



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110786835 A

(43)申请公布日 2020.02.14

(21)申请号 201910713871.0

(22)申请日 2019.08.02

(30)优先权数据

62/714,033 2018.08.02 US

16/528,411 2019.07.31 US

(71)申请人 思凯迪亚数据服务(CDS)有限公司

地址 爱尔兰布莱辛顿

(72)发明人 V·S·瑟伯赫拉 R·J·罗伊

(74)专利代理机构 北京市路盛律师事务所

11326

代理人 刘世杰 李海

(51)Int.Cl.

A61B 5/01(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

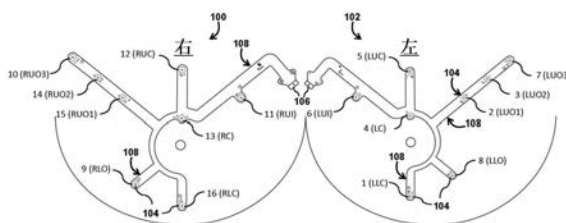
权利要求书3页 说明书13页 附图9页

(54)发明名称

用于组织评估的系统和方法

(57)摘要

公开了可以在一时间段内从至少一个温度传感器接收温度数据的系统、方法和计算机程序产品。可以计算温度数据的至少一个度量,该度量可以利用在一时间段内来自特定传感器的温度数据并且可以指示温度数据的变异性。可以通过利用分类器和输入到分类器的至少一个特征来确定组织评估,所述特征是从所述度量确定的。



1. 一种用于评估组织的系统,其特征在于,所述系统包括:
至少一个可编程处理器;和
存储指令的非暂时性机器可读介质,所述指令在由至少一个可编程处理器执行时使所述至少一个可编程处理器执行包括以下的操作:
在一时间段内从至少一个温度传感器接收温度数据;
计算温度数据的至少一个度量,该度量利用在一时间段内来自特定传感器的温度数据并指示温度数据的变异性;以及
通过利用分类器和输入到分类器的至少一个特征来确定组织评估,所述特征是从所述度量确定的。
2. 根据权利要求1所述的系统,其特征在于,所述温度数据是从多个温度传感器接收的,其中从所述温度数据计算多个度量,并且其中将多个特征输入到所述分类器。
3. 根据权利要求1所述的系统,其特征在于,所述组织评估是正常、良性或恶性。
4. 根据权利要求1所述的系统,其特征在于,还包括至少一个温度传感器。
5. 根据权利要求4所述的系统,其特征在于,还包括可穿戴设备,其中所述至少一个温度传感器集成到所述可穿戴设备中。
6. 根据权利要求5所述的系统,其特征在于,所述可穿戴设备是胸罩。
7. 根据权利要求4所述的系统,其特征在于,所述至少一个温度传感器测量乳房上的一个或多个特定位置处的温度数据。
8. 根据权利要求1所述的系统,其特征在于,所述分类器是以下中的至少一个:贝叶斯网(BN)分类器、朴素贝叶斯(NB)分类器、径向基函数神经网络(RBFNN)分类器、具有径向基函数核的支持向量机(SVM)分类器、顺序最小优化(SMO)分类器、朴素贝叶斯树(NBTree)分类器、决策树(DT)分类器、XGBoost分类器以及Adaboost分类器和Bagging元分类器。
9. 根据权利要求1所述的系统,其特征在于,所述温度数据的度量包括以下中的至少一个:均值(Mean)、方差(Var)、近似熵(ApEn)、分形维数(FD)、二阶矩、短赫斯特指数(SHE)、最大李亚普诺夫指数(LLE)、流动性(Mob)、小波熵(WEnt)和置换熵(PE)。
10. 根据权利要求1所述的系统,其特征在于,所述操作还包括在计算所述度量之前分析所述温度数据以识别和移除数据异常值。
11. 根据权利要求1所述的系统,其特征在于,所述特征中的至少一个是利用来自多个温度传感器的度量来确定的。
12. 根据权利要求1所述的系统,其特征在于,所述特征中的至少一个利用来自身体一侧的温度数据和来自身体相对侧的相应位置的温度数据。
13. 根据权利要求1所述的系统,其特征在于,所述时间段是约二十四小时。
14. 根据权利要求13所述的系统,其特征在于,所述度量包括均值(Mean)、最大李亚普诺夫指数和短赫斯特指数中的一个或多个。
15. 根据权利要求14所述的系统,其特征在于,所述特征包括Mean1、LLE7和SHE12中的一个或多个。
16. 根据权利要求13所述的系统,其特征在于,所述分类器是具有径向基函数核的SVM分类器。
17. 根据权利要求1所述的系统,其特征在于,所述时间段是约两小时。

18. 根据权利要求17所述的系统,其特征在于,所述度量包括SensorDiff和ApEn中的一个或多个。

19. 根据权利要求18所述的系统,其特征在于,所述特征包括SensorDiff3、ApEn3和ApEn5中的一个或多个。

20. 根据权利要求17所述的系统,其特征在于,所述分类器是XGBoost分类器。

21. 一种用于分析乳房组织中的温度变化以确定可疑状况的系统,其特征在于,所述系统包括:

一对贴片,每个贴片上包括多个温度传感器;

记录器,用于记录在一时间段内来自多个温度传感器中的每个温度传感器的温度;和
传输装置,用于将所记录的温度传送给计算设备以便确定乳房组织分类。

22. 根据权利要求21所述的系统,其特征在于,在每个贴片上设置有八个温度传感器。

23. 根据权利要求21所述的系统,其特征在于,所述温度传感器放置在主要与乳腺癌相关联的位置上。

24. 根据权利要求21所述的系统,其特征在于,所述时间段是两小时。

25. 根据权利要求21所述的系统,其特征在于,所述传输装置经由蓝牙向计算设备通信传送所记录的温度。

26. 根据权利要求21所述的系统,其特征在于,所述计算设备与一个或多个计算模块通信以便至少通过以下方式确定乳房组织分类:

从所记录的温度中提取多个线性和非线性特征,非线性特征指示在时间段内温度数据的变异性;

应用分类系统来过滤多个线性和非线性特征;以及

利用预测模型中的过滤后的多个线性和非线性特征来确定组织分类。

27. 根据权利要求21所述的系统,其特征在于,所述系统还包括:

至少一个可编程处理器;和

存储指令的非暂时性机器可读介质,所述指令在由至少一个可编程处理器执行时使所述至少一个可编程处理器执行包括以下的操作:

在一时间段内从至少一个温度传感器接收温度数据;

计算温度数据的至少一个度量,该度量利用在一时间段内来自特定传感器的温度数据并指示温度数据的变异性;以及

通过利用分类器和输入到分类器的至少一个特征来确定组织评估,所述特征是从所述度量确定的。

28. 根据权利要求27所述的系统,其特征在于,所述温度数据是从多个温度传感器接收的,其中从所述温度数据计算多个度量,并且其中将多个特征输入到所述分类器。

29. 根据权利要求27所述的系统,其特征在于,所述组织评估是正常、良性或恶性。

30. 根据权利要求27所述的系统,其特征在于,所述至少一个温度传感器集成到设备中。

31. 根据权利要求30所述的系统,其特征在于,所述设备是胸罩。

32. 根据权利要求27所述的系统,其特征在于,所述至少一个温度传感器测量乳房上的一个或多个特定位置处的温度数据。

33. 根据权利要求27所述的系统,其特征在于,所述分类器是以下中的至少一个:贝叶斯网(BN)分类器、朴素贝叶斯(NB)分类器、径向基函数神经网络(RBFNN)分类器、具有径向基函数核的支持向量机(SVM)分类器、顺序最小优化(SMO)分类器、朴素贝叶斯树(NBTree)分类器、决策树(DT)分类器、XGBoost分类器以及Adaboost分类器和Bagging元分类器。

34. 根据权利要求27所述的系统,其特征在于,所述温度数据的度量包括以下中的至少一个:均值(Mean)、方差(Var)、近似熵(ApEn)、分形维数(FD)、二阶矩、短赫斯特指数(SHE)、最大李亚普诺夫指数(LLE)、流动性(Mob)、小波熵(WEnt)和置换熵(PE)。

35. 根据权利要求27所述的系统,其特征在于,所述操作还包括在计算所述度量之前分析所述温度数据以识别和移除数据异常值。

36. 根据权利要求27所述的系统,其特征在于,所述特征中的至少一个是利用来自多个温度传感器的度量来确定的。

37. 根据权利要求27所述的系统,其特征在于,所述特征中的至少一个利用来自身体一侧的温度数据和来自身体相对侧的相应位置的温度数据。

38. 根据权利要求27所述的系统,其特征在于,所述时间段是约二十四小时。

39. 根据权利要求38所述的系统,其特征在于,所述度量包括均值(Mean)、最大李亚普诺夫指数和短赫斯特指数中的一个或多个。

40. 根据权利要求39所述的系统,其特征在于,所述特征包括Mean1、LLE7和SHE12中的一个或多个。

41. 根据权利要求38所述的系统,其特征在于,所述分类器是具有径向基函数核的SVM分类器。

42. 根据权利要求27所述的系统,其特征在于,所述时间段是约两小时。

43. 根据权利要求42所述的系统,其特征在于,所述度量包括SensorDiff和ApEn中的一个或多个。

44. 根据权利要求43所述的系统,其特征在于,所述特征包括SensorDiff3、ApEn3和ApEn5中的一个或多个。

45. 根据权利要求42所述的系统,其特征在于,所述分类器是XGBoost分类器。

用于组织评估的系统和方法

相关申请

[0001] 本申请要求于2018年8月2日提交的、题为“Systems and Methods For Analyzing Skin Surface Temperature Rhythms To Monitor Health Conditions (用于分析皮肤表面温度节律以监测健康状况的系统和方法)”的美国临时申请62/714,033号以及于2019年7月31日提交的题为“Systems and Methods for Tissue Assessment (用于组织评估的系统和方法)”的美国非临时申请16/528,411号的优先权和权益,由此该美国临时申请和非临时申请通过引用并入本文。

技术领域

[0002] 本发明涉及健康监测设备领域,尤其涉及用于组织评估的系统和方法。

背景技术

[0003] 乳腺癌是指源自乳房组织的细胞的不稳定生长和增生。乳腺癌的全球影响是显著的并且不断增加。在大多数国家,主要是由于缺乏筛查规程、舒适且无辐射的早期检测技术以及优质护理的可及性,乳腺癌的死亡率很高。经济实惠的家用乳房健康监测设备有可能显著提高生存率,上述家用乳房健康监测设备能够有效地诊断早期异常乳房组织变化的存在而无需经过训练的专业人员。

发明内容

[0004] 公开了获取可选地用于创建组织评估的温度数据的系统、方法、计算机程序产品(软件)和设备。一种这样的系统包括执行各种操作的处理器和软件,该操作包括在一时间段内从至少一个温度传感器接收温度数据。该操作还包括计算温度数据的至少一个度量,该度量利用在一时间段内来自特定传感器的温度数据并指示温度数据的变异性。然后,通过利用分类器和输入到分类器的至少一个特征来确定组织评估,该特征是从该度量确定的。

[0005] 在一些实施方式中,该温度数据是从多个温度传感器接收的,其中从该温度数据计算多个度量,并且其中将多个特征输入到该分类器。所确定的组织评估可以是正常、良性或恶性。

[0006] 在其他实施方式中,该系统可以包括可穿戴设备,诸如胸罩,其中温度传感器集成到该可穿戴设备中以测量乳房上的特定位置处的温度数据。

[0007] 在又一些实施方式中,该特征是利用来自多个温度传感器的度量来确定的。此外,该特征可以利用来自身体一侧的温度数据和来自身体相对侧的相应位置的温度数据。

[0008] 在一些实施方式中,(用于温度数据的)该时间段可以是约二十四小时。对于这样的时间段,该度量可以包括均值(Mean)、最大李亚普诺夫指数和短赫斯特指数,该特征可选地包括Mean1、LLE7和SHE12,且该分类器可选地是具有径向基函数核的SVM分类器。

[0009] 在其他实施方式中,该时间段可以是约两小时。对于该时间段,该度量可以包括

SensorDiff和ApEn,该特征可选地包括SensorDiff3、ApEn3和ApEn5,且该分类器可选地是XGBoost分类器。

[0010] 还公开了一种用于分析乳房组织中的温度变化以确定可疑状况的系统。该系统可以包括一对贴片,每个贴片上包括多个温度传感器;记录器,用于记录在一时间段内来自多个温度传感器中的每个温度传感器的温度;和传输装置,用于将所记录的温度传送给计算设备以便确定乳房组织分类。

[0011] 在一些实施方式中,在每个贴片上设置有八个温度传感器,且温度传感器放置在主要与乳腺癌相关联的位置上。该时间段可以是两小时,且该传输装置经由蓝牙向计算设备通信传送所记录的温度。

[0012] 当前主题的实施方式可以包括但不限于与本文提供的描述一致的方法以及包括有形体现的机器可读介质的产品,所述机器可读介质可操作以使得一个或多个机器(例如,计算机等)来导致实施一个或多个所述特征的操作。类似地,还预期计算机系统可包括一个或多个处理器和耦联到一个或多个处理器的一个或多个存储器。可以包括计算机可读存储介质的存储器可以包括一个或多个程序,对一个或多个程序进行编码,存储一个或多个程序等,这些程序使得一个或多个处理器执行本文描述的一个或多个操作。与当前主题的一个或多个实施方式一致的计算机实施的方法可以由驻留在单个计算系统中或跨多个计算系统的一个或多个数据处理器来实施。这样的多个计算系统可以连接并且可以经由一个或多个连接来交换数据和/或命令或其他指令等,包括但不限于通过网络的连接(例如,互联网,无线广域网,局域网,广域网,有线网络等)、经由多个计算系统中的一个或多个之间的直接连接等。

[0013] 在附图和以下描述中阐述了本文描述的主题的一个或多个变型的细节。从说明书和附图以及权利要求,本文所述主题的其他特征和优点将显而易见。尽管出于与特定实施方式有关的说明性目的描述了当前公开的主题的某些特征,但应容易理解的是,这些特征并非旨在进行限制。本公开之后的权利要求旨在限定受保护主题的范围。

附图说明

[0014] 包含在本说明书中并构成本说明书一部分的附图示出了本文公开的主题的某些方面,并且与说明书一起帮助解释与所公开的实施方式相关联的一些原理。在附图中:

[0015] 图1是示出根据本公开某些方面的示例性可穿戴设备的简化示意图,其示出热传感器在受试者的左乳房和右乳房上的相对定位;

[0016] 图2A和图2B是示出根据本公开某些方面的可穿戴设备的示例性贴片尺寸的简化示意图,包括在每个贴片上的温度传感器放置的示例;

[0017] 图3A和图3B是示出根据本公开某些方面的关于良性病变的随时间的温度读数的示例的简化示意图;

[0018] 图4A和图4B是示出根据本公开某些方面的关于恶性病变的随时间的温度读数的示例的简化示意图;

[0019] 图5是示出根据本公开某些方面的用于受试者组织评估的示例性操作的简化示意图;

[0020] 图6是示出根据本公开某些方面的开发和部署预测模型以评估受试者组织的示例

性过程的简化示意图；

[0021] 图7是示出根据本公开某些方面的用于提供组织评估的示例性系统的简化示意图；以及

[0022] 图8示出根据本发明实施例的用于报告预测模型的结果的图形用户界面。

具体实施方式

[0023] 本公开的各个方面描述设备、系统、软件和方法，其尤其可以利用皮肤表面温度节律的预测分析来评估和/或监测乳房组织。人们例如在体温中表现出特定生物节律（例如，昼夜节律）。如本文进一步解释的那样，癌性组织和非癌性组织可表现出不同的温度行为。通过训练预测模型来解释来自受试者组织的某些温度相关数据，预测模型可以提供对给定的温度数据集是正常还是异常的评估。

[0024] 为了评估乳房组织，可以使用一个或多个温度传感器来测量乳房表面处的温度。图1描绘可穿戴设备的一个示例，其中一个或多个（在该示例中为若干个）温度传感器104集成到可穿戴设备中。可穿戴设备可具有一对可穿戴的、非侵入性的、舒适且可重复使用的自粘附乳房贴片100和102。在各种实施例中，可穿戴设备可佩戴在胸罩下（或结合到胸罩中）以捕获乳房组织内部的温度变化。在一些实施例中，每个贴片可包括一个或多个臂部108，用于定位和支撑靠近期望测量位置的传感器。如图所示，臂部可以是大致径向的并且允许传感器位于乳房上的特定位置处。在其他实施例中，可以使用不同的支撑框架来定位温度传感器。温度传感器可以导线连接到连接器106，连接器106然后可以连接到收集所捕获的温度数据的记录器。记录器可以包含为贴片供电的电池、存储器和低功耗蓝牙传输设备，其可以将所记录的数据通信传送到外部计算设备。

[0025] 温度传感器的布置可以配置为测量乳房上的一个或多个特定位置处的温度数据。在图1中所示的示例性实施例中，温度传感器104被标记为1至16以表示具体传感器，以及包括通常描述它们的位置的缩写（例如，位置#3处的右上外侧（RU03）、左中心（LC）等）。在图1中，标记为1的示例性温度传感器对应于位于左乳房的大致中心下部位置的温度传感器。类似地，温度传感器11对应于右乳房的上内侧。虽然本公开示出了乳房上的特定位置处并且具有示例性编号和布局的温度传感器，但是可以预期其他位置、编号和布局。

[0026] 在示例性实施例中，可穿戴设备可以在两小时的时间段内记录来自每个传感器的温度数据。在其他实施例中，可穿戴设备可记录不同时间段、约2小时、约2小时至6小时、约24小时或最多约48小时的温度数据。在一些实施例中，可能期望较短的采集时间以改善受试者的采用。较短的采集时间也较不易受环境干扰和其他波动的影响。

[0027] 如本文所用的那样，“温度数据”可以指经由模拟采集或高采样率从大量传感器在很长时间跨度内获取的相对大的温度数据集。然而，“温度数据”也可以指较小的温度数据集，例如，包括在两小时的时间跨度内仅来自四个传感器的温度数据的数据集。

[0028] 在一些实施例中，左乳房贴片上的温度传感器位置可以是右乳房贴片上的传感器位置的镜像。贴片的传感器位置可以具有特定的空间对准，该空间对准可以基于女性乳房内部主要的乳腺癌位置。

[0029] 为了确保可穿戴设备可以与各种乳房尺寸一起使用，贴片可以制造为具有不同尺寸。受试者可以基于传统胸罩杯和胸部尺寸选择合适尺寸的贴片（例如，#1至#15），如在表1

的以下尺寸图所示。

	胸罩尺寸								
罩杯尺寸	32	34	36	38	40	42	44	46	48
A-	-	2	4	5	7	9	11	-	-
A+	1	3	5	6	8	10	12	-	-
B-	2	5	6	7	9	11	12	13	14
B+	3	6	7	8	10	12	13	-	-
C-	4	7	8	10	11	12	13	14	15
C+	5	8	9	11	12	13	14	-	-
D-	6	9	11	13	13	14	-	-	-
D+	7	10	12	-	-	-	-	-	-

	长度（最宽）	宽度（最厚部分）
1	5 $\frac{3}{4}$ "	4"
2	6"	4 $\frac{1}{4}$ "
3	6 $\frac{1}{4}$ "	4 $\frac{1}{2}$ "
4	6 $\frac{1}{2}$ "	4 $\frac{3}{4}$ "
5	6 $\frac{3}{4}$ "	5"
6	7"	5 1/8"
7	7 $\frac{1}{4}$ "	5 1/8"
8	7 $\frac{1}{4}$ "	5 $\frac{1}{2}$ "
9	7 $\frac{1}{2}$ "	5 $\frac{1}{2}$ "
10	7 $\frac{3}{4}$ "	5 $\frac{3}{4}$ "
11	8"	5 $\frac{3}{4}$ "
12	8"	6"
13	8 $\frac{1}{4}$ "	6 $\frac{1}{2}$ "
14	8 $\frac{1}{2}$ "	6 $\frac{1}{2}$ "
15	8 $\frac{3}{4}$ "	6 $\frac{3}{4}$ "

表1

[0030] 图2A和图2B示出表1的不同贴片尺寸#3和#13的两个实施例(210,220),以及每个贴片尺寸上的近似传感器放置。臂部108显示为从中心点大致径向延伸。臂部可以包括一个或多个孔112(或其他温度传感器耦联特征,诸如口袋、缝合到贴片中、嵌入到贴片材料中等),其中可以放置温度传感器。可以基于与贴片的中心点110相距的近似距离来标记孔。例

如,在图2A中,孔112的距离1、2、3和4分别约为22mm、34.7mm、47.4mm和60.1mm。在图2B中,孔114的距离4、5、7和10分别约为60.1mm、72.8mm、98.2mm和136.3mm。虽然臂部长度可以根据贴片尺寸而变化,但是孔距离可以在各种贴片尺寸中保持一致(例如,在图2A和图2B中孔1可以与中心相距约22mm)。如上所述,每个贴片100和102的温度传感器放置可以基于贴片尺寸和期望位置,期望位置例如基于乳腺癌的主要位置。因此,温度传感器从中心点100的放置可以改变,使得无论贴片尺寸或设计如何,相对于乳房的近似传感器位置都是一致的。

[0031] 来自可穿戴设备的记录温度数据可以形成多维时间序列数据集,诸如在给定时间段内来自可用温度传感器的温度值。图3A和图3B分别示出来自具有良性病变的乳房组织的2小时和24小时的时间段内的若干个温度传感器的温度数据310、320的示例。示例表明来自各个传感器的温度数据通常遵循相同的昼夜节律。图4A和图4B分别示出在2小时和24小时的相似时间段内的温度数据410、420,但是其中乳房组织包括恶性病变。在良性或恶性组织异常中,可以将时间相位代谢变化和热昼夜节律变化的明确区段可视化为温度数据压缩(幅度和周期)和差异(传感器温度的相对最小值和最大值)的时段。

[0032] 如图所示,在测量的时间段内具有良性病变的受试者的温度变化(图3A和图3B)大于在相似的时间段内恶性病变测量值的变化(图4A和图4B)。通常而言,从非癌性组织获得的热分布中可以看到更高的变化。这是部分地由于乳房的表面热模式与底层组织内的代谢和血管形成有关,因此导致显著的温度变化,不仅温度在幅度上变化,而且温度在随着时间的变异性上也变化。

[0033] 如下所述,进一步参照图5和图6,本公开的一些实施例可以利用温度信息和一个或多个预测模型来分析观察到的温度波动并且生成从其已经记录皮肤表面温度的乳房组织的评估。在各种实施例中,预测模型可以基于在肿瘤生长的早期阶段发生的温度的时间变化(或其减少)的评估。例如,评估可以包括确定组织分类,诸如癌性或非癌性、“正常”(例如,无病变)、“良性”(例如,无害)或“恶性”(例如,癌性)。

[0034] 用于组织评估的一个示例性系统可以包括可执行用于评估组织的各种操作的处理器和软件。如图5中所示,操作可以包括在510处在一段时间(例如,约2小时或24小时)内从至少一个温度传感器接收温度数据。在520处,可以利用来自特定传感器在一段时间内的温度数据计算温度数据的一种或多种度量(例如,方差),该度量指示温度数据的变异性。在530处,可以通过利用分类器(例如,经过训练以进行评估的神经网络)和输入到分类器的至少一个特征来确定组织评估。如本文进一步描述的那样,可以从度量确定“特征”。

[0035] 在本文预期的某些实施例中,可以从多个温度传感器接收温度数据,可以从温度数据计算多个度量,并且可以将多个特征输入到分类器。

[0036] 如本文所用的那样,术语“变异性”涉及随时间的变化(例如,温度变化)。例如,如果温度数据的方差较大,则温度数据的集合可能具有更大的变异性。在另一个示例中,变异性可以与从数据得出的混沌或随机性有关。本文描述了其他变异性测量。

[0037] 本公开描述用于确定和利用温度数据的变异性方面以进行组织评估的方法。然而,预期的是,除了变异性之外的量(例如,温度值本身、温度值的均值或平均值等)可以可选地结合到评估中。此外,虽然本文中参考了分析温度数据的方法,但是所公开的方法也可以应用于其他类型的生理或感测数据,并且可以作为评估健康状况的一部分类似地分析这些数据的变异性。

[0038] 组织评估可以由预测模型生成,该预测模型已经过训练以基于可用的数据准确地评估组织。如下面进一步详细解释的那样,如本文所用的那样,“预测模型”是“分类器”(例如,特定类型的神经网络或其他分类算法)和一个或多个“特征”(例如,一个或多个度量的组合,诸如方差,这些度量来自一个或多个特定传感器,例如传感器3)的组合。可以使用训练数据(具有已知评估)和测试数据(以测试预测模型在未评估数据上的准确性)来训练分类器。在一些实施例中,如图6中所示,开发和部署预测模型的过程可以包括:数据获取610,数据预处理620,度量计算630,特征确定640,特征子集选择650,预测模型开发和评估660,以及预测模型部署670。

[0039] 数据采集610可以包括从可穿戴设备上的一个或多个温度传感器获得温度数据。与可穿戴设备相关联的数据记录器可以具有软件,以便以预定时间间隔(例如,每10秒或60秒)扫描温度传感器并且存储所感测的温度数据直到经过所选定的测量周期时间(例如,两小时)。

[0040] 数据预处理620可用于例如通过移除不完整数据或异常值来改善温度数据的质量。例如,如果在给定时间下的温度数据缺少数据,则可以移除该条目(例如,当时来自所有传感器的数据)。当存在特定阈值之外的值时(例如,可能是传感器未正确接触受试者的情况),也可以移除条目。阈值例如可以定义为值<27℃的任何温度记录(例如,一组16个传感器值)。因此,可以移除具有低于阈值的值的任何条目。备选地,如果存在多于给定数量的错误条目(例如,三个),则可以拒绝来自受试者的温度数据用于完整分析。

[0041] 度量计算630可以包括例如使用随时间预处理的温度数据来计算可以捕获温度数据中的变异性的度量。例如,在一些实施例中,可以从温度数据计算一个或多个度量,诸如:均值、方差(Var)、近似熵(ApEn, Approximation Entropy)、分形维数(FD, Fractal Dimension)、二阶矩(Cum_2)、短赫斯特指数(SHE, Short Hurst Exponent)、最大李亚普诺夫指数(LLE, Largest Lyapunov Exponent)、流动性(Mob, Mobility)、小波熵(Went, Wavelet Entropy)和置换熵(PE, Permutation Entropy)。还预期除在列出的那些度量之外的度量。可以按如下所述计算这些度量,但是应理解的是,这些度量的计算的确切细节,包括特定的命名法、步骤和计算顺序,可以具有各种变化,而这些变化可得出定量或定性上相似的度量。

[0042] 均值(Mean):均值 μ 是时间序列A的平均值。其计算如下(N是观测值的数量):

$$Mean = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A_i。$$

[0043] 方差(Var):方差是时间序列从其均值波动多远的能力的表示。方差定义为:

$$Var = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N [A_i - \mu]^2。$$

[0044] 近似熵(ApEn):近似熵是复杂度的度量,并且量化时间序列中波动的不可预测性。ApEn是尺度不变的,并且为时间序列指定非负数,其中较大的值对应于数据中的更高不规则性。设时间序列 A_N 具有N个测量值TS(1)、TS(2)、……、TS(N)。为了计算近似熵ApEn(A_N, m, r),首先选择两个参数:m,其指定模式长度,以及r定义相似性标准。令 $p_m(t)$ 表示从序列 A_N 内的测量值i开始的m个测量值的模式。如果两个模式中的任何一对对应测量值之间的差异小

于 r ,则认为两个模式 $p_m(i)$ 和 $p_m(j)$ 是相似的。令 P_m 表示在从测量值1开始到测量值 $N-m+1$ 的在 A_N 内的所有长度为 m 的模式的集合。相关积分由下式定义:

$$C_i^m(r) = \frac{n_{im}(r)}{N-m+1}。$$

[0045] 其中 $n_{im}(r)$ 是与 $p_m(t)$ 相似的模式的数量。针对 P_m 中的每个模式计算相关积分。令 $C_m(r)$ 为所有这些 $C_j^m(r)$ 值的均值。近似熵定义为长度为 m 的重复模式相对于长度为 $m+1$ 的重复模式的相对出现的自然对数,如下所示:

$$ApEn(A_N, m, r) = \ln \left[\frac{C_m(r)}{C_{m+1}(r)} \right]。$$

分形维数 (FD):FD是序列复杂度和时间序列数据中瞬态存在的另一种度量。令 $\{a_1, a_2, a_3, a_N\}$ 表示 N 维时间序列。第一步是形成 k 个新的时间序列 A_k^m ,定义如下:

$$A_k^m = \left\{ a[m], a[m+k], a[m+2k], \dots, a \left[m + \text{int} \left(\frac{N-m}{k} \right) \cdot k \right] \right\}。$$

[0046] 其中 k 表示点之间的离散时间间隔,并且 $m=1, 2, k$ 表示初始时间值。下一步是计算每个新时间序列的长度,如下所示:

$$L(m, k) = \frac{\left\{ \left(\sum_{i=1}^{\text{int} \left(\frac{N-m}{k} \right)} a[m+ik] - a[m+(i-1)k] \right) \frac{N-1}{\text{int} \left(\frac{N-m}{k} \right) \cdot k} \right\}}{k}。$$

[0047] 然后通过对所有 m 取平均 $L(m, k)$ 来计算针对每个 k 的曲线长度 $L(k)$ 的均值。FD被定义为拟合(最小二乘线性最优拟合)的线的斜率 $\log(L(k))$ 和 $\log\left(\frac{1}{k}\right)$ 。

[0048] 二阶累积量 (Cum 2):令 (a_1, a_2, a_3, a_N) 表示 N 维时间序列。其二阶矩定义为:

$$m_2^a(i) = E[a(n)a(n+i)]。$$

[0049] $E[\]$ 表示期望运算符。使用矩,二阶累积量计算如下:

$$\text{Cum}_2^a = m_2^a(i)。$$

[0050] 短赫斯特指数 (SHE):赫斯特指数是时间序列的可预测性的数值估计。如果其在先前步骤中增加,则其用于确定时间序列是否更多、更少或同等地增加。它被定义为:

$$SHE = \frac{\log\left(\frac{R}{S}\right)}{\log(T)}。$$

[0051] T 是时间序列的持续时间,以及 R/S 是重新调整范围的对应值。 R 是均值的最大偏差和最小偏差之间的差值,以及 S 是标准偏差。

[0052] 最大李亚普诺夫指数 (LLE):LLE是系统中混沌的指示。它定义了两个相邻轨迹彼此分开或分离的平均速率。将空间中的两个附近点视为 x_0 和 $x_0 + \Delta x$,它们是时间的函数。这些点中的每一个都将产生自身的轨道。两个轨道之间的间隔 Δx 是初始值位置的函数,并且其具有的形式为 $\Delta x(x_0, t)$ 。这两个轨道的平均指数发散速率测量如下:

$$\lambda = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{t} \ln \frac{|\Delta x(x_0, t)|}{|\Delta x|}。$$

[0053] LLE是 λ 的最大正值。正LLE表示该系统中存在混沌。

[0054] 流动性 (MOB):流动性是数据 A_N 的一阶导数的方差除以数据 A_N 的方差的平方根:

$$Mob = \sqrt{\frac{Var\left(\frac{dA}{dt}\right)}{Var(A)}}。$$

[0055] 小波熵 (WEnt):小波熵 (WE) 将小波分解和熵组合以估计具有高时频分辨率的信号有序/无序程度。香农熵通常用于量化小波子带中的能量分布,并且也是时间序列的频谱复杂度的度量。令时间序列中每个频率的功率由 p_f 表示。小波熵计算为整个频率范围内的熵之和,给出如下:

$$WEnt = \sum_f p_f \log \left[\frac{1}{p_f} \right]。$$

[0056] 置换熵 (PE):置换熵描述时间序列或信号的复杂度并考虑时间序列中的随机性。它将时间序列数据中的测量的时间顺序考虑在内,并帮助确定时间序列之间的任何耦联。值越大则表示时间序列中的随机性越大。给定时间序列 A_N , 首先使用嵌入过程来形成具有嵌入维度 m 和滞后 l 的向量。对于 m 种不同的嵌入尺寸,将有 $m!$ 种可能的排列(有序模式) π 。令 $C(\pi_i)$ 为(有序模式) $(\pi)_i$ 的出现次数,其中 $i=1, 2, \dots, m!$ 。 $C(\pi_i)$ 的相对频率由 $p(\pi) = C(\pi_i) / (N - (m-1)l)$ 给出。置换熵定义为:

$$PE = \sum_{m=1}^{m!} p(\pi) \ln p(\pi)。$$

[0057] 示例性过程继续,如图6中所示,其中,在640处,确定一个或多个特征。通常而言,预测模型的开发包括获取可用传感器数据并确定特征的最优组合(例如,特定传感器的度量)和用于生成组织评估的分类器。如前所述,如在本公开中所用的那样,“特征”是从一个或多个度量确定的量:如针对一个或多个特定温度传感器计算的。例如,虽然“方差”是度量,但是“方差3”(即,来自传感器3的信号的方差)可以是特征。还可以从多个度量或多个传感器计算特征。例如,特征可以是方差3和方差9之间的差异,或者可以是方差3和小波熵9之间的差异。

[0058] 一些示例性特征可利用来自身体一侧的温度数据和来自身体相对侧的对应位置的温度数据,诸如计算为镜像传感器之间的差异的特征(即,不同贴片上的相应位置/镜像位置处)。下面是非排他性的特征示例列举(参考图1的示例中指示的示例性传感器编号/位置):

[0059] SideDiff:SideDiff是所有左侧传感器均值的均值与所有右侧传感器均值的均值之间的差值(例如,传感器1至8的均值的均值减去传感器9至16的均值的均值)。

[0060] UODiff:UODiff是所有左上外侧象限传感器均值的均值与所有右上外侧象限传感器均值的均值之间的差值(例如,传感器2、3、4、5、7的均值的均值减去传感器10、12、13、14、15的均值的均值)。

[0061] UIDiff:UIDiff是所有左上内侧象限传感器均值的均值与所有右上内侧象限传感器均值的均值之间的差值(例如,传感器4、5、6的均值的均值减去传感器11、12、13的均值的均值)。

[0062] LODiff:LODiff是所有左下外侧象限传感器均值的均值与所有右下外侧象限传感器均值的均值之间的差值(例如,传感器1、8的均值的均值减去传感器9、16的均值的均值)。

[0063] LIDiff:LIDiff是所有左下内侧象限传感器均值的均值与所有右下内侧象限传感器均值的均值之间的差值(例如,传感器1的均值减去传感器16的均值)。

[0064] 传感器1:镜像传感器均值的差值:传感器2的均值减去传感器15的均值。

[0065] 传感器2:镜像传感器均值的差值:传感器3的均值减去传感器14的均值。

[0066] 传感器3:镜像传感器均值的差值:传感器4的均值减去传感器13的均值。

[0067] 传感器4:镜像传感器均值的差值:传感器5的均值减去传感器12的均值。

[0068] 传感器5:镜像传感器均值的差值:传感器6的均值减去传感器11的均值。

[0069] 传感器6:镜像传感器均值的差值:传感器7的均值减去传感器10的均值。

[0070] 传感器7:镜像传感器均值的差值:传感器8的均值减去传感器9的均值。

[0071] 传感器差值1 (SensorDiff1):两个上外侧传感器均值的差值:传感器14的均值减去传感器7的均值。

[0072] 传感器差值2 (SensorDiff2):第一传感器组合的均值的均值的差值:(传感器14、15、16的均值)的均值减去(传感器4、7、8的均值)的均值。

[0073] 传感器差值3 (SensorDiff3):第二传感器组合的均值的均值的差值:(传感器9、13的均值)的均值减去(传感器5、6的均值)的均值。

[0074] 传感器差值4 (SensorDiff4):两个中央传感器的均值的差值:传感器13的均值减去传感器5的均值。

[0075] 特征子集选择650可包括确定对组织评估最有用的特征子集,并从数据集中消除无关的特征子集。获得较小的特征集并保留温度数据的最优显著特点不仅减少了处理时间,而且还使得学习得到的模型更加紧凑、更好的一般化和结果可理解性。特征子集选择技术的两个示例包括:(i) 过滤法,其中特征的选择独立于所用的分类器,以及(ii) 包装法,其中使用分类器选择特征。

[0076] 过滤法可以依赖于数据的一般特征来评估和选择特征子集。过滤可以用作预处理步骤,因为它们简单且快速。过滤法的一个示例是分别对每个特征应用单变量标准。在一些示例中,对每个特征应用t检验,并且针对每个特征比较所得的p-值(或t-统计量的绝对值),作为其在单独组中的有效程度的度量。

[0077] 包装法使用分类器来使用每个可能的特征子集执行评估,并选择给出最优评估准确度的特征子集。该方法可以改善分类器的性能,因为训练分类器和选择特征都使用相同的偏差。由于分类器的构建次数与生成的特征子集的数量相同,因此这种分类器的计算成本可能是高的,如果需要考虑计算成本,则不应考虑这种分类器。

[0078] 顺序特征选择是一种包装技术。该方法通过顺序添加(前向搜索)或移除(后向搜索)特征来选择特征子集,直到满足特定停止条件。包装方式中的前向顺序特征选择可用于查找重要特征。更具体地,由于目标之一可以是最小化评估错误(AE),因此特征选择过程可以使用每个候选特征子集上的分类器的AE作为该子集的性能指示来执行顺序搜索。训练集用于选择特征并拟合分类器,并且测试集用于评估最终选择的特征子集的性能。在特征选择过程期间,为了评估和比较每个候选特征子集的性能,可以对训练集应用分层的10折交叉验证。在分层十折交叉验证中,数据集可以分成十个大致相等大小的不相交子集。可以按良性样本与恶性样本的比例均相同的方式选择子集,例如分层。在每次折叠或迭代中,可以使用九个子集来对特征进行分级。该过程可重复10次,并选择最终的特征子集。以上示例仅

是可以选择最终特征子集的一种方式,并且因此不是所要求保护的题目的任何实施例的基本特征。

[0079] 预测模型开发和评估660可以涉及开发预测模型,该预测模型可以将输入数据分类为两种类型中的一种:存在热异常/不存在热异常。预测模型是所选特征和分类器的组合,并且可以基于所研究数据集的分类准确性、敏感性和特异性进行分级。分类器性能在很大程度上取决于要被评估的数据的特征。因为可能没有单个分类器在所有给定问题上最佳地工作,所以可以评估若干分类器以理解哪个分类器最有效地执行。

[0080] 在一些实施例中,监督学习可能是优选的。在这种类型的学习中,在训练阶段期间,使用特征(输入)和相应的类标签(病理/输出)来帮助分类器学习输入和输出之间的关系。在训练后,仅使用测试数据的特征。然后,分类器借助在训练阶段获得的知识来自动预测未知的类标签。分类器例如可以包括贝叶斯网(BN, Bayes Net)分类器、朴素贝叶斯(NB, Naive Bayes)分类器、径向基函数神经网络(RBFNN, Radial Basis Function Neural Network)分类器、具有径向基函数核的支持向量机(SVM, Support Vector Machine)分类器、顺序最小优化(SMO, Sequential Minimal Optimization)分类器、朴素贝叶斯树(NBTree)分类器、决策树(DT, Decision Tree)分类器、XGBoost分类器、Adaboost分类器和Bagging元分类器。还可以使用诸如反向传播神经网络(BPNN)、概率神经网络(PNN)、高斯混合模型(GMM)和模糊等价(FEQ)等的一些其他分类器。

[0081] 在一个实施方式中,采用上述分层十折交叉验证技术来构建和评估这些分类器,即将数据集分成10个子集。九个子集用于训练,以及剩下的子集用于测试以获得诸如准确性、敏感性和特异性的性能测量。该过程再重复九次,并且最终的性能测量值被视为在所有十次迭代中获得的测量值的平均值。可以评估特征子集和分类器的若干组合作为前面描述的特征选择步骤的一部分,以选择最佳的特征集-分类器组合(也称为预测模型)。例如,确定具有高预测准确度的特征集-分类器组合的一个实施例包括:具有径向基函数核的SVM分类器中的Mean11、Mean13、Cum2_12、Cum2_15、LLE9、LLE2、PE8、Cum2_11、LLE6、SHE1、SHE12、LLE7和Mean1。

[0082] 预测模型的确定可以取决于数据采集时间。在一些实施例中,该时间段可以是约24小时。如本文所用的那样,术语“约24小时”意指22小时至26小时之间。在具有约24小时采集时间的一些实施例中,预测模型中使用的一个或多个度量可以包括均值、最大李亚普诺夫指数和短赫斯特指数中的一个或多个。在一些实施例中,特征则可以包括Mean1、LLE7和SHE12中的一个或多个。此外,分类器可以是具有径向基函数核的SVM分类器。用于上述分类器(或任何其他类型的分类器)的扩展特征集可包括Mean11、Mean13、Cum2_12、Cum2_15、LLE9、LLE2、PE8、Cum2_11、LLE6、SHE1、SHE12、LLE7和Mean1。

[0083] 如本文所用的那样,当使用诸如Mean1的术语时,旨在表示从位于乳房的大致左下部中心部分的温度传感器获取的温度数据的平均值,如由图1中的温度传感器1所示。类似地,LLE7指的是从位于乳房的大致左上角的温度传感器获取的温度数据的最大李亚普诺夫指数,如由图1中的温度传感器7的示例所示。应理解的是,这些位置是近似的,并且温度数据可以从所示的位置以及通常接近它的任何位置(例如,距所示位置最多在22mm内)获得。

[0084] 在其他实施例中,采集时间可以比24小时短得多。例如,数据采集的时间段可以是约两小时(例如,在1小时到3小时之间)。在具有约两小时的采集时间的实施例中,预测模型

中使用的一个或多个度量可以包括SensorDiff (例如,任何上述SensorDiff特征) 和ApEn中的一个或多个。在另一实施例中,特征可以包括SensorDiff3、ApEn3和ApEn5中的一个或多个。此外,分类器可以是XGBoost分类器。用于上述分类器(或任何其他类型的分类器)的扩展特征集可包括SensorDiff1、ApEn3、ApEn5、LLE3、Var12、Cum2_12、SensorDiff2、SensorDiff4、LLE12、WEnt5、Mean5、WEnt7、LLE5、Mean7、SensorDiff3、LLE7、LLE15。

[0085] 可以对具有病理信息的历史数据集执行先前论述的操作以训练分类器。这可以用于生成经训练的预测模型,其可以评估新的受试者数据是否在乳房组织中表现出任何异常。在预测模型部署670期间,预测模型可以用于新的受试者数据评估。可以检查新数据集以指示任何松动的传感器或者数据收集是否不完整(通过检查是否存在超出范围的值或零值)。如果数据可用,则可以根据受试者的温度数据计算在模型开发过程中确定的特征。然后将这些特征输入到经训练的预测模型中,该预测模型将提供评估以指示乳房异常的存在或不存在。

[0086] 图7示出用于捕获和分析温度数据以提供组织评估的系统的一个示例。该系统可以包括可穿戴设备710,例如,如本文所述,以捕获和记录温度数据。可穿戴设备可以与计算机或其他设备730(诸如属于受试者/用户的已经下载了应用程序的智能电话)上的应用程序735进行通信720(例如,蓝牙通信)。应用程序735还可以与本地数据管理器740通信,以管理温度数据的处理、分析和存储。数据管理器740可以托管在云计算环境中、在一个或多个远程服务器上,或在与设备730进行网络通信的其他计算设备上。在一些实施例中,云或服务器可以位于使用应用程序735的地理区域本地。数据管理器740可以从应用程序735接收温度数据,并且可以将温度数据存储存储在设备上的受试者数据库770中和/或可以将温度数据发送到核心实验室750以进行预测性的分析性的分析。核心实验室750例如可以是位于中心位置处的一个或多个服务器,其可以接收和分析来自任何数量的所部署的可穿戴设备的温度数据。核心实验室可以利用本文所述的数据挖掘算法和预测模型来分析温度数据并提供对被分析组织的评估。

[0087] 在核心实验室750处进行分析之前,温度数据也可以是匿名的,以确保用户隐私。匿名温度数据和/或组织评估可以存储在核心实验室数据库760中以供将来参考和使用。在核心实验室750分析了所接收的温度数据集之后,可以将包括对所测量组织的评估的结果发送回数据管理器740。从数据管理器740,可以将评估存储在受试者数据库770中和/或通过应用程序735向用户显示。

[0088] 以下是根据图7中所示系统的用户可以遵循的示例性过程的描述。在该过程中,应用程序735(可选地由用户)安装在计算设备730(诸如智能电话或其他智能设备)上,并且它可以与可穿戴设备的记录器无线通信720,以便控制可穿戴设备710和接收由可穿戴设备710上的温度传感器收集的数据。在一些实施例中,应用程序可以包括包含用于教育用户关于乳房疾病或可穿戴设备的使用的信息的附加模块、数据分析模块和用于订购替换件和可穿戴设备的其他部件的选项。

[0089] 当无线设备贴片正确地与乳房接触时,用户可以经由应用程序在智能设备和可穿戴设备之间发起连接,例如蓝牙连接。在一些实施例中,连接可以在将可穿戴设备放置在用户上时自动发生。在其他实施例中,可能需要蓝牙连接和加载的应用程序以便进行可穿戴设备和应用程序之间的连接。

[0090] 一旦建立了连接720,就可以通过应用程序735向用户通知测试运行。在测试运行期间,固件可以允许来自传感器的温度在一段时间中进行稳定化,例如一分钟,并随后检查传感器连接和温度范围。如果测试运行成功,则用户可以在应用程序中启动扫描,并且应用程序可以将适当的命令发送到记录器以开始扫描。一旦启动扫描,就可以将信号发送到记录器以开始收集数据,并且应用程序上可以显现计时器倒计时到零,向用户说明完成数据收集过程需要多长时间。

[0091] 在记录阶段期间,用户可以进行正常的日常活动。在某些实施例中,即使用户移动远离或超出设备730的范围,数据记录也可以继续。一旦计时器在应用程序735中走到零,就可以重新验证连接720。如果设备730仍然连接到可穿戴设备710,则可以开始从可穿戴设备710到应用程序735的数据传输。如果未建立连接,则可以提示用户重新建立可穿戴设备710和计算设备730之间的连接以发送数据。

[0092] 一旦计算设备处的应用程序接收到温度数据,就可以将温度数据传送到后端云环境,例如,传送到本地数据库770以进行存储,并且可选地还传送到中央核心实验室750以进行分析。一旦接收到数据并将其发送到后端,就可以在设备730上显示对数据的接收的确认。还可以存在指示结果将被发送回用户和/或其医生/保险提供者的消息,如果有的话。

[0093] 在核心实验室750处,预测模型可以分析数据并获得指示任何异常的存在或不存在的组织评估。一旦数据收集过程完成并且温度数据已成功传输到应用程序,用户就可以移除贴片并断开数据记录器。

[0094] 如图8中所示,预测模型的输出840可以是组织评估,其可以通过应用程序735的图形用户界面850显示给用户。在一些实施例中,输出可以指示结果是正常810、良性820还是恶性830。评估可选地可以按电子方式传输给医疗保健从业者的计算机系统,以便衡量总体乳房健康状况并支持进一步的治疗决策。

[0095] 本公开预期本文实施例中公开的计算可以按多种方式执行,应用本文所教导的相同原理,并且这种计算等同于所公开的实施例。

[0096] 本文描述的主题的一个或多个方面或特征可以在数字电子电路、集成电路、专门设计的专用集成电路(ASIC)、现场可编程门阵列(FPGA)、计算机硬件、固件、软件和/或其组合中实现。这些各个方面或特征可以包括在可编程系统上可执行和/或可解释的一个或多个计算机程序中的实现,该可编程系统包括至少一个可编程处理器、至少一个输入设备和至少一个输出设备,该可编程处理器可以是专用的或通用的,经耦合以从存储系统接收数据和指令,以及将数据和指令发送到存储系统。可编程系统或计算系统可包括客户端和服务端。客户端和服务端通常彼此远离,并且通常通过通信网络进行交互。客户端和服务端的关系借助于在各个计算机上运行并且彼此具有客户端-服务端关系的计算机程序而产生。

[0097] 也可被称为程序、软件、软件应用程序、应用程序、组件或代码的这些计算机程序包括用于可编程处理器的机器指令,并且可以用高级过程语言、面向对象的编程语言、函数编程语言、逻辑编程语言和/或汇编/机器语言来实施。如本文所用的那样,术语“机器可读介质”(或“计算机可读介质”)是指任何计算机程序产品、装置和/或设备,诸如磁盘、光盘、存储器和可编程逻辑设备(PLD),用于向可编程处理器提供机器指令和/或数据,包括将机器指令作为机器可读信号接收的机器可读介质。术语“机器可读信号”(或“计算机可读信号”)是指用于向可编程处理器提供机器指令和/或数据的任何信号。机器可读介质可以非

暂时地存储这样的机器指令,诸如非瞬态固态存储器或磁性硬盘驱动器或任何等同的存储介质。机器可读介质可以备选地或附加地以瞬态方式存储这样的机器指令,诸如处理器高速缓存或与一个或多个物理处理器核相关联的其他随机存取存储器。

[0098] 为了提供与用户的交互,可以在具有用于向用户显示信息的显示设备(诸如阴极射线管(CRT)或液晶显示器(LCD)或发光二极管(LED)监视器)和用户可以通过其向计算机提供输入的键盘和定点设备(诸如鼠标或轨迹球)的计算机上实现本文描述的主题的一个或多个方面或特征。其他类型的设备也可用于提供与用户的交互。例如,提供给用户的反馈可以是任何形式的感觉反馈,诸如视觉反馈、听觉反馈或触觉反馈;可以任何形式接收来自用户的输入,包括但不限于声学、语音或触觉输入。其他可能的输入设备包括但不限于触摸屏或其他触敏设备,诸如单点或多点电阻式或电容式触控板、语音识别硬件和软件、光学扫描仪、光学指示器、数字图像捕获设备和相关联的解释软件等。

[0099] 在以上和权利要求的描述中,可以出现诸如“至少一个”或“一个或多个”的短语,之后是元素或特征的联合列举。术语“和/或”也可以出现在两个或更多个元素或特征的列举中。除非另外隐含地或明确地与其使用的上下文相矛盾,否则这样的短语旨在表示单独列出的任何元件或特征,或者与任何其他列出的元件或特征组合的任何所述元件或特征。例如,短语“A和B中的至少一个”;“A和B中的一个或多个”;以及“A和/或B”各自旨在表示“单独的A,单独的B,或A和B一起”。类似的解释也旨在用于包括三个或更多项目的列举。例如,短语“A、B和C中的至少一个”;“A、B和C中的一个或多个”;以及“A、B和/或C”各自旨在表示“单独的A、单独的B、单独的C、A和B一起、A和C一起、B和C一起,或A和B和C一起”。上文和权利要求中使用术语“基于”旨在表示“至少部分地基于”,使得未提及的特征或元素也是允许的。

[0100] 本文描述的主题可以根据期望的配置体现在系统、装置、方法、计算机程序和/或制品中。在附图中描绘和/或在此描述的任何方法或逻辑流程不必需要所示的特定顺序或按序顺序来实现期望的结果。在前面的描述中阐述的实施例不代表符合本文描述主题的所有实施例。相反,这些实施例仅仅是与所描述的主题相关的方面一致的一些示例。尽管上面已经详细描述了一些变化,但是其他修改或添加也是可能的。特别地,除了本文所述的那些特征和变化之外,还可以提供其他特征和/或变化。上述实施例可以针对所公开特征的各种组合和子组合和/或上述其他特征的组合和子组合。此外,上述优点并非旨在将任何所授权的权利要求的应用限制于实现任何或所有优点的过程和结构。

[0101] 另外,章节标题不应限制或表征可能从本公开授权的任何权利要求中阐述的一个或多个发明。此外,“背景技术”中的技术的描述不应被解释为承认该技术是本公开中的任何一个或多个发明的现有技术。“发明内容”也不被认为是在所授权的权利要求中阐述的一个或多个发明的特征。此外,通常对本公开的任何述及或以单数形式使用词语“发明”并不意味着暗示对下面阐述的权利要求的范围的任何限制。可以根据从本公开授权的多个权利要求的限制来阐述多个发明,并且因此这样的权利要求限定出由其保护的一个或多个发明及其等同方案。

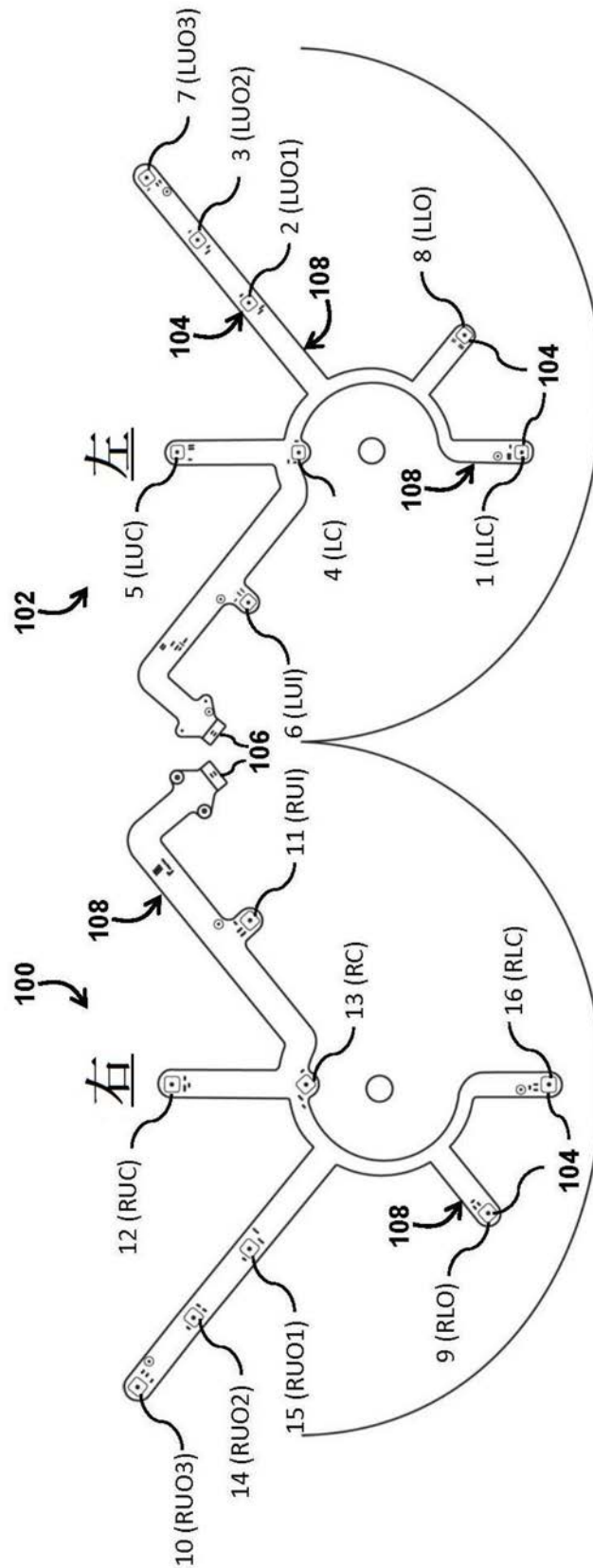


图1

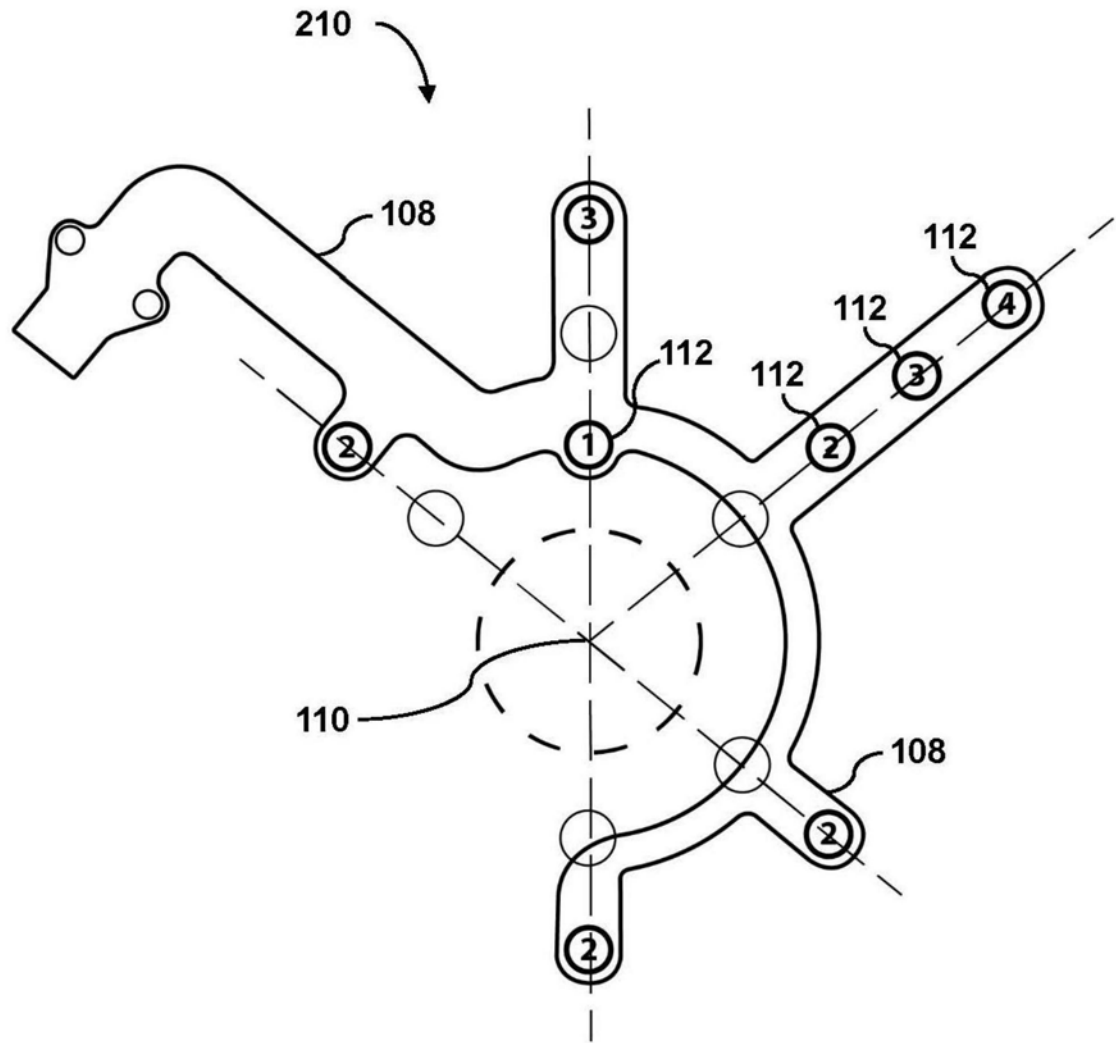


图2A

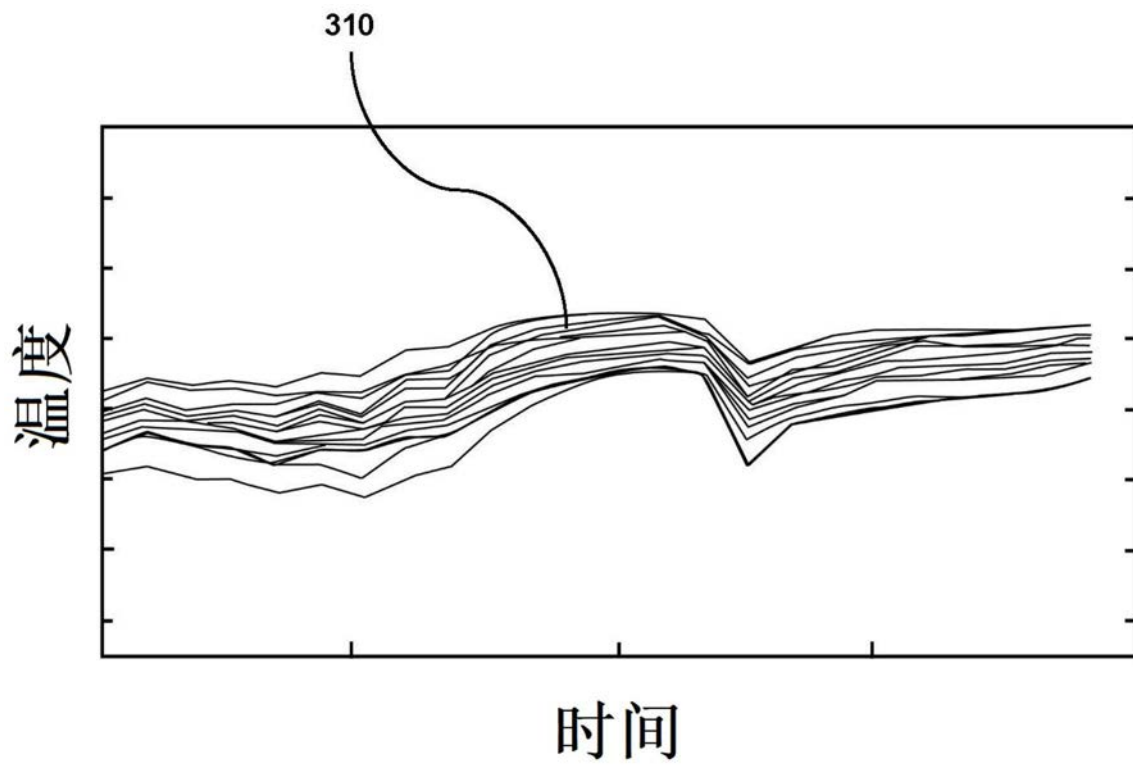


图3A

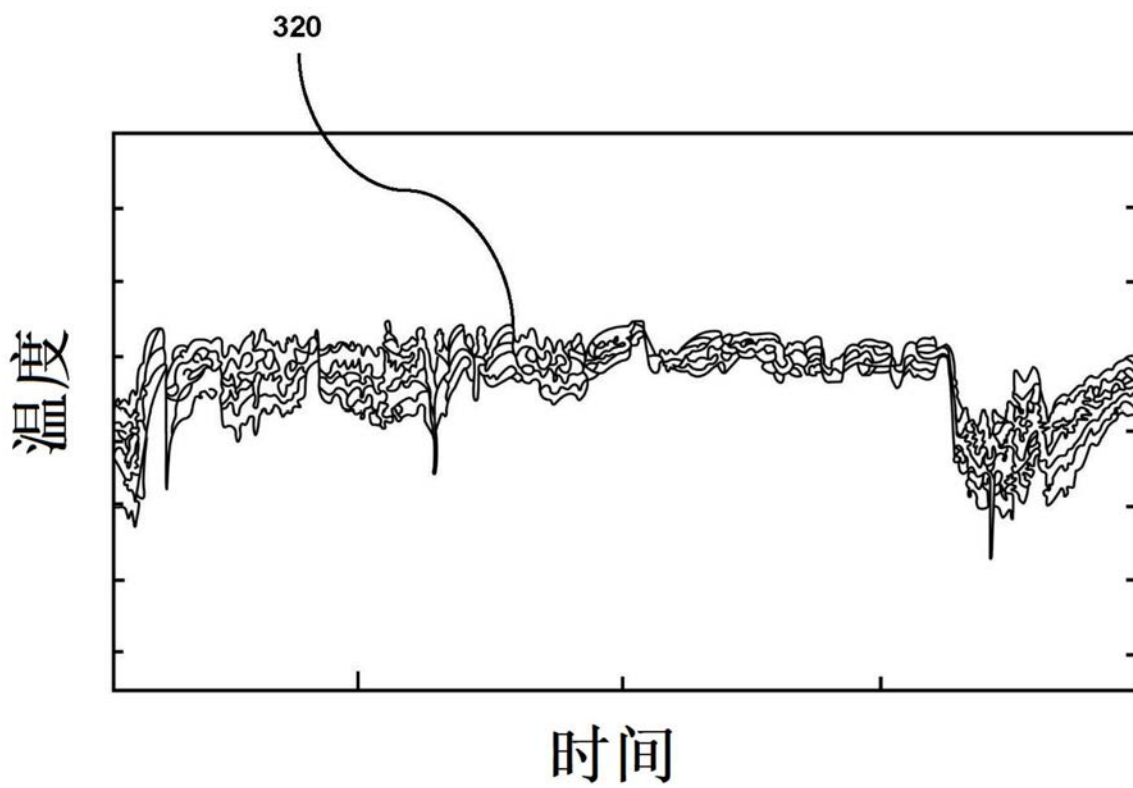


图3B

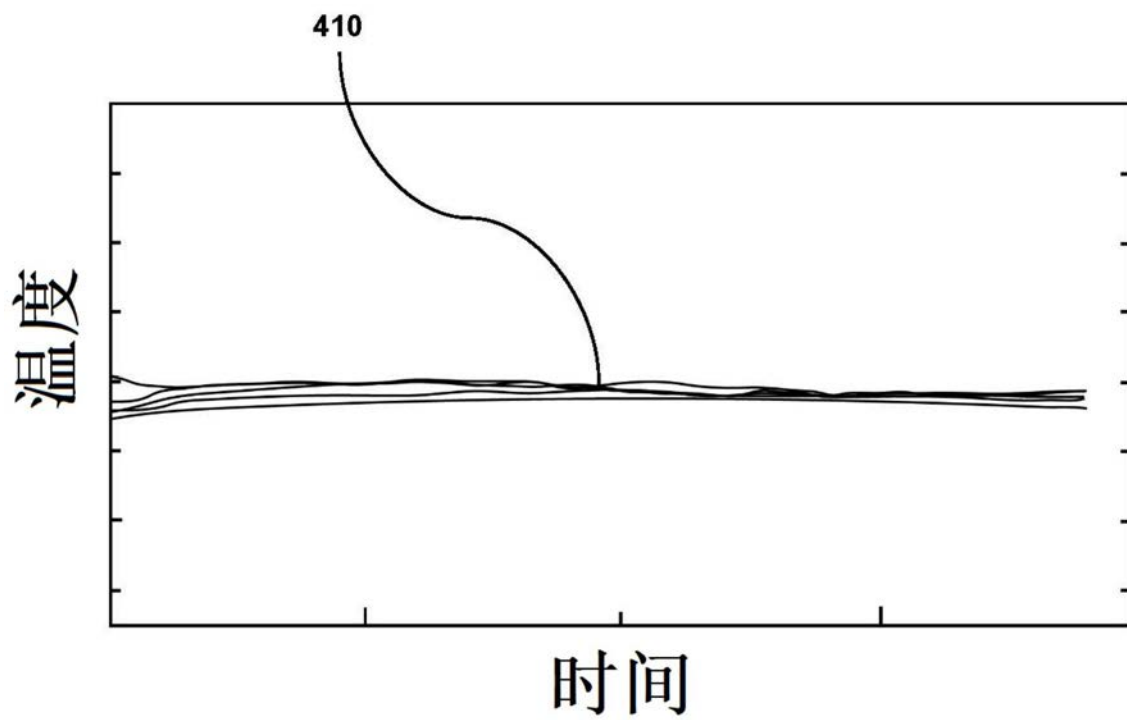


图4A

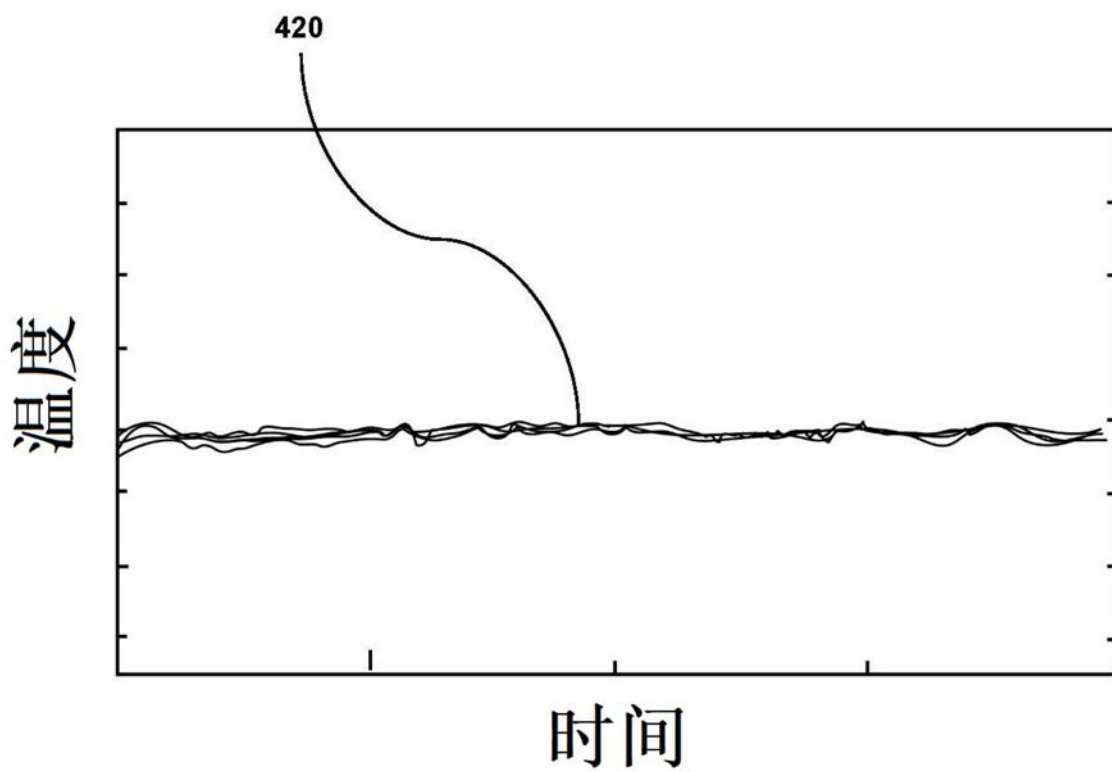


图4B

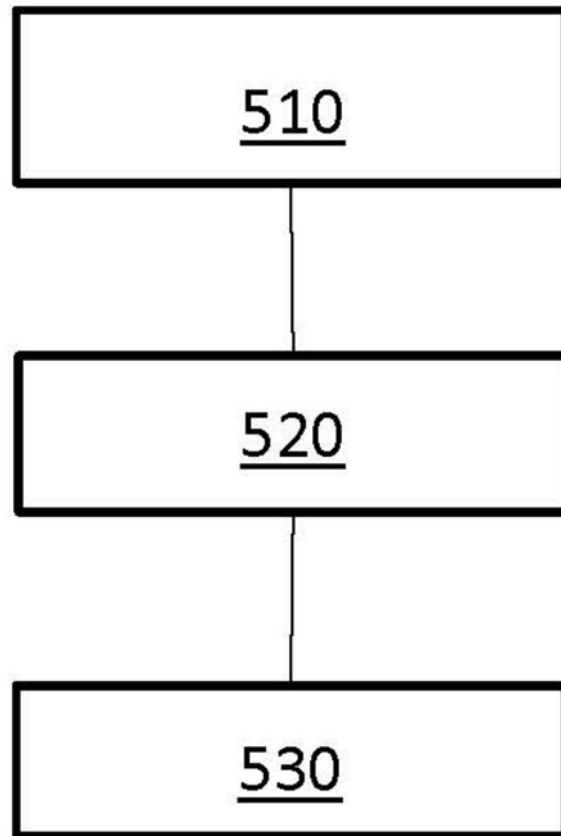


图5

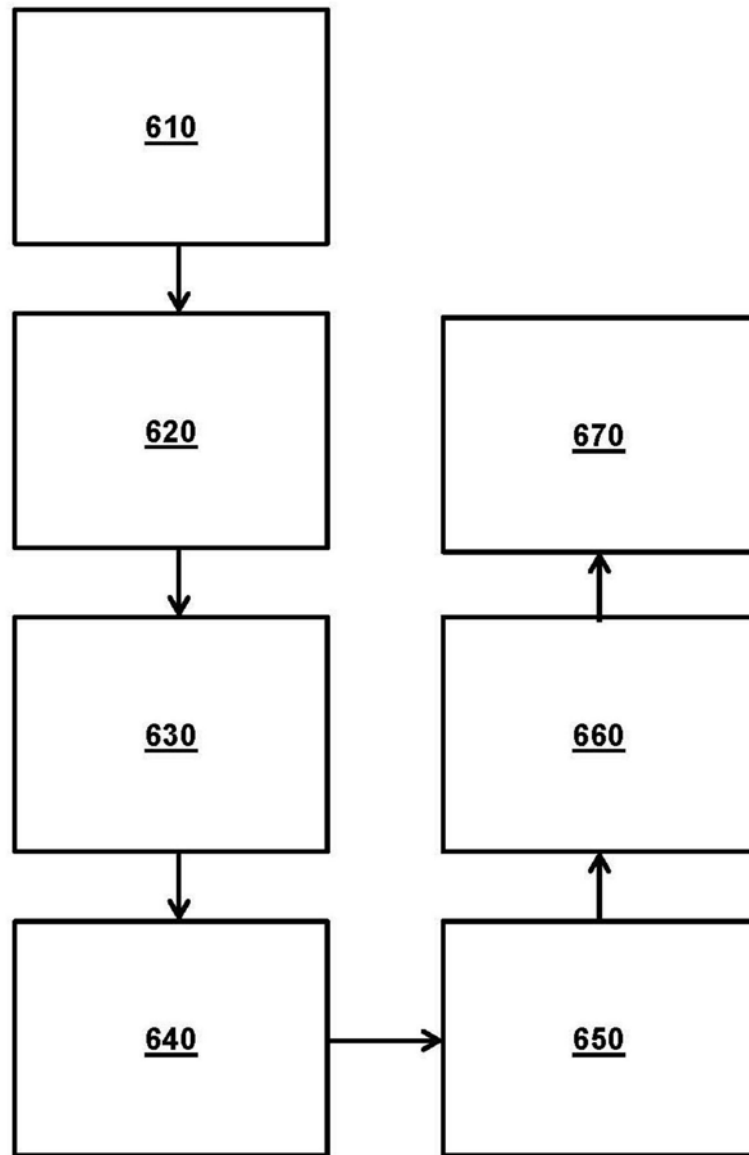


图6

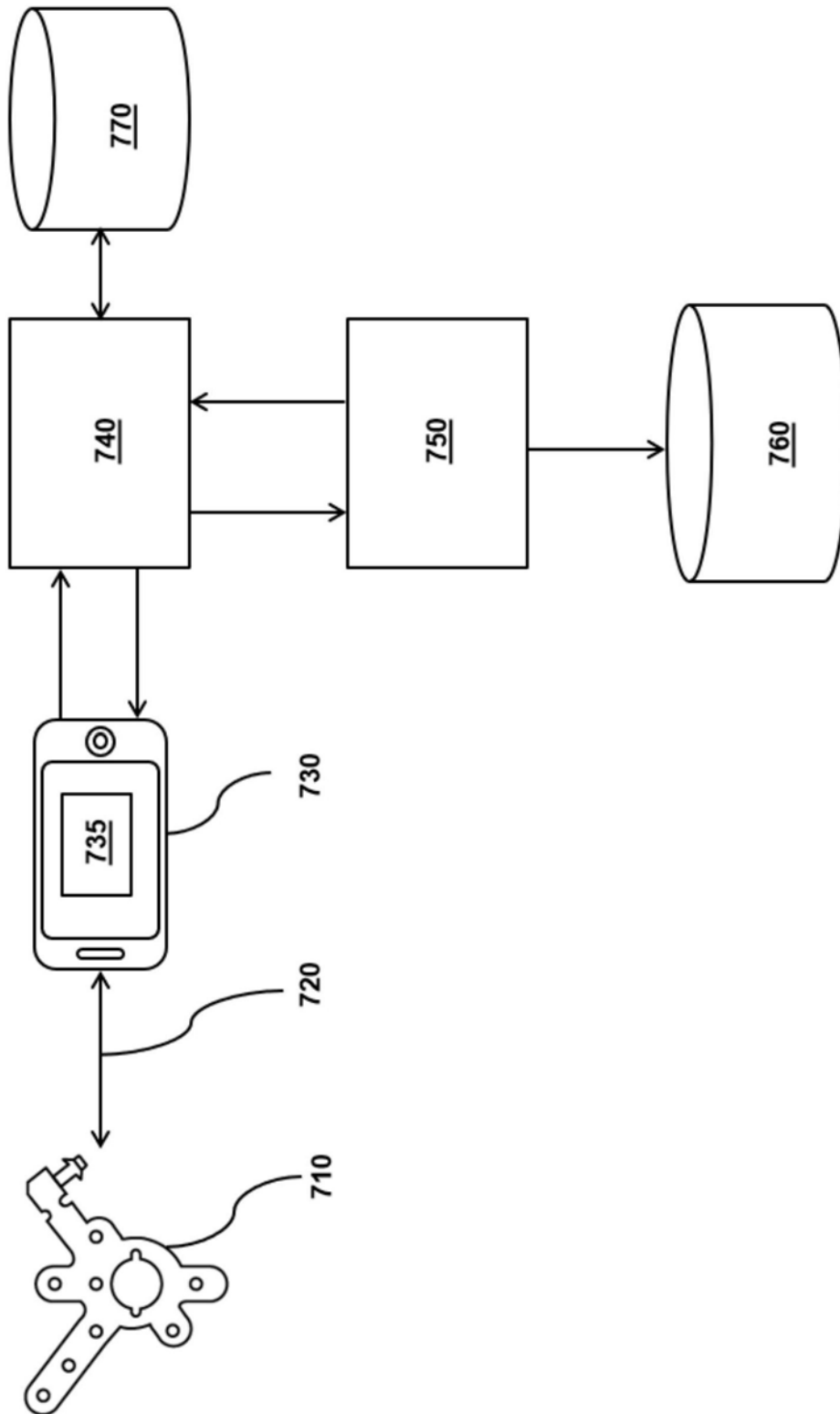


图7

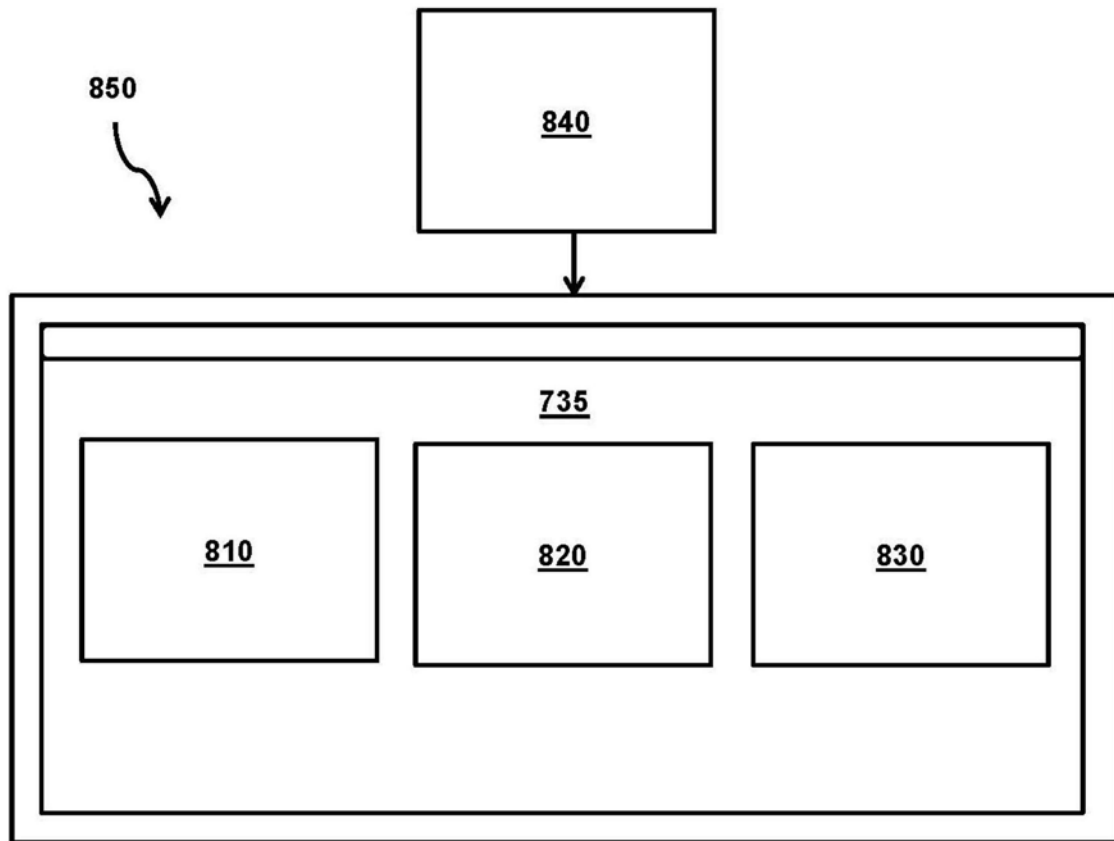


图8

专利名称(译)	用于组织评估的系统和方法		
公开(公告)号	CN110786835A	公开(公告)日	2020-02-14
申请号	CN201910713871.0	申请日	2019-08-02
[标]发明人	RJ罗伊		
发明人	V·S·瑟伯赫拉 R·J·罗伊		
IPC分类号	A61B5/01 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/002 A61B5/01 A61B5/4312 A61B5/6805 A61B5/7267 A61B2562/0271 G16H50/20 A61B5/0008 A61B5/0091 A61B5/015 A61B5/4857 A61B5/6823 A61B5/7264 A61B5/7275 G01K13/002 G06N3/08 G16H50/30 G16H50/50		
代理人(译)	刘世杰 李海		
优先权	62/714033 2018-08-02 US 16/528,411 2019-07-31 US		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

公开了可以在一时间段内从至少一个温度传感器接收温度数据的系统、方法和计算机程序产品。可以计算温度数据的至少一个度量，该度量可以利用在一时间段内来自特定传感器的温度数据并且可以指示温度数据的变异性。可以通过利用分类器和输入到分类器的至少一个特征来确定组织评估，所述特征是从所述度量确定的。

