



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 119002702 A

(43) 申请公布日 2024. 11. 22

(21) 申请号 202411107384.7

G06V 10/82 (2022.01)

(22) 申请日 2024.08.13

G06N 3/0442 (2023.01)

G06N 3/045 (2023.01)

(71) 申请人 东南大学

地址 211189 江苏省南京市江宁区东南大学路2号

(72) 发明人 王帅 梅洛瑜 王帅 徐赵东 惠维 龚伟

(74) 专利代理机构 南京众联专利代理有限公司 32206

专利代理人 叶倩

(51) Int. Cl.

G06F 3/01 (2006.01)

G01S 7/41 (2006.01)

G01S 13/88 (2006.01)

G06V 40/20 (2022.01)

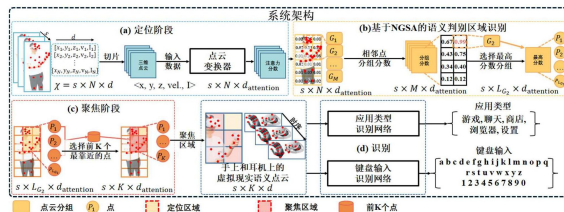
权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54) 发明名称

基于毫米波点云的虚拟现实时空数据压缩与语义增强方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于毫米波点云的虚拟现实时空数据压缩与语义增强方法,至少包括定位阶段和聚焦阶段,在定位阶段中,点云变换器为每个点分配注意力分数,将点云中相邻的点分组,计算整个组的综合得分,当语义分辨率不清时,邻域全局语义注意力 (NGSA) 机制搜索语义分数高的区域,通过分析原始点云数据进行早期识别,利用智能策略重用特征;在聚焦阶段中,将注意力机制应用于定位阶段选择的关键点云区域进行聚焦识别,确定区域中点的重要程度并去除和语义无关的点。本发明方法实现了精确度和计算资源的优化,同时利用点云变换器架构,实现了高效的数据处理和特征重用。



1. 基于毫米波点云的虚拟现实时空数据压缩与语义增强方法,其特征在於:至少包括定位阶段和聚焦阶段,

所述定位阶段:点云变换器为每个点分配注意力分数,将点云中相邻的点分组,计算整个组的综合得分,当语义分辨率不清晰时,邻域全局语义注意力(NGSA)机制搜索语义分数高的区域,通过分析原始点云数据进行早期识别,利用智能策略重用特征;

所述聚焦阶段:将注意力机制应用于定位阶段选择的关键点云区域进行聚焦识别,确定区域中点的重要程度并去除和语义无关的点。

2. 如权利要求1所述的基于毫米波点云的虚拟现实时空数据压缩与语义增强方法,其特征在於,包括如下步骤:

S1: 利用点云变换器处理多帧毫米波点云,为每个点输出注意力分数;

S2: 在定位阶段,分析虚拟现实用户身体生成的点云数据,利用向量注意力机制计算每个点的注意力分数,并将空间上接近的点聚合成组,计算每组的全局语义注意力分数,以确定关键语义区分区域;

S3: 引入向量注意力机制,向量注意力在单个特征通道级别上运行,使用不同的特征变换来提取每个点的特征表示;

S4: 当定位阶段预测结果低于决策边界时,触发聚焦阶段,使用邻域全局语义注意力机制(NGSA)识别类别区分区域,选择全局注意力分数最高的前K个点,并将这些点的表示连接起来,构建点云的表示,用于语义识别;

S5: 引入应用程序类型识别和键盘输入识别模块用于虚拟现实语义识别,实现基于毫米波点云时空数据压缩的虚拟现实应用的语义增强。

3. 如权利要求2所述的基于毫米波点云的虚拟现实时空数据压缩与语义增强方法,其特征在於:所述步骤S1中,点云变换器模型的输入是尺寸为 $s \times N \times d$ 的张量,其中 s 是组合的批量和长度大小, N 是每帧的点数, d 是每个点的维度,输出是尺寸为 $s \times N \times d_{\text{attention}}$ 的张量, $d_{\text{attention}}$ 表示每个点的输出特征向量的维度;模型包括几个应用向量注意力于输入点的层,向量注意力在每一层中通过公式 $\vec{y}_i = \sum_{x_j \in X} \vec{a}_{ij} \odot \alpha(\vec{x}_j)$ 计算得出,其中 \vec{y}_i 是第 i 个点的输出特征向量, \vec{a}_{ij} 是点 i 和 j 之间的注意力权重,即每个点的注意力分数;注意力权重 \vec{a}_{ij} 通过特征变换 φ 和 ψ 、关系函数 β 、映射函数 γ 、学习偏差 δ 和非线性激活函数 ρ 计算得出,具体为:

$$\vec{a}_{ij} = \rho(\gamma(\beta(\varphi(\vec{x}_i), \psi(\vec{x}_j)) + \delta))。$$

4. 如权利要求3所述的基于毫米波点云的虚拟现实时空数据压缩与语义增强方法,其特征在於:所述步骤S2中,每组的全局语义注意力分数具体为:

$$G_n = \sum_{\vec{a}_{ij} \in G_k} \vec{a}_{ij}$$

其中, G_k 表示第 K 组的全局语义注意力分数。

5. 如权利要求4所述的基于毫米波点云的虚拟现实时空数据压缩与语义增强方法,其特征在於:所述步骤S3中,在获得点云中每个点的向量注意力分数后,根据点的物理接近度

对点进行分组,并使用公式 $g_j = \frac{1}{|G_j|} \sum_{x_i \in G_j} \vec{y}_i^T \vec{w}$ 为每个组分配一个全局注意力分数 g_j ,其中 G_j 是第j个组的全局语义注意力分数, $|G_j|$ 是点组 G_j 中点的数量, x_i 是点组 G_j 中的i第个点, \vec{y}_i 是点 x_i 的向量注意力分数, \vec{w} 是可学习的权重向量, $\vec{y}_i^T \vec{w}$ 是向量 \vec{y}_i 与权重向量 \vec{w} 的内积。

6.如权利要求4所述的基于毫米波点云的虚拟现实时空数据压缩与语义增强方法,其特征在于:所述步骤S4中,每个组都有相应的表示 \vec{h}_k ,通过连接前K个点的表示来构建点云的表示 \vec{z} :

$$\vec{z} = \text{Concat}(\{\vec{h}_i | g_i \in \text{Top-K}(G)\}),$$

其中, h_i 表示每个点组的表示向量,Top-K(G)表示具有最高分数的前K个点的集合,形式化表达为:

$$\text{Top-K}(G) = \{g_i \in G | \exists K' \subseteq G\},$$

其中, $|K'|=K, G=g_1, g_2, \dots, g_M$ 表示点的集合。

基于毫米波点云的虚拟现实时空数据压缩与语义增强方法

技术领域

[0001] 本发明属于虚拟现实和人工智能的技术领域,具体涉及一种基于毫米波点云的虚拟现实时空数据压缩与语义增强方法。

背景技术

[0002] 虚拟现实中的语义识别,在许多应用领域中起着重要作用,如娱乐、购物、医疗保健和教育等。传统的方法是通过虚拟现实头显和控制器中的惯性测量单元和摄像头来识别和跟踪用户的运动,从而提取语义信息。然而,这种传统方法往往需要大量的计算资源,并且在数据传输和存储方面存在显著缺陷。

[0003] 近年来,随着传感器技术的飞速发展,尤其是毫米波雷达技术的进步,为虚拟现实领域带来了新的可能性。具体来说,毫米波雷达不仅可以穿透某些障碍物,捕捉到被遮挡物体的信息,而且还具有高灵敏度和低功耗的特点。然而,点云数据的高维性和稀疏性使得直接处理和分析这些数据变得异常复杂和计算密集。目前基于视觉变换器和点云变换器的方法在处理毫米波点云数据时,存在计算量大、内存需求高、鲁棒性不足等问题。

[0004] 新兴的集成毫米波雷达具有低成本和小型化(约8厘米)的特点,因此很容易被集成到虚拟现实环境中,用于语义识别任务。此外,最近的应用展示了雷达在提供各种人体感知能力方面的潜力,毫米波雷达具有穿透性强、环境适应性高、隐私保护等优势。与传统的光学传感器相比,毫米波雷达可以穿透衣物和遮挡物,在各种光照条件下都能稳定工作,且不会记录用户的面部特征,更好地保护了用户隐私。这些使毫米波雷达成为增强虚拟现实语义识别能力的理想选择。

[0005] 尽管毫米波雷达具有多种优势,但虚拟现实的语义识别提出了三个独特的挑战。首先,虚拟现实应用需要实时处理和响应能力,这对用户体验和沉浸感至关重要。其次,现有模型在处理整个毫米波点云数据时,没有优先考虑对虚拟现实任务至关重要的语义相关信息。最后,现有方法在需要快速处理和决策的实时应用中会导致不必要的计算开销、内存浪费和性能效率下降。

发明内容

[0006] 本发明正是针对现有毫米波点云模型在虚拟现实语义识别中存在计算量大、内存需求高的问题,提供一种基于毫米波点云的虚拟现实时空数据压缩与语义增强方法,至少包括定位阶段和聚焦阶段,在定位阶段中,点云变换器为每个点分配注意力分数,将点云中相邻的点分组,计算整个组的综合得分,当语义分辨率不清晰时,邻域全局语义注意力(Neighborhood Global Semantic Attention,NGSA)机制搜索语义分数高的区域,通过分析原始点云数据进行早期识别,利用智能策略重用特征;将注意力机制应用于定位阶段选择的关键点云区域进行聚焦识别,确定区域中点的重要程度并去除和语义无关的点。本发明方法实现了精确度和计算资源的优化,同时利用点云变换器架构,实现了高效的数据处理和特征重用。

[0007] 为了实现上述目的,本发明采取的技术方案是:基于毫米波点云的虚拟现实时空数据压缩与语义增强方法,至少包括定位阶段和聚焦阶段,

[0008] 所述定位阶段:点云变换器为每个点分配注意力分数,将点云中相邻的点分组,计算整个组的综合得分,当语义分辨率不清晰时,邻域全局语义注意力(NGSA)机制搜索语义分数高的区域,通过分析原始点云数据进行早期识别,利用智能策略重用特征;

[0009] 所述聚焦阶段:将注意力机制应用于定位阶段选择的关键点云区域进行聚焦识别,确定区域中点的重要程度并去除和语义无关的点。

[0010] 作为本发明的一种改进,基于毫米波点云的虚拟现实时空数据压缩与语义增强方法,包括如下步骤:

[0011] S1:利用点云变换器处理多帧毫米波点云,为每个点输出注意力分数;

[0012] S2:在定位阶段,分析虚拟现实用户身体生成的点云数据,利用向量注意力机制计算每个点的注意力分数,并将空间上接近的点聚合成组,计算每组的全局语义注意力分数,以确定关键语义区分区域;

[0013] S3:引入向量注意力机制,向量注意力在单个特征通道级别上运行,使用不同的特征变换来提取每个点的特征表示;

[0014] S4:当定位阶段预测结果低于决策边界时,触发聚焦阶段,使用邻域全局语义注意力(NGSA)机制识别类别区分区域,选择全局注意力分数最高的前K个点,并将这些点的表示连接起来,构建点云的表示,用于语义识别;

[0015] S5:引入应用程序类型识别和键盘输入识别模块用于虚拟现实语义识别,实现基于毫米波点云时空数据压缩的虚拟现实应用的语义增强。

[0016] 作为本发明的另一种改进,所述步骤S1中,点云变换器模型的输入是尺寸为 $s \times N \times d$ 的张量,其中 s 是组合的批量和长度大小, N 是每帧的点数, d 是每个点的维度,输出是尺寸为 $s \times N \times d_{\text{attention}}$ 的张量, $d_{\text{attention}}$ 表示每个点的输出特征向量的维度;模型包括几个应用向量注意力于输入点的层,向量注意力在每一层中通过公式

$\vec{y}_i = \sum_{\vec{x}_j \in X} \vec{a}_{ij} \odot \alpha(\vec{x}_j)$ 计算得出,其中 \vec{y}_i 是第 i 个点的输出特征向量, \vec{a}_{ij} 是点 i 和 j 之间的注意力权重,即每个点的注意力分数;注意力权重 \vec{a}_{ij} 通过特征变换 φ 和 ψ 、关系函数 β 、映射函数 γ (通常是MLP)、学习偏差 δ 和非线性激活函数 ρ 计算得出,如公式 $\vec{a}_{ij} = \rho(\gamma(\beta(\varphi(\vec{x}_i), \psi(\vec{x}_j)) + \delta))$ 所示。

[0017] 作为本发明的另一种改进,所述步骤S2中,每组的全局语义注意力分数具体为:

$$[0018] \quad G_n = \sum_{\vec{a}_{ij} \in G_k} \vec{a}_{ij}$$

[0019] 其中, G_k 表示第 k 组的全局语义注意力分数。

[0020] 作为本发明的又一种改进,在获得点云中每个点的向量注意力分数后,根据点的

物理接近度对点进行分组,并使用公式 $g_j = \frac{1}{|G_j|} \sum_{\vec{x}_i \in G_j} \vec{y}_i^T \vec{w}$ 为每个组分配一个全局注意力分

数 g_j ,以反映其与目标语义的相关性,其中 G_j 是第 j 个组的全局语义注意力分数, $|G_j|$ 是点组

G_j 中点的数量, x_i 是点组 G_j 中的 i 第个点, \vec{y}_i 是点 x_i 的向量注意力分数, \vec{w} 是可学习的权重向量, $\vec{y}_i^T \vec{w}$ 是向量 \vec{y}_i 与权重向量 \vec{w} 的内积。

[0021] 作为本发明的又一种改进, 所述步骤S4中, 每个组都有相应的表示 \vec{h}_k , 通过连接前 K 个点的表示来构建点云的表示 \vec{z} :

[0022] $\vec{z} = \text{Concat}(\{\vec{h}_i | g_i \in \text{Top-K}(G)\})$,

[0023] 其中, h_1 表示每个点组的表示向量, $\text{Top-K}(G)$ 表示具有最高分数的前 K 个点的集合, 形式化表达为:

[0024] $\text{Top-K}(G) = \{g_i \in G | \exists K' \subseteq G\}$,

[0025] 其中, $|K'| = K, G = g_1, g_2, \dots, g_M$ 表示点的集合。

[0026] 与现有技术相比, 本发明具有的技术效果及优势为:

[0027] (1) 本发明至少包括定位阶段和聚焦阶段, 在处理稀疏点云数据的情况下, 克服了如何关注目标运动部分, 尤其是语义区分区域, 以及如何利用这些关键部分的点云数据增强虚拟现实语义识别的挑战, 实现了精确度和计算资源的优化。

[0028] (2) 本发明方法在定位阶段通过分析原始点云数据进行早期识别, 利用智能策略重用特征, 进一步减小计算资源消耗。聚焦阶段则将注意力机制应用于定位阶段选择的关键点云区域, 显著缩小了对虚拟现实控制器上关键区域的关注范围, 大幅降低了后续阶段的计算成本, 同时消除了非关键区域的噪声干扰, 进一步减小了模型的计算和内存资源消耗。

[0029] (3) 本发明充分利用感知点云数据的特点, 优化了语义识别过程; 利用点云变换器架构, 实现了高效的数据处理和特征重用。

附图说明

[0030] 图1是本发明方法的步骤流程示意图;

[0031] 图2是本发明系统中应用程序类型识别模块的工作原理图;

[0032] 图3是本发明系统中键盘输入识别模块的工作原理图;

[0033] 图4是本发明测试例中系统场景与设备原型图。

具体实施方式

[0034] 下面结合附图和具体实施方式, 进一步阐明本发明, 应理解下述具体实施方式仅用于说明本发明而并不用于限制本发明的范围。

[0035] 实施例1

[0036] 一种基于毫米波点云的虚拟现实时空数据压缩与语义增强方法, 如图1所示, 包括以下步骤:

[0037] 步骤S1: 利用点云变换器处理多帧毫米波点云, 为每个点输出注意力分数; 点云变换器模型的输入是尺寸为 $s \times N \times d$ 的张量, 其中 s 是组合的批量和长度大小, N 是每帧的点数, d 是每个点的维度, 包含五个特征: x 、 y 、 z 、速度和强度。输出是尺寸为 $s \times N \times d_{\text{attention}}$ 的

张量, $d_{\text{attention}}$ 表示每个点的输出特征向量的维度。模型包括几个应用向量注意力于输入点的层, 向量注意力在每一层中通过公式 $\vec{y}_i = \sum \vec{x}_j \in X \vec{a}_{ij} \odot \alpha(\vec{x}_j)$ 计算得出, 其中 \vec{y}_i 是第 i 个点的输出特征向量, \vec{a}_{ij} 是点 i 和 j 之间的注意力权重。注意力权重 \vec{a}_{ij} 通过特征变换 φ 和 ψ 、关系函数 β 、映射函数 γ (通常是MLP)、学习偏差 δ 和非线性激活函数 ρ 计算得出, 如公式 $\vec{a}_{ij} = \rho(\gamma(\beta(\varphi(\vec{x}_i), \psi(\vec{x}_j)) + \delta))$ 所示。

[0038] 步骤S2: 在定位阶段, 分析虚拟现实用户身体生成的点云数据, 利用向量注意力机制计算每个点的注意力分数, 并将空间上接近的点聚合成组, 计算每组的全局语义注意力分数, 以确定关键语义区分区域;

[0039] 在获得点云中每个点的向量注意力分数后, 根据点的物理接近度对点进行分组,

并使用公式 $G_n = \sum_{\vec{a}_{ij} \in G_k} \vec{a}_{ij}$ 计算每个组的全局注意力分数 G_n , 以反映其与目标语义的相关

性, 其中 G_n 表示第 n 个点组。每个组的累积分数表示邻域全局语义注意力 (NGSA)。NGSA 分数最高的组被视为主要语义区分区域, 并在点云中高亮显示。如果分数较低, 则继续定位语义区分区域以进行更精确的识别。

[0040] 步骤S3: 通过引入向量注意力机制, 解决点云数据固有的不规则性和无序性问题。向量注意力在单个特征通道级别上运行, 提供了处理点云数据非结构化特性的显著优势。向量注意力机制使用不同的特征变换来提取每个点的特征表示, 并通过关系函数、映射函数和非线性激活函数进行处理;

[0041] 通过引入向量注意力机制来识别语义区分区域, 解决点云数据固有的不规则性和无序性问题。向量注意力在单个特征通道级别上运行, 提供了处理点云数据非结构化特性的显著优势。在获得点云中每个点的向量注意力分数后, 根据点的物理接近度对点进行分

组, 并使用公式 $g_j = \frac{1}{|G_j|} \sum_{\vec{x}_i \in G_j} \vec{y}_i^T \vec{w}$ 为每个组分配一个全局注意力分数 g_j , 以反映其与目标语

义的相关性, 其中 G_j 是第 j 个点组, \vec{y}_i 是点 \vec{x}_i 的向量注意力分数, \vec{w} 是可学习的权重向量。为了识别语义区分区域, 我们提出了一种新颖的语义增强机制, 通过选择具有最高全局注意力分数的组, 从而选择最能提供语义识别任务信息的点, 如公式 $R_S = \underset{j}{\operatorname{argmax}} g_j$ 所示, 其

中 R_S 表示语义区分区域。该公式选择全局注意力分数最大化的组 g_j , 即与目标语义相关性最高的区域。

[0042] 步骤S4: 当定位阶段预测结果低于决策边界时, 触发聚焦阶段进一步细化过程。该阶段使用NGSA机制识别类别区分区域, 选择全局注意力分数最高的前 K 个点, 并将这些点的表示连接起来, 构建点云的表示, 用于语义识别;

[0043] 定位阶段预测结果 $R_S < \eta$ 时, 其中 η 是决定是否进行进一步定位和聚焦识别的决策边界, 触发聚焦阶段以进一步细化过程。该阶段涉及使用公式 $R_S = R_S = \underset{j}{\operatorname{argmax}} g_j$ 定义的NGSA机制识别类别区分区域。NGSA机制从所有可能的点集合 $G = g_1, g_2, \dots, g_M$ 中选择具有

最高全局注意力分数的前K个点,其中M是点的总数。每个组都有相应的表示 \vec{h}_k 。通过连接

前K个点的表示来构建点云的表示 \vec{z} ,如公式所示,
$$\begin{cases} \vec{z} = \text{Concat}(\{\vec{h}_i | g_i \in \text{Top-K}(G)\}) \\ \text{Top-K}(G) = \{g_i \in G, |, \exists K' \subseteq G \end{cases}$$

其中 $|K'|=K$,对于所有的 $g_i \in K'$ 有 $s(g_i) \geq s(g_j)$,以及对于所有的 $g_j \in G \setminus K'$ 有 $s(g_i) > s(g_j)$ 。

所以 \vec{z} 的公式可以重写为 $\vec{z} = \text{Concat}(\{\vec{h}_i | g_i \in G \text{ and } I_{\text{top-k}}(g_i) = 1\})$ 。

[0044] 步骤S5:为了演示方法的灵活性和可重用性,引入应用程序类型识别和键盘输入识别模块用于虚拟现实语义识别。应用程序类型识别模块使用聚焦阶段收集的点云数据来识别应用类型,而键盘输入识别模块则从用户头显和控制器收集的毫米波点云中检测键盘输入。

[0045] 如图2所示,应用程序类型识别模块使用聚焦阶段收集的尺寸为 $s \times K \times d$ 的点云数据来识别应用类型。特征网络提取 $s \times 96$ 维度的身体特征,然后将这些身体特征送入长短期记忆网络模块以提取连续的虚拟现实动作。最后,决策模块将动作模块的输出分为五类应用。例如,游戏应用通常涉及更多的身体运动,而浏览则以手部运动为特征。

[0046] 如图3所示,键盘输入识别模块从用户头显和控制器收集的尺寸为 $s \times (n_1+n_2) \times d$ 的毫米波点云中检测键盘输入,其中 n_1 和 n_2 是头显和控制器上的点云。特征网络提取 $s \times 64$ 维的手部特征,然后将这些手部特征送入由双向长短记忆网络组成的识别网络。该模型善于识别上下文相关的时序特征,并准确识别键盘输入。

[0047] 测试例

[0048] 为了验证本方案提出方法的有效性,在虚拟现实语义识别任务中进行毫米波点云数据集的采集和模型的训练与测试实验,展示本方案的性能优势及影响。

[0049] 采取如下配置执行实验:

[0050] 硬件设置:1.毫米波雷达IWR6843ISK-ODS,用于采集毫米波点云数据;

[0051] 2.Azure Kinect v2,用于采集虚拟现实真实信息,训练网络;3.虚拟现实设备,手柄和头显等。

[0052] 实验设计:1.实验者要求佩戴如图4所示的虚拟现实设备并执行指定动作;2.动作包括以下5种虚拟现实应用类型:游戏、浏览、社交、教育和娱乐;以及29种手柄键盘输入动作;

[0053] 3.采用Top-1 Acc.来衡量语义识别效果的准确性,FLOPs衡量计算复杂度,Params衡量内存占用。

[0054] 实验中我们招募了12名参与者,包括6名男性和6名女性,年龄在21至58岁之间。在数据采集之前,我们获得了每位参与者的知情同意。我们采集了3600个数据集,包括12TB的毫米波点云和Kinect数据,每个击键类别有100个数据集。每个数据集中包含的毫米波雷达数据包括30秒的原始信号和点云数据,采样率为10帧。实验结果如下表所示:

[0055] 表1消融实验

	虚拟现实应用类型识别			虚拟现实键盘输入识别		
	准确率	运算量	参数量	准确率	运算量	参数量
[0056] 不计算注意力分数	68.7	6.2	3720	48.1	1.8	2105
不对注意力组分数	86.3	4.6	2819	77.6	1.6	1874
不识别最高分组	93.1	2.7	1803	82.5	1.2	1063
不选择前K个点	93.9	1.8	1248	85.3	0.7	487
完整设计	97.6	1.5	986	92.8	0.5	297

[0057] 表中可以看出,本发明在结合使用注意力分数、组分数、最高分组和以及前个K点等所有设计特性时,模型在准确率和计算经济性方面达到了最佳性能。在保持97.6%的高准确率的同时,计算量减少到了1.5G,参数量减少到了986K,证明了本发明通过有效利用点云数据中蕴含的丰富语义信息,极大降低了数据冗余,提高了准确率,减少了不必要的复杂性。

[0058] 上述实验或数据可看出,在虚拟现实语义识别中,本发明可以实现高准确率和高效率的语义识别。本发明提出了一种基于毫米波点云的虚拟现实时空数据压缩与语义增强方法,本方法利用两阶段语义识别框架,克服了现有毫米波点云模型计算和内存需求高的挑战,实现了高效准确的虚拟现实语义识别,更易于实现,同时相比于传统的虚拟现实语义识别,本发明方法仅使用低成本的雷达和虚拟现实设备,不依赖光照并且无视烟雾粉尘等恶劣条件,也避免了隐私问题。

[0059] 需要说明的是,以上内容仅仅说明了本发明的技术思想,不能以此限定本发明的保护范围,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰均落入本发明权利要求书的保护范围之内。

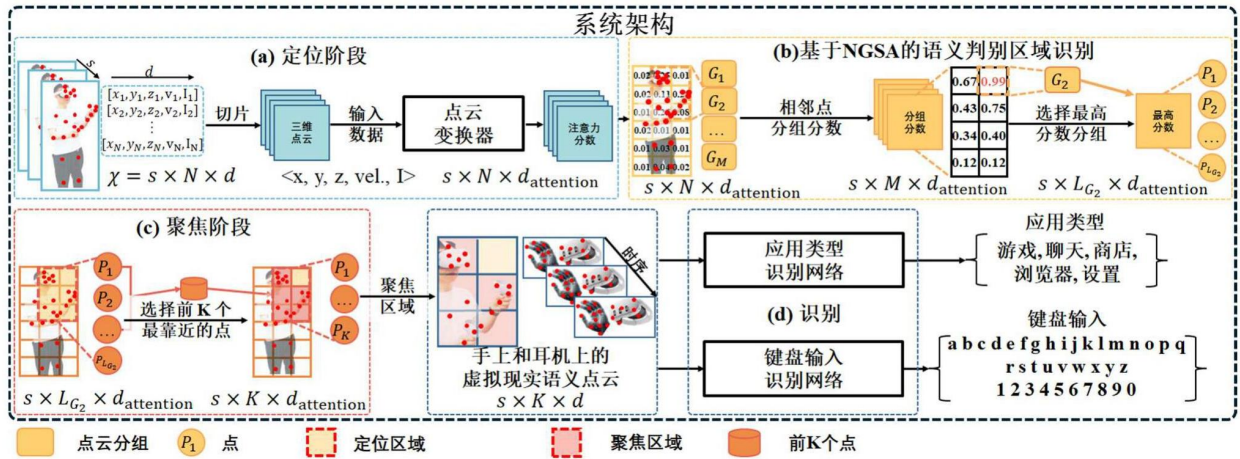


图1

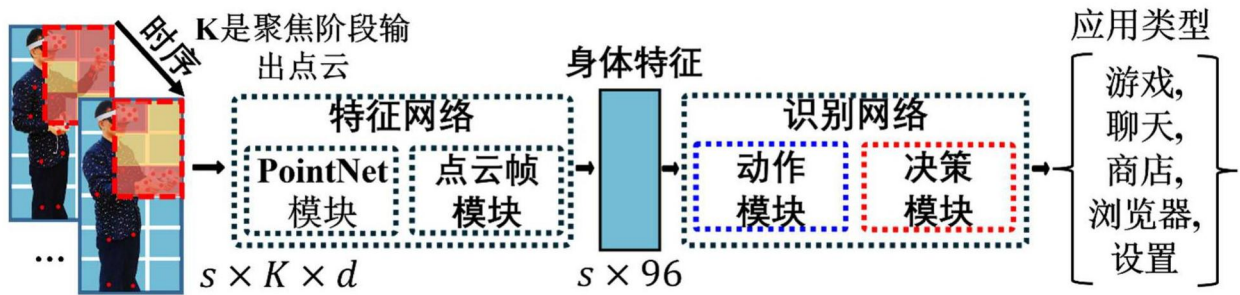


图2

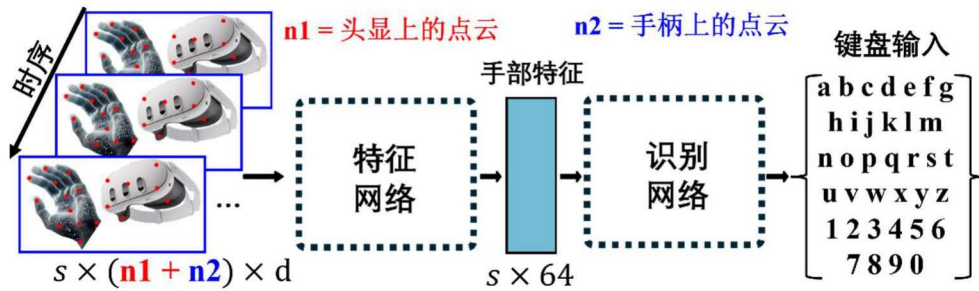


图3

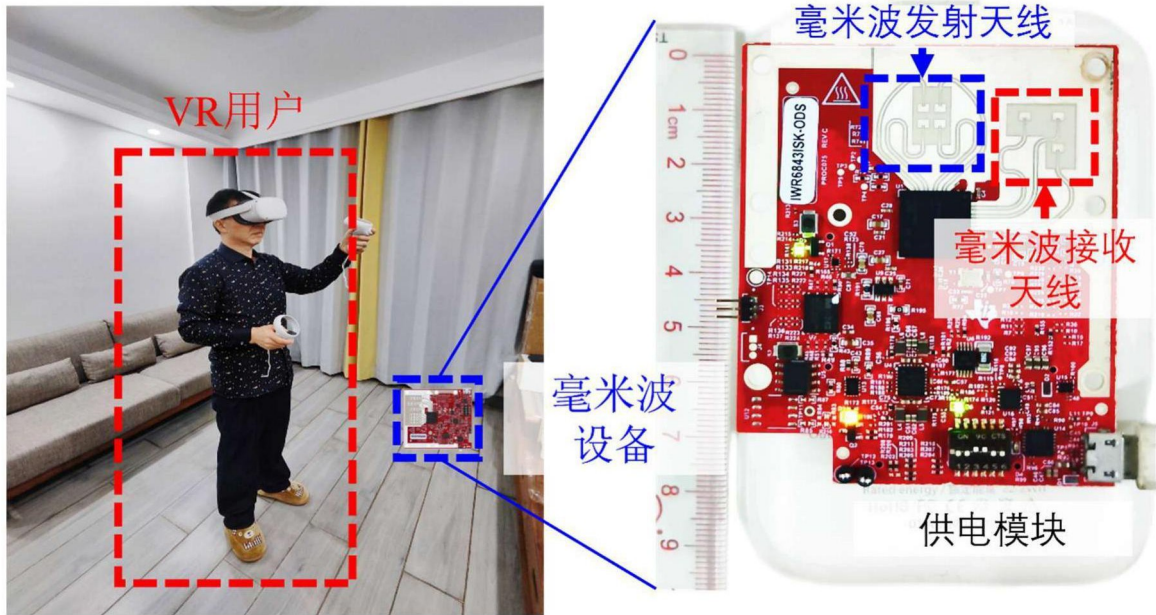


图4