



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112668607 A

(43) 申请公布日 2021.04.16

(21) 申请号 202011401667.4

(22) 申请日 2020.12.04

(71) 申请人 深圳先进技术研究院

地址 518055 广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道1068号

(72) 发明人 易正琨 吴新宇 伍汉诚 周贞宁 米婷婷 方森林

(74) 专利代理机构 北京市诚辉律师事务所 11430

代理人 耿慧敏

(51) Int. Cl.

G06K 9/62 (2006.01)

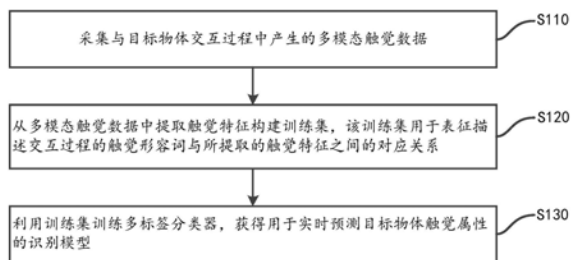
权利要求书1页 说明书7页 附图1页

(54) 发明名称

一种用于目标物体触觉属性识别的多标签学习方法

(57) 摘要

本发明公开了一种用于目标物体触觉属性识别的多标签学习方法。该方法包括：采集与目标物体交互过程中产生的多模态触觉数据；从所述多模态触觉数据中提取触觉特征构建训练集，该训练集用于表征描述交互过程的触觉形容词与所提取的触觉特征之间的对应关系；利用所述训练集训练多标签分类器，以获得用于实时预测目标物体触觉属性的识别模型。利用本发明能够挖掘不同触觉形容词之间的潜在关系，并通过设计合理的统计特征，利用标签间的联系，提高了分类速度和分类准确率。



1. 一种用于目标物体触觉属性识别的多标签学习方法,包括以下步骤:

采集与目标物体交互过程中产生的多模态触觉数据;

从所述多模态触觉数据中提取触觉特征构建训练集,该训练集用于表征描述交互过程的触觉形容词与所提取的触觉特征之间的对应关系;

利用所述训练集训练多标签分类器,以获得用于实时预测触觉属性的识别模型。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述多模态触觉数据包括:低频流体压力、高频流体振动、核心温度、核心温度变化和多个电极信号。

3. 根据权利要求2所述的方法,其中,对于低频流体压力、高频流体振动、核心温度和核心温度变化数据,提取的触觉特征是最大值、最小值、均值、峰值、绝对平均值、均方根值、方差、标准差、方根幅值、峭度、偏度、波形因子、峰值因子、脉冲因子、裕度因子中的一项或多项;对于所述多个电极信号,使用主成分分析提取两个最重要的主成分用于表示电极信号,并随着时间的推移,将一个六阶多项式匹配到每个分量上,每个多项式都有六个系数,将这些系数作为提取的触觉特征。

4. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述训练多标签分类器还包括:构建用于验证分类效果的测试集,并使所述训练集和所述测试集都有正负标记的对象。

5. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述训练集中的触觉特征是经归一化处理后的特征,所述多模态触觉数据是经去燥处理的数据。

6. 根据权利要求1所述的方法,其中,根据以下步骤训练所述多标签分类器:

基于所述训练集训练多个多标签分类器;

通过对所述多个多标签分类器的分类结果进行决策级融合,获得预测标签,表示为:

$$Y^* = \{y_j | \sum_c \gamma_c P_{cj} > \varphi_j\}$$

其中 $j=1,2,\dots,q$ 表示标签号, $c=1,2,\dots,C$ 表示分类器的个数,对于第 j 个标签, P_{cj} 表示分类器 c 产生正标签且分类准确的概率, φ_j 是第 j 个标签的阈值,根据标签分类的困难度来确定, γ_c 表示第 c 个分类器的权重。

7. 根据权利要求6所述的方法,其中,所述多个多标签分类器包括K近邻分类器、支持向量机和自适应多标签K近邻分类器,所述自适应多标签K近邻分类器对每一个实例点查找成功的k值集,在确定每个实例点的合适的k值集后,将所有信息利用多层感知机进行权值拟合,进而根据概率值确定可行的k值。

8. 一种目标物体触觉属性识别方法,包括:

实时采集与目标物体交互过程中产生的多模态触觉数据,并提取对应的触觉特征;

将所提取的触觉特征输入根据权利要求1至7任一项所述方法构建的识别模型,获得识别结果。

9. 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其中,该程序被处理器执行时实现根据权利要求1至8中任一项所述方法的步骤。

10. 一种计算机设备,包括存储器和处理器,在所述存储器上存储有能够在处理器上运行的计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述程序时实现权利要求1至8中任一项所述的方法的步骤。

一种用于目标物体触觉属性识别的多标签学习方法

技术领域

[0001] 本发明涉及机器人技术领域,更具体地,涉及一种用于目标物体触觉属性识别的多标签学习方法。

背景技术

[0002] 触觉感知是视觉和听觉感知的一种互补模式,在自主机器人中起着至关重要的作用。利用机器学习方法提高机器人的触觉感知能力越来越受到人们的关注。然而,一个物体通常用一个以上的触觉形容词来描述,对多个形容词的触觉理解可以表述为一个多标签分类问题。现有方法大多使用了非常复杂的特征,并将多标签触觉问题转换为多分类问题。不能充分利用多个触觉形容词之间的相关性。

[0003] 智能机器人技术已经遍布于医疗、服务业、军事、农业、工业等各个领域,在实际应用中,机器人对物体的材料及类别的识别能力尤为重要。如何提高机器人对目标物分类的准确率成为了机器学习领域的一个常见问题。在传统机器学习对物体触觉属性进行识别的过程中,通常需要视觉或触觉的感知来对物体对象进行特征分析,以进一步对物体对象进行分类,然而对于特征相似物体,仅从单一模态无法辨识其物品类别,可能需要多种模态结合起来提高物体的辨识度。

[0004] 在现有技术中,专利CN102945371B提出了一种基于多标签柔性支持向量机的分类方法,该方法在多标签空间中定义一种新型的距离度量方法,用来衡量在特定的分类目标下多标签空间中点与点之间的距离;然后,在特定的分类目标下对多标签空间中的每个点定义一个邻域,某点的邻域包含在新型的距离度量方法下离中心点最近的几个点;最后,结合每个样本点在多标签空间中的邻域信息,利用提出的一种新的多标签柔性支持向量机分类器进行多标签分类训练。利用多标签空间中包含的信息来提高鉴别型分类器在多标签分类中的分类精度,降低噪声标签对分类的影响。

[0005] 专利申请CN111340061A提供了一种基于多标签学习的无监督特征选择方法及系统,包括:对获取的每个数据样本进行特征提取,得到特征数据集,对特征数据集学习二值多标签矩阵和特征选择矩阵,构造基于多标签学习的无监督特征选择目标函数;采用基于增广拉格朗日乘子法的离散优化方法求解基于多标签学习的无监督特征选择目标函数,得到特征选择矩阵;对特征选择矩阵进行排序确定选择的目标特征。同时学习用于语义指导的多标签和执行特征选择,并在谱嵌入中施加二进制约束得到多标签来指导最终的特征选择过程;此外,通过自适应的方式构造动态的样本相似度图捕获数据结构,从而增强多标签的判别能力。

[0006] 虽然上述现有方案用到了多标签分类的知识,在预测输出时,考虑到了输出一特定维度的标签集。然而,从用于预测分类的算法角度来看,现有方案用到的分类未考虑标签的相关性和样本分布不均衡问题,对于拥有多个标签的实例,没有很好地发掘不同标签之间的相关性;从特征提取方法上,现有方案所使用的特征均为自创的复杂特征,可信度不高,且复杂度和计算量都大幅增加。

发明内容

[0007] 本发明的目的是克服上述现有技术的缺陷,提供一种用于目标物体触觉属性识别的多标签学习方法,旨在挖掘不同形容词之间的潜在关系,改进传统二分类器对某些含有少量正实例的触觉标签分类效果差的问题,并且通过设计合理的统计特征,利用标签间的联系,提高了分类速度和分类准确率。

[0008] 根据本发明的第一方面,提供一种用于目标物体触觉属性识别的多标签学习方法。该方法包括以下步骤:

[0009] 采集与目标物体交互过程中产生的多模态触觉数据;

[0010] 从所述多模态触觉数据中提取触觉特征构建训练集,该训练集用于表征描述交互过程的触觉形容词与所提取的触觉特征之间的对应关系;

[0011] 利用所述训练集训练多标签分类器,以获得用于实时预测触觉属性的识别模型。

[0012] 根据本发明的第二方面,提供一种目标物体触觉属性识别方法。该方法包括:

[0013] 实时采集与目标物体交互过程中产生的多模态触觉数据,并提取对应的触觉特征;

[0014] 将所提取的触觉特征输入本发明提供的识别模型,获得识别结果。

[0015] 与现有技术相比,本发明的优点在于,提出的统计特征具有模型简单、训练速度快等特点。此外,在分类准确率优化方面,采用了决策级融合的思想,集成两种特征选择方法的分类结果,使分类准确率达到更高的精度效果。

[0016] 通过以下参照附图对本发明的示例性实施例的详细描述,本发明的其它特征及其优点将会变得清楚。

附图说明

[0017] 被结合在说明书中并构成说明书的一部分的附图示出了本发明的实施例,并且连同其说明一起用于解释本发明的原理。

[0018] 图1是根据本发明一个实施例的用于目标物体触觉属性识别的多标签学习方法的流程图;

[0019] 图2是根据本发明一个实施例的用于目标物体触觉属性识别的多标签学习方法的过程示意图。

具体实施方式

[0020] 现在将参照附图来详细描述本发明的各种示例性实施例。应注意到:除非另外具体说明,否则在这些实施例中阐述的部件和步骤的相对布置、数字表达式和数值不限制本发明的范围。

[0021] 以下对至少一个示例性实施例的描述实际上仅仅是说明性的,决不作为对本发明及其应用或使用的任何限制。

[0022] 对于相关领域普通技术人员已知的技术、方法和设备可能不作详细讨论,但在适当情况下,所述技术、方法和设备应当被视为说明书的一部分。

[0023] 在这里示出和讨论的所有例子中,任何具体值应被解释为仅仅是示例性的,而不是作为限制。因此,示例性实施例的其它例子可以具有不同的值。

[0024] 应注意到:相似的标号和字母在下面的附图中表示类似项,因此,一旦某一项在一个附图中被定义,则在随后的附图中不需要对其进行进一步讨论。

[0025] 简言之,本发明涉及一种基于多标签学习的目标物体分类方法,其技术方案包括:采集目标物体的触觉数据,例如,采集传感器压力变化、温度变化和电极分布等多种模态的数据进行预处理,以进行特征提取;提取多模态触觉数据的简单统计特征,并根据各个触觉形容词的正负实例分布情况将其分为训练集和测试集;将提取的特征在例如支持向量机(SVM)、K近邻(KNN)、自适应K值的多标签K近邻(AML-KNN)等分类器下进行分类,得出不同分类方法在数据上的表现效果,提高分类准确率。

[0026] 具体地,结合图1和图2所示,本发明提供的用于目标物体触觉属性识别的多标签学习方法包括以下步骤:

[0027] 步骤S110,采集与目标物体交互过程中产生的多模态触觉数据。

[0028] 例如,多种模态的触觉数据包括目标物体与BIOTAC传感器交互过程中产生的压力信号,温度信号和电极分布信号。

[0029] 为了获得多种模态的触觉数据,例如,采用BIOTAC传感器对多种模态的数据进行采集,安装在PR2机器人上的BIOTAC传感器分别对60种生活中常见物品进行交互操作,交互过程分为按压,握持,慢速滑动,快速滑动等。传感器在每个交互过程中可以产生五种类型的信号:低频流体压力(PDC);高频流体振动(PAC);核心温度(TDC);核心温度变化(TAC)和分布于BIOTAC指尖的19个电极阻抗。

[0030] 进一步地,将采集到的数据信号进行预处理,由于在进行过程切换或者交互方向转变时传感器会产生噪声,为了避免这种噪声,只提取与对象进行有效物理交互产生的信号。对每个交互过程信号值进行截取,从而截取出能够反映与目标物体物理交互的有效信号。

[0031] 具体地,对于生活中常见的60种物品,每种物品由安装在BarretHand机械手上的两个BIOTAC传感器采集10次,一共得到600组实验数据,由于一些形容词缺乏正面的例子,优选地,采用了一种精心设计的训练/测试拆分方法。对于给定的形容词,为了保证训练数据集和测试数据集都有正负标记的对象,用9:1的比例来划分正负标记的对象。此外,让同一对象只出现在一组训练或测试中,使分类器学习对形容词而不是实验物体进行分类。

[0032] 需说明的是,本发明所采用的多模态数据采集工具也可以使用其他工具,如视觉相机、录音器和各种通用机械手等设备来代替。

[0033] 步骤S120,从多模态触觉数据中提取触觉特征构建训练集,该训练集用于表征描述交互过程的触觉形容词与所提取的触觉特征之间的对应关系。

[0034] 对上述进行预处理过后的多模态数据进行特征提取,例如,针对采集到的触觉序列,在PAC,PDC,TAC,TDC信号中,采用“最大值、最小值、均值、峰值、绝对平均值、均方根值、方差、标准差、方根幅值、峭度、偏度、波形因子、峰值因子、脉冲因子、裕度因子”这15个统计特征作为所选特征。在19个电极信号中,为了降低电极特征的维数,使用主成分分析提取两个最重要的主成分。这两部分可以表示电极信号,准确度达95%。随着时间的推移,将一个六阶多项式匹配到每个分量上,每个多项式都有六个系数,这些系数作为所描述的电极特征。

[0035] 步骤S130,利用训练集训练多标签分类器,获得用于实时预测目标物体触觉属性

的识别模型。

[0036] 将所选特征进行集合,然后进行归一化处理,再用提出的多标签分类器对实验物体进行多标签分类,多标签分类器通过挖掘标签之间的相关信息来更好的理解实验对象的触觉形容词,多标签分类器例如是ML-KNN(多标签K近邻)分类器:

[0037] 对于ML-KNN(多标签K近邻)分类器的算法如下:

[0038] 1) 给出一个具有标签集Y的实例x,考虑在x最近的k个近邻点。 N_x 表示在训练集中的这k个近邻点。让 $\vec{y}_x(j)$ 表示实例x的标签向量,对于第j个形容词标签,如果 $j \in Y$, $\vec{y}_x(j) = 1$,否则 $\vec{y}_x(j) = 0$ 。其中给出了一个计数方程,表示为:

$$[0039] \quad \vec{C}_x(j) = \sum_{a \in N_x} \vec{y}_a(j), \quad j \in y \quad (1)$$

[0040] 其中, $\vec{C}_x(j) \in \{0,1, \dots, k\}$,表示实例x的近邻点中包含标签j的近邻点个数,对于一个未知的实例x,让 H_1^j 表示实例x具有标签j这一事件, H_1^0 表示实例x不具有标签j这一事件

[0041] 根据贝叶斯理论,标签分类向量可以由以下公式给出:

$$[0042] \quad \vec{y}_x(j) = \operatorname{argmax}_{b \in \{0,1\}} P(H_b^j | E_{\vec{C}_x(j)}^j), j \in y \quad (2)$$

[0043] 式中 $E_{\vec{C}_x(j)}^j$ 表示:在实例x的k个近邻点中,恰好有 $\vec{C}_x(j)$ 个近邻点属于标签j。可以根据贝叶斯理论进行改写上述公式,然后可以得到预测标签。

[0044] 2) 对于任一未知实例的预测标签为:

$$[0045] \quad \begin{aligned} \vec{y}_x(j) &= \operatorname{argmax}_{b \in \{0,1\}} \frac{P(H_b^j)P(E_{\vec{C}_x(j)}^j | H_b^j)}{P(E_{\vec{C}_x(j)}^j)} \\ &= \operatorname{argmax}_{b \in \{0,1\}} P(H_b^j)P(E_{\vec{C}_x(j)}^j | H_b^j) \end{aligned} \quad (3)$$

[0046] 如上式所示,可以通过训练集中的数据求得先验概率 $P(H_b^j)$ 和后验概率 $P(E_{\vec{C}_x(j)}^j | H_b^j)$,即可判断出实例x属于标签j的概率。

[0047] 为进一步优化分类器,本发明采用AML-KNN(自适应多标签K近邻分类器),其在原有的ML-KNN分类器的基础上,利用测试点的邻域信息,通过引入点特有k值的概念,缓解了k的全局选择问题。一种方法是找到正确分类每个训练点 $x_i \in P$ 的k值集,并使用一个有监督的学习者将k值建模为对应训练向量的函数。然后将此函数应用于测试点,以确定适合它的k值。

[0048] 例如,AML-KNN算法首先对每一个实例点查找成功的k值集 K_{x_i} 。一种可行的方法是对所有可行的k值进行穷举,穷举集合可以为以下集合 $K = \{1, 2, \dots, k_{\max}\}$,其中 $k_{\max} = \sqrt{n}$ (n表示训练集中样本点的个数)。k_{max}的选择遵循以下原则:

[0049] 1) k_{max}不能太大或者太小,这样才能保护近邻点的结构。

[0050] 2) k_{\max} 应该是数据相关的在确定每个实例点 y_i 的合适的 k 值集合以后, 将所有信息利用 MLP (多层感知机) 进行权值拟合, 对于在测试集中的实例点, 训练好的 MLP 能够接收测试点的特征是输出一个大概率可行的 k 值 k_{y_i} 。

[0051] 为进一步提高分类精确度, 对分类器进行融合, 可融合两个或两个以上的分类器结果。具体地, 对所选择特征进行分类, 一般输入为训练集、测试集和实际标签, 输出为预测精度和预测标签。例如, 用于分类的分类器分别有以下三种: KNN (K近邻算法), SVM (支持向量机), ML-KNN 算法 (图2仅示意了两种分类器)。对三种基分类器的分类结果进行决策级融合, 优化分类准确率, 用 γ_c 表示第 c 个分类器的权重, 决策级融合的预测标签 Y^* 可以通过以下公式计算:

$$[0052] \quad Y^* = \{y_j | \sum_c \gamma_c P_{c_j} > \varphi_j\} \quad (4)$$

[0053] 其中 $j=1, 2, \dots, q$ 表示标签号, $c=1, 2, \dots, C$ 表示分类器的序号, 对于第 j 个标签, P_{c_j} 表示分类器 c 产生正标签且分类准确的概率。 φ_j 是第 j 个标签的阈值, 是由标签分类的困难度来确定的。

[0054] 在训练之后, 即可进行实时的触觉属性识别。例如, 根据步骤 S110 和 S120 的过程, 采集与目标物体交互过程产生的多模态数据并从中提取对应的触觉特征, 分别输入到经训练的多个分类器, 对多个分类结果进行融合, 进而获得识别结果。

[0055] 进一步地, 使用本发明所采用的简单统计特征和多标签分类方法在公开数据和 PHAC-2 上进行了验证。实验结果表明, 与现有技术相比, 本发明提高了分类准确率和分类效率。

[0056] 综上, 本发明的优势主要体现在以下方面:

[0057] 1)、提出了一种多模态融合的思想来进行目标物品的识别。首先采集实验物品或材料的多模态特征, 如压力、温度、电极分布, 得到其数据集。然后将这些数据集进行融合, 并针对多种模态进行分类, 相比单一模态具有更好的分类效果。

[0058] 2)、本发明在特征提取阶段使用简单的统计特征来进行特征提取, 例如将峭度、均值、方差等作为特征数据集, 简化了计算步骤, 降低了后续训练模型的复杂度, 也提高了分类效率。

[0059] 3)、本发明使用多标签的分类方法对数据进行训练预测, 相较于传统的单标签分类器, 所提出的多标签算法能够充分挖掘标签间的相关性, 同时提出自适应 K 的方法解决了 K 值全局优化的难题。

[0060] 4)、本发明优化了分类准确率, 提出将多个分类器在决策级融合的实现方法, 集合多个基础分类器在不同的标签上有不同表现的优点, 进一步提升了分类准确率。

[0061] 5)、本发明提出的方法是一种新颖的目标物体识别方法, 其所用特征和分类器不依赖于任何一种触觉数据采集方式。

[0062] 本发明可以是系统、方法和/或计算机程序产品。计算机程序产品可以包括计算机可读存储介质, 其上载有用于使处理器实现本发明的各个方面的计算机可读程序指令。

[0063] 计算机可读存储介质可以是可以保持和存储由指令执行设备使用的指令的有形设备。计算机可读存储介质例如可以是一一但不限于一一电存储设备、磁存储设备、光存储设备、电磁存储设备、半导体存储设备或者上述的任意合适的组合。计算机可读存储介质的

更具体的例子(非穷举的列表)包括:便携式计算机盘、硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM或闪存)、静态随机存取存储器(SRAM)、便携式压缩盘只读存储器(CD-ROM)、数字多功能盘(DVD)、记忆棒、软盘、机械编码设备、例如其上存储有指令的打孔卡或凹槽内凸起结构、以及上述的任意合适的组合。这里所使用的计算机可读存储介质不被解释为瞬时信号本身,诸如无线电波或者其他自由传播的电磁波、通过波导或其他传输媒介传播的电磁波(例如,通过光纤电缆的光脉冲)、或者通过电线传输的电信号。

[0064] 这里所描述的计算机可读程序指令可以从计算机可读存储介质下载到各个计算/处理设备,或者通过网络、例如因特网、局域网、广域网和/或无线网下载到外部计算机或外部存储设备。网络可以包括铜传输电缆、光纤传输、无线传输、路由器、防火墙、交换机、网关计算机和/或边缘服务器。每个计算/处理设备中的网络适配卡或者网络接口从网络接收计算机可读程序指令,并转发该计算机可读程序指令,以供存储在各个计算/处理设备中的计算机可读存储介质中。

[0065] 用于执行本发明操作的计算机程序指令可以是汇编指令、指令集架构(ISA)指令、机器指令、机器相关指令、微代码、固件指令、状态设置数据、或者以一种或多种编程语言的任意组合编写的源代码或目标代码,所述编程语言包括面向对象的编程语言—诸如Smalltalk、C++等,以及常规的过程式编程语言—诸如“C”语言或类似的编程语言。计算机可读程序指令可以完全地在用户计算机上执行、部分地在用户计算机上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户计算机上部分在远程计算机上执行、或者完全在远程计算机或服务器上执行。在涉及远程计算机的情形中,远程计算机可以通过任意种类的网络—包括局域网(LAN)或广域网(WAN)—连接到用户计算机,或者,可以连接到外部计算机(例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接)。在一些实施例中,通过利用计算机可读程序指令的状态信息来个性化定制电子电路,例如可编程逻辑电路、现场可编程门阵列(FPGA)或可编程逻辑阵列(PLA),该电子电路可以执行计算机可读程序指令,从而实现本发明的各个方面。

[0066] 这里参照根据本发明实施例的方法、装置(系统)和计算机程序产品的流程图和/或框图描述了本发明的各个方面。应当理解,流程图和/或框图的每个方框以及流程图和/或框图中各方框的组合,都可以由计算机可读程序指令实现。

[0067] 这些计算机可读程序指令可以提供给通用计算机、专用计算机或其它可编程数据处理装置的处理器,从而生产出一种机器,使得这些指令在通过计算机或其它可编程数据处理装置的处理器执行时,产生了实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作的装置。也可以把这些计算机可读程序指令存储在计算机可读存储介质中,这些指令使得计算机、可编程数据处理装置和/或其他设备以特定方式工作,从而,存储有指令的计算机可读介质则包括一个制品,其包括实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作的各个方面的指令。

[0068] 也可以把计算机可读程序指令加载到计算机、其它可编程数据处理装置、或其它设备上,使得在计算机、其它可编程数据处理装置或其它设备上执行一系列操作步骤,以产生计算机实现的过程,从而使得在计算机、其它可编程数据处理装置、或其它设备上执行的指令实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作。

[0069] 附图中的流程图和框图显示了根据本发明的多个实施例的系统、方法和计算机程序产品的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上,流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段或指令的一部分,所述模块、程序段或指令的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。在有些作为替换的实现中,方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如,两个连续的方框实际上可以基本并行地执行,它们有时也可以按相反的顺序执行,这依所涉及的功能而定。也要注意的,框图和/或流程图中的每个方框、以及框图和/或流程图中的方框的组合,可以用执行规定的功能或动作的专用的基于硬件的系统来实现,或者可以用专用硬件与计算机指令的组合来实现。对于本领域技术人员来说公知的是,通过硬件方式实现、通过软件方式实现以及通过软件和硬件结合的方式实现都是等价的。

[0070] 以上已经描述了本发明的各实施例,上述说明是示例性的,并非穷尽性的,并且也不限于所披露的各实施例。在不偏离所说明的各实施例的范围和精神的情况下,对于本技术领域的普通技术人员来说许多修改和变更都是显而易见的。本文中所用术语的选择,旨在最好地解释各实施例的原理、实际应用或对市场中的技术改进,或者使本技术领域的其它普通技术人员能理解本文披露的各实施例。本发明的范围由所附权利要求来限定。

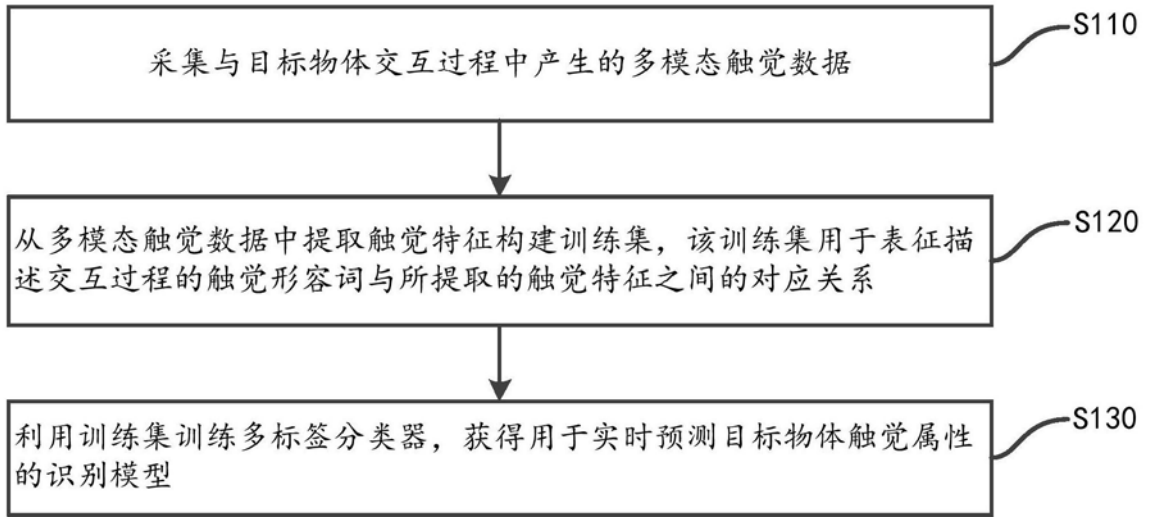


图1

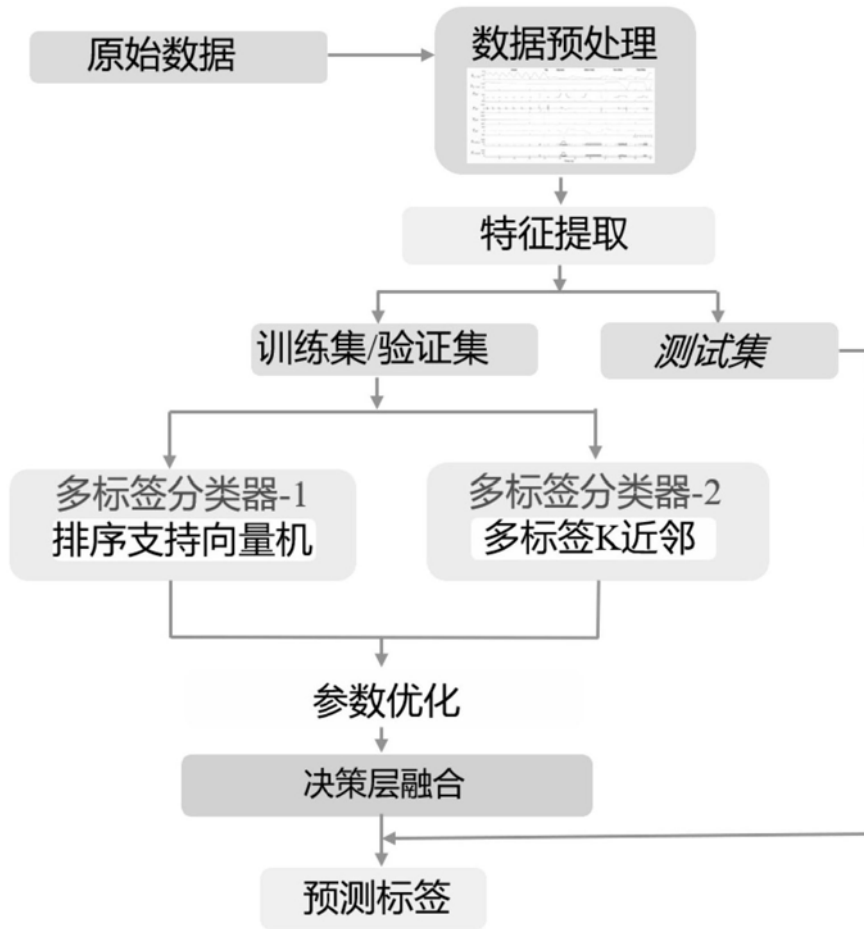


图2