阳性训练数据和所述阴性训练数据训练所述模型。

7. 根据权利要求1-6中的任一项所述的非瞬态存储介质,其中,接收到的带时间戳的机器日志数据(30)包括医学成像设备使用日志数据和由所述医学成像设备的传感器采集的传感器数据。

8. 根据权利要求1-7中的任一项所述的非瞬态存储介质,其中,部件组的模型的所述集合(64)对所述医学成像设备(10)的至少10000个部件进行建模,其中,所述医学成像设备的所述至少10000个部件中的每个部件排他地是单个部件组的成员。

9. 根据权利要求1-8中的任一项所述的非瞬态存储介质,其中,所述医学成像设备(10)选自包括以下项的组:超声成像设备、数字放射成像(DR)设备、磁共振成像(MRI)设备、透射计算机断层摄影(CT)成像设备、正电子发射断层摄影(PET)成像设备、被配置为单光子发射计算机断层扫描(SPECT)成像的伽马相机、组合式PET/CT成像设备、组合式SPECT/CT成像设备、以及图像引导的治疗(iGT)设备。

10. 一种预测性维护警报设备,包括:

服务器计算机(42),其与电子网络(46)操作性地连接,以经由所述电子网络从医学成像设备(10)接收带时间戳的机器日志数据(30)和带时间戳的服务日志数据(32),并且经由所述电子网络向服务中心(12)传输维护警报(44);以及

非瞬态存储介质,其存储能够由所述服务器计算机读取和运行以执行预测性维护警报方法的指令,所述预测性维护警报方法包括:

根据接收到的带时间戳的机器日志数据和带时间戳的服务日志数据来导出特征;并且

将部件组的模型(64)的集合应用于所导出的特征以生成所述维护警报,其中,部件组的模型的所述集合中的每个模型都包括异构模型,所述异构模型包括表示所述部件组的机器学习分析模型(70),所述机器学习分析模型具有嵌入了所述部件组中的所述部件的统计剩余使用寿命模型(72)。

11. 根据权利要求10所述的预测性维护警报设备,其中,所述医学成像设备(10)的每个部件排他地是单个部件组的成员。

12. 根据权利要求10-11中的任一项所述的预测性维护警报设备,其中,特征的导出包括导出构建的故障模式特征(62),每个构建的故障模式特征包括两个或更多个特征的组合,所述两个或更多个特征一起表示部件的故障模式。

13. 根据权利要求10-12中的任一项所述的预测性维护警报设备,其中,特征的导出包括导出构建的故障解决方案特征(63),每个构建的故障解决方案特征包括两个或更多个特征的组合,所述两个或更多个特征的组合一起表示部件的故障和所述部件的所述故障的解决方案。

14. 根据权利要求10-13中的任一项所述的预测性维护警报设备,其中,所存储的指令能够由所述服务器计算机(42)读取和运行,以还执行对训练数据(82)进行操作的机器学习方法,所述训练数据包括针对所述医学成像设备和相同类型的一个或多个其他医学成像设备中的至少一个的带时间戳的机器日志数据和带时间戳的服务日志数据,所述机器学习方法包括:

使用机器学习来训练部件组的模型的所述集合中的所述模型(64),以优化目标(94),所述目标包括受针对所述部件组的假阳性维护警报的上限的约束的使针对所述部件组的真阳性维护警报最大化。

15. 根据权利要求10-14中的任一项所述的预测性维护警报设备,其中,所存储的指令能够由所述服务器计算机(42)读取和运行,以还执行对训练数据(82)进行操作的机器学习

方法,所述训练数据包括针对所述医学成像设备和相同类型的一个或多个其他医学成像设备中的至少一个的带时间戳的机器日志数据和带时间戳的服务日志数据,所述机器学习方法包括:

从所述训练数据中提取阳性训练数据,以训练部件组的模型的所述集合中的模型,其中,所述阳性训练数据包括具有时间在部件组中的部件的故障之前的时间戳的训练数据;

从所述训练数据中提取阴性训练数据,以训练部件组的模型的所述集合中的模型,其中,所述阴性训练数据包括具有时间在部件组中的部件的故障之后的时间戳的训练数据或来自从未发生部件组中的所述部件的故障的医学成像设备的训练数据;并且

应用机器学习来使用所述阳性训练数据和所述阴性训练数据训练所述模型。

16. 根据权利要求10-15中的任一项所述的预测性维护警报设备,其中:

部件组的模型的所述集合(64)对所述医学成像设备的至少10000个部件进行建模。

17. 根据权利要求10-16中的任一项所述的预测性维护警报设备,其中,所述预测性维护警报方法还包括以下中的至少一项:

维护电子服务时间表(48),包括安排服务调用以补救所生成的维护警报;以及

维护电子清单(49),包括订购预期补救所生成的维护警报所需要的所述医学成像设备(10)的零件。

18. 一种预测性维护警报方法,包括:

经由电子网络(46)在服务器计算机(42)处接收针对医学成像设备(10)的带时间戳的机器日志数据(30)和带时间戳的服务日志数据(32);

根据接收到的带时间戳的机器日志数据和带时间戳的服务日志数据来导出特征,包括导出以下中的至少一个:(i)构建的故障模式特征(62),每个特征包括两个或更多个特征的组合,所述两个或更多个特征一起表示部件的故障模式,以及(ii)构建的故障解决方案特征(63),每个特征包括两个或更多个特征的组合,所述两个或更多个特征一起表示所述部件的故障和所述部件的所述故障的解决方案;

将部件组的模型(64)的集合应用于所导出的特征以生成维护警报(44);并且

经由所述电子网络将生成的维护警报从所述服务器计算机传输到服务中心(12);

其中,导出和应用由所述电子服务器执行。

19. 根据权利要求18所述的预测性维护警报方法,其中,特征的导出包括导出构建的故障模式特征(62),每个构建的故障模式特征包括两个或更多个特征的组合,所述两个或更多个特征一起表示部件的故障模式。

20. 根据权利要求18-19中任一项所述的预测性维护警报方法,其中,特征的导出包括导出构建的故障解决方案特征(63),每个构建的故障解决方案特征包括两个或更多个特征的组合,所述两个或更多个特征的组合一起表示部件的故障和所述部件的所述故障的解决方案。

21. 根据权利要求18-20中任一项所述的预测性维护警报方法,还包括:

使用机器学习来训练部件组的模型的所述集合中的所述模型(64),以优化目标(94),所述目标包括受针对所述部件组的假阳性维护警报的上限的约束的使针对所述部件组的真阳性维护警报最大化。

22. 根据权利要求18-21中任一项所述的预测性维护警报方法,其中,所述医学成像设

备(10)的每个部件排他地是单个部件组的成员。

23.根据权利要求18-22中任一项所述的预测性维护警报方法,其中,部件组的模型(64)的集合中的每个模型都包括异构模型,所述异构模型包括表示所述部件组的机器学习分析模型(70),所述机器学习分析模型具有嵌入了所述部件组中的所述部件的统计剩余使用寿命模型(72)。

针对大型医学成像系统的预测性维护

技术领域

[0001] 以下总体涉及医学成像系统(包括图像引导治疗,iGT)维护领域、医学成像系统故障预测领域以及相关领域。

背景技术

[0002] 医学成像设备包括非常复杂的系统,例如磁共振成像(MRI)设备,超声成像设备,数字射线照相(DR)设备,透射计算机断层摄影(CT)成像设备,发射成像系统(例如正电子发射断层扫描(PET)成像设备)以及用于单光子发射计算机断层摄影(SPECT)成像的伽马相机,在单个设备中提供多个模态的混合系统(例如PET/CT或SPECT/CT成像设备),以及被设计用于引导活检或其他介入性医学流程序的成像设备,通常称为图像引导的治疗(iGT)设备。这些仅排他地是说明性的示例。

[0003] 从维护的角度来看,现代医学成像设备提出了不同寻常的挑战。这些成像设备可能非常复杂,例如,在某些医学成像系统中,可能需要维护大约19000个服务部件。这些设备还用于越来越多种类型的医学成像和流程:例如,尽管传统上将iGT机器用于有限的流程(例如为开放式心脏手术做准备的诊断处置),但现在iGT机器用于更广泛的微创处置(例如心脏瓣膜置换)。机器的复杂性也可以从数据产生方面理解:例如,医学成像设备安装基地可能会产生10TB/年的日志数据,即2-4GB每天(主要是压缩文本文件的形式)。

[0004] 诊断医学成像设备的问题的另一个困难是某些数据资源可能存在数据质量问题。例如,服务调用数据内容的不确定性或质量可能与人为决定因素相关(在此情况下,决策是基于不可能总是量化的因素(例如,客户关系)而在现场进行的)。此外,当使用过去的服务历史来预测未来的问题解决方案时,某些机器问题可能会以多种方式解决(校准与部件更换),从而导致模糊性。

[0005] 以下公开了新的和改进的系统和方法。

发明内容

[0006] 在一个公开的方面中,一种非瞬态存储介质存储可由电子处理器读取和运行以执行预测性维护警报方法的指令,所述方法包括:经由电子网络接收医学成像设备的带时间戳的机器日志数据和带时间戳的服务日志数据;根据接收到的带时间戳的机器日志数据和带时间戳的服务日志数据来导出特征;将部件组的模型的集合应用于所导出的特征以生成维护警报,其中,所述医学成像设备的每个部件排他地是单个部件组的成员;并且经由所述电子网络将生成的维护警报发送到服务中心。

[0007] 在另一个公开方面中,一种预测性维护警报设备包括服务器计算机,所述服务器计算机与计算机网络操作性地连接以经由所述电子网络从医学成像设备接收带时间戳的机器日志数据和带时间戳的服务日志数据,并且经由所述电子网络将维护警报传输到服务中心。一种非瞬态存储介质存储可由服务器计算机读取和运行以执行预测性维护警报方法的指令,所述方法包括根据接收到的带时间戳的机器日志数据和带时间戳的服务日志数据

来导出特征，并将部件组的模型的集合应用于所导出的特征以生成维护警报。部件组的模型的集合中的每个模型都包括异构模型，所述异构模型包括表示所述部件组的机器学习分析模型，所述机器学习分析模型具有嵌入了部件组中的部件的统计剩余使用寿命模型。

[0008] 在另一个公开方面中，一种预测性维护警报方法包括：经由电子网络在服务器计算机上接收医学成像设备的带时间戳的机器日志数据和带时间戳的服务日志数据；根据接收到的带时间戳的机器日志数据和带时间戳的服务日志数据来导出特征，包括导出以下中的至少一个：(i) 构建的故障模式特征，每个特征包括两个或更多个特征的组合，这些特征一起表示部件的故障模式，以及(ii) 构建的故障解决方案特征，每个特征包括两个或更多个特征的组合，这些特征一起表示所述部件的故障和所述部件的故障的解决方案；将部件组的模型的集合应用于导出的特征，以生成维护警报；并且经由电子网络将生成的维护警报从服务器计算机传输到服务中心。导出和应用由所述电子服务器适当地执行。

[0009] 一个优点在于为通常包括一万或更多部件的复杂医学成像系统提供维护警报。

[0010] 另一个优点在于在减少部件级别和部件组级别的模糊性的同时提供这样的维护警报。

[0011] 另一个优势在于在减少部件级别和部件组级别的依赖性的同时提供这样的维护警报。

[0012] 另一个优点在于提供如下的维护警报，所述警报将部件组级别的机器学习分析模型与部件的统计剩余使用寿命模型进行了集成。

[0013] 另一个优点在于利用构建的特征提供这样的维护警报，以有效捕获和处理故障模式。

[0014] 另一个优点在于通过使用构建的特征来提供这样的维护警报，以有效地捕获和处理不同的故障解决方案。

[0015] 另一个优点在于提供了这样的维护警报，所述维护警报最大化了正确的维护警报，同时限制了错误的维护警报，从而提供了有效的警报而又不增加服务人员的负担。

[0016] 给定实施例可以不提供前述优点，提供前述优点中的一个、两个、更多或全部，和/或可以提供其它优点，对于本领域普通技术人员而言，在阅读和理解了本公开后，这将变得显而易见。

附图说明

[0017] 本发明可以采取各种部件和各部件的布置以及各种步骤和各步骤的安排的形式。附图仅出于图示优选的实施例的目的并且不应被解释为对本发明的限制。在呈现日志或服务调用数据的附图中，特定识别信息已通过使用叠加的编辑框进行了编辑。

[0018] 图1示意性地示出了预测性维护警报设备及其周围环境，包括为其生成维护警报的医学成像设备以及向其传达维护警报的服务中心。

[0019] 图2示出了机器日志数据的说明性片段。

[0020] 图3示出了用于服务调用的说明性服务日志数据。

[0021] 图4示出了用于另一个服务调用的说明性服务日志数据。

[0022] 图5示意性地示出了用于训练根据权利要求1所述的预测性维护警报设备的部件组模型的过程。

[0023] 图6示出了由图1的预测性维护警报设备生成并适当地显示在服务中心的显示器上的维护警报的说明性显示。

具体实施方式

[0024] 在维护服务中,典型的三种方法是:反应性维护,主动维护和预测性维护。这三种方法之间的差异与谁发起调用有关。在反应性维护中,客户发起调用;而在主动或预测性维护中,服务提供商将发起调用。预测性和主动性维护依赖于统计、机器学习、数据挖掘和/或优化模型,这些模型是使用与要维护的设备有关的历史数据开发的。对于医学成像设备,这些数据通常属于以下类别:服务调用日志(包含有关客户何时调用以报告维护相关问题以及采取了哪些措施来解决该问题的信息);以及机器日志数据(此处广泛理解为涵盖使用数据,即关于系统每个部件使用频率的信息,以及传感器数据,即从传感器提取的信息,例如温度等)。

[0025] 由于设备的复杂性以及生成的大量日志数据,因此医学成像设备的预测性维护特别具有挑战性。为了说明,由皇家飞利浦有限公司制造的某些图像引导治疗(iGT)系统包括大约19000个要维护的不同部件。在数据记录方面,已安装的医学成像设备的库每年可能产生10TB的数据,或者每天2-4GB。这些数据量是针对压缩数据的,大多数形式为压缩文本文件。

[0026] 在本文公开的预测性维护设备和方法实施例中,有效解决了这些困难。硬件的复杂性通过识别可以一起进行最佳建模的部件的相关组(构成医学成像设备的通常至少10000个部件中)来解决。由于可以识别出具有共同原因的调用,因此可以减少服务调用的模糊性,这可以增强预测的维护警报的鲁棒性(例如,实现对客户调用的“一次就正确”响应)。大型和异构特征的处理可以通过识别与当前部件组相关的相关特征和数据资源来解决。机器日志消息周围的“上下文”处理部分是通过使用构建的特征来解决的,所述构建的特征组合了一起表示故障模式或故障解决方案的特征(例如日志消息)。这有助于消除机器日志中特定错误的模糊性,所述特定错误可能根据其周围的错误或消息而采取不同的解释。在一些实施例中,采用了异构的预测维护模型,通过统计模型可以使预测警报更加清晰。

[0027] 为了解决与为复杂的医学成像设备提供有用的维护警报有关的挑战,公开的预测性维护警报设备和方法接收包括服务调用日志和机器日志数据(包括使用数据和传感器数据)的输入。确定在预测模型中最佳组合在一起的部件组(例如,iGT系统中包含的~19000个部件)(即,它们与常见的根本原因有关)。在训练阶段,找到针对部件组的相关服务调用,并选择和/或建立合适的特征(例如,既捕获故障及其解决方案,又捕获部件的特定故障模式的已构建的特征)。然后优化部件组模型。

[0028] 为了提供说明性示例,考虑iGT设备的脚踏开关的部件组。脚踏开关是在使用iGT系统时控制荧光检查和曝光的部件。该组部件可能包括脚踏开关连接到脚踏开关的线缆、响应于脚踏板的操作而启用X射线的部件以及可能其他相关部件。要为此“脚踏开关”部件组建立模型,首先选择所述组中的部件。这包括硬件(例如,涵盖15年的硬件开发的选定部件id)和软件(例如,涵盖15年的软件开发的选定单元)。接下来,在服务调用数据中确定与脚踏开关部件组相关的调用(同样,这些调用可能包含附接到脚踏开关的特定部件,例如附

接的线缆,当断开时,所述线缆能够在机器日志文件中生成类似的错误消息)。构建的特征可识别例如使用脚踏开关但未启用X射线的情况(即,将脚踏开关部件与特定故障模式相关联)。此构建的特征的频率和重复针对模型性能进行了优化。然后根据业务需求和领域专业知识对模型进行性能优化。

[0029] 参考图1,示意性地示出了示例性预测性维护警报设备及其相关的周围环境,所述环境包括医学成像设备10(为其生成维护警报)以及与之通信的维护中心12。通过非限制性示例,说明性医学成像设备10是包括由共同的患者卧榻或输送设备18服务的第一成像模态14和第二成像模态16的混合成像系统。例如,第一模态14可以是透射计算机断层摄影(CT)成像,并且第二模态16可以是正电子发射断层摄影(PET)成像(因此,医学成像设备10将是PET/CT成像设备)。这仅排他地是示例,并且更一般地,被监视以发出预测性维护警报的医学成像设备可以是(通过进一步的非限制性图示)是磁共振成像(MRI)设备、CT成像设备、诸如PET成像设备的发射成像设备、或用于单光子发射计算机断层摄影(SPECT)成像的伽马相机、诸如PET/CT或SPECT/CT的混合成像设备,或者被设计用于引导活检或其他介入性医学流程的成像设备,通常称为图像引导治疗(iGT)设备。

[0030] 服务中心12在图1中由服务中心工作站或服务中心计算机20表示,所述服务中心工作站或服务中心计算机20包括显示器22和一个或多个用户输入设备(例如,说明性键盘24和鼠标26)。服务中心工作站或计算机20可以执行各种服务支持功能,例如映射由服务中心12签订服务合同的医学机构和各个医学图像设备的位置,协调、跟踪和记录由人工服务代理执行的服务调用、排队或从客户那里收到的对接服务要求,等等。与本文公开的预测性维护警报设备有关,服务中心工作站或计算机20被编程为接收和显示由预测性维护警报设备生成的维护警报。然后,服务中心人员可以决定是否跟进从预测性维护警报设备收到的任何特定维护警报。

[0031] 继续参考图1,医学成像设备10或与医学成像设备10相关联的系统或设备生成机器日志30(再次,如本文所使用的,机器日志30可以包括医学成像设备使用日志数据和/或由医学成像设备的传感器采集的传感器数据)。类似地,维护服务日志32,其记录关于服务调用的信息,即在医学成像设备10上执行的维护。

[0032] 简要地参考图2,示出了机器日志30的可能形式的说明性片段30f。在该说明性示例中,每个事件(或消息)都占用机器日志数据的一行。标记为“EventTimeStamp”的最左列存储已记录的事件或消息的时间戳。“eventID”列存储每个机器日志条目的唯一识别符。“Description”列存储事件或消息的半结构化的文本描述。“AdditionalInfo”列存储进一步的信息,再次是半结构化文本格式。“EventCategory”列存储机器日志中每个事件或消息的分类。图2的示例仅排他地是一个非限制示例性示例,并且机器日志数据可以采用各种其他形式,例如包括额外的、更少的和/或不同的列,不同的语法,等等。通常,机器日志30的每个条目都带时间戳,并包括对事件或消息的基于文本的描述,其可能包含诸如传感器数据、检测到的部件故障、记录成像过程开始的条目以及记录在成像过程中执行的操作的后续条目的信息,等等。

[0033] 参考图3,示出了针对特定说明性服务调用的服务日志32的可能格式的说明性条目32f1。可以看出,每个服务调用都再次加上了时间戳(此处使用术语“CallOpenDate”;还预期“CallCloseDate”,并存储服务调用的半结构化文本描述,包括收集的信息和为解决问题

题而采取的补救措施。

[0034] 参考图4,示出了用于另一说明性服务调用的服务日志32的可能格式的另一说明性条目32f2。同样,通过“CallOpenDate”为服务调用条目添加时间戳,并存储服务调用的半结构化文本描述。图3和图4的示例仅排他地是非限制性说明性示例,并且服务日志数据可以采用各种其他形式,例如包括以不同格式和/或使用不同语法的额外的、更少和/或不同的信息。通常,服务日志32的每个条目都带时间戳,并且包括服务调用的基于文本的描述,包括收集的任何信息以及为解决该问题而采取的补救措施。在一些情况下,如果服务调用确实无法解决问题,则服务调用条目可能不包含问题的解决方案。此外,服务调用条目可能包含无关的信息——例如,服务人员可能执行与该服务调用起源的部件故障无关的例行维护操作。在以下意义上也可能存在“噪音”,在某些情况下采取的补救措施可能是“错误的”,即实际上无法解决作为服务调用的基础的部件故障的根本原因。

[0035] 返回参考图1,预测维护警报设备40包括服务器计算机42,所述服务器计算机42执行存储在非瞬态存储介质(未示出)中的指令,所述指令能够由服务器计算机42读取和运行,以执行本文所公开的预测性维护警报方法。服务器计算机42可以用不同的方式实现,例如被实现为单个服务器计算机,或者被实现为操作性地连接以执行并发处理以实现预测性维护警报方法的两个或更多个服务器计算机,或者被实现为可操作地以ad hoc方式连接的两个或更多个计算机的组合,以执行预测性维护警报方法(例如,云计算资源)。尽管通常优选服务器计算机(或服务器计算机的组或ad hoc组合),因为这样可以提供大量的计算能力,但是在其他实施例中,可以设想在台式计算机或其他电子处理器上实现所公开的预测性维护警报方法,如果这样具有足够的计算能力的话。非瞬态时存储介质可以是例如硬盘驱动器、RAID或其他磁存储介质;闪存、固态驱动器(SSD)或其他电子存储介质;光盘或其他光学存储介质;它们的各种组合;等等。

[0036] 预测性维护警报设备40处理机器日志30,医学成像设备10的服务日志32生成维护警报44,所述维护警报44被发送到服务中心12(例如,在说明性实施例中更具体地发送到服务中心工作站或计算机20)。为此,电子处理器(示例性服务器计算机)42与电子网络46操作性地连接,以经由电子网络46接收带时间戳的机器日志数据30和带时间戳的服务日志数据32,并经由电子网络46将维护警报44发送到服务中心12。电子网络46在图1中由数据流方框箭头示意性地指示,并且在物理实现中可以以各种方式实现为医院数据网络、互联网、由商业互联网服务提供商(ISP)提供的数据联网基础设施和/或其他。一方面,数据在医学成像设备10与预测性维护警报设备40之间流动,并且另一方面,在预测性维护警报设备40与服务中心12之间流动,可采用不同的数据联网硬件。例如,前者可以包括与互联网连接的医院数据网络,所述医院数据网络与服务器计算机42是其一部分的局域网连接,而后者可以(再次,通过非限制说明性示例)在服务器计算机位于服务中心12时仅包括托管服务器计算机42的局域网,或者如果位于其他位置,则可还包括商业ISP。这些只是一些非限制电子网络46的可能实现的说明性示例。

[0037] 如图1中进一步示意性所示,服务中心12或服务器计算机或其他计算资源可以可选地执对行维护警报44的处理。例如,电子服务时间表48可以在服务器或其他计算机上实现以基于维护警报44自动或半自动地安排服务调用。例如,提出的服务调用可以被添加到服务时间表48,其必须经由到服务时间表48等的基于网络的客户界面被客户接受。客户可

以选择重新安排或取消建议的服务调用,这取决于服务人员的可用性。额外地或替代地,可以在这样的服务器或其他计算机上实现电子清单49以自动或半自动订购需要(或可能需要)的零件以解决维护警报44,和/或在预期要解决维护警报的维修调用时重新入库这些零件。电子存储单49还可以将零件从实物库存中运送到准备进行预期服务调用的客户现场。可能需要维修人员批准零件订购或运输,并且除非并且直到零件安装在客户设备中,否则优选地不向客户开具零件帐单。

[0038] 在一个典型的实施方式中,记录30、32在每天的基础上被上传到预测性维护警报设备40,例如,每天早上在使机器10上线以提供成像服务时。日志30、32在图1中被示出为与医学成像设备10相关联;然而,日志可以存储在任何可通过网络访问的服务器、RAID阵列、云存储柜等中。在一些实施例中,日志可以被维护在由医学成像设备的制造商或服务提供商维护的服务器或其他基于网络的资源上。为节省带宽和加速数据传输,在计算机上执行一个数据压缩器50(未示出,设置在存储日志的源上或可操作地与存储日志的源连接)使用任何合适的压缩算法来压缩的数据日志30、32(例如zip压缩或其变体,tar压缩或其变体,等等)。即使利用这种压缩,被压缩的数据记录30、32对于大的医学成像设备可以构成大量的数据。在预测维护警报设备40中、服务器计算机42执行数据解压缩器44以对在预测维护警报设备40处接收到的压缩日志数据进行解压缩,以便再现在预测性维护警报设备40处的带时间戳的机器日志数据30和带时间戳的服务日志数据32(的副本)。虽然数据压缩是优选的,以减少带宽,增加数据传输速度,并减少电子网络46上加载,可以设想省去数据压缩部件50、52并且代替地以非压缩形式发送该日志数据30、32。

[0039] 预测性维护警报设备40通过根据接收到的带时间戳的机日志数据30和带时间戳的服务日志数据32执行带时间戳的特征提取60(任选地包括如本文公开的导出的构建的特征62、63)来生成针对医学成像设备10中的维护警报44,并应用部件组的模型的集合64导出特征以生成维护警报44。通过非限制性说明的方式,在图1中,部件组的模型64的集合被描绘为包含针对N个部件组的N个模型。

[0040] 特征提取60适当地通过包括解析机器日志30(例如,参见图2)和服务日志32(参见图3和图4)中的描述的半结构化文本(以及任选的额外的信息)的操作来执行。通常,功能的选择取决于机器和服务记录软件所采用的术语和语法。一些特征可能是数字形式的,例如,报告温度传感器读数的机器日志条目可以表述为(传感器识别符,<温度值>)对,其中,<温度值>指示传感器读取的温度。某些特征可能是二进制的,或者可能采用了从可能值的离散集合中选择的值:例如,在图4的服务日志片段32f2中,可能的特征可能是(台面横向制动器部件状态=不工作),其中,对于这种类型的特征,通常两个可能的值是“工作”或“不工作”。半结构化文本的解析包括识别部件名称或标识符,以及将包含那些名称或识别符的日志条目与命名或识别的部件相关联。提取的特征也可以通过事件类别或其他信息来分类。优选地将被转换为特征的每个条目的时间戳保留为该特征的时间戳。

[0041] 构建的特征62、63被构造为两个或更多个构成特征,其中每个构成特征是从一个日志条目提取出的组合。选择这些组合比从单个日志条目中提取的单个功能更具信息性。从另一种角度看,构建的特征提供了额外的场景,可为预测初期维护问题提供信息。

[0042] 通过说明的方式,一种类型的构建的特征是建立故障模式特征62,其适当地包括两个或更多个特征的组合,所述两个或更多个特征一起表示部件的故障模式。例如,考虑到

前面提到的说明性脚踏开关部件,构建的故障模式特征62可以被构造为指示脚踏开关的激活的日志条目与指示X射线未启用的后续条目的组合。此构建的特征捕获了脚踏开关的故障模式,其中激活脚踏开关无法执行启用X射线的预期功能。在构造此构建的特征时,优选地考虑时间戳,即,构建的特征优选要求指示X射线的日志条目在指示脚踏开关已激活日志条目之后,并且此外,可能还要求中间没有指示将禁用X射线的操作的带时间戳的条目。

[0043] 作为另一说明性示例,另一类型的构建的特征是建立的故障解决方案特征63,其适当地包括两个或更多个特征的组合,这两个或更多个特征一起表示部件的故障和部件的故障的解决方案。例如,从图3的服务日志片段32f1,可以建立构建的故障解决方案特征63,所述构建的故障解决方案特征63包括指示故障的特征“台面移动困难”(或者在其他实施例中,诸如“台面移动的问题”的更一般的项)与指示解决方案的“清洁导轨”的组合。根据图4的维修日志片段32f2,可以建立构建的故障解决方案特征63,所述构建的故障解决方案特征63包括特征(工作台横向制动组件状态=不工作)和特征“已更换横向制动组件”的组合。

[0044] 部件组的模型集合64具有用于大型医学成像设备的维护预测的特定特征。优选地进行将部件分配到部件组,以将与常见根本原因相关的部件组合在一起。在一些实施例中,医学成像设备的每个部件排他地是单个部件组的成员,并且因此由模型的集合64中的单个模型来建模。例如,如果两个不同的模型为同一部件生成维护警报,则此方法可减少可能导致的模糊性。

[0045] 在其他预期的实施例中,一些部件可以被分配给两个或更多个不同的组,并且因此可以由不同的模型来建模。例如,考虑脚踏板可操作为启用X射线的示例,从脚踏开关接收输入并生成信号以启用X射线的部件可以有效地被包括在脚踏开关部件组和X射线部件组两者中。在这种情况下,部件在多个组中的隶属关系优选保持较低,例如优选不超过两个或三个组。

[0046] 如图1中示意性所示,在一些实施例中,部件组的一组模型64中的至少一个模型(并且优选地,所有模型)包括包含表示部件组的机器学习的分析模型70的异构模型,具有部件组的部件的嵌入式统计剩余使用寿命模型72。这种类型的异构模型有利地利用机器学习来提供分析模型70,以经验地捕获部件组的部件之间的复杂相互关系,同时还使用剩余的使用寿命模型72来捕获统计故障可能性并且分配有问题的部件何时可能出故障的时间范围。

[0047] 参考图5,描述了一种用于建立模型的集合64的合适方法。通过服务器计算机42运行从非瞬态存储介质读取的指令来实现说明性方法,但是替代地可以在其他计算机上实现。输入包括成像系统规范80(例如,其模型正在与医学成像设备的其他显著参数一起被训练的部件组的部件的识别)、训练日志数据82和部件寿命数据84。训练日志数据82包括带时间戳的机器日志数据和带时间戳的服务日志数据,并且可以从模型的所述集合所针对的医学成像设备10中获得,和/或可以从具有相同的类型的特征的一个或多个其他医学成像设备中获得。

[0048] 在操作86中,定义了部件组。这通常是一种手动操作,由系统工程师执行,这些系统工程师具有关于哪些部件作为子部件作为医学成像设备的子系统进行功能协作的专业知识。操作88解析训练日志数据82。该解析可能类似于已经描述的带时间标记特征提取60,

但是任选地可以提取比提取60的特征更多的特征,以例如基于特征的辨别力执行基于统计的特征选择。操作88还从解析的训练日志数据中提取阳性训练数据和阴性训练数据。阳性训练数据包括具有在部件组的部件故障之前的时间戳训练数据,而阴性训练数据包括时间戳在部件组的部件故障之后的训练数据,或者来自医学成像设备的从未发生过部件组的部件故障的训练数据。

[0049] 在操作90中,将机器学习应用于使用阳性训练数据和阴性训练数据来训练分析模型。操作88任选地包括特征选择阶段92,对于给定的模型,特征选择阶段92基于相关性或判别性选择在操作88中提取的特征的子集。例如,可以基于特征是否与部件组中的任何部件相关联来确定相关性,而可以基于特征在阳性训练数据中相对于阴性训练数据中是否更频繁地发生来判断辨别力,或者反之亦然。(相反,如果特征在阳性训练数据和阴性训练数据中以相似的频率出现,则其判别性可能很低,并且在特征选择期间可能会被丢弃)。

[0050] 部件寿命数据84用于构造部件组中的部件的统计剩余可用寿命模型72。这些部件级统计剩余可用使用寿命模型72被嵌入在部件组的分析模型70中,然后通过机器学习对其进行训练,以相对于目标94优化模型。可以采用各种目标格式;然而,在一个优选实施例中,所述目标包括最大化针对部件组的真阳性维护警报(其中“真阳性”意指模型正确地预测在阳性训练数据中实际发生的维护操作)受关于针对部件组的假阳性维护警告(“假阳性”意指模型错误地预测了未在阴性训练数据中出现的维护警报)的上限的约束。目标94的这种选择有利地最大程度地提高了“正确的”维护警报的比率(以真阳性率来衡量),所述警报对驱动维护活动很有用,同时避免发出超过阈值数量的假阳性的维护警报,否则可能使服务中心的资源12不堪重负。然后,经训练的模型形成由先前参考图1描述的预测性维护警报设备40应用的部件组的模型64的集合。

[0051] 返回参考图1并且进一步参考图6,在图6中示出了由图1的预测性维护警报设备40生成的并且在服务中心12处的显示器22上适当地显示的可能的维护警报的说明性显示(称为“监测面板”96)。如图6所示,左边两列标识了维护警报所属的医学成像设备的“国家(Country)”和“站点名称(Site name)”。(应当理解,图1的预测性维护警报设备40可以不仅用于图1所示的单个说明性医学成像设备10的监测和发布维护警报,而且可以用于可以部署在世界各地的不同医院中的整个医学成像设备队列,一般而言,医学成像设备可能属于不同类型,例如CT、MRI、iGT等)。在图1中,“Site name”列的内容被删除。如由“Category”、“Device type”和“System#”列中所指示,可以提供有关每个警报的各种其他信息。例如,“Device type”列识别医学成像设备的品牌和型号(说明性的“Allura XPer”是指飞利浦Allura Xper FD20/10双翼混合心血管X射线系统),并且“System#”是特定实例或安装的序列号或其他唯一识别符。“Aggregate Title”识别维护警报所属的部件组(例如,说明示例中的Geometry Syncnet部件组)。标题为“Priority”的列有两个目的:每个图标上的标签标识优先级,而图标本身可以通过单击鼠标26来选择(或通过触摸触摸屏,或通过某些其他用户输入设备)以弹出一个弹出窗口,提供有关维护警报的细节的信息(例如,预期的故障模式和所需的预期补救措施,以及可能的其他相关信息,例如从统计部件寿命模型72中取得的预期发生故障的时间范围)。最后,标题为“Last Alert Date”的最后一栏指示维护警报的发布日期。

[0052] 已经参考优选实施例描述了本发明。通过阅读和理解前述的详细描述,本领域技

术人员可以想到各种修改和变型。目的是，本发明被理解为包括所有这样的修改和变动，只要它们落了权利要求书或其等价方案的范围之内。

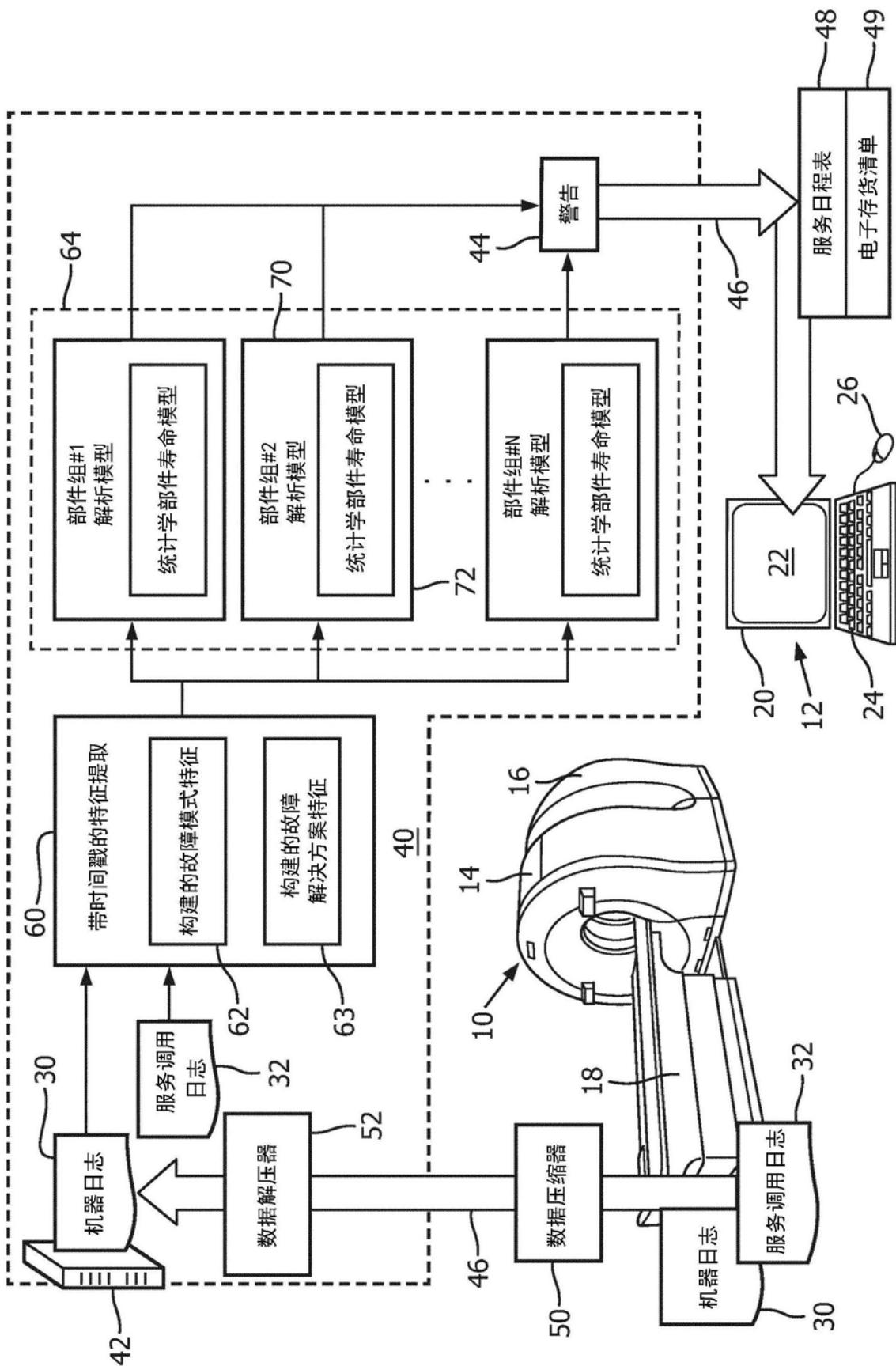


图1

事件	时间序列	EventID	Description	AdditionalInfo	EventCategory
2016-02-11 07 03:45:0	2016-02-11 07 03:45:0	100019930	POST_SafetyPOST_Failed	[FREE_TEXT][TEST_REPORT]involved TRU's System interfa...	Error
2016-02-11 07 03:45:0	2016-02-11 07 03:45:0	100019930	POST_SafetyPOST_Failed	[FREE_TEXT][TEST_REPORT]involved TRU's System interfa...	Error
2016-02-11 07 04:12:0	2016-02-11 07 04:12:0	073420081	VPCBOARDROLE_IPB_FRONTAL_1 Application Error: Incompatible IPB hardware..	[SEVERITY] Error [EXCEPTION DESCRIPTION] [2016/02/11...]	Error
2016-02-11 07 04:12:0	2016-02-11 07 04:12:0	073420081	VPCBOARDROLE_IPB_FRONTAL_1 Application Error: Incompatible IPB hardware..	[SEVERITY] Error [EXCEPTION DESCRIPTION] [2016/02/11...]	Error
2016-02-11 07 04:13:0	2016-02-11 07 04:13:0	040000159	Application error: CollimatorDriver.lrs.Area is not available	[SEVERITY] Error ChannelIdentification: X-Ray Channel Frontal	Error
2016-02-11 07 04:13:0	2016-02-11 07 04:13:0	073620081	VPCBOARDROLE_IPB_FRONTAL_2 Application Error: Incompatible IPB hardware..	[SEVERITY] Error [EXCEPTION DESCRIPTION] [2016/02/11...]	Error
2016-02-11 07 04:13:0	2016-02-11 07 04:13:0	073620081	VPCBOARDROLE_IPB_FRONTAL_2 Application Error: Incompatible IPB hardware..	[SEVERITY] Error [EXCEPTION DESCRIPTION] [2016/02/11...]	Error
2016-02-11 07 04:13:0	2016-02-11 07 04:13:0	040000159	Application error: CollimatorDriver.lrs.Area is not available	[SEVERITY] Error ChannelIdentification: X-Ray Channel Frontal	Error
2016-02-11 07 04:34:0	2016-02-11 07 04:34:0	063001067	Programming error: Unexpected MEI Return Code	[FREE_TEXT] Time of occurrence: 2016-02-11 7:03:58 [SE...	Error
		063001007	Programming error: MCCC internal error or parameter error	[FREE_TEXT] Time of occurrence: 2016-02-11 7:03:58 [SE...	Error
		063002338	Application error: POST failed [PC> XMP present	[FREE_TEXT] Time of occurrence: 2016-02-11 7:04:24 [SE...	Error
		063002338	Application error: POST failed [PC> XMP sw version	[FREE_TEXT] Time of occurrence: 2016-02-11 7:04:24 [SE...	Error
		063002338	Application error: POST failed [PC> synonet status	[FREE_TEXT] Time of occurrence: 2016-02-11 7:04:24 [SE...	Error
		063000325	Application error/ENMV at startup_HIGH	[FREE_TEXT] Time of occurrence: 2016-02-11 7:04:28 [SE...	Error
		060009830	POST_IPC_Geometry_Failed	[FREE_TEXT][TEST_REPORT]involved FRUs: Fuse 7A 250V...	Error
		650000049	Error on Xper_Module	[FREE_TEXT] ReadThread: Touchscreen link down! (no resp...)	Error
		650000050	Error in Xper_Module Service	[FREE_TEXT] State named show is INVALID for attribute na...	Error
		100019930	POST_SafetyPOST_Failed	[FREE_TEXT][TEST_REPORT]involved FRUs: System interfa...	Error
		073420081	VPCBOARDROLE_IPB_FRONTAL_1 Application Error: Incompatible IPB hardware..	[SEVERITY] Error [EXCEPTION DESCRIPTION] [2016/02/11...]	Error
		073420081	VPCBOARDROLE_IPB_FRONTAL_1 Application Error: Incompatible IPB hardware..	[SEVERITY] Error [EXCEPTION DESCRIPTION] [2016/02/11...]	Error

图 2

30f

↓

半结构化文本

类别变量

<u>MachineID</u>	
<u>CallOpenDate</u>	2016-08-29
<u>Part12NC</u>	<null>
<u>MaterialDescription</u>	<null>
<u>InternalEngineerText</u>	<p>05.09.2016 13:35:27 UTC \$Q1: (Y) \$Q2: (N) \$Q3: () \$Q4: () \$Q5: () \$Q6: () \$Q7: (Confirmation the problem: & description of problem: table move hard) \$Q8: (Troubleshooting check table rail: & results: the rail is rusty) \$Q9: (Repair steps: clean rusty rail) \$Q10: (Test and inspection data refer to PA & device return to fully functionally) \$Q11: (Calibrated tools name (NA) S/N (NA) next calibration date (NA) For mainland China CV / XR, CT engineers only. Please fill in: ^Current tubeinstalled date: 2011.1.7^Current tube usage: scan second 396713 lu</p>
<u>ExternalEngineerText</u>	05.09.2016 13:35:25 UTC

32f1 ↗

图3

MachineID		
CallOpenDate	2016-08-16	
Part12NC	452230027083	
MaterialDescription	BRAKE ASSY LATERAL MOVEMENT	
InternalEngineerText	21.08.2016 14:11:19 UTC	
	<p>1. Was the device in clinical use at the time the issue was discovered? Yes</p> <p>2. Was any patient or user harmed? No</p> <p>3. If the device has alarm/alert capability, did it alarm/alert as it should have at the time the issue was discovered? N/A</p> <p>4. Was this an out of box failure? N/A</p>	
	\$Q7: (Confirmation & description of problem): Confirmed reported problem, the table lateral movement couldn't be disable	
	\$Q8: (Troubleshooting & results) Performed visual check, the lateral brake assy broken.	
	\$Q9: (Repair steps) Replaced the lateral brake assy	
	\$Q10: (Test and inspection data & device status) Test and inspection data refer to: PA. Device returned to full functionality	
	\$Q11: (Calibrated tools name () S/N () Next calibration date (MM/DD/YYYY) (if used) N/A	
ExternalEngineerText	21.08.2016 14:11:16 UTC	

32f2 ↗

图4

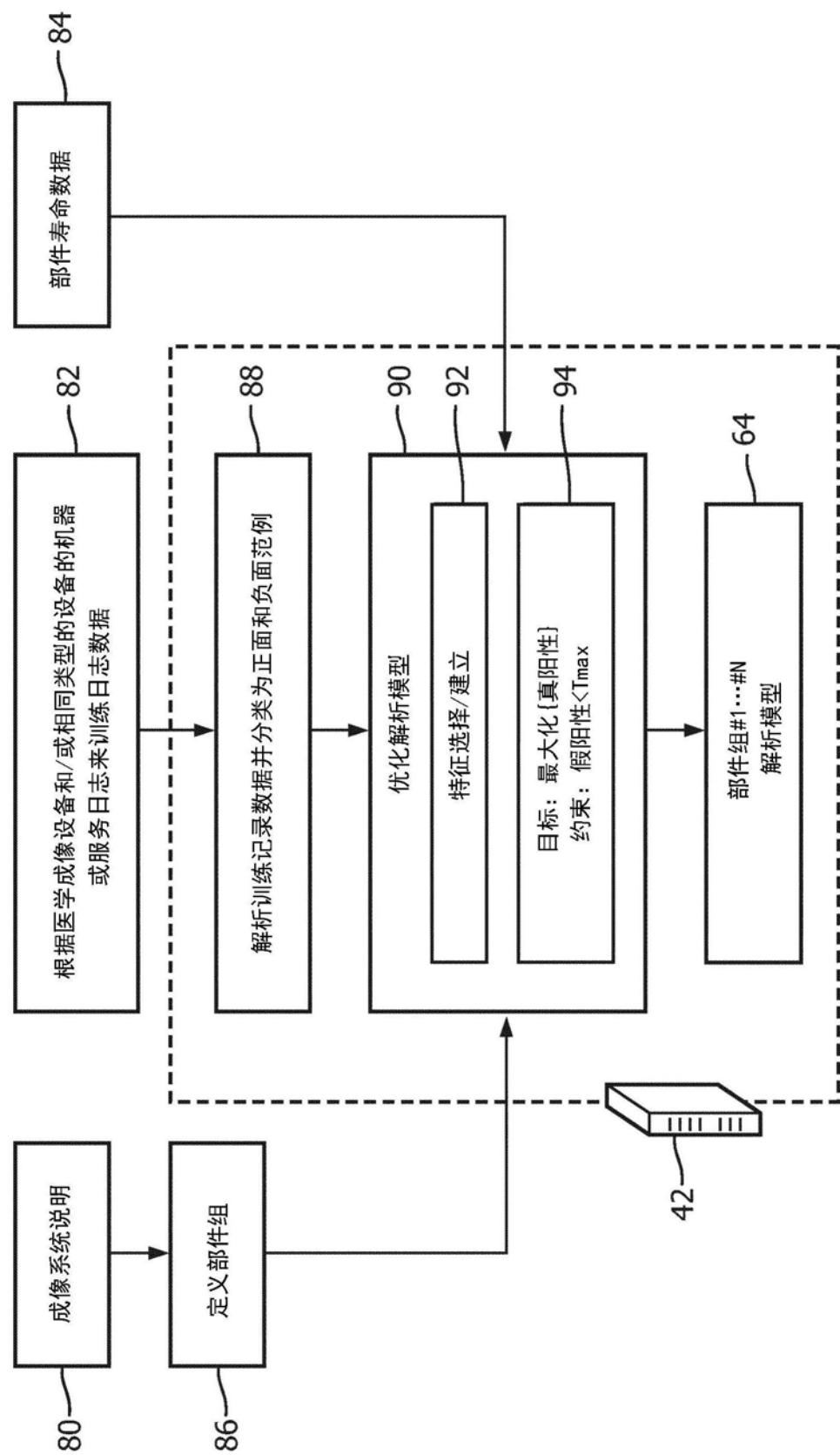


图5

96

Monitoring dashboard						
▼Country	▼Site name	▼Category	▼Device type	▼System #	▼Aggregate title	▼Priority
The Netherlands		P	Allura Xper		Geometry syncnet	SA 1
China		P	Allura Xper		Geometry syncnet	SA 1
Germany		P	Allura Xper		Geometry syncnet	SA 1
Germany		P	Allura Xper		Geometry syncnet	SA 1
India		P	Allura Xper		Geometry syncnet	SA 1
Germany		P	Allura Xper		Geometry syncnet	SA 1
Italy		P	Allura Xper		Geometry syncnet	SA 1
India		P	Allura Xper		Geometry syncnet	SA 1
United States		P	Allura Xper		Geometry syncnet	SA 1

▼
1/1
▶

Display alert legend

22

图6