(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国 际 局

(43) 国际公布日
2020 年 11 月 19 日 (19.11.2020)

WIPO | PCT

(10) 国际公布号
WO 2020/228489 A1

(51) 国际专利分类号:
G06F 3/01 (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2020/085608

(22) 国际申请日: 2020 年 4 月 20 日 (20.04.2020)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201910411693.6 2019年5月16日 (16.05.2019) CN

(71) 申请人: 腾 讯 科 技 (深 圳) 有 限 公 司 (**TENCENT TECHNOLOGY (SHENZHEN) COMPANY LIMITED**) [CN/CN]; 中国广东省深圳市南山区高新区科技中一路腾讯大厦35层, Guangdong 518057 (CN)。

(72) 发明人: **郑宇(ZHENG, Yu)**; 中国广东省深圳市南山区高新区科技中一路腾讯大厦35层, Guangdong 518057 (CN)。 **许忠锦(XU, Zhongjin)**; 中国广东省深圳市南山区高新区科技中一路腾讯大厦35层, Guangdong 518057 (CN)。 **张正友(ZHANG, Zhengyou)**; 中国广东省深圳市南山区高新区科技中一路腾讯大厦35层, Guangdong 518057 (CN)。

(74) 代理人: 广州华进联合专利商标代理有限公司 (**ADVANCE CHINA IP LAW OFFICE**); 中国广东省广州市天河区珠江东路6号4501房（部位：自编01-03和08-12单元）（仅限办公用途）, Guangdong 510623 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明，要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国(除另有指明，要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT,

(54) **Title:** VISION-BASED TACTILE MEASUREMENT METHOD, APPARATUS, CHIP AND STORAGE MEDIUM

(54) **发明名称**: 基于视觉的触觉测量方法、装置、芯片及存储介质

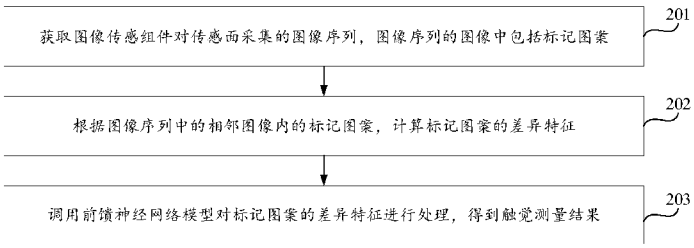


图 4

(57) **Abstract:** A vision-based tactile measurement method; the method is executed by a chip, and the chip is connected to a tactile sensor; the tactile sensor comprises a sensing surface and an image sensing assembly, and the sensing surface is provided with a marking pattern; the method comprises: acquiring an image sequence collected by the image sensing assembly for the sensing surface, images in the image sequence comprising marking patterns; according to the marking patterns within adjacent images in the image sequence, calculating a difference feature of the marking patterns; and calling a feedforward neural network to process the difference feature of the marking patterns to obtain a tactile measurement result.

(57) **摘要**: 一种基于视觉的触觉测量方法，该方法由芯片执行，芯片与触觉传感器相连，触觉传感器包括传感面和图像传感组件，传感面设置有标记图案，该方法包括：获取图像传感组件对传感面采集的图像序列，图像序列的图像中包括标记图案；根据图像序列中的相邻图像内的标记图案，计算标记图案的差异特征；及调用前馈神经网络对标记图案的差异特征进行处理，得到触觉测量结果。

WO 2020/228489 A1

[见续页]

RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

发明名称：基于视觉的触觉测量方法、装置、芯片及存储介质

本申请要求于 2019 年 05 月 16 日提交中国专利局，申请号为201910411693. 6、发明名称为“基于视觉的触觉测量方法、装置、设备及存储介质”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

技术领域

本申请涉及人机交互领域，特别涉及一种基于视觉的触觉测量方法、装置、芯片及存储介质。

背景技术

触觉传感器是用于模仿触觉功能的传感器，可以对接触物体进行触觉测量，比如接触位置、接触力等。目前，触觉传感器多应用于机器人领域。

相关技术中提供了一种触觉传感器，该触觉传感器设置有半圆形的柔性传感面，该柔性传感面的内表面设置有阵列排布的多个标记点，以及朝向内表面设置的图像传感组件。在柔性传感面的外表面与物体接触后，柔性传感面会发生形变，导致内表面的多个标记点因形变而改变位置。图像传感组件采集柔性传感面的内表面图像，将内表面图像传输至芯片。芯片内设置有卷积神经网络（CNN），通过卷积神经网络对内表面图像进行处理，得到接触力的分析结果。

上述卷积神经网络的训练过程较为复杂，需要多达两万个训练样本才能取得较好的训练效果。

发明内容

根据本申请的各种实施例提供了一种基于视觉的触觉测量方法、装置、芯片、及存储介质，一种前馈神经网络的训练方法、装置、计算机设备和存

储介质，一种触觉传感器系统，以及一种机器人系统。

一种基于视觉的触觉测量方法，所述方法由芯片执行，所述芯片与触觉传感器相连，所述触觉传感器包括传感面和图像传感组件，所述传感面设置有标记图案；

所述方法包括：获取所述图像传感组件对所述传感面采集的图像序列，所述图像序列的图像中包括所述标记图案；根据所述图像序列中的相邻图像内的所述标记图案，计算所述标记图案的差异特征；及调用前馈神经网络对所述标记图案的差异特征进行处理，得到触觉测量结果；其中，所述前馈神经网络内的隐藏层数量小于阈值。

一种前馈神经网络的训练方法，由计算机设备执行，所述方法包括：

获取训练样本，所述训练样本包括样本图像序列和样本触觉结果，所述样本图像序列是触觉传感器内的图像传感组件采集的图像序列，所述触觉传感器包括传感面和图像传感组件，所述传感面设置有标记图案，所述图像序列的图像中包括所述标记图案；根据所述样本图像序列中的相邻图像内的所述标记图案的位置，计算所述标记图案的样本差异特征；调用前馈神经网络对所述标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测触觉结果；所述前馈神经网络中的隐藏层数量少于阈值；对所述预测触觉结果和所述样本触觉结果进行误差计算，得到误差损失；及通过误差反向传播算法根据所述误差损失对所述前馈神经网络进行训练，得到训练后的前馈神经网络。

一种基于视觉的触觉测量装置，所述装置应用于芯片中，所述芯片与触觉传感器相连，所述触觉传感器包括传感面和图像传感组件，所述传感面设置有标记图案；

所述装置包括：第一获取模块，用于获取所述图像传感组件对所述传感面采集的图像序列，所述图像序列的图像中包括所述标记图案；第一计算模块，用于根据所述图像序列中的相邻图像内的所述标记图案，计算所述标记图案的差异特征；及前馈神经网络，用于对所述标记图案的差异特征进行处理，得到触觉测量结果；其中，所述前馈神经网络内的隐藏层数量小于阈值。

一种前馈神经网络的训练装置，所述装置包括：

第二获取模块，用于获取训练样本，所述训练样本包括样本图像序列和样本触觉结果，所述样本图像序列是触觉传感器内的图像传感组件采集的图像序列，所述触觉传感器包括柔性传感面和朝向所述柔性传感面的内表面设置的图像传感组件，所述柔性传感面内设置有标记图案，所述图像序列的图像中包括所述标记图案的位置；第二计算模块，用于根据所述样本图像序列中的相邻图像内的所述标记图案的位置，计算所述标记图案的样本差异特征；前馈神经网络模型，用于对所述标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测触觉结果，所述前馈神经网络中的隐藏层数量少于阈值；误差计算模块，用于对所述预测触觉结果和所述样本触觉结果进行误差计算，得到误差损失；及训练模块，用于通过误差反向传播算法根据所述误差损失对所述前馈神经网络进行训练，得到训练后的前馈神经网络。

一种芯片，所述芯片包括可编程逻辑电路和程序指令中的至少一种，当所述芯片运行时所述芯片用于执行如上方面所述的基于视觉的触觉测量方法。

一种触觉传感器系统，所述系统包括：触觉传感器和芯片，所述触觉传感器包括传感面和图像传感组件，所述传感面设置有标记图案，所述图像传感组件与所述芯片相连；所述芯片包括可编程逻辑电路和程序指令中的至少一种，当所述芯片运行时所述芯片用于执行如上方面所述的基于视觉的触觉测量方法。

一种计算机设备，包括存储器和处理器，所述存储器存储有计算机可读指令，所述处理器执行所述计算机可读指令时实现上述前馈神经网络的训练方法的步骤。

一种计算机可读存储介质，存储有计算机可读指令，所述计算机可读指令被处理器执行时实现上述的基于视觉的触觉测量方法的步骤，或者，上述的前馈神经网络的训练方法的步骤。

一种机器人系统，所述机器人系统包括：芯片和触觉传感器，所述触觉

传感器设置在指尖部位和皮肤部位中的至少一个部位，所述触觉传感器包括传感面和图像传感组件，所述传感面设置有标记图案，所述图像传感组件与所述芯片相连；所述芯片包括可编程逻辑电路和程序指令中的至少一种，当所述芯片运行时所述芯片用于执行如上方面所述的基于视觉的触觉测量方法。

本申请的一个或多个实施例的细节在下面的附图和描述中提出。本申请的其它特征、目的和优点将从说明书、附图以及权利要求书变得明显。

附图说明

为了更清楚地说明本申请实施例中的技术方案，下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图仅仅是本申请的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。

图 1 是本申请一个示例性实施例提供的相关技术中的触觉传感器的结构示意图；

图 2 是本申请一个示例性实施例提供的触觉传感器系统的结构示意图；

图 3 是本申请一个示例性实施例提供的柔性传感面的示意图；

图 4 是本申请一个示例性实施例提供的触觉传感器的使用方法流程图；

图 5 是是本申请一个示例性实施例提供的标记点的位移记录示意图；

图 6 是本申请一个示例性实施例提供的前馈神经网络的结构示意图；

图 7 是本申请一个示例性实施例提供的前馈神经网络的的使用方法流程；

图 8 是本申请一个示例性实施例提供前馈神经网络中的各模型结构示意图；

图 9 是本申请一个示例性实施例提供的位置估计模型的使用方法流程图；

图 10 是本申请另一个示例性实施例提供的接触力估计模型的使用方法

流程图；

图 11 是本申请一个示例性实施例提供的表面分类模型和曲率估计模型的使用方法流程图；

图 12 是本申请一个示例性实施例提供的表面分类模型的使用方法的流程图；

图 13 是本申请一个示例性实施例提供的球面的曲率估计模型的使用方法的流程图；

图 14 是本申请一个示例性实施例提供的圆柱面的曲率估计模型的使用方法流程图；

图 15 是本申请一个示例性实施例提供的图像阵列上标记点位移的计算方法的流程图；

图 16 是本申请一个示例性实施例提供的基于视觉的触觉测量的训练方法的流程图；

图 17 是本申请一个示例性实施例提供的位置估计模型的训练方法的流程图；

图 18 是本申请一个示例性实施例提供的接触力估计模型的训练方法流程图；

图 19 是本申请一个示例性实施例提供的表示表面分类模型的训练方法流程图；

图 20 是本申请一个示例性实施例提供的球面估计模型的训练方法流程图；

图 21 是本申请另一个示例性实施例提供的圆柱面估计模型的训练方法流程图；

图 22 是本申请一个示例性实施例提供的除表面分类模型之外的其它模型的结构示意图；

图 23 是本申请一个示例性实施例提供的表面分类模型的模型结构示意图；

图 24 是本申请一个示例性实施例提供的用于训练前馈神经网络的样本曲面示意图；

图 25 是本申请一个示例性实施例提供的训练样本曲面的使用个数的表格；

图 26 是本申请一个示例性实施例提供的触觉传感器的几何模型示意图；

图 27 是本申请一个示例性实施例提供的位置估计模型的训练结果示意图；

图 28 是本申请一个示例性实施例提供的接触力估计模型的训练结果示意图；

图 29 是本申请一个示例性实施例提供的表示表面分类模型的训练结果正确率的混淆矩阵；

图 30 是本申请一个示例性实施例提供的球面估计模型的训练结果示意图；

图 31 是本申请一个示例性实施例提供的圆柱面估计模型的训练结果示意图；

图 32 是本申请一个示例性实施例提供的触觉传感器系统的使用方法的流程图。

图 33 是本申请一个示例性实施例提供的基于视觉的触觉测量装置的框图；

图 34 是本申请另一个示例性实施例提供的前馈神经网络的训练装置的框图；

图 35 是本申请一个示例性实施例提供的计算机设备的框图。

具体实施方式

下面将参照附图更详细地描述本申请的实施例。虽然附图中显示了本申请的某些实施例，然而应当理解的是，本申请可以通过各种形式来实现，而且不应该被解释为限于这里阐述的实施例，相反提供这些实施例是为了更加

透彻和完整地理解本申请。应当理解的是，本申请的附图及实施例仅用于示例性作用，并非用于限制本申请的保护范围。

本文使用的术语“包括”及其变形是开放性包括，即“包括但不限于”。术语“基于”是“至少部分地基于”。术语“一个实施例”表示“至少一个实施例”；术语“另一实施例”表示“至少一个另外的实施例”。其他术语的相关定义将在下文描述中给出。

首先，对本申请实施例提供的若干个名词进行简介：

前馈神经网络（Feedforward Neural Network）模型：是一种具有单向结构的人工神经网络。前馈神经网络包括至少两个神经网络层。其中，每一个神经网络层包含若干个神经元，各个神经元分层排列，同一层的神经元之间没有互相连接，层间信息的传送只沿一个方向进行。

逻辑斯蒂（Sigmoid）函数：是一种呈“S”型的函数，用来描述增长趋势为起初阶段大致是指数增长；然后随着开始变得饱和，增加变慢；最后，达到成熟时增加停止的过程。

归一化指数（Softmax）函数：是一种可以将一个含任意实数的向量“压缩”到另一个实向量中，使得每一个元素的范围都在(0,1)之间，并且所有元素的和为 1 的函数。

隐藏层：是一种用于输入或者分析数据的神经网络层结构。

输出层：是一种用于输出结果的神经网络层结构。

在相关技术中提供了一种触觉传感器，如图 1 所示。该触觉传感器包括：硅胶传感面 11、设置在硅胶传感面 11 内表面上的标记点 12，3D 打印技术制成的触觉传感器的模型前端 13，该模型前端 13 用于固定硅胶传感面 11，透镜 14、图像传感组件 15，用于固定图像传感组件的触觉传感器模型尾端 16 和发光二极管（LED）组成的圆环 17。该技术采用基于贝叶斯定理（Bayesian）的概率模型来区分接触点的位置、接触棱边的曲率半径以及朝向，并且在最新的研究中使用了卷积神经网络模型（CNN）的算法来实现以上测试结果，

但由于基于贝叶斯定理（Bayesian）的概率模型不是连续的估测算法，因此，该技术只能将所接触物体的曲率半径进行不连续的区分，如只能区分 20mm 或 30mm，同时，采用卷积神经网络模型（CNN）的算法存在训练样本数量大的问题，比如，需要两万张以上的样本图像才能训练到较好的模型效果。

在本申请提供的一些实施例中，利用前馈神经网络提供了一种基于视觉的触觉测量方案。该方法利用图像阵列中连续两幅图像上的标记点的位移作为特征值输入至前馈神经网络，得到接触点的位置、接触力的大小和/或方向，接触表面的曲率半径等信息，相比于相关技术中所采用的卷积神经网络模型（CNN），该方法将输入的特征值（只需要标记点的位移和/或形变，而不需要整张图像）进行简化，同时，训练样本大幅度减少，提高了神经网络的训练效率，从而满足将使用触觉传感器的方法简化，并且在不需要大量样本的训练下，该前馈神经网络可以达到同样的效果（或更优的效果）的需求。

在本申请提供的一些实施例中，该基于视觉的触觉测量方法应用于芯片 117 中，该芯片 117 可以是 CPU、GPU、神经网络芯片、微处理器、或 FPGA 电路中的任意一种，此处不作限定，该芯片 117 与触觉传感器相连，触觉传感器包括传感面 111 和图像传感组件 115，传感面 111 设置有标记图案 112。可选地，传感面 111 是柔性传感面，能够在与其它物体接触时发生形变。图像传感组件 115 可以是摄像头。该摄像头可朝向传感面 111 的内表面来设置。

图 2 示出了本申请的一个示例性实施例提供的一种触觉传感器系统 300 的结构示意图。该触觉传感器包括传感面 111、底座 113、立柱 114 和朝向传感面 111 的内表面设置的图像传感组件 115 构成，底板 116 用于放置该触觉传感器。

图 3 示出了本申请的一个示例性实施例提供的一种传感面 111 的内表面示意图，该传感面 111 的内表面上设置有标记图案 112。

在一些实施例中，该传感面 111 的形状不作限定，该传感面 111 可以是矩形、六边形、圆形、椭圆形、半球形、或平面等形状中的任意一种，在本

实施例的一个示例中，选用半球形的柔性传感面 111 为例进行说明，如图 3 所示。

在一些实施例中，标记图案采用至少两个标记点来实现，或者，采用网格来实现，或者，采用标记点和网格来实现。网格是具有交叉的网格线的图案，相交的网格线上形成网格点。

以标记图案采用标记点来实现为例，在该传感面 111 的内表面上（或内部）设置有标记点 112，标记点 112 可以形成阵列排布或者非阵列排布，如，形成 4×4 或 6×6 的矩形阵列，或者，形成圆形的非阵列排布。该阵列在传感面 111 的内表面上至少存在一个，如，该传感面 111 上设置有两个阵列，阵列的个数能反映更多的形变，计算量也会随着增加。

相邻标记点 112 之间的距离可以是相等的，也可以是不相等的，在相邻标记点 112 之间的距离相等的时候，该标记点 112 的位移变化均匀。标记点 112 可以居中排布在传感面 111 的内表面上，如，在传感面 111 上设置有 4×4 的矩形阵列的标记点 112，也可以沿着传感面 111 的边缘排布。该标记点的颜色可以是任意颜色，本申请中选用黑色标记点 112，与白色的传感面 111 加以区分，能更好地表示标记点 112 的位移。

在一些实施例中，黑色标记点 112 阵列居中排布在传感面 111 的内表面上，并且距标记点阵列中位于边缘的标记点 112 应与传感面 111 上的各边缘距离相等，相邻标记点 112 之间的距离相等。作为另一个示例，选用圆形传感面 111，标记点 112 的个数为 6×6 的矩形阵列为例进行说明，如图 3 所示。

本申请实施例对标记图案 112 的具体实现形式不加以限定。

图 4 示出了本申请一个示例性实施例提供的基于视觉的触觉测量方法的流程图，该方法可以由图 1 中的芯片 117 来执行，该方法包括：

步骤 201，获取图像传感组件对内表面采集的图像序列，图像序列的图像中包括标记图案。

被接触物体与接触传感器的传感面 111 接触时，传感面 111 发生形变，图像传感组件以一定的频率连续地拍摄传感面 111 的内表面并向芯片传输图

像，因此形成图像阵列。

以标记图案包括标记点为例，上述频率可以根据标记点 112 的位移来设定，如 30 帧/秒或 60 帧/秒。此外，图像传感组件 115 在高频率的拍摄状态下，触觉传感器还可以检测被接触物体的滑移，甚至可以检测到较大的突发性力。

步骤 202，根据图像序列中的相邻图像内的标记图像，计算标记图像的差异特征。

在一些实施例中，图像阵列中的相邻的图像是相邻的两张。

当标记图案包括标记点时，标记图案的差异特征包括标记点的位移和形变中的至少一种，比如包括标记点的位移，还比如包括标记点的位移和形变。

当标记图案包括网格时，标记图案的差异特征包括网格中网格点的位移和网格线的形变中的至少一种，比如包括网格中网格点的位移，还比如包括网格中的网格点的位移和网格线的形变。

以标记图案包括标记点为例，上述芯片根据两个相邻图像中的最接近的两个标记点 112 标记为同一标记，就能够跟踪每一个标记点的运动，即计算出标记点 112 的位移作为差异特征，如图 5 所示。

步骤 203，调用前馈神经网络对标记图案的差异特征进行处理，得到触觉测量结果。

前馈神经网络可以是一个或多个神经网络模型，每个神经网络模型对应不同的功能。前馈神经网络中的隐藏层的层数小于阈值。在一些实施例中，该阈值为 2。

调用前馈神经网络中各个模型的隐藏层和输出层，根据前馈神经网络中的实现不同功能的模型对标记图案的差异特征进行处理，得到触觉测量结果。

在一些实施例中，可以根据测量需要设计不同功能的神经网络模型、隐藏层和输出层的个数，本申请的实施例中以隐藏层和输出层的个数分别为 1 进行说明。

综上所述，本申请实施例提供的方法，通过采用标记图案的差异特征作为输入特征，相比于相关技术中采用图像作为输入特征，能够减少输入特征

的数量，从而减少计算量；同时，通过采用隐藏层的层数小于阈值的前馈神经网络来进行特征提取和预测，相比于层数较多的 CNN 网络，能够使用较少的计算量来预测出相近或更优的触觉测量结果。

图 6 示出了一个示例性实施例提供的一种前馈神经网络 200 的结构示意图。该前馈神经网络 200 内设置有隐藏层 202 和输出层 203。

在基于图 4 的可选实施例中，上述前馈神经网络 200 对标记图案 112 的差异特征进行处理得到测量结果的方法包括如下步骤，如图 7 所示：

步骤 301，调用前馈神经网络 200 中的隐藏层 201 对标记图案 112 的差异特征进行特征提取，得到特征表示。

步骤 302，调用前馈神经网络中的输出层 202 对特征表示进行处理，得到触觉测量结果。

上述隐藏层 201 内设置有 n 个隐藏神经元，n 为整数。作为本实施例的一个示例，该隐藏层 201 是基于 Sigmoid 隐藏神经元构建的，上述输出层 202 是基于 Softmax 输出神经元或线性输出神经元构建的。

根据本申请的实施例，隐藏层的神经元数量可以是任意大于零的整数，被输入的特征值的个数也可以是任意大于零的整数，上述神经元可以根据实现功能的不同来进行设计。

在一些实施例中，标记图案 112 采用 36 个标记点来实现，以隐藏层 201 内设置有 100 个隐藏神经元为例进行说明，向该前馈神经网络 200 中的输入层 201 输入 72 个特征值，该特征值为 36 个标记点 112 的位移（x1，y1，x2，y2，…，x36，y36）。

综上所述，在触觉传感器结构相似的前提下，本申请所涉及的触觉传感器结构较为简单，同时，采用将标记点在连续的图像阵列上的位移作为特征值输入至神经网络模型的方法，及设计含有简单的隐藏层的前馈神经网络对被接触的物体进行测量，简化了测量过程，减少了训练样本的数量。

前馈神经网络的结构中的隐藏层以单向的方式传递信息，该隐藏层至少含有一个，参考图 6 示出的一个示例性实施例提供的一种前馈神经网络 200 的示意图。

上述触觉测量结果，包括如下三种特征中的一种：

第一，接触位置；

第二，接触力的三维信息，该三维信息包括接触力的大小和/或方向；

第三，接触表面的局部曲率半径。

上述前馈神经网络包括：用于估计接触点位置的位置估计模型、用于估计接触力三维信息（接触力的大小和/或方向）的接触力估计模型、用于对接触表面进行分类的表面分类模型、用于对接触表面的局部曲率半径进行估计的曲率估计模型，如图 8 所示。

下面用图 9 来对接触位置的测量过程进行说明，根据本申请的实施例，触觉测量结果包括接触位置，前馈神经网络包括：位置估计模型，位置估计模型包括第一隐藏层和第一输出层，接触位置的测量方法如图 9 所示，包括：

步骤 401，调用位置估计模型中的第一隐藏层对标记图案的差异特征进行特征提取，得到接触位置特征表示；

以标记图案包括阵列排布的标记点，标记图案的差异特征包括标记点的位移为例，上述第一隐藏层用于对输入的标记点的位移进行特征提取，该第一隐藏层是基于 Sigmoid 隐藏神经元构建的，上述接触位置特征表示是采用向量形式对于接触位置对应的特征表示进行的表示。在上述描述前馈神经网络的使用步骤 301 中已说明，此处不再赘述。

步骤 402，调用位置估计模型中的第一输出层对接触位置特征表示进行处理，得到接触位置。

在上述描述前馈神经网络的使用步骤 302 中已说明，此处不再赘述。

在一些实施例中，上述位置估计模型中隐藏层和输出层的个数均为大于零的整数，上述神经元可以根据实现不同的功能来进行选择，本申请以第一

隐藏层和第一输出层的个数分别为 1 个，神经元分别选用基于 Sigmoid 隐藏神经元和线性输出神经元为例说明，如图 22 所示。

将特征值输入至该前馈神经网络 200，调用位置估计模型中的第一隐藏层中的 Sigmoid 隐藏神经元的对上述特征值进行处理，得到接触位置特征表示；该接触位置的特征表示将作为输入值输入至第一输出层，第一输出层中的线性输出神经元将对特征表示进行特征提取，得到接触位置在空间上的三维坐标并输出，具体的三维坐标系参照下文获取样本接触位置时的坐标系（参考图 26）。

下面用图 10 来对接触力的三维信息的测量过程进行说明，根据本申请的实施例，触觉测量结果包括接触力的三维信息，上述前馈神经网络 200 包括接触力估计模型，接触力估计模型包括：第二隐藏层和第二输出层，测量接触力的三维信息的方法如图 10 所示，包括：

步骤 501，调用接触力估计模型中的第二隐藏层对标记图案的差异特征进行特征提取，得到接触力特征表示。

以标记图案包括阵列排布的标记点，标记图案的差异特征包括标记点的位移为例，上述第二隐藏层将标记点的位移作为特征值输入，得到接触力特征表示，将接触力特征表示作为第二输出层的输入。

步骤 502，调用接触力估计模型中的第二输出层对接触力特征表示进行处理，得到接触力的三维信息，三维信息包括大小和/或方向。

在上述描述前馈神经网络的使用步骤 402 中已说明，此处不再赘述。

在一些实施例中，上述接触力估计模型中第二隐藏层和第二输出层的个数均为大于零的整数，上述神经元可以根据实现不同的功能来进行选择，本申请以第二隐藏层和第二输出层的个数分别为 1 个，神经元分别选用基于 Sigmoid 隐藏神经元和线性输出神经元为例说明，如图 22 所示。将差异特征输入至该前馈神经网络 200，调用接触力估计模型中的第二隐藏层中的 Sigmoid 隐藏神经元的对上述特征值进行处理，得到接触位置特征表示；该接

触位置的特征表示将作为输入值输入至第二输出层，第二输出层中的线性输出神经元将对特征表示进行预测，得到接触力在空间上的三维信息，也即得到接触力的大小和/或方向并输出。

其中，“大小和/或方向”包括：仅大小；或，仅方向；或，大小和方向。

下面用图 11 来对局部曲率半径的测量过程进行说明，根据本申请的实施例，触觉测量结果包括接触表面的局部曲率半径，前馈神经网络包括：表面分类模型和至少两个曲率估计模型。作为本实施例的一个示例，至少两个曲率估计模型包括：球面曲率估计模型和柱面曲率估计模型。

测量接触表面的局部曲率半径的方法如图 11 所示，包括：

步骤 601，调用表面分类模型对标记点的位移进行表面识别，得到接触表面的表面类型。

表面分类模型是用于对被接触的物体的表面类型进行预测的神经网络模型，表面类型包括球面、平面和圆柱面中的至少一种。

步骤 602，根据表面类型调用至少两个曲率估计模型中的目标曲率估计模型对接触表面进行曲率预测，得到接触表面的局部曲率半径。

芯片根据测量的接触表面的类型来调用相关的曲率估计模型进行曲率估计。

在基于上述图 11 的可选实施例中，表面分类模型包括第三隐藏层和第三输出层，步骤 601 包括如下子步骤，如图 12 所示，包括：

步骤 601a，调用表面分类模型中的第三隐藏层对标记点的位移进行表面识别，得到表面类型特征表示。

步骤 601b，调用表面分类模型中的第三输出层对表面类型特征表示进行处理，得到接触表面的表面类型。

通过调用表面分类模型，将标记点位移输出为表面类型。表面类型包括：平面、球面或圆柱面中的任意一种。

当表面类型为球面时，进入图 13 所示的步骤；当表面类型为圆柱面时，进入图 14 所示的步骤。

在基于上述图 11 的可选实施例中，球面估计模型包括第四隐藏层和第四输出层，步骤 602 如图 13 所示，包括：

步骤 602a，调用球面估计模型中的第四隐藏层对球面进行第一曲率预测，得到球面曲率预测特征表示。

步骤 602b，调用球面估计模型中的第四输出层对球面曲率预测特征表示进行处理，得到球面的局部曲率半径。

在基于上述图 11 的可选实施例中，圆柱面估计模型包括第五隐藏层和第五输出层，步骤 602 如图 14 所示，包括：

步骤 6021，调用圆柱面估计模型中的第五隐藏层对圆柱面进行第二曲率预测，得到圆柱面曲率预测特征表示。

步骤 6022，调用圆柱面估计模型中的第五输出层对圆柱面曲率预测特征表示进行处理，得到圆柱面的局部曲率半径。

该接触表面的表面类型可以是但不局限于球面、圆柱面、或平面等，在一些实施例中，以接触表面为球面为例进行说明，该表面分类模型的隐藏神经元和输出神经元可以根据实现功能的不同来设置，本申请的表面分类模型的具体结构在下文中详细说明（参考图 23）。

当被检测的接触面为球面时，将标记点的位移作为特征值输入至上述表面分类模型，表面分类模型中的第三隐藏层对特征值进行表面识别，得到球面类型特征表示；球面类型的特征表示作为输入值输入至第三输出层，得到接触表面类型为球面；芯片根据接触表面类型为球面，调用第四隐藏层对球面曲率半径进行预测，得到球面曲率预测特征表示；将球面曲率特征表示输入至第四输出层，调用第四输出层对球面曲率预测特征表示进行处理，得到球面的局部曲率半径并输出。

当被检测的接触面为圆柱面时，将标记点的移动位移作为特征值输入至上述表面分类模型，表面分类模型中的第三隐藏层对特征值进行表面识别，

得到圆柱面类型特征表示；圆柱面类型的特征表示作为输入值输入至第三输出层，得到接触表面类型为圆柱面；芯片根据接触表面类型为圆柱面，调用第五隐藏层对圆柱面曲率半径进行预测，得到圆柱面曲率预测特征表示；将圆柱面曲率特征表示输入至第五输出层，调用第五输出层对圆柱面曲率预测特征表示进行处理，得到圆柱面的局部曲率半径并输出。

其中，上述局部曲率半径是连续的，而不是断续的区间。

在基于上述各个实施例的可选实施例中，根据图像序列中的相邻图像内的标记图案，计算标记图案的差异特征，如图 15 所示，包括：

步骤 202a，在图像序列中相邻的第 i 帧图像和第 i+1 帧图像中，确定最接近的两个标记图案为相同的标记图案；

步骤 202b，根据标记图案在第 i 帧图像和第 i+1 帧图像中的位置（或，位置和形变），计算标记图案的差异特征。

在一些实施例中，以 i 为 1 进行说明，在图像序列中相邻的第 1 帧图像和第 2 帧图像中，确定最接近的两个标记点为相同的标记点；根据标记点在第 1 帧图像和第 2 帧图像中的位置，计算标记点的位移，如图 15 所示。其中，i 的取值为整数。

下面对上述各个实施例中提及的前馈神经网络的训练方法进行阐述。

图 16 示出了一个示例性实施例提供的前馈神经网络的训练方法的流程图。根据本申请的实施例，上述方法如图 16 所示，包括：

步骤 1601，获取训练样本，训练样本包括样本图像序列和样本触觉结果，样本图像序列是触觉传感器内的图像传感组件采集的图像序列。

步骤 1602，根据样本图像序列中的相邻图像内的标记图案，计算标记图案的样本差异特征。

示意性的，根据样本图像序列中的相邻图像内的标记图案的位置，计算标记图案的样本差异特征；或者，根据样本图像序列中的相邻图像内的标记

图案的位置和形变（比如大小），计算标记图案的样本差异特征。

当标记图案包括至少两个标记点，标记图案的样本差异特征包括：标记点的位移，或，所述标记点的位移和形变：

当标记图案包括网格，标记图案的样本差异特征包括：网格中网格点的位移，或，网格中的网格点的位移和网格线的形变。

步骤 1603，调用前馈神经网络对标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测触觉结果。其中，前馈神经网络中的隐藏层数量少于阈值。

步骤 1604，对预测触觉结果和样本触觉结果进行误差计算，得到误差损失。

步骤 1605，通过误差反向传播算法根据误差损失对前馈神经网络进行训练，得到训练后的前馈神经网络。

该方法所用的前馈神经网络与上述神经网络模型一致，此处是对该前馈神经网络进行训练，该前馈神经网络的具体结构，此处不再赘述。

在一些实施例中，该前馈神经网络内设置有所述隐藏层和输出层；步骤 1603，也就是调用前馈神经网络对所述标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测触觉结果的步骤，包括：调用前馈神经网络中的隐藏层对标记图案的样本差异特征进行特征提取，得到特征表示；及调用前馈神经网络中的输出层对所述特征表示进行处理，得到预测触觉结果。

在一些实施例中，该隐藏层内设置有 n 个隐藏神经元，n 为整数；隐藏层是基于逻辑斯蒂函数 Sigmoid 隐藏神经元构建的；及该输出层是基于归一化指数函数 Softmax 输出神经元或线性输出神经元构建的。

根据本申请的实施例，前馈神经网络包括用于估计接触位置的位置估计模型，位置估计模型包括第一隐藏层和第一输出层，该训练方法如图 17 所示，包括：

步骤 1701，获取第一训练样本，第一训练样本包括第一样本图像序列和样本接触位置。

示例性的，样本接触位置是采用三维坐标形式的坐标来表示的位置。

步骤 1702，根据样本图像序列中的相邻图像内的标记图案，计算标记图案的样本差异特征。

步骤 1703，调用位置估计模型对标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测接触位置。

步骤 1704，对预测接触位置和样本接触位置进行误差计算，得到第一误差损失。

步骤 1705，通过莱文贝格－马夸特（Levenberg–Marquardt）反向传播算法根据第一误差损失对位置估计模型进行训练，得到训练后的位置估计模型。

在一些实施例中，以第一训练样本为图像阵列中的标记点的位移和样本接触的实际位置坐标为例进行说明，获取图像阵列中的标记点位移和样本接触位置的坐标（x_1,y_1,z_1），将获取的图像阵列中的标记点位移输入至第一隐藏层和第一输出层，第一输出层得到样本接触位置的预测坐标（x_1'，y_1'，z_1'），通过莱文贝格－马夸特 Levenberg–Marquardt 反向传播算法对样本接触位置的坐标（x_1,y_1,z_1）和预测坐标（x_1'，y_1'，z_1'）进行处理，得到第一误差损失，根据第一误差损失对位置估计模型进行训练，得到训练后的位置估计模型。

根据本申请的实施例，前馈神经网络包括估计三维接触力的接触力估计模型，接触力估计模型包括第二隐藏层和第二输出层，该训练方法如图 18 所示，包括：

步骤 1801，获取第二训练样本，第二训练样本包括第二样本图像序列和样本三维信息，样本三维信息是基于设置在触觉传感器尾部的力矩传感器采集到的数据进行标定得到的，三维信息包括大小和/或方向。

步骤 1802，根据样本图像序列中的相邻图像内的标记图案，计算标记图案的样本差异特征。

步骤 1803，调用接触力估计模型对标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测三维信息。

步骤 1804，对预测三维信息和样本三维信息进行误差计算，得到第二误

差损失。

步骤 1805，通过 Levenberg–Marquardt 反向传播算法根据第二误差损失对接触力估计模型进行训练，得到训练后的接触力估计模型。

在一些实施例中，以第二训练样本为图像阵列中的标记点的位移和样本接触力的实际三维信息为例进行说明，获取图像阵列中的标记点的位移和样本三维信息（f_x，f_y，f_z），将获取的图像阵列中的标记点的位移输入至第二隐藏层和第二输出层，第二输出层则得到样本接触力的预测三维信息（f_x'，f_y',f_z'），通过 Levenberg–Marquardt 反向传播算法对样本三维信息（f_x，f_y，f_z）和预测三维信息（f_x'，f_y',f_z'）进行处理，得到第二误差损失，根据第二误差损失对位置估计模型进行训练，得到训练后的位置估计模型。

根据本申请的实施例，前馈神经网络包括用于分类接触表面的表面分类模型，表面分类模型包括第三隐藏层和第三输出层，该训练方法如图 19 所示，包括：

步骤 1901，获取第三训练样本，第三训练样本包括第三样本图像序列和样本表面类型。

步骤 1902，根据样本图像序列中的相邻图像内的标记图案，计算标记图案的样本差异特征。

步骤 1903，调用表面分类模型对标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测表面类型。

步骤 1904，对预测表面类型和样本表面类型进行误差计算，得到第三误差损失。

步骤 1905， 通过缩放共轭梯度反向传播算法根据第三误差损失对表面分类模型进行训练，得到训练后的表面分类模型。

在一些实施例中，以第三训练样本为图像阵列中的标记点的位移和样本表面类型为例进行说明，获取图像阵列中的标记点位移和样本表面类型（S_1），将获取的图像阵列中的标记点位移输入至第三隐藏层和第三输出层，第三输

出层得到接触表面的预测表面类型（S_1'），通过缩放共轭梯度反向传播算法对样本表面类型（S_1）和预测表面类型（S_1'）进行处理，得到第三误差损失，根据第三误差损失对表面分类模型进行训练，得到训练后的表面分类模型。

根据本申请的实施例，上述表面分类模型的结构如图 23 所示，第三隐藏层可以设置一个或者两个，在一些实施例中，以第三隐藏层设置一层为例进行说明，该表面分类模型包括第三隐藏层和第三输出层，该隐藏层是基于 Sigmoid 隐藏神经元构建的，该第三输出层是基于 Softmax 隐藏神经元构建的，Sigmoid 隐藏神经元适用于对物体进行分类，而 Softmax 隐藏神经元使得对应于接触表面的不同形状产生不同的输出的结果。

根据本申请的实施例，曲率估计模型包括：球面估计模型，球面估计模型包括第四隐藏层和第四输出层，该训练方法如图 20 所示，包括：

步骤 2010，获取第四训练样本，第四训练样本包括第四样本图像序列和样本球面的局部曲率半径；

步骤 2020，根据样本图像序列中的相邻图像内的标记图案，计算标记点的样本差异特征。

步骤 2030，调用球面估计模型对标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测曲率半径。

步骤 2040，对预测曲率半径和样本球面的局部曲率半径进行误差计算，得到第四误差损失。

步骤 2050，通过莱文贝格－马夸特 Levenberg–Marquardt 反向传播算法根据第四误差损失对球面估计模型进行训练，得到训练后的球面估计模型。

在一些实施例中，以第四训练样本为图像阵列中的标记点的位移和样本球面的局部曲率半径为例进行说明，获取图像阵列中的标记点位移和样本球面的局部曲率半径（R_1），将获取的图像阵列中的标记点位移输入至第四隐藏层，第四输出层得到样本球面的预测曲率半径（R_1'），通过莱文贝格－马夸特 Levenberg–Marquardt 反向传播算法对样本球面的局部曲率半径（R_1）和样

本球面的预测曲率半径（R_1'）进行处理，得到第四误差损失，根据第四误差损失对球面估计模型进行训练，得到训练后的球面估计模型。

根据本申请的实施例，曲率估计模型包括：圆柱面估计模型，圆柱面估计模型包括第五隐藏层和第五输出层，该训练方法如图 21 所示，包括：

步骤 2101，获取第五训练样本，第五训练样本包括第五样本图像序列和样本圆柱面的局部曲率半径；

步骤 2102，根据样本图像序列中的相邻图像内的标记图案，计算标记图案的差异特征。

步骤 2103，调用圆柱面估计模型对标记图案的差异特征进行处理，得到预测曲率半径。

步骤 2104，对预测曲率半径和样本圆柱面的局部曲率半径进行误差计算，得到第五误差损失。

步骤 2105，通过 Levenberg–Marquardt 反向传播算法根据第五误差损失对圆柱面估计模型进行训练，得到训练后的圆柱面估计模型。

在一些实施例中，以第五训练样本为图像阵列中的标记点的位移和样本圆柱面曲率半径为例进行说明，获取图像阵列中的标记点位移和样本圆柱面的局部曲率半径（R_2），将获取的图像阵列中的标记点位移输入至第五隐藏层，第五输出层得到样本圆柱面的预测曲率半径（R_2'），通过莱文贝格－马夸特 Levenberg–Marquardt 反向传播算法对样本圆柱面的局部曲率半径（R_2）和样本圆柱面的预测曲率半径（R_2'）进行处理，得到第五误差损失，根据第五误差损失对圆柱面估计模型进行训练，得到训练后的圆柱面估计模型。

根据本申请实施例，所接触的表面不限于球面和圆柱面，该训练样本所涉及的接触面类型和各接触面训练样本的使用个数分别如图 24 和图 25 所示。本申请选用了包括圆锥体、圆柱体、三棱锥体、三棱柱体、平面等多个形状的接触表面来训练表面分类模型，由于一个接触力大于 5.5N 的顶尖会在接触区域引起较大的变形，因此对于顶尖表面（如图 24 中的三棱锥体），本申请

采集小于 5.5N 的接触力（如图 25 的表格所示）。

需要说明的是，对该前馈神经网络进行训练时，该前馈神经网络于未训练时所用的前馈神经网络 200 的内部结构一致，内部结构所实现的功能相同，因此，此处不再对训练时使用的前馈神经网络 200 的结构进行详细说明，具体结构见上述前馈神经网络 200。

根据图 2 所示的触觉传感器系统的框图，该触觉传感器系统中包括上述触觉传感器以及与触觉传感器相连的芯片 117。该芯片 117 包括可编程逻辑电路和/或程序指令，当该芯片运行时，用于执行上述基于视觉的触觉测量方法。

根据图 2 所示的触觉传感器系统 300，该系统由上述触觉传感器和芯片 117 组成，该芯片 117 与上述基于视觉的触觉测量装置的结构中的芯片为同一类型的芯片 117，该芯片 117 包括可编程逻辑电路和/或程序指令，当该芯片运行时，用于执行上述基于视觉的触觉测量方法。

根据本申请的实施例，上述样本接触位置的获取方式可见图 26，图 26 示出了一个示例性实施例提供的力/力矩传感器测量接触点的几何模型。通过安装在触觉传感器下方的力矩传感器 116 来获得实际接触位置，在触觉传感器上建立虚拟的空间坐标系，触觉传感器测量力 f 和由接触力产生的力矩 m 落在触觉传感器建立的坐标系上，在上述传感面 111 在只有一个接触点的情况下，力 f 为接触力，而力矩 m 可以写成如下所示：

$$\mathrm{m} = -\hat{f}\mathrm{r}$$

其中 r 是三维向量即接触点相对于指尖的坐标系的位置。$\hat{f}$ 是 3×3 的反对称矩阵，用来表示叉乘。因为矩阵 $\hat{f}$ 的秩为二，所以公式的解可以写成如下所示：

$$\mathrm{r} = -\hat{f}^{+}m + cf$$

其中 $\hat{f}^{+}$ 是 $\hat{f}$ 的伪逆，c 是待确定的系数。由于 $\hat{f}$ 是一个秩为二且 $\hat{f}f \equiv 0$ 的奇异矩阵，所以 f 是公式的齐次解。几何上，该公式表示在触觉传感器上建立的坐标系下的一条直线，该直线具有与传感面 111 的交点，如图 26 所示。因此，可以根据已知传感面 111 表面几何形状，求出交点以及交点处的法向。因为触觉传感器测量力 f 是传感面 111 上接收的压力，所以触觉传感器测量力 f 应该与向内的法向有一个正的内积。

在本申请实施例的一个实例中，使用整个球体代表传感面 111，因此，直线与传感面 111 就有两个交点。其中一点的内法向与触觉传感器测量力 f 的内积是正的即为实际接触位置，而且位置必然也在真实的传感面 111 上。而另一个交点，可能落在传感面 111 上，也可能不落在传感面 111 上，但该另一个交点可以省去，因为该另一个交点与法向的内积为负。

根据本申请的实施例，对位置估计模型进行训练，训练结果如图 27 所示。根据图 27 可以看出，位置估计模型的相关系数（R）的值接近 1，均方根误差（RMSE）约为 0.6 mm，这意味着训练后的位置估计模型与输入数据的一致性是高度相关的。

根据本申请的实施例，对接触力估计模型进行训练，训练结果如图 28 所示。根据图 28 可以看出，接触力估计模型在 1.5N 到 8N 动态力的范围内表现结果如下：经过训练，相关系数（R）的值接近 1，均方根误差（RMSE）约为 0.25 N，这意味着训练后的接触力估计模型与输入数据的一致性是高度相关的。

根据本申请的实施例，对表面分类模型进行训练，训练结果的正确率如图 29 所示。利用混淆矩阵（Confusion 矩阵）对表面分类模型的正确率进行评价，从图 29 可以看出，表面分类模型的整体的正确率在 91%，这意味着训练后的表面分类模型的分类功能的正确率较高。

根据本申请的实施例，对球面估计模型进行训练，训练结果如图 30 所示。根据图 30 可以看出，球面估计模型的训练结果如下：经过训练相关系数（R）的值约为 0.9，均方根误差（RMSE）约为 8mm，这意味着训练后的球面估计

模型与输入数据的一致性是高度相关的。

根据本申请的实施例，对圆柱面估计模型进行训练，训练结果如图 31 所示。根据图 31 可以看出，球面估计模型的训练结果如下，经过训练相关系数（R）的值约为 0.9，均方根误差（RMSE）约为 10mm，这意味着训练后的圆柱面估计模型与输入数据的一致性是高度相关的。

根据本申请的实施例，上述触觉传感器系统 300 的使用方法的流程图如图 32 所示，触觉传感器上设置有传感面 111，传感面的内表面上设置有标记点 112，与传感面 111 的内表面相对的图像传感组件 115，通过图像传感组件 115 采集柔性传感器 111 的内表面所形成的图像序列上标记点 112 的位移，将标记点 112 的位移作为特征值输入至上述前馈神经网络，分别测量接触点位置、三维接触力的大小和/或方向以及接触表面的局部曲率半径。另外，还可以通过力矩传感器测量的接触位置的真实值、接触力的真实值以及接触表面的局部曲率半径的真实值与触觉传感器测量的测量值比较来对上述前馈神经网络进行训练。

根据本申请的实施例，该基于视觉的触觉测量装置的结构示意图即上述上述触觉传感器与芯片相连。该基于视觉的触觉测量装置包括：第一获取模块 311、第一计算模块 312 和前馈神经网络 313，如图 33 所示。

第一获取模块 311，用于获取图像传感组件 115 对传感面采集的图像序列，图像序列的图像中包括标记图案。

第一计算模块 312，用于根据图像序列中的相邻图像内的标记图案 112 的位置，计算标记图案的差异特征。

前馈神经网络 313，用于对标记图案 112 的差异特征进行处理，得到触觉测量结果。

在一个可选的实施例中，该前馈神经网络内设置有隐藏层和输出层，该隐藏层，用于对标记图案的差异特征进行特征提取，得到特征表示；该输出层，用于对特征表示进行处理，得到触觉测量结果。隐藏层内设置有 n 个隐

藏神经元，n 为整数，隐藏层是基于 Sigmoid 隐藏神经元构建的；输出层是基于 Softmax 输出神经元或线性输出神经元构建的。

在一个可选的实施例中，上述触觉测量结果包括接触位置；前馈神经网络包括：位置估计模型，位置估计模型包括第一隐藏层和第一输出层，该第一隐藏层，用于述标记图案的差异特征进行特征提取，得到接触位置特征表示；该第一输出层，用于对接触位置特征表示进行处理，得到接触位置。

在一个可选的实施例中，上述触觉测量结果包括接触力的三维信息，前馈神经网络包括接触力估计模型，接触力估计模型包括：第二隐藏层和第二输出层，该第二隐藏层，用于对标记图案的差异特征进行特征提取，得到接触力特征表示；第二输出层，用于对接触力特征表示进行处理，得到接触力的三维信息，三维信息包括大小和方向中的至少一种。

在一个可选的实施例中，上述触觉测量结果包括接触表面的局部曲率半径，前馈神经网络包括：表面分类模型和至少两个曲率估计模型；该表面分类模型，用于对标记图案的差异特征进行表面识别，得到接触表面的表面类型；至少两个曲率估计模型中的目标曲率估计模型，用于根据表面类型对接触表面进行曲率预测，得到接触表面的局部曲率半径。

在一个可选的实施例中，曲率估计模型包括：球面估计模型和圆柱面估计模型，该球面估计模型，用于当表面类型是球面时，对球面进行第一曲率预测，得到球面的局部曲率半径，当表面类型是圆柱面时，圆柱面估计模型用于对圆柱面进行第二曲率预测，得到圆柱面的局部曲率半径。

在一个可选的实施例中，表面分类模型包括第三隐藏层和第三输出层，该第三隐藏层，用于对标记图案的差异特征进行表面识别，得到表面类型特征表示；第三输出层，用于对表面类型特征表示进行处理，得到接触表面的表面类型。

在一个可选的实施例中，球面估计模型包括第四隐藏层和第四输出层，该第四隐藏层，用于对球面进行第一曲率预测，得到球面曲率预测特征表示；第四输出层，用于对球面曲率预测特征表示进行处理，得到球面的局部曲率

半径。

在一个可选的实施例中，圆柱面估计模型包括第五隐藏层和第五输出层，该第五隐藏层，用于对圆柱面进行第二曲率预测，得到圆柱面曲率预测特征表示；第五输出层，用于对圆柱面曲率预测特征表示进行处理，得到圆柱面的局部曲率半径。

在一个可选的实施例中，第一计算单元，用于在图像序列中相邻的第 i 帧图像和第 i+1 帧图像中，确定最接近的两个标记图案为相同的标记图案；第二计算单元，用于根据标记图案在第 i 帧图像和第 i+1 帧图像中的位置（或，位置和形变），计算标记图案的差异特征。

在一个可选的实施例中，该标记图案包括至少两个标记点，该标记图案的样本差异特征包括该标记点的位移该和形变中的至少一种。

在一个可选的实施例中，该标记图案包括网格，该标记图案的差异特征包括该网格中网格点的位移该和网格线的形变中的至少一种。

图 34 示出了一个示例性实施例提供的基于视觉的触觉测量装置的训练模块的结构示意图。

根据本申请的实施例，该基于视觉的触觉测量装置的训练模块，如图 26 所示，包括：

第二获取模块 411，用于获取训练样本，训练样本包括样本图像序列和样本触觉结果，样本图像序列是触觉传感器内的图像传感组件采集的图像序列，触觉传感器包括传感面和图像传感组件，传感面设置有标记图案，图像序列的图像中包括标记图案。

第二计算模块 412，用于根据样本图像序列中的相邻图像内的标记图案，计算标记图案的样本差异特征。

前馈神经网络模型 413，用于对标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测触觉结果，其中，前馈神经网络中的隐藏层数量少于阈值。

误差计算模块 414，用于对预测触觉结果和样本触觉结果进行误差计算，

得到误差损失。

训练模块 415，用于通过误差反向传播算法根据误差损失对该前馈神经网络模型进行训练，得到训练后的前馈神经网络模型。

在一个可选的实施例中，前馈神经网络模型内设置有隐藏层和输出层，该隐藏层用于对标记图案的差异特征进行特征提取，得到特征表示；输出层用于对特征表示进行处理，得到触觉测量结果。隐藏层内设置有 n 个隐藏神经元，n 为整数，该隐藏层是基于 Sigmoid 隐藏神经元构建的；输出层是基于 Softmax 输出神经元或线性输出神经元构建的。

在一个可选的实施例中，前馈神经网络模型包括用于估计接触位置的位置估计模型，第二获取模块 411，用于获取第一训练样本，第一训练样本包括第一样本图像序列和样本接触位置。估计模型用于对标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测接触位置。误差计算模块 414，还用于对所述预测接触位置和所述样本接触位置进行误差计算，得到第一误差损失。训练模块 415，还用于通过 Levenberg–Marquardt 反向传播算法根据第一误差损失对位置估计模型进行训练，得到训练后的位置估计模型。

在一个可选的实施例中，前馈神经网络模型包括用于估计三维接触力的接触力估计模型，第二获取模块 411，还用于获取第二训练样本，第二训练样本包括第二样本图像序列和样本接触力的三维信息，样本接触力的三维信息是基于设置在触觉传感器尾部的力矩传感器采集到的数据进行标定得到的，三维信息包括大小和/或方向。接触力估计模型用于对所述标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测三维信息。误差计算模块 414，还用于对预测三维信息和样本三维信息进行误差计算，得到第二误差损失。训练模块 415，还用于通过 Levenberg–Marquardt 反向传播算法根据第二误差损失对接触力估计模型进行训练，得到训练后的接触力估计模型。

在一个可选的实施例中，前馈神经网络模型包括用于分类接触表面的表面分类模型，第二获取模快 411，还用于获取第三训练样本，第三训练样本包括第三样本图像序列和样本接触表面的类型。表面分类模型用于对所述标

记图案的样本差异特征进行处理，得到预测表面类型。误差计算模块 414，还用于对所述预测表面类型和所述样本表面类型进行误差计算，得到第三误差损失。训练模块 415，还用于通过缩放共轭梯度反向传播算法根据第三误差损失对表面分类模型进行训练，得到训练后的表面分类模型。

在一个可选的实施例中，前馈神经网络模型包括至少两个用于估计曲率的曲率估计模型，第二获取模块 411，用于获取训练样本，训练样本包括样本表面的类型和样本触觉结果；第二计算模块 412，用于通过误差反向传播算法根据误差损失对前馈神经网络进行训练，得到训练后的前馈神经网络。

在一个可选的实施例中，曲率估计模型包括：球面估计模型，第二获取模快 411，用于获取第四训练样本，第四训练样本包括第四样本表面的类型和样本球面的局部曲率半径。球面估计模型用于当所述预测表面类型是球面时，对所述标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测曲率半径。误差计算模块 414，还用于对球面的预测曲率半径和样本球面的局部曲率半径进行误差计算，得到第四误差损失。训练模块 415，还用于通过 Levenberg–Marquardt 反向传播算法根据第四误差损失对球面估计模型进行训练，得到训练后的球面估计模型。

在一个可选的实施例中，曲率估计模型包括：圆柱面估计模型，第二获取模快 411，用于获取第五训练样本，第五训练样本包括第五样本表面的类型和样本圆柱面的局部曲率半径。圆柱面估计模型，用于当预测表面类型是圆柱面时，调用圆柱面估计模型对标记图案的差异特征进行处理，得到预测曲率半径。误差计算模块 414，还用于对圆柱的预测曲率半径和样本圆柱面的局部曲率半径进行误差计算，得到第五误差损失。训练模块 415，还用于通过 Levenberg–Marquardt 反向传播算法根据第五误差损失对圆柱面估计模型进行训练，得到训练后的圆柱面估计模型。

本申请的实施例还提供了一种计算机设备，该计算机设备包括存储器和处理器，存储器存储有计算机可读指令，处理器执行计算机可读指令时实现

上述前馈神经网络的训练方法的步骤。

图 35 示出了本申请一个示例性实施例提供的计算机设备的结构示意图。该计算机设备可以用于执行上述前馈神经网络的训练方法。具体来讲:

计算机设备 3500 包括中央处理单元（CPU）3501、包括随机存取存储器（RAM）3502 和只读存储器（ROM）3503 的系统存储器 3504，以及连接系统存储器 3504 和中央处理单元 3501 的系统总线 3505。计算机设备 3500 还包括帮助计算机内的各个器件之间传输信息的基本输入/输出系统（I/O 系统）3506，和用于存储操作系统 3513、应用程序 3514 和其他程序模块 3515 的大容量存储设备 3507。

基本输入/输出系统 3506 包括有用于显示信息的显示器 3508 和用于用户输入信息的诸如鼠标、键盘之类的输入设备 3509。其中显示器 3508 和输入设备 3509 都通过连接到系统总线 3505 的输入输出控制器 3510 连接到中央处理单元 3501。基本输入/输出系统 3506 还可以包括输入输出控制器 3510 以用于接收和处理来自键盘、鼠标、或电子触控笔等多个其他设备的输入。类似地，输入输出控制器 3510 还提供输出到显示屏、打印机或其他类型的输出设备。

大容量存储设备 3507 通过连接到系统总线 3505 的大容量存储控制器（未示出）连接到中央处理单元 3501。大容量存储设备 3507 及其相关联的计算机可读介质为计算机设备 3500 提供非易失性存储。也就是说，大容量存储设备 3507 可以包括诸如硬盘或者 CD-ROM 驱动器之类的计算机可读介质（未示出）。

不失一般性，计算机可读介质可以包括计算机存储介质和通信介质。计算机存储介质包括以用于存储诸如计算机可读指令、数据结构、程序模块或其他数据等信息的任何方法或技术实现的易失性和非易失性、可移动和不可移动介质。计算机存储介质包括 RAM、ROM、EPROM、EEPROM、闪存或其他固态存储其技术，CD-ROM、DVD 或其他光学存储、磁带盒、磁带、磁盘存储或其他磁性存储设备。当然，本领域技术人员可知计算机存储介质不

局限于上述几种。上述的系统存储器 3504 和大容量存储设备 3507 可以统称为存储器。

根据本申请的各种实施例，计算机设备 3500 还可以通过诸如因特网等网络连接到网络上的远程计算机运行。也即计算机设备 3500 可以通过连接在系统总线 3505 上的网络接口单元 3511 连接到网络 3512，或者说，也可以使用网络接口单元 3511 来连接到其他类型的网络或远程计算机系统（未示出）。

上述存储器还包括一个或者一个以上的程序，一个或者一个以上程序存储于存储器中，被配置由 CPU 执行。

本申请的实施例还提供了一种计算机可读存储介质，存储有计算机可读指令，其特征在于，计算机可读指令被处理器执行时实现上述基于视觉的触觉测量方法，或者，上述前馈神经网络的训练方法。

本申请的实施例还提供了一种机器人系统，该机器人系统包括：芯片和触觉传感器，触觉传感器设置在指尖部位和皮肤部位中的至少一个部位，触觉传感器包括柔性传感面和朝向柔性传感面的内表面设置的图像传感组件，柔性传感面内设置有标记点，图像传感组件与芯片相连，该芯片包括可编程逻辑电路和程序指令中的至少一种，当芯片运行时，用于执行上述基于视觉的触觉测量方法。

本申请的实施例还提供了一种触觉传感器系统 300 的使用方法流程图，如图 32 所示，该使用方法适用于上述触觉传感器、触觉传感器中的前馈神经网络、上述前馈神经网络中的位置估计模型、接触力估计模型、表面分类模型、球面估计曲率模型、圆柱面估计曲率模型、上述触觉传感器系统和上述机器人系统。

以上所述仅为本申请的较佳实施例，并不用以限制本申请，凡在本申请的精神和原则之内，所作的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本申请的保护范围之内。

权利要求书

1、一种基于视觉的触觉测量方法，所述方法由芯片执行，所述芯片与触觉传感器相连，所述触觉传感器包括传感面和图像传感组件，所述传感面设置有标记图案；

所述方法包括：

获取所述图像传感组件对所述传感面采集的图像序列，所述图像序列的图像中包括所述标记图案；

根据所述图像序列中的相邻图像内的所述标记图案，计算所述标记图案的差异特征；及

调用前馈神经网络对所述标记图案的差异特征进行处理，得到触觉测量结果；其中，所述前馈神经网络内的隐藏层数量小于阈值。

2、根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述前馈神经网络内设置有所述隐藏层和输出层；所述调用前馈神经网络对所述标记图案的差异特征进行处理，得到触觉测量结果，包括：

调用所述前馈神经网络中的所述隐藏层对所述标记图案的差异特征进行特征提取，得到特征表示；及

调用所述前馈神经网络中的所述输出层对所述特征表示进行处理，得到触觉测量结果。

3、根据权利要求 2 所述的方法，其特征在于，所述隐藏层内设置有 n 个隐藏神经元，n 为整数；

所述隐藏层是基于逻辑斯蒂函数 Sigmoid 隐藏神经元构建的；及

所述输出层是基于归一化指数函数 Softmax 输出神经元或线性输出神经元构建的。

4、根据权利要求 2 所述的方法，其特征在于，所述触觉测量结果包括接触位置；所述前馈神经网络包括：位置估计模型，所述位置估计模型包括第一隐藏层和第一输出层；

所述调用所述前馈神经网络中的所述隐藏层对所述标记图案的差异特征

进行特征提取，得到特征表示，包括：

调用所述位置估计模型中的所述第一隐藏层对所述标记图案的差异特征进行特征提取，得到接触位置特征表示；

所述调用所述前馈神经网络中的所述输出层对所述特征表示进行处理，得到触觉测量结果，包括：

调用所述位置估计模型中的所述第一输出层对所述接触位置特征表示进行处理，得到所述接触位置。

5、根据权利要求 2 所述的方法，其特征在于，所述触觉测量结果包括接触力的三维信息，所述前馈神经网络包括接触力估计模型，所述接触力估计模型包括：第二隐藏层和第二输出层；

所述调用所述前馈神经网络中的所述隐藏层对所述标记图案的差异特征进行特征提取，得到特征表示，包括：

调用所述接触力估计模型中的所述第二隐藏层对所述标记图案的差异特征进行特征提取，得到接触力特征表示；

所述调用所述前馈神经网络中的所述输出层对所述特征表示进行处理，得到触觉测量结果，包括：

调用所述接触力估计模型中的所述第二输出层对所述接触力特征表示进行处理，得到所述接触力的三维信息，所述三维信息包括大小和方向中的至少一种。

6、根据权利要求 2 所述的方法，其特征在于，所述触觉测量结果包括接触表面的局部曲率半径；所述前馈神经网络包括：表面分类模型和至少两个曲率估计模型；

所述调用前馈神经网络对所述标记图案的差异特征进行处理，得到触觉测量结果，包括：

调用所述表面分类模型对所述标记图案的差异特征进行表面识别，得到接触表面的表面类型；及

根据所述表面类型调用所述至少两个曲率估计模型中的目标曲率估计模

型对所述接触表面进行曲率预测，得到所述接触表面的局部曲率半径。

7、根据权利要求 6 所述的方法，其特征在于，所述曲率估计模型包括：球面估计模型和圆柱面估计模型；所述根据所述表面类型调用所述至少两个曲率估计模型中的目标曲率估计模型对所述接触表面进行曲率预测，得到所述接触表面的局部曲率半径，包括：

当所述表面类型是球面时，调用所述球面估计模型对所述球面进行第一曲率预测，得到所述球面的局部曲率半径；及

当所述表面类型是圆柱面时，调用所述圆柱面估计模型对所述圆柱面进行第二曲率预测，得到所述圆柱面的局部曲率半径。

8、根据权利要求 6 所述的方法，其特征在于，所述表面分类模型包括第三隐藏层和第三输出层；所述调用所述表面分类模型对所述标记图案的差异特征进行表面识别，得到接触表面的表面类型，包括：

调用所述表面分类模型中的所述第三隐藏层对所述标记图案的差异特征进行表面识别，得到表面类型特征表示；及

调用所述表面分类模型中的所述第三输出层对所述表面类型特征表示进行处理，得到接触表面的表面类型。

9、根据权利要求 7 所述的方法，其特征在于，所述球面估计模型包括第四隐藏层和第四输出层；所述调用所述球面估计模型对所述球面进行第一曲率预测，得到所述球面的局部曲率半径，包括：

调用所述球面估计模型中的第四隐藏层对所述球面进行第一曲率预测，得到球面曲率预测特征表示；及

调用所述球面估计模型中的第四输出层对所述球面曲率预测特征表示进行处理，得到所述球面的局部曲率半径。

10、根据权利要求 7 所述的方法，其特征在于，所述圆柱面估计模型包括第五隐藏层和第五输出层；所述调用所述圆柱面估计模型对所述圆柱面进行第二曲率预测，得到所述圆柱面的局部曲率半径，包括：

调用所述圆柱面估计模型中的第五隐藏层对所述圆柱面进行第二曲率预

测，得到圆柱面曲率预测特征表示；及

调用所述圆柱面估计模型中的第五输出层对所述圆柱面曲率预测特征表示进行处理，得到所述圆柱面的局部曲率半径。

11、根据权利要求 1 至 10 任一所述的方法，其特征在于，所述标记图案包括至少两个标记点，所述标记图案的差异特征包括所述标记点的位移和形变中的至少一种。

12、根据权利要求 1 至 10 任一项所述的方法，其特征在于，所述标记图案包括网格，所述标记图案的差异特征包括所述网格中网格点的位移和网格线的形变中的至少一种。

13、根据权利要求 1 至 10 任一所述的方法，其特征在于，所述根据所述图像序列中的相邻图像内的所述标记图案，计算所述标记图案的差异特征，包括：

在所述图像序列中相邻的第 i 帧图像和第 i+1 帧图像中，确定最接近的两个标记图案为相同的标记图案，i 为整数；及

根据所述标记图案在所述第 i 帧图像和所述第 i+1 帧图像中的位置和形变中的至少一种，计算所述标记图案的差异特征。

14、一种前馈神经网络的训练方法，由计算机设备执行，所述方法包括：

获取训练样本，所述训练样本包括样本图像序列和样本触觉结果，所述样本图像序列是触觉传感器内的图像传感组件采集的图像序列，所述触觉传感器包括传感面和图像传感组件，所述传感面设置有标记图案，所述图像序列的图像中包括所述标记图案；

根据所述样本图像序列中的相邻图像内的所述标记图案，计算所述标记图案的样本差异特征；

调用前馈神经网络对所述标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测触觉结果；所述前馈神经网络中的隐藏层数量少于阈值；

对所述预测触觉结果和所述样本触觉结果进行误差计算，得到误差损失；

及

通过误差反向传播算法根据所述误差损失对所述前馈神经网络进行训练，得到训练后的前馈神经网络。

15、根据权利要求 14 所述的方法，其特征在于，所述前馈神经网络内设置有所述隐藏层和输出层；所述调用前馈神经网络对所述标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测触觉结果，包括：

调用所述前馈神经网络中的所述隐藏层对所述标记图案的样本差异特征进行特征提取，得到特征表示；及

调用所述前馈神经网络中的所述输出层对所述特征表示进行处理，得到预测触觉结果。

16、根据权利要求 15 所述的方法，其特征在于，所述隐藏层内设置有 n 个隐藏神经元，n 为整数；

所述隐藏层是基于逻辑斯蒂函数 Sigmoid 隐藏神经元构建的；及

所述输出层是基于归一化指数函数 Softmax 输出神经元或线性输出神经元构建的。

17、根据权利要求 14 所述的方法，其特征在于，所述前馈神经网络包括用于估计接触位置的位置估计模型，所述获取训练样本，所述训练样本包括样本图像序列和样本触觉结果，包括：

获取第一训练样本，所述第一训练样本包括第一样本图像序列和样本接触位置；

所述调用前馈神经网络对所述标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测触觉结果，包括：

调用所述位置估计模型对所述标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测接触位置；

所述对所述预测触觉结果和所述样本接触位置进行误差计算，得到误差损失，包括：

对所述预测接触位置和所述样本接触位置进行误差计算，得到第一误差

损失；

所述通过误差反向传播算法根据所述误差损失对所述前馈神经网络进行训练，得到训练后的前馈神经网络，包括：

通过莱文贝格－马夸特 Levenberg–Marquardt 反向传播算法根据所述第一误差损失对所述位置估计模型进行训练，得到训练后的位置估计模型。

18、根据权利要求 14 所述的方法，其特征在于，所述前馈神经网络包括用于估计接触力的三维信息的接触力估计模型，所述获取训练样本，所述训练样本包括样本图像序列和样本触觉结果，包括：

获取第二训练样本，所述第二训练样本包括第二样本图像序列和样本三维信息，所述样本三维信息是基于设置在所述触觉传感器尾部的力矩传感器采集到的数据进行标定得到的，所述样本三维信息包括大小和方向中的至少一种；

所述调用前馈神经网络对所述标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测触觉结果，包括：

调用所述接触力估计模型对所述标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测三维信息；

所述对所述预测触觉结果和所述样本触觉结果进行误差计算，得到误差损失，包括：

对所述预测三维信息和所述样本三维信息进行误差计算，得到第二误差损失；

所述通过误差反向传播算法根据所述误差损失对所述前馈神经网络进行训练，得到训练后的前馈神经网络，包括：

通过莱文贝格－马夸特 Levenberg–Marquardt 反向传播算法根据所述第二误差损失对所述接触力估计模型进行训练，得到训练后的接触力估计模型。

19、根据权利要求 14 所述的方法，其特征在于，所述前馈神经网络包括用于分类接触表面的表面分类模型；所述获取训练样本，所述训练样本包括样本图像序列和样本触觉结果，包括：

获取第三训练样本，所述第三训练样本包括第三样本图像序列和样本表面类型；

所述调用前馈神经网络对所述标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测触觉结果，包括：

调用所述表面分类模型对所述标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测表面类型；

所述对所述预测触觉结果和所述样本触觉结果进行误差计算，得到误差损失，包括：

对所述预测表面类型和所述样本表面类型进行误差计算，得到第三误差损失；

所述通过误差反向传播算法根据所述误差损失对所述前馈神经网络进行训练，得到训练后的前馈神经网络，包括：

通过缩放共轭梯度反向传播算法根据所述第三误差损失对所述表面分类模型进行训练，得到训练后的表面分类模型。

20、根据权利要求 19 所述的方法，其特征在于，所述前馈神经网络还包括曲率估计模型，所述曲率估计模型包括球面估计模型，所述方法还包括：

获取第四训练样本，所述第四训练样本包括第四样本图像序列和样本球面的局部曲率半径；

当所述预测表面类型是球面时，调用所述调用球面估计模型对所述标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测曲率半径；

对所述球面的预测曲率半径和所述样本球面的局部曲率半径进行误差计算，得到第四误差损失；及

通过莱文贝格－马夸特 Levenberg–Marquardt 反向传播算法根据所述第四误差损失对所述球面估计模型进行训练，得到训练后的球面估计模型。

21、根据权利要求 19 所述的方法，其特征在于，所述前馈神经网络还包括曲率估计模型，所述曲率估计模型包括圆柱面估计模型，所述方法还包括：

获取第五训练样本，所述第五训练样本包括第五样本图像序列和样本圆

柱面的局部曲率半径；

当所述预测表面类型是圆柱面时，调用所述圆柱面估计模型对所述标记图案的差异特征进行处理，得到预测曲率半径；

对所述圆柱的预测曲率半径和所述样本圆柱面的局部曲率半径进行误差计算，得到第五误差损失；及

通过莱文贝格－马夸特 Levenberg–Marquardt 反向传播算法根据所述第五误差损失对所述圆柱面估计模型进行训练，得到训练后的圆柱面估计模型。

22、根据权利要求 14 至 21 任一所述的方法，其特征在于，所述标记图案包括至少两个标记点，所述标记图案的样本差异特征包括所述标记点的位移和形变中的至少一种。

23、根据权利要求 14 至 21 任一项所述的方法，其特征在于，所述标记图案包括网格，所述标记图案的样本差异特征包括：所述网格中网格点的位移和网格线的形变中的至少一种。

24、一种基于视觉的触觉测量装置，其特征在于，所述装置应用于芯片中，所述芯片与触觉传感器相连，所述触觉传感器包括传感面和图像传感组件，所述传感面设置有标记图案；

所述装置包括：

第一获取模块，用于获取所述图像传感组件对所述传感面采集的图像序列，所述图像序列的图像中包括所述标记图案；

第一计算模块，用于根据所述图像序列中的相邻图像内的所述标记图案，计算所述标记图案的差异特征；及

前馈神经网络，用于对所述标记图案的差异特征进行处理，得到触觉测量结果；其中，所述前馈神经网络内的隐藏层数量小于阈值。

25、一种前馈神经网络的训练装置，其特征在于，所述装置包括：

第二获取模块，用于获取训练样本，所述训练样本包括样本图像序列和

样本触觉结果，所述样本图像序列是触觉传感器内的图像传感组件采集的图像序列，所述触觉传感器包括传感面和图像传感组件，所述传感面设置有标记图案，所述图像序列的图像中包括所述标记图案；

第二计算模块，用于根据所述样本图像序列中的相邻图像内的所述标记图案，计算所述标记图案的样本差异特征；

前馈神经网络模型，用于对所述标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测触觉结果；所述前馈神经网络中的隐藏层数量少于阈值；

误差计算模块，用于对所述预测触觉结果和所述样本触觉结果进行误差计算，得到误差损失；及

训练模块，用于通过误差反向传播算法根据所述误差损失对所述前馈神经网络进行训练，得到训练后的前馈神经网络。

26、一种芯片，其特征在于，所述芯片包括可编程逻辑电路和程序指令中的至少一种，当所述芯片运行时所述芯片用于执行如权利要求 1 至 13 任一所述的基于视觉的触觉测量方法。

27、一种触觉传感器系统，其特征在于，所述系统包括：触觉传感器和芯片，所述触觉传感器包括柔性传感面和图像传感组件，所述传感面设置有标记图案，所述图像传感组件与所述芯片相连；

所述芯片包括可编程逻辑电路和程序指令中的至少一种，当所述芯片运行时所述芯片用于执行如权利要求 1 至 13 任一所述的基于视觉的触觉测量方法。

28、一种计算机设备，包括存储器和处理器，所述存储器存储有计算机可读指令，其特征在于，所述处理器执行所述计算机可读指令时实现权利要求 14 至 23 中任一项所述的前馈神经网络的训练方法的步骤。

29、一种计算机可读存储介质，存储有计算机可读指令，其特征在于，所述计算机可读指令被处理器执行时实现权利要求1至13中任一项所述的基于视觉的触觉测量方法的步骤。

30、一种计算机可读存储介质，存储有计算机可读指令，其特征在于，所述计算机可读指令被处理器执行时实现权利要求14至23中任一项所述的前馈神经网络的训练方法的步骤。

31、一种机器人系统，其特征在于，所述机器人系统包括：芯片和触觉传感器，所述触觉传感器设置在指尖部位和皮肤部位中的至少一个部位，所述触觉传感器包括柔性传感面和朝向所述柔性传感面的内表面设置的图像传感组件，所述柔性传感面内设置有标记图案，所述图像传感组件与所述芯片相连；

所述芯片包括可编程逻辑电路和程序指令中的至少一种，当所述芯片运行时所述芯片用于执行权利要求1至14任一所述的基于视觉的触觉测量方法。

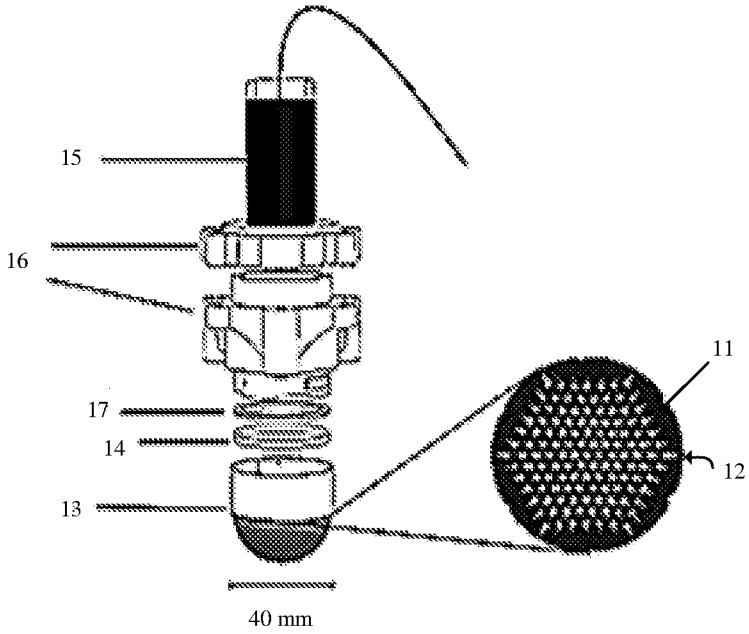


图 1

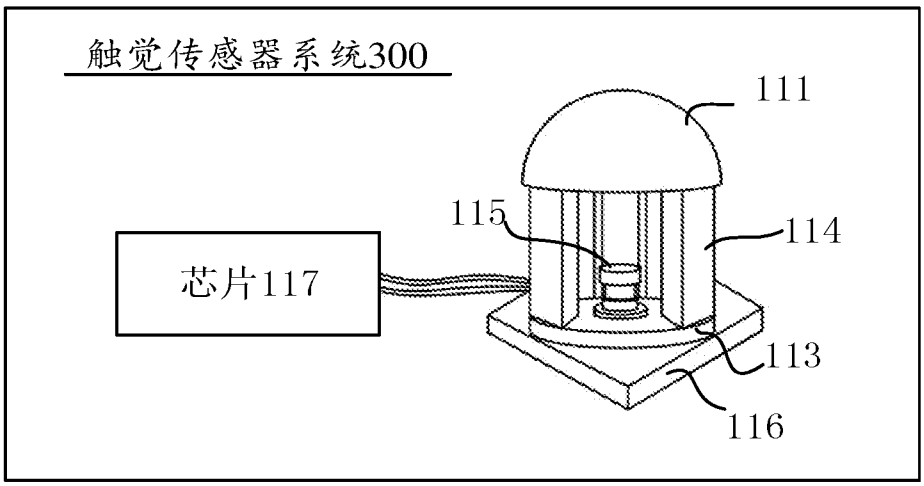


图 2

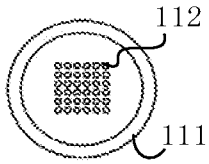

112
111

图 3

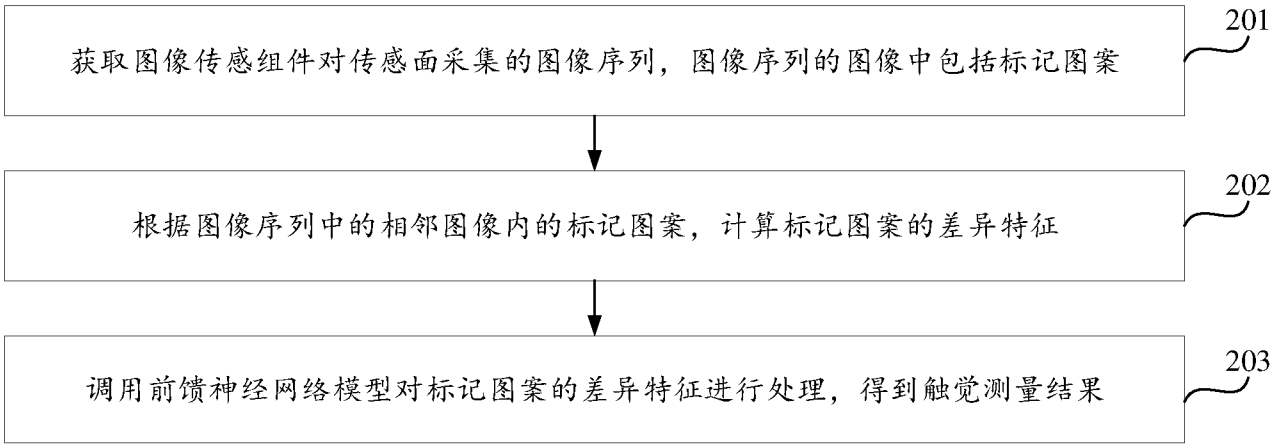

获取图像传感组件对传感面采集的图像序列，图像序列的图像中包括标记图案
201
根据图像序列中的相邻图像内的标记图案，计算标记图案的差异特征
202
调用前馈神经网络模型对标记图案的差异特征进行处理，得到触觉测量结果
203

图 4

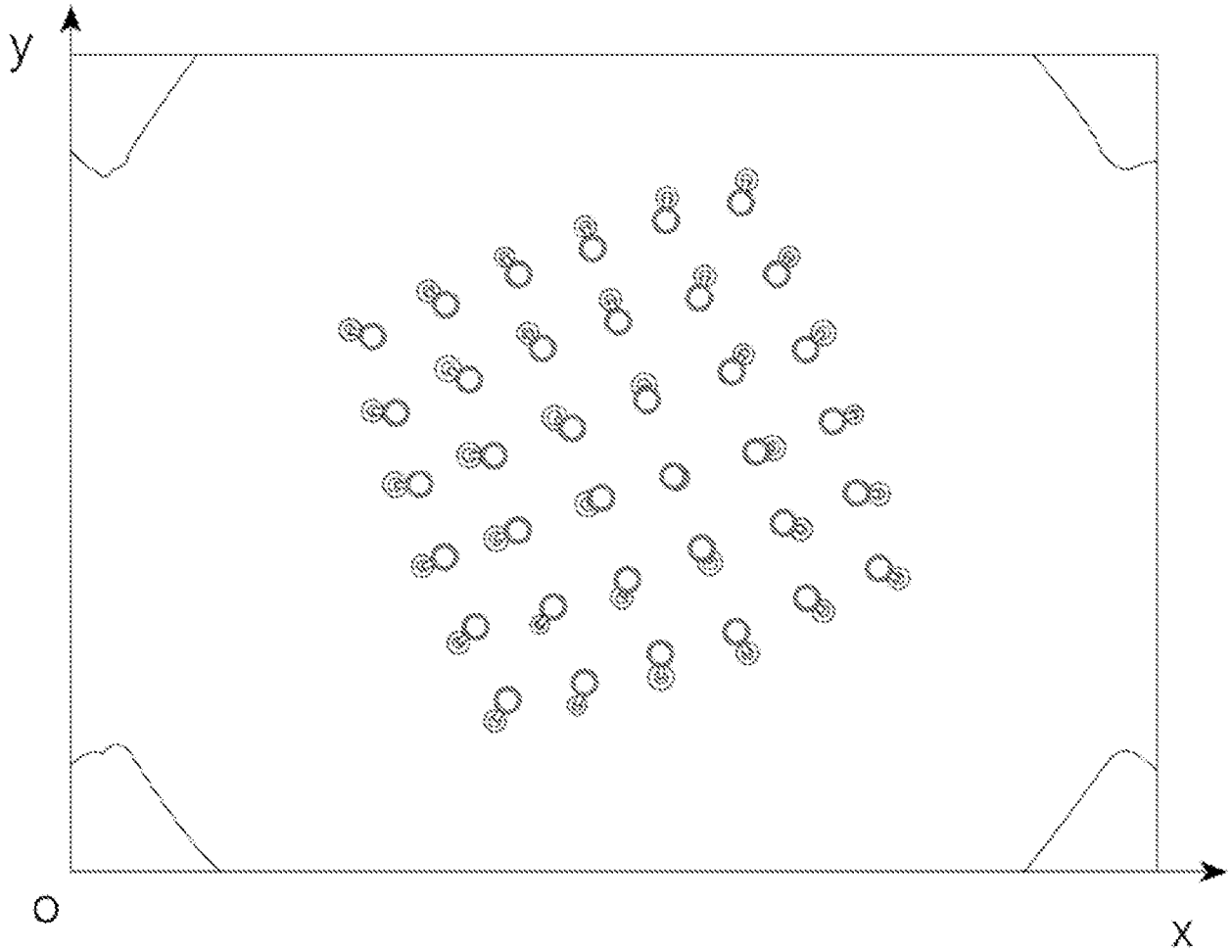


图 5

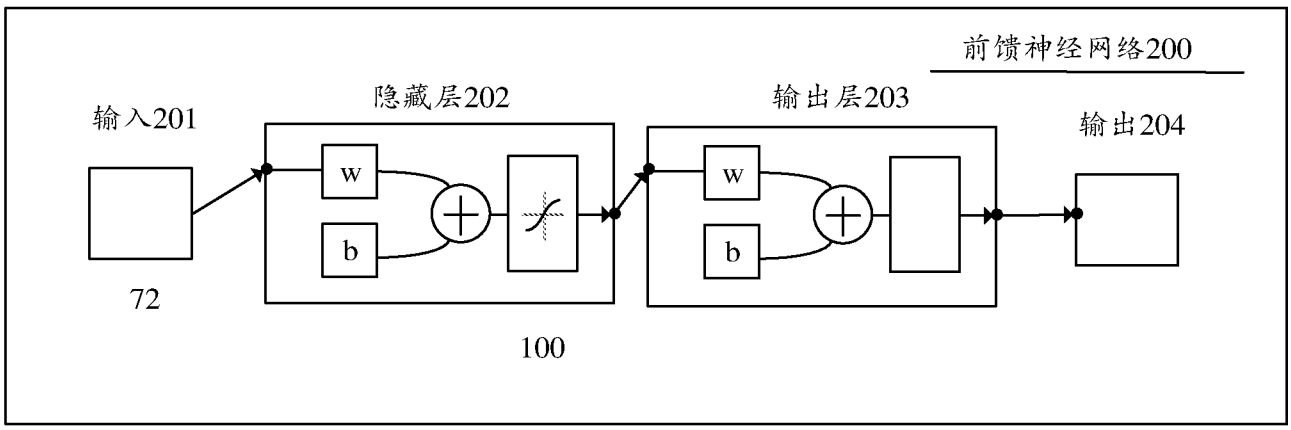


图 6

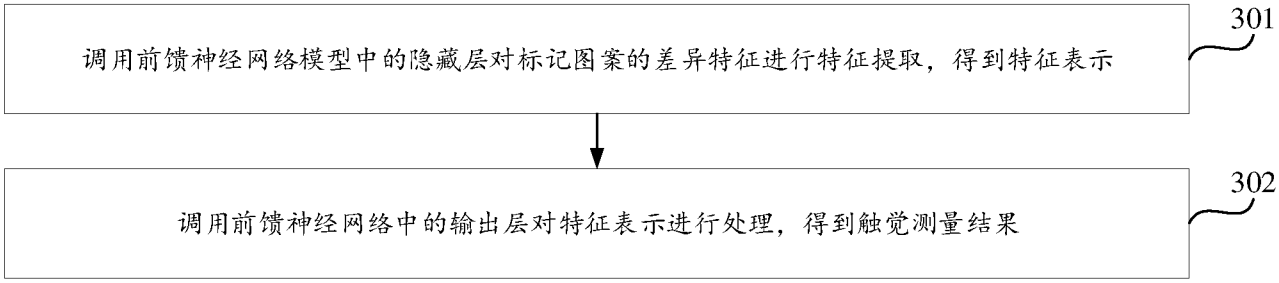

调用前馈神经网络模型中的隐藏层对标记图案的差异特征进行特征提取，得到特征表示
301
调用前馈神经网络中的输出层对特征表示进行处理，得到触觉测量结果
302

图 7

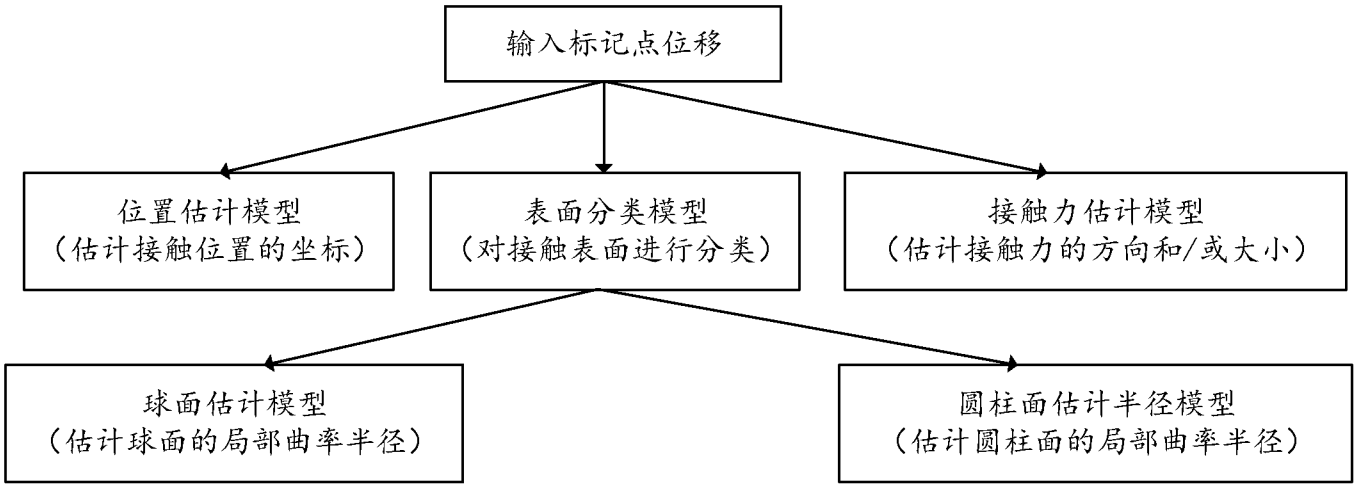

输入标记点位移
位置估计模型
（估计接触位置的坐标）
表面分类模型
（对接触表面进行分类）
接触力估计模型
（估计接触力的方向和/或大小）
球面估计模型
（估计球面的局部曲率半径）
圆柱面估计半径模型
（估计圆柱面的局部曲率半径）

图 8

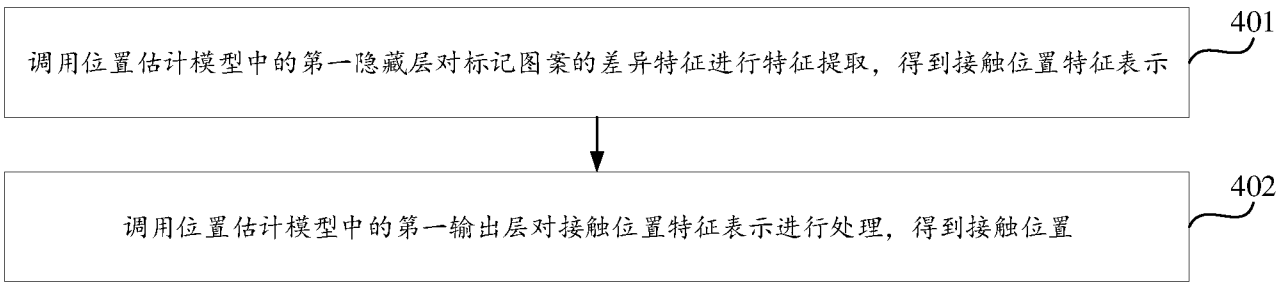

调用位置估计模型中的第一隐藏层对标记图案的差异特征进行特征提取，得到接触位置特征表示
401
调用位置估计模型中的第一输出层对接触位置特征表示进行处理，得到接触位置
402

图 9

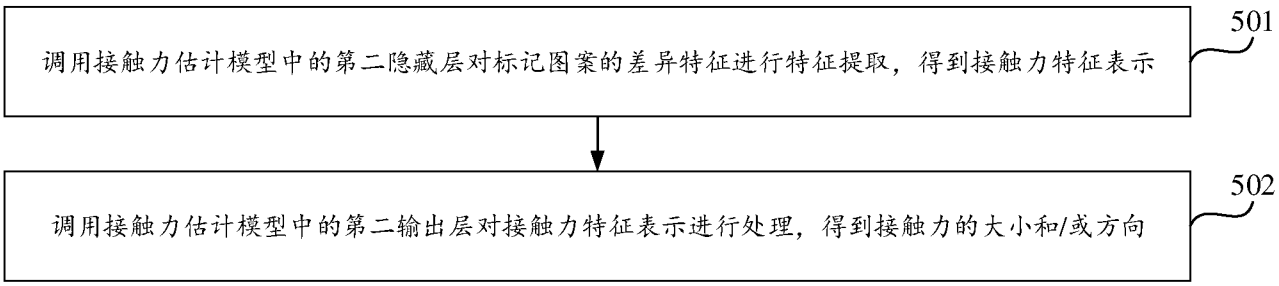

调用接触力估计模型中的第二隐藏层对标记图案的差异特征进行特征提取，得到接触力特征表示
501
调用接触力估计模型中的第二输出层对接触力特征表示进行处理，得到接触力的大小和/或方向
502

图 10

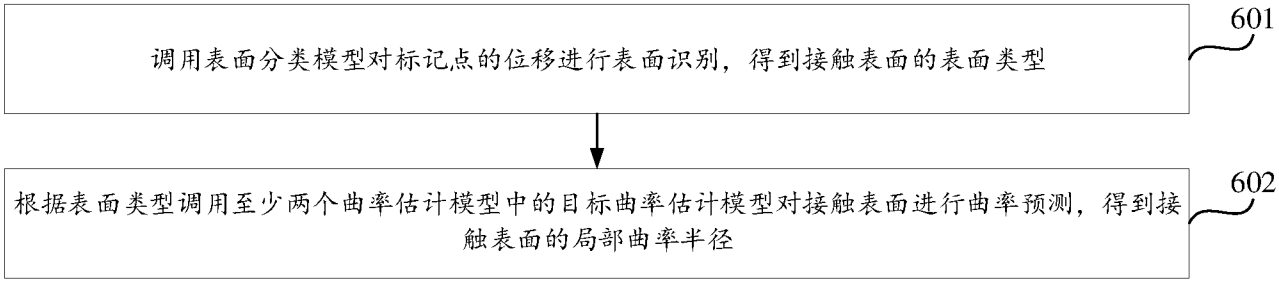


图 11

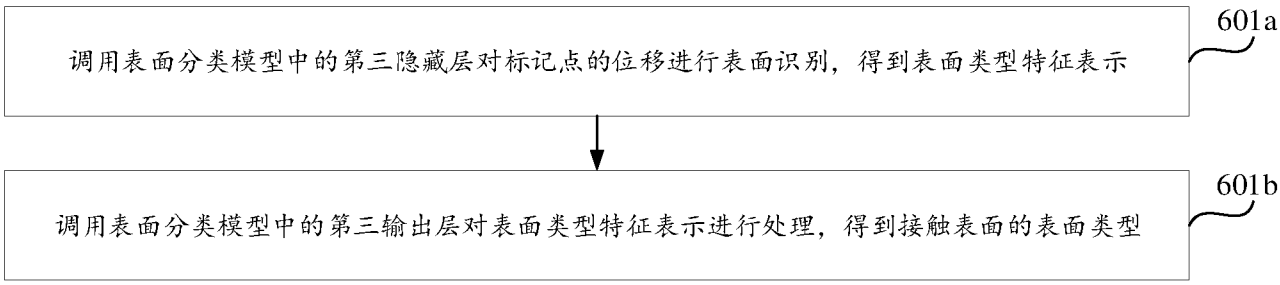


图 12

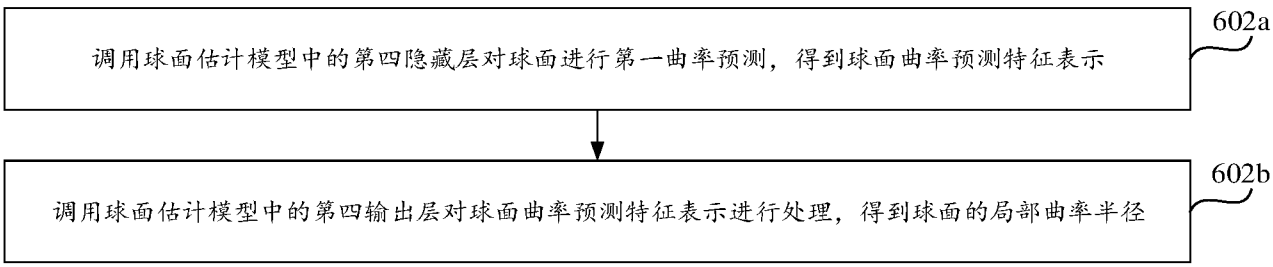


图 13

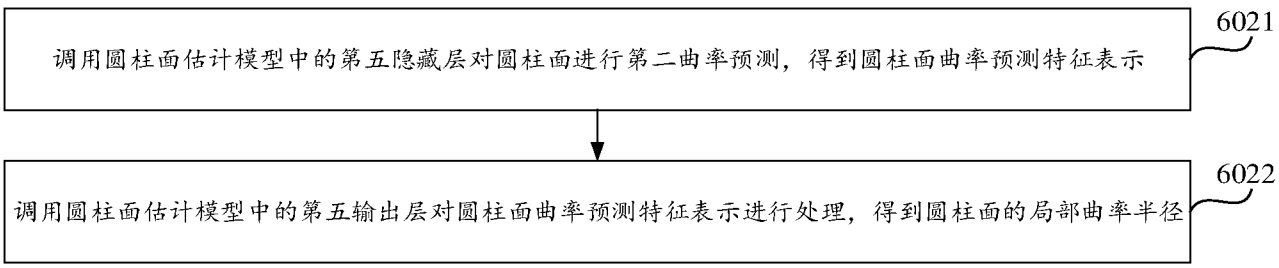


图 14

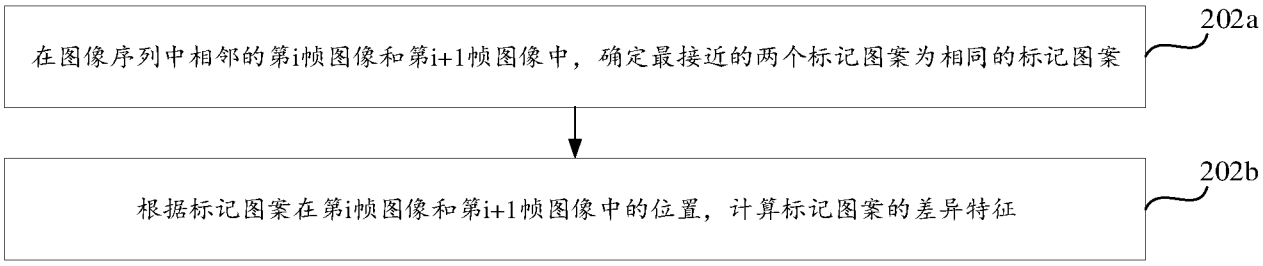


图 15

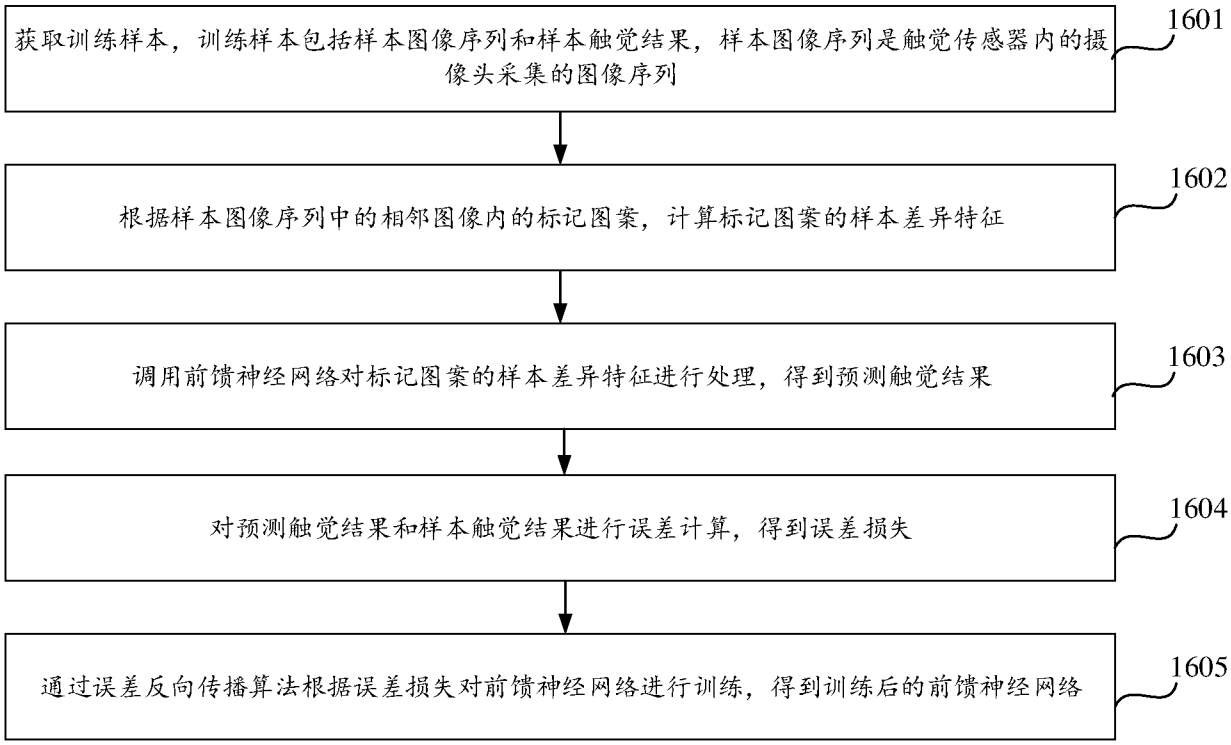

获取训练样本，训练样本包括样本图像序列和样本触觉结果，样本图像序列是触觉传感器内的摄像头采集的图像序列
1601
根据样本图像序列中的相邻图像内的标记图案，计算标记图案的样本差异特征
1602
调用前馈神经网络对标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测触觉结果
1603
对预测触觉结果和样本触觉结果进行误差计算，得到误差损失
1604
通过误差反向传播算法根据误差损失对前馈神经网络进行训练，得到训练后的前馈神经网络
1605

图 16

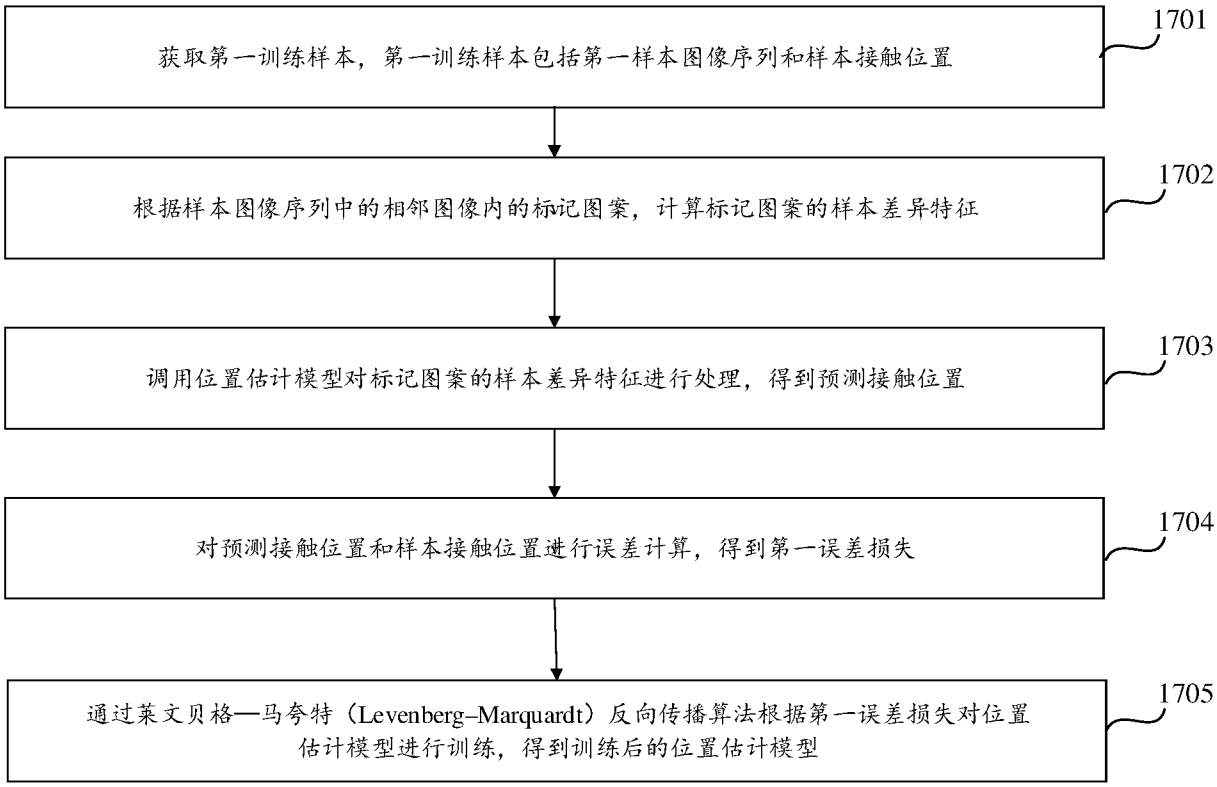

获取第一训练样本，第一训练样本包括第一样本图像序列和样本接触位置
1701
根据样本图像序列中的相邻图像内的标记图案，计算标记图案的样本差异特征
1702
调用位置估计模型对标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测接触位置
1703
对预测接触位置和样本接触位置进行误差计算，得到第一误差损失
1704
通过莱文贝格—马夸特（Levenberg–Marquardt）反向传播算法根据第一误差损失对位置估计模型进行训练，得到训练后的位置估计模型
1705

图 17

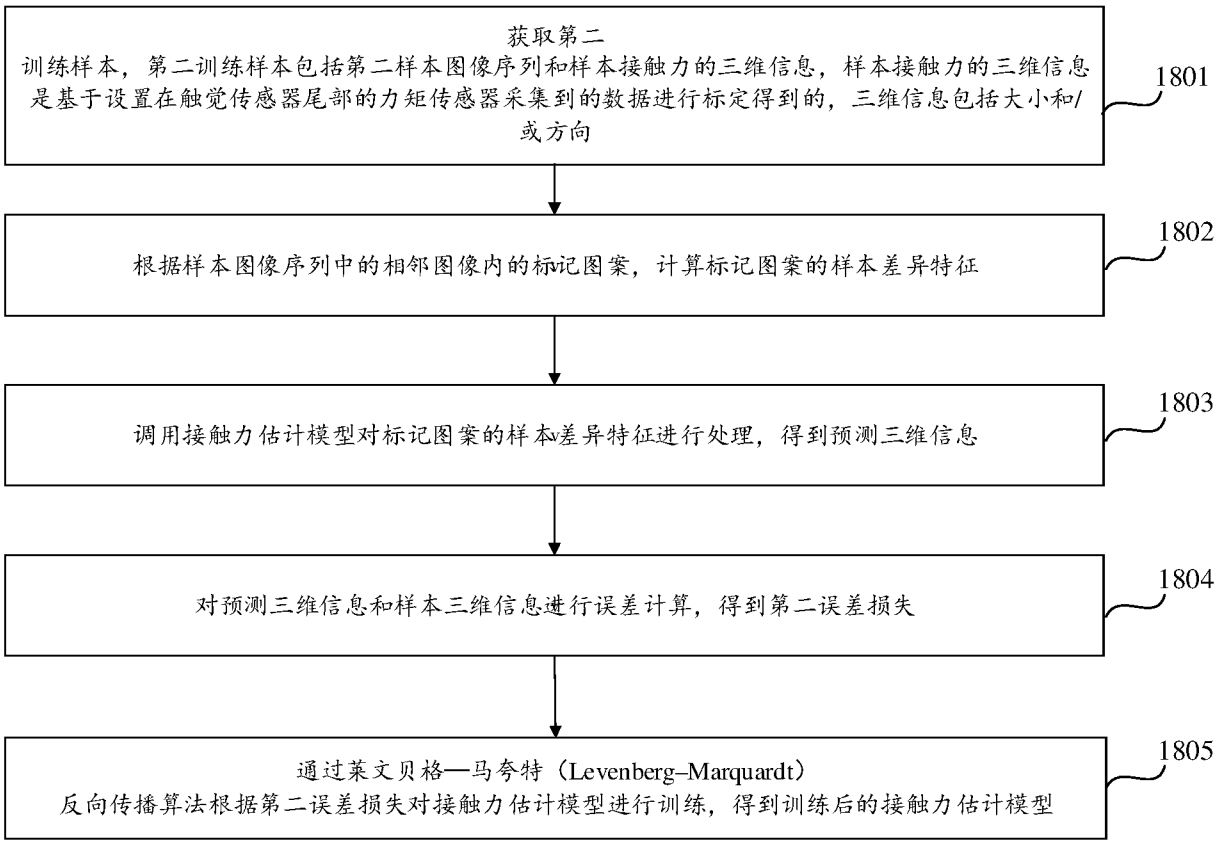

获取第二
训练样本，第二训练样本包括第二样本图像序列和样本接触力的三维信息，样本接触力的三维信息是基于设置在触觉传感器尾部的力矩传感器采集到的数据进行标定得到的，三维信息包括大小和/或方向
1801
根据样本图像序列中的相邻图像内的标记图案，计算标记图案的样本差异特征
1802
调用接触力估计模型对标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测三维信息
1803
对预测三维信息和样本三维信息进行误差计算，得到第二误差损失
1804
通过莱文贝格—马夸特（Levenberg–Marquardt）
反向传播算法根据第二误差损失对接触力估计模型进行训练，得到训练后的接触力估计模型
1805

图 18

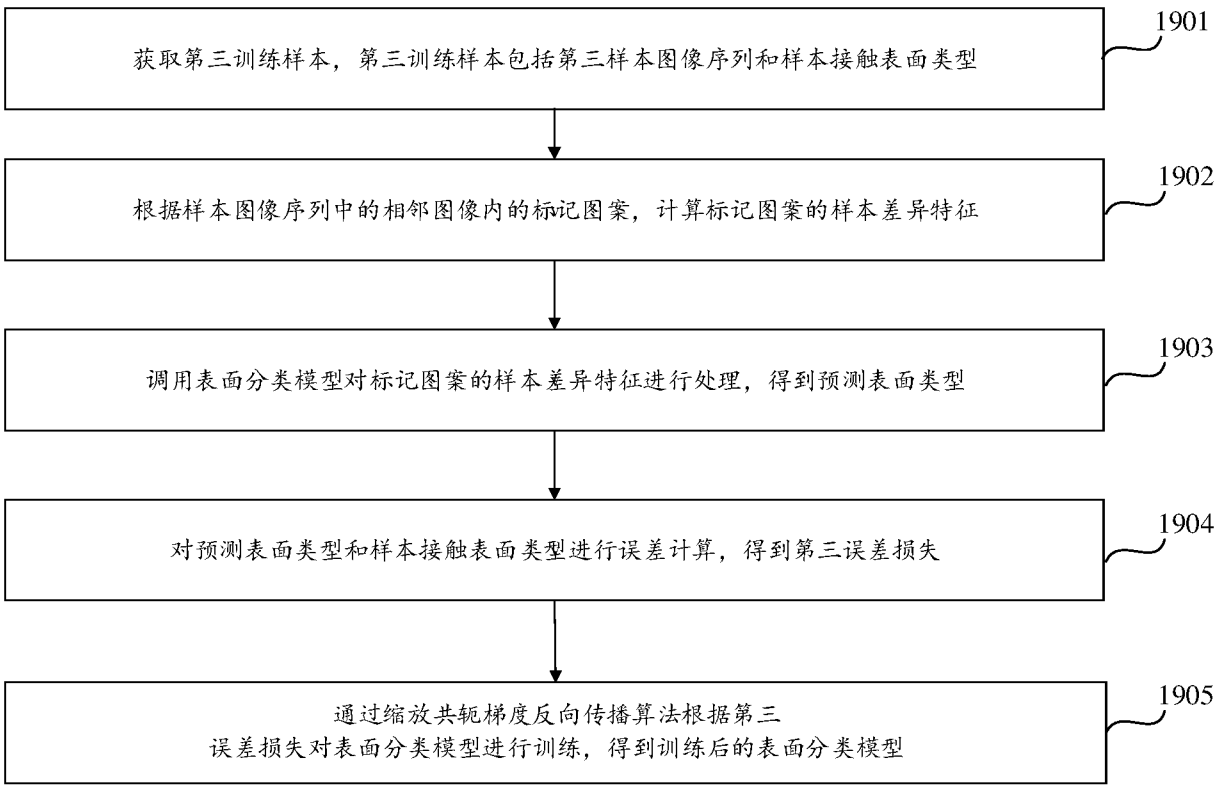

获取第三训练样本，第三训练样本包括第三样本图像序列和样本接触表面类型
1901
根据样本图像序列中的相邻图像内的标记图案，计算标记图案的样本差异特征
1902
调用表面分类模型对标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测表面类型
1903
对预测表面类型和样本接触表面类型进行误差计算，得到第三误差损失
1904
通过缩放共轭梯度反向传播算法根据第三
误差损失对表面分类模型进行训练，得到训练后的表面分类模型
1905

图 19

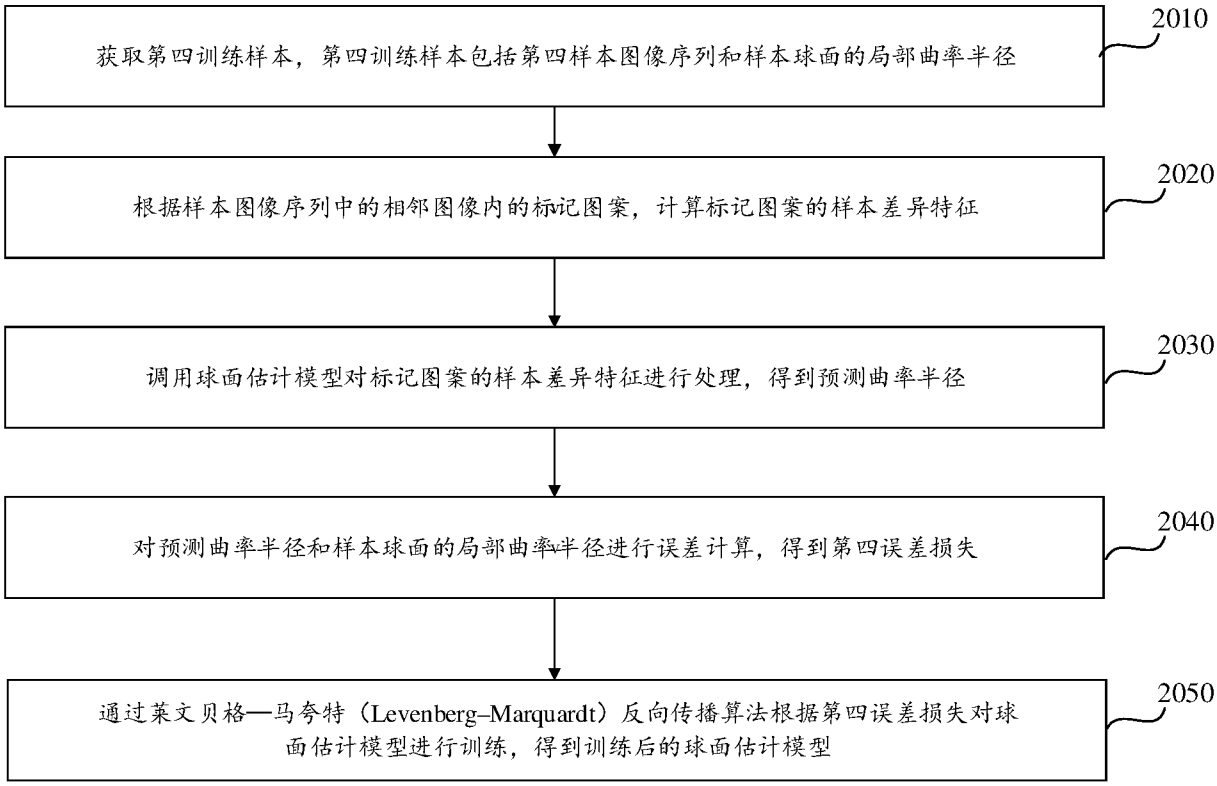

获取第四训练样本，第四训练样本包括第四样本图像序列和样本球面的局部曲率半径
2010
根据样本图像序列中的相邻图像内的标记图案，计算标记图案的样本差异特征
2020
调用球面估计模型对标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测曲率半径
2030
对预测曲率半径和样本球面的局部曲率半径进行误差计算，得到第四误差损失
2040
通过莱文贝格—马夸特（Levenberg–Marquardt）反向传播算法根据第四误差损失对球面估计模型进行训练，得到训练后的球面估计模型
2050

图 20

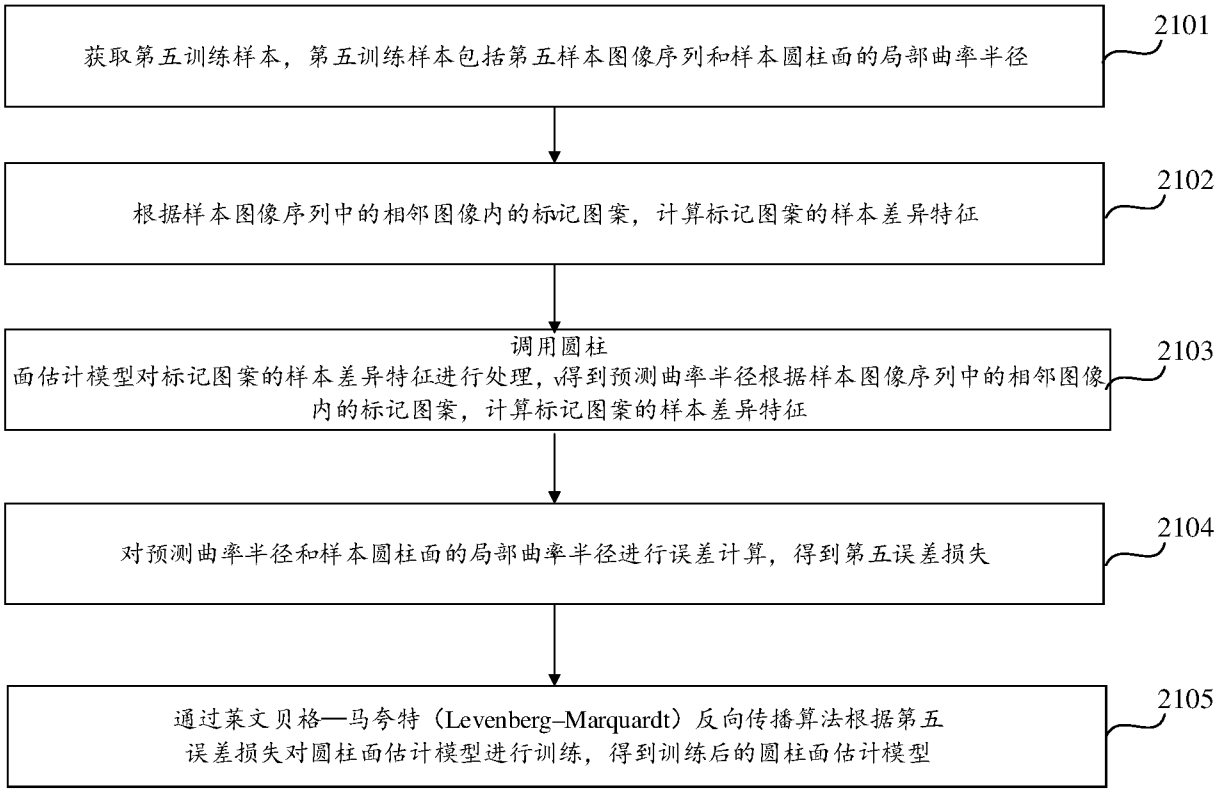

获取第五训练样本，第五训练样本包括第五样本图像序列和样本圆柱面的局部曲率半径
2101
根据样本图像序列中的相邻图像内的标记图案，计算标记图案的样本差异特征
2102
调用圆柱面估计模型对标记图案的样本差异特征进行处理，得到预测曲率半径根据样本图像序列中的相邻图像内的标记图案，计算标记图案的样本差异特征
2103
对预测曲率半径和样本圆柱面的局部曲率半径进行误差计算，得到第五误差损失
2104
通过莱文贝格—马夸特（Levenberg–Marquardt）反向传播算法根据第五误差损失对圆柱面估计模型进行训练，得到训练后的圆柱面估计模型
2105

图 21

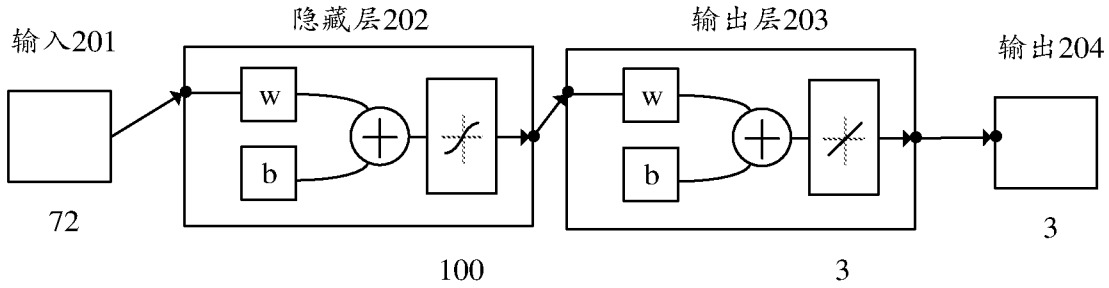

输入201
隐藏层202
输出层203
输出204
w
b
w
b
72
100
3
3

图 22

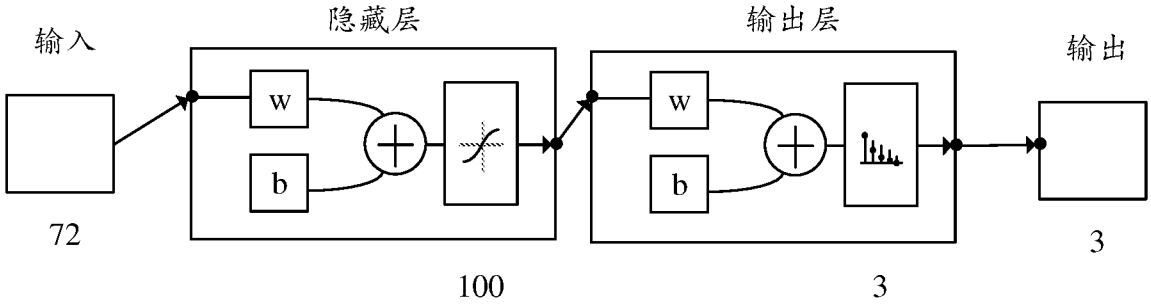

输入
隐藏层
输出层
输出
w
b
w
b
72
100
3
3

图 23

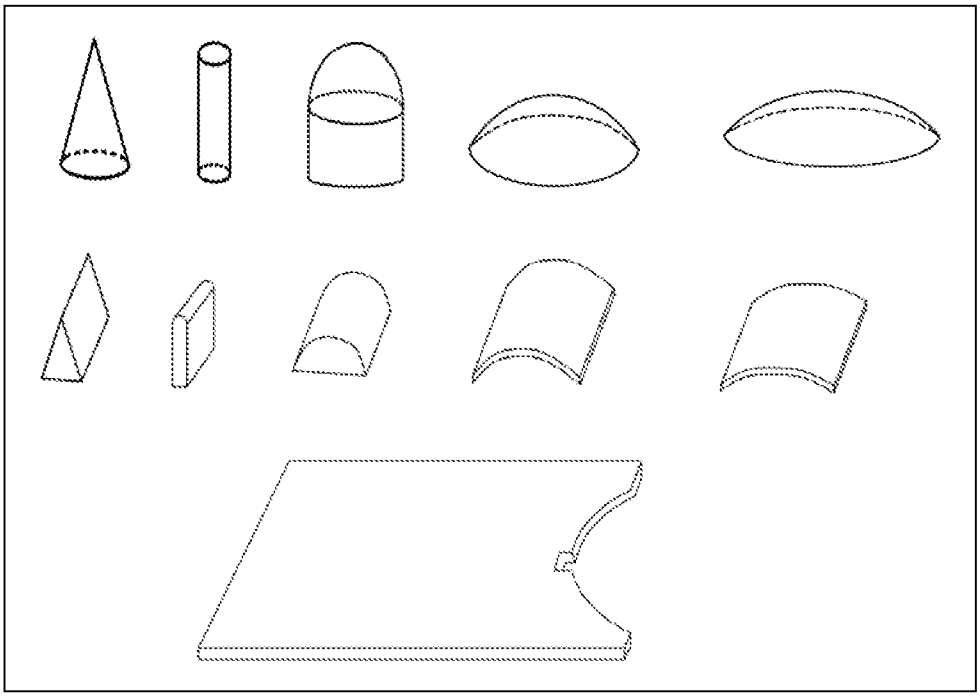


图 24

样本数量表

fz（N）	1.5～2.5	2.5～3.5	3.5～4.5	4.5～5.5	5.5～6.5	6.5～8
尖端	100	75	75	75	*	*
平面	100	100	100	100	100	100
其他	100	50	50	50	50	50

*变形过大

图 25

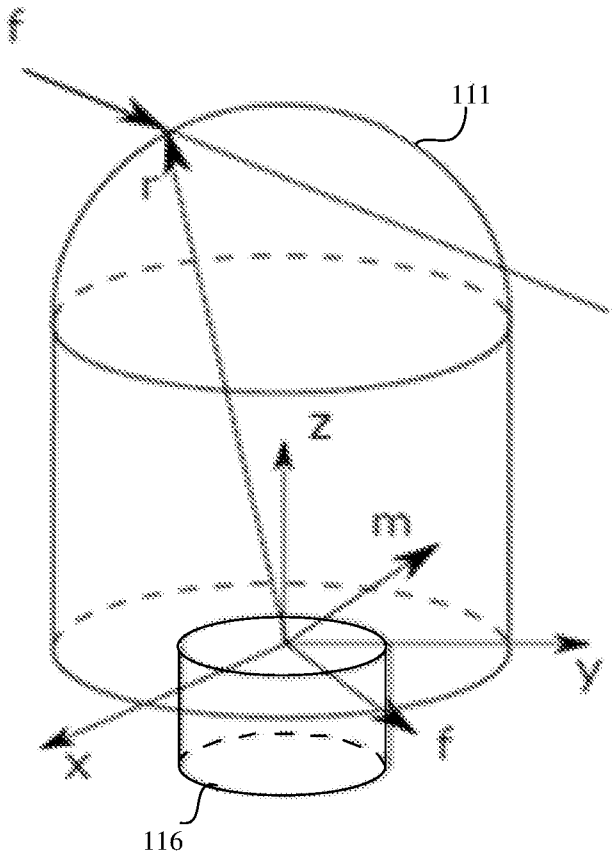


图 26

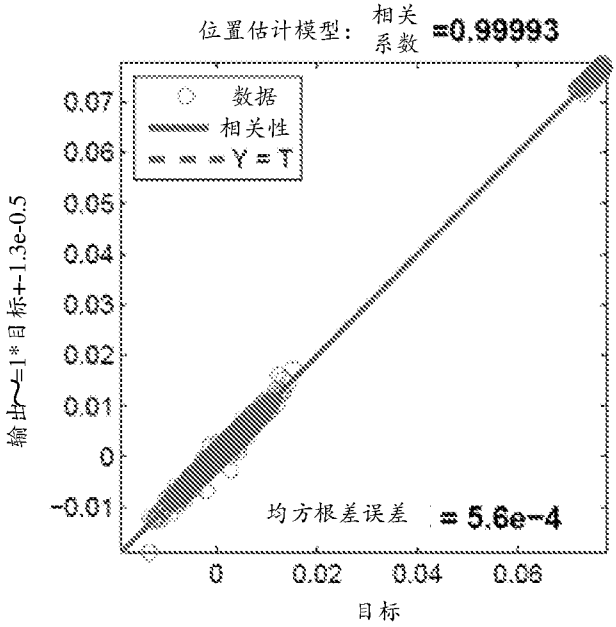

位置估计模型：
相关系数
=0.99993
数据
相关性
Y = T
0.07
0.06
0.05
0.04
0.03
0.02
0.01
0
-0.01
输出~=1*目标+1.3e-0.5
均方根差误差
= 5.6e-4
0
0.02
0.04
0.06
目标

图 27

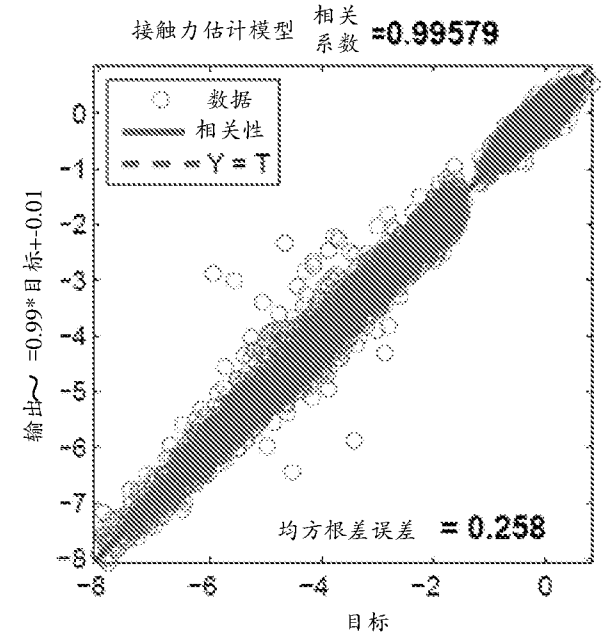

接触力估计模型
相关系数
=0.99579
数据
相关性
Y = T
0
-1
-2
-3
-4
-5
-6
-7
-8
输出~ =0.99*目标+-0.01
均方根差误差
= 0.258
-8
-6
-4
-2
0
目标

图 28

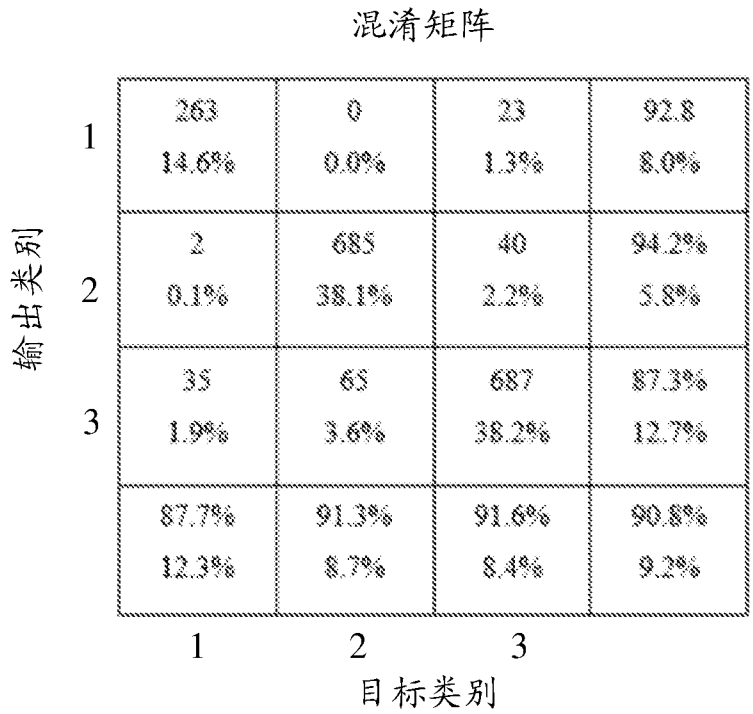

混淆矩阵
263
14.6%
0
0.0%
23
1.3%
92.8
8.0%
2
0.1%
685
38.1%
40
2.2%
94.2%
5.8%
35
1.9%
65
3.6%
687
38.2%
87.3%
12.7%
87.7%
12.3%
91.3%
8.7%
91.6%
8.4%
90.8%
9.2%
输出类别
1
2
3
1
2
3
目标类别

图 29

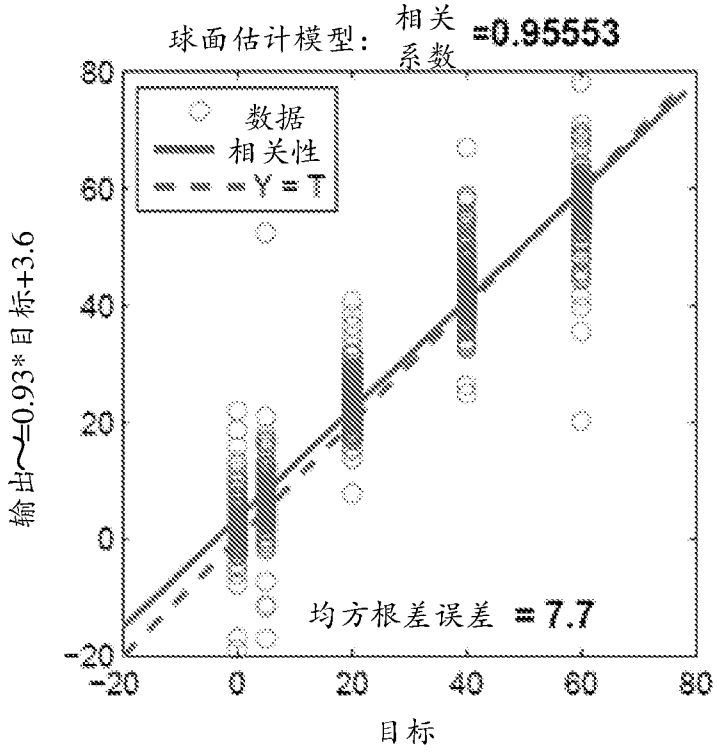

球面估计模型：
相关系数 =0.95553
数据
相关性
Y = T
均方根差误差 = 7.7
输出~=0.93*目标+3.6
目标
80
60
40
20
0
-20
-20
0
20
40
60
80

图 30

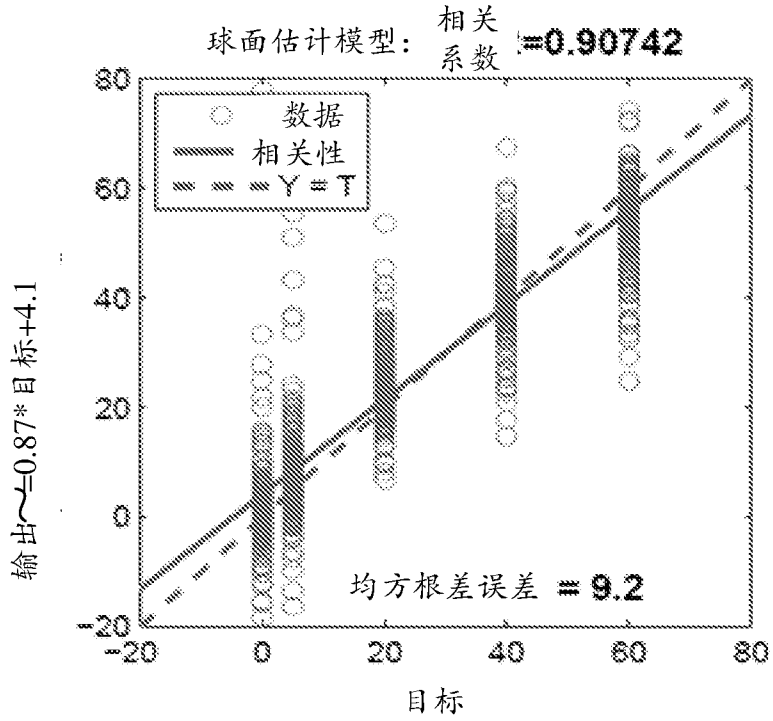

球面估计模型：
相关系数
=0.90742
数据
相关性
Y = T
输出~=0.87* 目标+4.1
均方根差误差 = 9.2
目标
-20
0
20
40
60
80

图 31

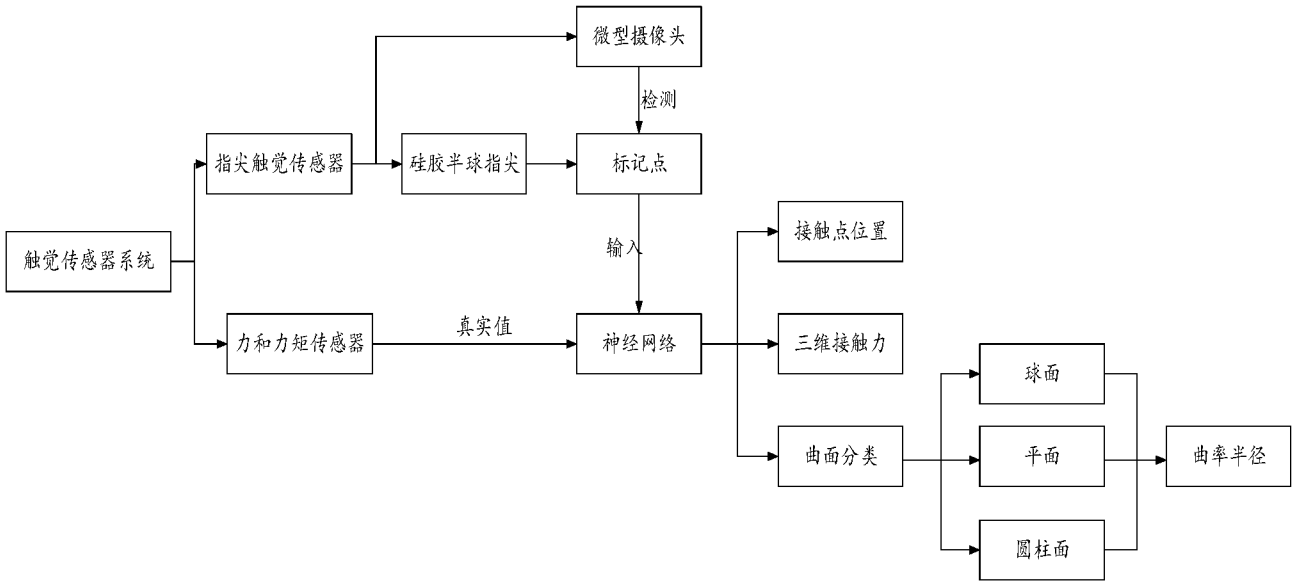

微型摄像头
检测
指尖触觉传感器
硅胶半球指尖
标记点
触觉传感器系统
输入
接触点位置
力和力矩传感器
真实值
神经网络
三维接触力
球面
曲面分类
平面
曲率半径
圆柱面

图 32

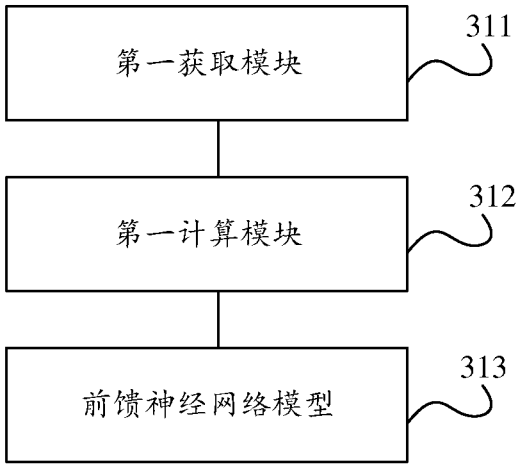

第一获取模块
311
第一计算模块
312
前馈神经网络模型
313

图 33

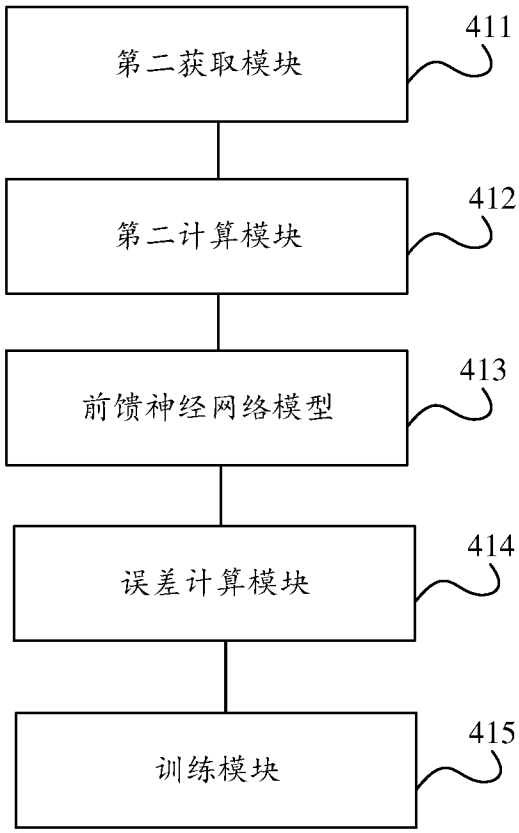

第二获取模块
411
第二计算模块
412
前馈神经网络模型
413
误差计算模块
414
训练模块
415

图 34

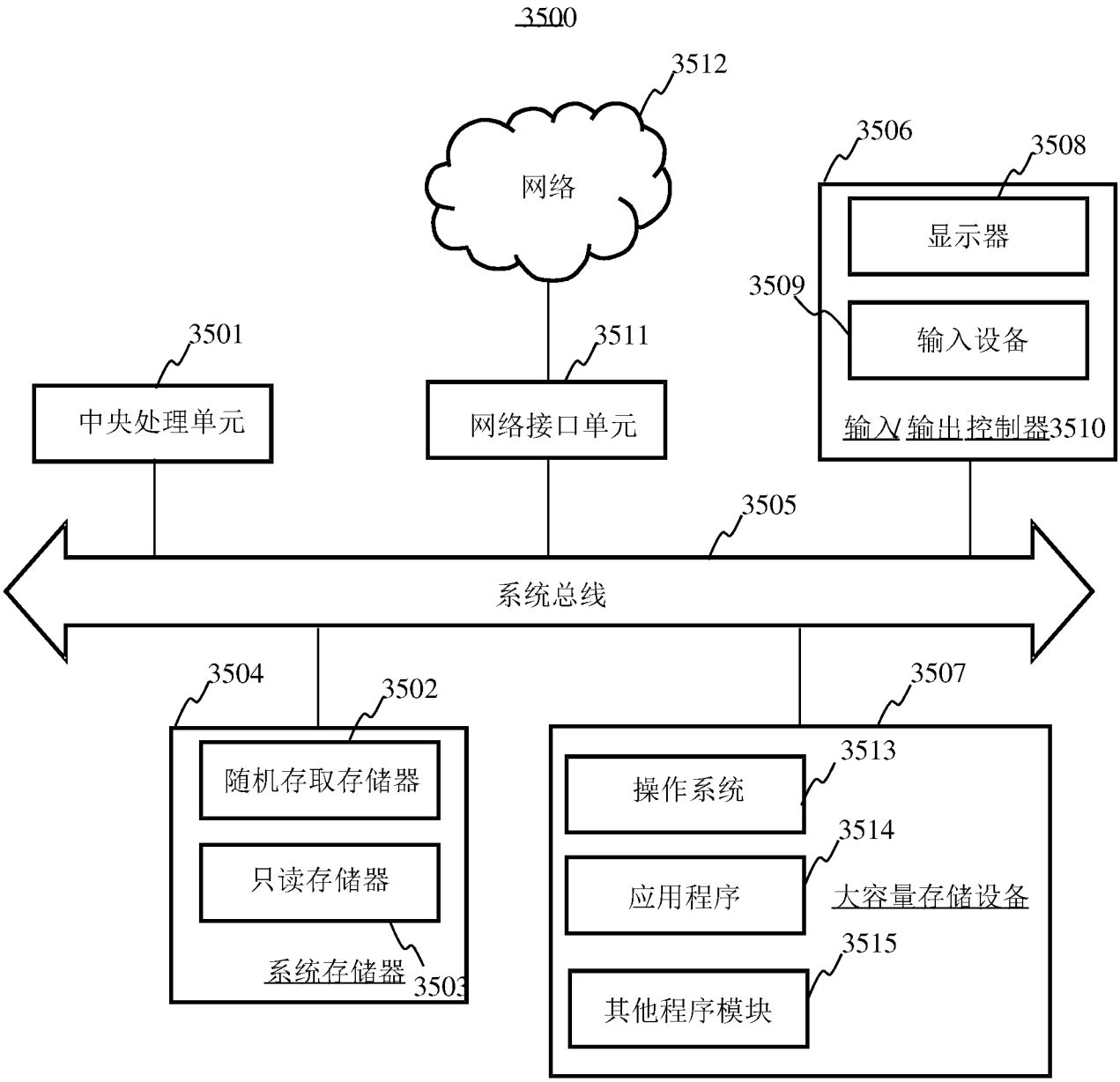

3500
3512
网络
3506
3508
显示器
3509
输入设备
3501
3511
中央处理单元
网络接口单元
输入/输出控制器3510
3505
系统总线
3504
3502
3507
随机存取存储器
3513
操作系统
3514
只读存储器
应用程序
大容量存储设备
系统存储器
3503
3515
其他程序模块

图 35

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/CN2020/085608

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06F 3/01(2006.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06F

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNABS; CNTXT; TWABS; TWTXT; VEN; USTXT; EPTXT; WOTXT; CNKI; IEEE: 触觉, 触摸, 接触, 反向传播, 后向传播, 神经网络, 训练, 差异, 曲率, 半径, 机器人; tactile, touch, back propagation, BP, neural network, NN, train, difference, curvature, radius, robot

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 110162175 A (TENCENT TECHNOLOGY SHENZHEN CO., LTD.) 23 August 2019 (2019-08-23) entire document	1-31
X	CN 106204620 A (TSINGHUA UNIVERSITY) 07 December 2016 (2016-12-07) description, paragraphs 3-50	1-5, 11-18, 22-31
A	CN 109716361 A (GOOGLE INC.) 03 May 2019 (2019-05-03) description, paragraphs 6-11	1-31
A	US 2011029470 A1 (NORTHWESTERN UNIVERSITY) 03 February 2011 (2011-02-03) entire document	1-31
A	王菲露 等 (WANG, Feilu et al.). "RBF神经网络在柔性触觉传感器解耦中的应用 (Application of RBF neural network in decoupling research of flexible tactile sensor)" *计算机工程与应用 (Computer Engineering and Applications)*, Vol. 51, No. 10, 31 May 2015 (2015-05-31), ISSN: 1002-8331, pp. 20-25	1-31

☑ Further documents are listed in the continuation of Box C. ☑ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:
"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date
"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed
"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search	Date of mailing of the international search report
06 July 2020	**10 August 2020**
Name and mailing address of the ISA/CN **China National Intellectual Property Administration (ISA/CN)** **No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing 100088** **China**	Authorized officer
Facsimile No. **(86-10)62019451**	Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/CN2020/085608

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	FANG, Bin et al. "A Dual-Modal Vision-Based Tactile Sensor for Robotic Hand Grasping" *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 21 May 2018 (2018-05-21), ISSN: 2577-087X, pp. 4740-4745	1-31

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/CN2020/085608

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	110162175	A	23 August 2019	None			
CN	106204620	A	07 December 2016	CN	106204620	B	11 December 2018
CN	109716361	A	03 May 2019	WO	2018048598	A1	15 March 2018
				US	2018067605	A1	08 March 2018
				EP	3510529	A1	17 July 2019
				US	10514799	B2	24 December 2019
				DE	202017105184	U1	08 February 2018
				US	20200089366	A1	19 March 2020
US	2011029470	A1	03 February 2011	US	8504500	B2	06 August 2013
				WO	2011014810	A1	03 February 2011
				US	9092737	B2	28 July 2015
				US	2013166484	A1	27 June 2013

国际检索报告

国际申请号
PCT/CN2020/085608

A. 主题的分类

G06F 3/01(2006.01)i

按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)

G06F

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称，和使用的检索词（如使用）)

CNABS;CNTXT;TWABS;TWTXT;VEN;USTXT;EPTXT;WOTXT;CNKI;IEEE:触觉，触摸，接触，反向传播，后向传播，神经网络，训练，差异，曲率，半径，机器人；tactile, touch, back propagation, BP, neural network, NN, train, difference, curvature, radius, robot

C. 相关文件

类 型*	引用文件，必要时，指明相关段落	相关的权利要求
PX	CN 110162175 A (腾讯科技深圳有限公司) 2019年 8月 23日 (2019-08-23) 全文	1-31
X	CN 106204620 A (清华大学) 2016年 12月 7日 (2016-12-07) 说明书第3-50段	1-5，11-18，22-31
A	CN 109716361 A (谷歌有限责任公司) 2019年 5月 3日 (2019-05-03) 说明书第6-11段	1-31
A	US 2011029470 A1 (NORTHWESTERN UNIVERSITY) 2011年 2月 3日 (2011-02-03) 全文	1-31
A	王菲露 等. "RBF神经网络在柔性触觉传感器解耦中的应用" 计算机工程与应用, 第51卷，第10期，2015年 5月 31日 (2015-05-31)， ISSN：1002-8331, 第20-25页	1-31

☑ 其余文件在C栏的续页中列出。

☑ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型：

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件，或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件（如具体说明的）

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布，与申请不相抵触，但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件，单独考虑该文件，认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件，当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时，要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期	国际检索报告邮寄日期
2020年 7月 6日	2020年 8月 10日
ISA/CN的名称和邮寄地址 中国国家知识产权局(ISA/CN) 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088 传真号 (86-10)62019451	受权官员 彭玉静 电话号码 86-(20)-28958030

国际检索报告

国际申请号
PCT/CN2020/085608

C. 相关文件

类 型*	引用文件，必要时，指明相关段落	相关的权利要求
A	FANG, Bin 等. "A Dual-Modal Vision-Based Tactile Sensor for Robotic Hand Grasping" 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2018年 5月 21日 (2018-05-21), ISSN: 2577-087X, 第4740-4745页	1-31

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号
PCT/CN2020/085608

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利			公布日 (年/月/日)
CN	110162175	A	2019年 8月 23日	无			
CN	106204620	A	2016年 12月 7日	CN	106204620	B	2018年 12月 11日
CN	109716361	A	2019年 5月 3日	WO	2018048598	A1	2018年 3月 15日
				US	2018067605	A1	2018年 3月 8日
				EP	3510529	A1	2019年 7月 17日
				US	10514799	B2	2019年 12月 24日
				DE	202017105184	U1	2018年 2月 8日
				US	20200089366	A1	2020年 3月 19日
US	2011029470	A1	2011年 2月 3日	US	8504500	B2	2013年 8月 6日
				WO	2011014810	A1	2011年 2月 3日
				US	9092737	B2	2015年 7月 28日
				US	2013166484	A1	2013年 6月 27日