本发明公开了基于点云配准的物体抓取区域定位方法，包括预处理部分和物品抓取定位部分。其中，预处理部分包括三维模型点云库建立和分类器生成。物品抓取定位部分主要包括待抓取物品的原始图像数据采集、基于区域增长的图像分割、待抓取物品区域筛选、点云数据PointCloud生成、点云配准和点云模型Model上标注抓取区域采用转移矩阵Transform进行变换，再通过实感3D摄像头内置参数将变化后的抓取区域反射到2D图像上，完成物品抓取。其中，点云配准时，先采用算法进行粗匹配，然后采用算法进行微调。采用上述方法后，能自动检测并定位桌面级物体，定位精度高，且无须借助GPU运算单元，能在秒级内输出结果。



**1.**一种基于点云配准的物体抓取区域定位方法，其特征在于：包括如下步骤：

步骤1，三维模型点云库建立：使用扫描仪对各类物品分别进行点云扫描，然后把点云扫描形成的各类物品的点云模型均存于三维模型点云库中，同时对三维模型点云库中的每个点云模型均标注抓取区域；

步骤2，分类器生成：利用深度摄像头采集各类物品的的色彩图和深度图作为训练集，使用特征，运用的分类方法进行训练，生成分类器；其中，特征为二维图像特征，用于检测并识别出待抓取物品的类型；

步骤3，待抓取物品的原始图像数据采集：使用实感3D摄像头采集待抓取物品的原始图像数据，该原始图像数据包括色彩和深度数据信息；色彩和深度数据信息将形成色彩图和深度图；

步骤4，基于区域增长的图像分割：利用区域增长的方法对步骤3形成的色彩图和深度图进行图像分割，并求出各个分割区域的的凸包，然后对每个凸包标定最小矩形绑定框，形成主区域；

步骤5，待抓取物品区域筛选：对步骤4形成的每个主区域分别抽取特征，并将抽取的特征分别放入步骤2形成的分类器中进行筛选，识别出待抓取物品类型，并剔除非物体区域，剩下的则为待抓取物品区域，也称为区域；

步骤6，点云数据生成：对步骤5筛选出的每个为区域，利用步骤3形成的深度图生成点云数据；

步骤7，点云配准：将步骤5识别出的待抓取物品类型，导入步骤1中的三维模型点云库中，从而输出与待抓取物品类型相对应的点云模型；然后将该输出的点云模型与步骤6生成的点云数据进行点云配准，输出转移矩阵；点云配准时，先采用算法进行粗匹配，然后采用算法进行微调；

步骤8：将步骤1中对应物品点云模型上标注的抓取区域采用步骤7输出的转移矩阵进行变换，再通过实感3D摄像头内置参数将变化后的抓取区域反射到2D图像上，待抓取物品的定位完成。

**2.**根据权利要求1所述的基于点云配准的物体抓取区域定位方法，其特征在于：所述步骤4中，利用区域增长方法对步骤3形成的深度图进行图像分割的具体方法为：先将深度图根据像素值进行分割，分割出全黑分割区域和带深度分割区域；然后对带深度分割区域选出个作为主分割区域；其余记为集合，该集合包括多个次小分块区域；对集合中的每个点，看是否位于任一个主分割区域的凸包内，如果不位于任一个主分割区域的凸包内，则不合并该点，如果位于多个主分割区域的凸包内，则选择最近的主分割区域进行合并。

**3.**根据权利要求2所述的基于点云配准的物体抓取区域定位方法，其特征在于：当集合中的点位于多个主分割区域的凸包内时，将该点合并至最近主分割区域内的具体方法为：首先将主分割区域中的每个小分块区域计算其凸包，并记作；然后对于集合内的每一个次小分块区域进行如下操作：对次小分块区域中每个点，找出凸包包含点且距离点最近的那个小分块区域，然后将点p加入这个最近的小分块区域ms中。

**4.**根据权利要求1所述的基于点云配准的物体抓取区域定位方法，其特征在于：所述步骤7中，采用算法进行粗匹配的方法，包括如下步骤：

第一步，参数设置：采用快速点特征直方图作为特征描述子，并对其中的特征参数进行设置，特征参数包括：点对选取数n、距离阈值、匹配接受度ac和最大迭代次数一max1；

第二步，特征抽取：将步骤6生成的点云数据和本步骤中输出的点云模型 分别抽取特征，并分别记作和；

第三步，相似度匹配：在点云数据和点云模型上分别选取n个点，并对这2n个点进行相似度的匹配，其中相似度的匹配是依据该点在第二步抽取的特征，利用余弦相似度进行匹配，并选出个匹配成功的点对；其中，；

第四步，转移矩阵估算：对第三步中选出的个匹配成功的点对进行转移矩阵估算；

第五步，统计非选中点个数：将点云数据中每个非选中点，采用第四步中估算的转移矩阵进行变换后，在点云模型中查找是否存在一个点j满足距离要求，即满足

；

其中， 表示A点到B点之间的欧式距离，也即表示点云模型中的查找点到点云数据中非选中点之间的距离小于距离阈值；然后统计满足这样要求的非选中点的个数d；

第六步，匹配判定：若第五步中统计的非选中个数d大于匹配接受度ac，则结束算法并输出转移矩阵；否则，跳至第三步继续进行迭代；若迭代次数超过最大迭代次数一max1则跳出循环，本次配准失败，机械臂将带动实感3D摄像头旋转一个设定角度后，重复步骤3至步骤7进行配准。

**5.**根据权利要求1所述的基于点云配准的物体抓取区域定位方法，其特征在于：所述步骤7中，采用算法进行微调的步骤为：在粗匹配完成后，先设置欧式距离作为距离衡量函数，接着对误差接受度ε以及最大迭代次数二max2进行设置，然后，采用经典ICP算法进行微调，并输出转移矩阵；配准成功，本步骤输出一个最终的转移矩阵，该最终的转移矩阵具体表示为：

。

**6.**根据权利要求1所述的基于点云配准的物体抓取区域定位方法，其特征在于：所述步骤1中，使用扫描仪进行点云扫描的各类物品包括杯子、茶壶、饼干盒、易拉罐和可乐瓶。

**7.**根据权利要求1所述的基于点云配准的物体抓取区域定位方法，其特征在于：所述步骤1中，所述步骤3中的实感3D摄像头为。

**基于点云配准的物体抓取区域定位方法**

**技术领域**

本发明涉及对桌面级物体进行定位抓取的驱动领域，特别是一种基于点云配准的物体抓取区域定位方法。

**背景技术**

在研究机器人行为认知的过程中，从机器视觉主导驱动机械手做物体抓取是一个新颖的思路。机器人全自动地依靠物体定位识别并实现物体的抓取是个全新的且应用广泛的话题。一个比较鲜明的例子就是，新兴的养老行业需要服务型机器人能完成简单的物体抓取工作，比如端杯水给人进行食用。目前有的一些典型的物体抓取算法一般在工业机器人上比较多，但在实用服务机器人上很少。其中利用视觉方法来做的主要算法还是基于传统的机器学习的方法对特定标注区域进行训练。

在物体定位抓取的这个任务中，难点在于定位到物体位置后，如何将物体的可抓取部位精确给出。因此，本发明提出的这种基于点云的方法，将问题引入3D，通过配准达到抓取定位的效果，在效率和准确度上都有一定的提升。

**发明内容**

本发明要解决的技术问题是针对上述现有技术的不足，而提供一种基于点云配准的物体抓取区域定位方法，该基于点云配准的物体抓取区域定位方法能自动检测并定位物体，以驱动机械臂进行抓取。

为解决上述技术问题，本发明采用的技术方案是：

一种基于点云配准的物体抓取区域定位方法，包括如下步骤。

步骤1，三维模型点云库建立：使用扫描仪对各类物品分别进行点云扫描，然后把点云扫描形成的各类物品的点云模型均存于三维模型点云库中，同时对三维模型点云库中的每个点云模型均标注抓取区域。

步骤2，分类器生成：利用深度摄像头采集各类物品的的色彩图和深度图作为训练集，使用特征，运用的分类方法进行训练，生成分类器；其中，特征为二维图像特征，用于检测并识别出待抓取物品的类型。

步骤3，待抓取物品的原始图像数据采集：使用实感3D摄像头采集待抓取物品的原始图像数据，该原始图像数据包括色彩和深度数据信息；色彩和深度数据信息将形成色彩图和深度图。

步骤4，基于区域增长的图像分割：利用区域增长的方法对步骤3形成的色彩图和深度图进行图像分割，并求出各个分割区域的的凸包，然后对每个凸包标定最小矩形绑定框，形成主区域。

步骤5，待抓取物品区域筛选：对步骤4形成的每个主区域分别抽取特征，并将抽取的特征分别放入步骤2形成的分类器中进行筛选，识别出待抓取物品类型，剔除非物体区域，剩下的则为待抓取物品区域，也称为为区域。

步骤6，点云数据生成：对步骤5筛选出的每个为区域，利用步骤3形成的深度图生成点云数据。

步骤7，点云配准：将步骤5识别出的待抓取物品类型，导入步骤1中的三维模型点云库中，从而输出与待抓取物品类型相对应的点云模型；然后将该输出的点云模型与步骤6生成的点云数据进行点云配准，输出转移矩阵；点云配准时，先采用算法进行粗匹配，然后采用算法进行微调。

步骤8：将步骤1中对应物品点云模型上标注的抓取区域采用步骤7输出的转移矩阵进行变换，再通过实感3D摄像头内置参数将变化后的抓取区域反射到2D图像上，待抓取物品的定位完成。

所述步骤4中，利用区域增长方法对步骤3形成的深度图进行图像分割的具体方法为：先将深度图根据像素值进行分割，分割出全黑分割区域和带深度分割区域；然后对带深度分割区域选出个作为主分割区域；其余记为集合，该集合包括多个次小分块区域；对集合中的每个点，看是否位于任一个主分割区域的凸包内，如果不位于任一个主分割区域的凸包内，则不合并该点，如果位于多个主分割区域的凸包内，则选择最近的主分割区域进行合并。

当集合中的点位于多个主分割区域的凸包内时，将该点合并至最近主分割区域内的具体方法为：首先将主分割区域中的每个小分块区域计算其凸包，并记作；然后对于集合内的每一个次小分块区域进行如下操作：对次分小分块区域中每个点，找出凸包包含点且距离点最近的那个小分块区域，然后将点p加入这个最近的小分块区域ms中。

所述步骤7中，采用算法进行粗匹配的方法，包括如下步骤。

第一步，参数设置：采用快速点特征直方图作为特征描述子，并对其中的特征参数进行设置，特征参数包括：点对选取数n、距离阈值、匹配接受度ac和最大迭代次数一max1。

第二步，特征抽取：将步骤6生成的点云数据和本步骤中输出的点云模型分别抽取特征，并分别记作和。

第三步，相似度匹配：在点云数据和点云模型上分别选取n个点，并对这2n个点进行相似度的匹配，其中相似度的匹配是依据该点在第二步抽取的特征，利用余弦相似度进行匹配，并选出个匹配成功的点对；其中，。

第四步，转移矩阵估算：对第三步中选出的个匹配成功的点对进行转移矩阵估算。

第五步，统计非选中点个数：将点云数据中每个非选中点，采用第四步中估算的转移矩阵进行变换后，在点云模型中查找是否存在一个点j满足距离要求，即满足

；

其中， 表示A点到B点之间的欧式距离，也即表示点云模型中的查找点到点云数据中非选中点之间的距离小于距离阈值；然后统计满足这样要求的非选中点的个数d。

第六步，匹配判定：若第五步中统计的非选中个数d大于匹配接受度ac，则结束算法并输出转移矩阵；否则，跳至第三步继续进行迭代；若迭代次数超过最大迭代次数一max1则跳出循环，本次配准失败，机械臂将带动实感3D摄像头旋转一个设定角度后，重复步骤3至步骤7进行配准。

所述步骤7中，采用算法进行微调的步骤为：在粗匹配完成后，先设置欧式距离作为距离衡量函数，接着对误差接受度ε以及最大迭代次数二max2进行设置，然后，采用经典ICP算法进行微调，并输出转移矩阵；配准成功，本步骤输出一个最终的转移矩阵，该最终的转移矩阵具体表示为：

。

所述步骤1中，使用扫描仪进行点云扫描的各类物品包括杯子、茶壶、饼干盒、易拉罐和可乐瓶。

所述步骤1中，所述步骤3中的实感3D摄像头为。

本发明采用上述方法后，能自动检测并定位物体，以驱动机械臂进行抓取。通常情况下，工业机器人的机械臂位置基本固定，同时物体所在区域和物体本身的姿态都相对固定。但是家庭服务型机器人需要进行物体发现，也就是说，机器人首先的目标是要进行物体检测，找出图像中物体所在的区域，这个区域在图像中的位置是不固定的，同时物体本身的姿态也是不固定的（比如瓶子倒了，斜了）。因此，在这种情况下，本发明就体现出了较强的优势，利用2D的物体发现来确定物体位置，之后再利用点云配准的方式来确定物体的抓取区域，此过程是不受物体所处位置和姿态的影响的。在不依赖额外的GPU计算单元的情况下，时间效率上也有较大的优势，即便是在较廉价的PC处理器Intel(R) Core(TM)i3-2130 CPU @3.40GHz 3.40 GHZ上都可保证在1.5秒内输出结果。因此本发明是一种有效的且成本低的物体区域定位的解决方法。

另外，本发明在最终定位效果，准确度以及时间效率上都性能优良，且低价高效，是一项实际可行的物体抓取区域定位的方法。

**附图说明**

图1显示了本发明基于点云配准的物体抓取区域定位方法的部分流程示意图。

图2显示了本发明点云配准过程的详细流程示意图。

**具体实施方式**

下面结合附图和具体较佳实施方式对本发明作进一步详细的说明。

如图1所示，一种基于点云配准的物体抓取区域定位方法，包括如下步骤。

步骤1，三维模型点云库建立。

1.首先使用扫描仪对各类物品分别进行点云扫描。这里的各类物品主要是日常生活用品，优选包括杯子、茶壶、饼干盒、易拉罐和可乐瓶等。可以根据需要，选择其中的两至多种，但也可以为其他的生活用品。

2.然后把点云扫描形成的各类物品的点云模型均存于三维模型点云库中。

3.同时对三维模型点云库中的每个点云模型均标注抓取区域。这里抓取区域的标注可以为自动标注，也可以为人工手动标注。

步骤2，分类器生成：利用深度摄像头采集各类物品的的色彩图和深度图作为训练集，使用特征，运用的分类方法进行训练，生成分类器；其中，特征为二维图像特征，用于检测并识别出待抓取物品的类型。分类器也存储于三维模型点云库中。

上述步骤1和步骤2构成本发明的预处理部分，以下所有步骤为本发明的物品抓取定位部分。

步骤3，待抓取物品的原始图像数据采集：使用实感3D摄像头（如）采集待抓取物品的原始图像数据。这里的原始图像数据包括色彩和深度数据信息；色彩和深度数据信息将形成色彩图和深度图。

步骤4，基于区域增长的图像分割：利用区域增长的方法对步骤3形成的色彩图和深度图进行图像分割，并求出各个分割区域的的凸包，然后对每个凸包标定最小矩形绑定框，形成主区域。

上述利用区域增长方法对步骤3形成的深度图进行图像分割的具体方法为：先将深度图根据像素值（即距离远近）进行分割，分割出全黑分割区域和带深度分割区域；然后对带深度分割区域选出个作为主分割区域；其余记为集合，该集合包括多个次小分块区域，；对集合中的每个点，看是否位于任一个主分割区域的凸包内，如果不位于任一个主分割区域的凸包内，则不合并该点，也即为去除不可靠区域。如果位于多个主分割区域的凸包内，则选择最近的主分割区域进行合并，也即为小块区域融合。

当集合中的点位于多个主分割区域的凸包内时，将该点合并至最近主分割区域内的具体方法为：首先将主分割区域中的每个小分块区域计算其凸包，并记作；然后对于集合内的每一个次小分块区域进行如下操作：对次小分块区域中每个点，找出凸包包含点且距离点最近的那个小分块区域，然后将点p加入这个最近的小分块区域ms中。

步骤5，待抓取物品区域筛选：对步骤4形成的每个主区域分别抽取特征，并将抽取的特征分别放入步骤2形成的分类器中进行筛选，识别出待抓取物品类型，剔除非物体区域，剩下的则为待抓取物品区域，也称为为区域。

步骤6，点云数据生成：对步骤5筛选出的每个为区域，利用步骤3形成的深度图生成点云数据，点云数据

步骤7，点云配准：将步骤5识别出的待抓取物品类型，导入步骤1中的三维模型点云库中，从而输出与待抓取物品类型相对应的点云模型；然后将该输出的点云模型与步骤6生成的点云数据进行点云配准，输出转移矩阵；点云配准时，先采用算法进行粗匹配，然后采用算法进行微调。

采用算法进行粗匹配的方法，包括如下步骤。

第一步，参数设置：采用快速点特征直方图作为特征描述子，并对其中的特征参数进行设置，特征参数包括：点对选取数n、距离阈值、匹配接受度ac和最大迭代次数一max1。

第二步，特征抽取：将步骤6生成的点云数据和本步骤中输出的点云模型分别抽取特征，并分别记作和。

第三步，相似度匹配：在点云数据和点云模型上分别选取n个点，并对这2n个点进行相似度的匹配。

其中，点云数据上选取的n个点记作pcrs，点云模型上选取的n个点记作mrs。然后在pcrs和mrs上依据第二步抽取的特征，利用余弦相似度进行匹配，选出匹配成功的点对，并记作相似点对similar-pair, 其中相似点对similar-pair所含点对数记作m；当，也即为相似点对similar-pair中点对数大于等于3时，才进行转移矩阵估算，否则重新选点。

第四步，转移矩阵估算：对第三步中选出的符合要求的相似点对similar-pair进行转移矩阵估算，具体估算方法为现有技术，这里不再赘述，然后获取估算的转移矩阵。

第五步，统计非选中点个数：将点云数据中每个非选中点（第三步中分别在在点云数据PointCloud和点云模型上分别选取n个点，PointCloud上的这n个点就是选中点；非选中点就是指PointCloud上除去这n个点的点集合），采用第四步中估算的转移矩阵进行变换后，在点云模型中查找是否存在一个点j满足距离要求，即满足

；

其中， 表示A点到B点之间的欧式距离，也即表示点云模型中的查找点到点云数据中非选中点之间的距离小于距离阈值；然后统计满足这样要求的非选中点的个数d。

第六步，匹配判定：若第五步中统计的非选中个数d大于匹配接受度ac，则结束算法并输出转移矩阵；否则，跳至第三步继续进行迭代；若迭代次数超过最大迭代次数一max1则跳出循环，本次配准失败，机械臂将带动实感3D摄像头旋转一个设定角度后，重复步骤3至步骤7进行配准。

采用算法进行微调的步骤为：在粗匹配完成后，先设置欧式距离作为距离衡量函数，接着对误差接受度ε以及最大迭代次数二max2进行设置，然后，采用经典ICP算法进行微调，并输出转移矩阵；配准成功，本步骤输出一个最终的转移矩阵，该最终的转移矩阵具体表示为：

。

步骤8：将步骤1中对应物品点云模型上标注的抓取区域采用步骤7输出的转移矩阵进行变换，再通过实感3D摄像头内置参数将变化后的抓取区域反射到2D图像上，待抓取物品的定位完成。

以上详细描述了本发明的优选实施方式，但是，本发明并不限于上述实施方式中的具体细节，在本发明的技术构思范围内，可以对本发明的技术方案进行多种等同变换，这些等同变换均属于本发明的保护范围。



图1



图2