



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 118690232 A

(43) 申请公布日 2024. 09. 24

(21) 申请号 202410839213.7

(22) 申请日 2024.06.26

(71) 申请人 深圳市大数据研究院

地址 518172 广东省深圳市龙岗区龙城街道龙翔大道2001号道远楼225室

(72) 发明人 赵子健 朱光旭 韩凯峰 李晓阳
李航(74) 专利代理机构 广州嘉权专利商标事务所有
限公司 44205

专利代理人 周翀

(51) Int. Cl.

G06F 18/24 (2023.01)

G06F 18/22 (2023.01)

G06F 18/214 (2023.01)

权利要求书3页 说明书23页 附图5页

(54) 发明名称

基于少样本学习的模型对数据分类的方法
及相关设备

(57) 摘要

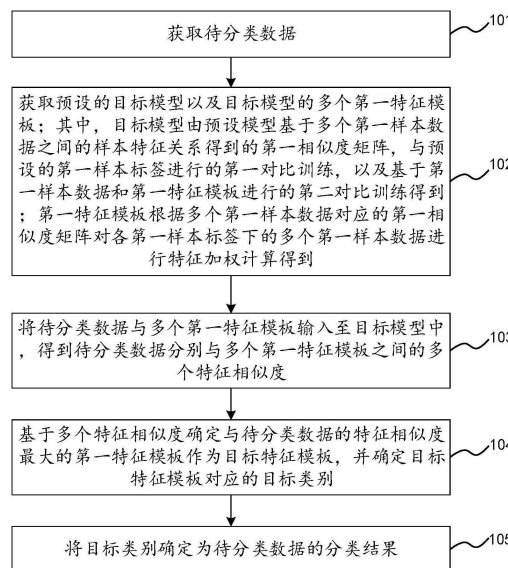
本申请实施例提供了一种基于少样本学习的模型对数据分类的方法及相关设备。方法包括：获取待分类数据；获取预设的目标模型以及多个第一特征模板；其中，目标模型由预设模型基于多个第一样本数据之间的样本特征关系得到的第一相似度矩阵，与预设的第一样本标签进行的第一对比训练，以及基于第一样本数据和第一特征模板进行的第二对比训练得到；第一特征模板根据多个第一样本数据对应的第一相似度矩阵对各第一样本标签下的多个第一样本数据进行特征加权计算得到

将待分类数据与多个第一特征模板输入至目标模型中，得到待分类数据分别与多个第一特征模板之间的多个特征相似度

基于多个特征相似度确定与待分类数据的特征相似度最大的第一特征模板作为目标特征模板，并确定目标特征模板对应的目标类别

将目标类别确定为待分类数据的分类结果

以此，能够在降低对模型的训练成本的同时，提高对数据分类的准确性。



1. 一种基于少样本学习的模型对数据分类的方法,其特征在于,所述方法包括:
获取待分类数据;

获取预设的目标模型以及所述目标模型的多个第一特征模板;其中,所述目标模型由预设模型基于多个第一样本数据之间的样本特征关系得到的第一相似度矩阵,与预设的第一样本标签进行的第一对比训练,以及基于所述第一样本数据和所述第一特征模板进行的第二对比训练得到;所述第一特征模板根据所述多个第一样本数据对应的所述第一相似度矩阵对各第一样本标签下的多个所述第一样本数据进行特征加权计算得到;

将所述待分类数据与所述多个第一特征模板输入至所述目标模型中,得到所述待分类数据分别与多个所述第一特征模板之间的多个特征相似度;

基于所述多个特征相似度确定与所述待分类数据的所述特征相似度最大的所述第一特征模板作为目标特征模板,并确定所述目标特征模板对应的目标类别;

将所述目标类别确定为所述待分类数据的分类结果。

2. 根据权利要求1所述的基于少样本学习的模型对数据分类的方法,其特征在于,所述目标模型通过以下方式训练得到:

获取样本训练集,并根据所述样本训练集对预设模型进行第一对比训练和第二对比训练,得到第一目标模型;

当不存在用于训练所述第一目标模型的样本支持集时,将所述第一目标模型作为目标模型;

当存在用于训练所述第一目标模型的样本支持集时,基于所述样本支持集对所述第一目标模型进行第三对比训练和第四对比训练,得到目标模型;其中,所述样本训练集与所述样本支持集不存在交集;所述待分类数据的类别与所述样本支持集包含的至少一个样本标签相同。

3. 根据权利要求2所述的基于少样本学习的模型对数据分类的方法,其特征在于,所述获取样本训练集,并根据所述样本训练集对预设模型进行第一对比训练和第二对比训练,得到第一目标模型,包括:

根据所述样本训练集中的多个第一样本数据输入至预设模型中,得到所述多个第一样本数据对应的第一相似度矩阵;其中,所述第一相似度矩阵用于表征任意两个所述第一样本数据之间的相似度;

获取各所述第一样本数据的第一样本标签,并根据任意两个第一样本数据之间的相似度和所述第一样本标签,确定所述预设模型的第一交叉熵损失;

根据所述第一交叉熵损失对所述预设模型的参数进行调节,得到对所述预设模型进行第一对比训练后的第一预设模型;

获取所述样本训练集对应的多个第一特征模板,并基于任意两个所述第一样本数据之间的相似度和对应的所述第一特征模板,计算所述第一预设模型的第二交叉熵损失;

根据所述第二交叉熵损失对所述第一预设模型的参数进行调节,得到对所述第一预设模型进行第二对比训练后的第一目标模型。

4. 根据权利要求3所述的基于少样本学习的模型对数据分类的方法,其特征在于,所述获取所述样本训练集对应的多个第一特征模板,包括:

基于所述第一相似度矩阵,确定各所述第一样本数据的样本质量分数;

针对所述样本训练集中的每个所述第一样本标签,确定所述第一样本标签中的每个所述第一样本数据与对应的所述样本质量分数的乘积,并将所述第一样本标签下的多个第一样本数据对应的多个乘积进行累加,得到所述第一样本标签对应的第一乘积总和;

获取所述第一样本标签下多个第一样本数据的多个样本质量分数之和,并将所述第一乘积总和与所述多个样本质量分数之和的比值作为所述第一样本标签对应的第一特征模板。

5. 根据权利要求4所述的基于少样本学习的模型对数据分类的方法,其特征在于,所述基于所述第一相似度矩阵,确定各所述第一样本数据的样本质量分数,包括:

获取多个第一样本数据对应的第一相似度矩阵;

将所述第一相似度矩阵输入至所述第一预设模型的卷积层中,得到所述多个第一样本数据对应的多个样本质量分数;

其中,所述样本质量分数由所述卷积层针对每个所述第一样本数据,从所述第一相似度矩阵中确定每个所述第一样本数据与其他的多个第一样本数据的多个相似度,并基于所述多个相似度之间的差异确定。

6. 根据权利要求2所述的基于少样本学习的模型对数据分类的方法,其特征在于,所述当存在用于训练所述第一目标模型的样本支持集时,基于所述样本支持集对所述第一目标模型进行第三对比训练和第四对比训练,得到目标模型,包括:

当存在用于训练所述第一目标模型的样本支持集时,根据所述样本支持集中的多个第二样本数据输入至第一目标模型中,得到所述多个第二样本数据对应的第二相似度矩阵;其中,所述第二相似度矩阵用于表征任意两个第二样本数据之间的相似度;

获取所述两个第二样本数据的第二样本标签,并根据任意两个第二样本数据之间的相似度和所述第二样本标签,确定所述预设模型的第三交叉熵损失;

根据所述第三交叉熵损失对所述第一目标模型的参数进行调节,得到对所述第一目标模型进行第三对比训练后的第二预设模型;

获取所述样本支持集对应的多个第二特征模板,并基于任意两个第二样本数据之间的相似度和对应的所述第二特征模板,计算所述第二预设模型的第四交叉熵损失;

根据所述第四交叉熵损失对所述第二预设模型的参数进行调节,得到对所述第二预设模型进行对比训练后的目标模型。

7. 根据权利要求1所述的基于少样本学习的模型对数据分类的方法,其特征在于,所述第一相似度矩阵由预设模型通过以下步骤得到,包括:

对多个第一样本数据进行复制,得到样本复制数据;

将所述第一样本数据作为第一输入并输入至预设模型,将所述样本复制数据作为第二输入并输入至所述预设模型,得到所述预设模型根据所述第一样本数据和所述样本复制数据之间的任意样本的样本特征关系计算的多个特征相似度;

基于所述多个特征相似度,得到多个第一样本数据对应的第一相似度矩阵。

8. 一种基于少样本学习的模型对数据分类的装置,其特征在于,所述装置包括:

第一获取模块,用于获取待分类数据;

第二获取模块,用于获取预设的目标模型以及所述目标模型的多个第一特征模板;其中,所述目标模型由预设模型基于多个第一样本数据之间的样本特征关系得到的第一相似

度矩阵,与预设的第一样本标签进行的第一对比训练,以及基于所述第一样本数据和所述第一特征模板进行的第二对比训练得到;所述第一特征模板根据所述多个第一样本数据对应的所述第一相似度矩阵对各第一样本标签下的多个所述第一样本数据进行特征加权计算得到;

输入模块,用于将所述待分类数据与所述多个第一特征模板输入至所述目标模型中,得到所述待分类数据分别与多个所述第一特征模板之间的多个特征相似度;

第一确定模块,用于基于所述多个特征相似度确定与所述待分类数据的所述特征相似度最大的所述第一特征模板作为目标特征模板,并确定所述目标特征模板对应的目标类别;

第二确定模块,用于将所述目标类别确定为所述待分类数据的分类结果。

9.一种计算机设备,其特征在于,所述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程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现权利要求1至7任一项所述的基于少样本学习的模型对数据分类的方法。

10.一种计算机可读存储介质,所述存储介质存储有计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求1至7任一项所述的基于少样本学习的模型对数据分类的方法。

基于少样本学习的模型对数据分类的方法及相关设备

技术领域

[0001] 本申请涉及数据分类技术领域,尤其涉及一种基于少样本学习的模型对数据分类的方法及相关设备。

背景技术

[0002] 目前,动作识别技术在多个领域都有广泛的应用前景,例如,在汽车、医疗、教育等行业中,动作识别技术可以帮助用户更好地操作设备,提高工作效率和安全性。而由于Wi-Fi信号具备广泛覆盖、穿透性和强隐私性等特点,能够有效应对光线不足、隐私保护和视线遮挡等识别问题,因此,Wi-Fi技术广泛应用于动作识别场景中。

[0003] 相关技术中,基于Wi-Fi技术动作的识别方法大多是采集大量动作样本数据,并标注相应的动作标签,通过这些大量的带标签的样本数据训练分类器来对不同动作进行分类识别。但是,此种方式需要大量的带标签的样本数据来训练识别模型,而带标签样本数据的采集和标注成本较高;并且,单一分类器的分类性能和泛化性能较差,当识别来自不同域(如不同位置或不同人)的动作时,分类准确性较低。

发明内容

[0004] 本申请实施例的主要目的在于提出一种基于少样本学习的模型对数据分类的方法及相关设备,能够在降低对模型的训练成本的同时,提高对数据分类的准确性。

[0005] 为实现上述目的,本申请实施例的第一方面提出了一种基于少样本学习的模型对数据分类的方法,所述方法包括:

[0006] 获取待分类数据;

[0007] 获取预设的目标模型以及所述目标模型的多个第一特征模板;其中,所述目标模型由预设模型基于多个第一样本数据之间的样本特征关系得到的第一相似度矩阵,与预设的第一样本标签进行的第一对比训练,以及基于所述第一样本数据和所述第一特征模板进行的第二对比训练得到;所述第一特征模板根据所述多个第一样本数据对应的所述第一相似度矩阵对各第一样本标签下的多个所述第一样本数据进行特征加权计算得到;

[0008] 将所述待分类数据与所述多个第一特征模板输入至所述目标模型中,得到所述待分类数据分别与多个所述第一特征模板之间的多个特征相似度;

[0009] 基于所述多个特征相似度确定与所述待分类数据的所述特征相似度最大的所述第一特征模板作为目标特征模板,并确定所述目标特征模板对应的目标类别;

[0010] 将所述目标类别确定为所述待分类数据的分类结果。

[0011] 相应的,本申请实施例的第二方面提出了一种基于少样本学习的模型对数据分类的装置,所述装置包括:

[0012] 第一获取模块,用于获取待分类数据;

[0013] 第二获取模块,用于获取预设的目标模型以及所述目标模型的多个第一特征模板;其中,所述目标模型由预设模型基于多个第一样本数据之间的样本特征关系得到的第

一相似度矩阵,与预设的第一样本标签进行的第一对比训练,以及基于所述第一样本数据和所述第一特征模板进行第二对比训练得到;所述第一特征模板根据所述多个第一样本数据对应的所述第一相似度矩阵对各第一样本标签下的多个所述第一样本数据进行特征加权计算得到;

[0014] 输入模块,用于将所述待分类数据与所述多个第一特征模板输入至所述目标模型中,得到所述待分类数据分别与多个所述第一特征模板之间的多个特征相似度;

[0015] 第一确定模块,用于基于所述多个特征相似度确定与所述待分类数据的所述特征相似度最大的所述第一特征模板作为目标特征模板,并确定所述目标特征模板对应的目标类别;

[0016] 第二确定模块,用于将所述目标类别确定为所述待分类数据的分类结果。

[0017] 在一些实施方式中,所述基于少样本学习的模型对数据分类的装置还包括训练模块,用于:

[0018] 获取样本训练集,并根据所述样本训练集对预设模型进行第一对比训练和第二对比训练,得到第一目标模型;

[0019] 当不存在用于训练所述第一目标模型的样本支持集时,将所述第一目标模型作为目标模型;

[0020] 当存在用于训练所述第一目标模型的样本支持集时,基于所述样本支持集对所述第一目标模型进行第三对比训练和第四对比训练,得到目标模型;其中,所述样本训练集与所述样本支持集不存在交集;所述待分类数据的类别与所述样本支持集包含的至少一个样本标签相同。

[0021] 在一些实施方式中,所述训练模块,还用于:

[0022] 根据所述样本训练集中的多个第一样本数据输入至预设模型中,得到所述多个第一样本数据对应的第一相似度矩阵;其中,所述第一相似度矩阵用于表征任意两个所述第一样本数据之间的相似度;

[0023] 获取各所述第一样本数据的第一样本标签,并根据任意两个第一样本数据之间的相似度和所述第一样本标签,确定所述预设模型的第一交叉熵损失;

[0024] 根据所述第一交叉熵损失对所述预设模型的参数进行调节,得到对所述预设模型进行第一对比训练后的第一预设模型;

[0025] 获取所述样本训练集对应的多个第一特征模板,并基于任意两个所述第一样本数据之间的相似度和对应的所述第一特征模板,计算所述第一预设模型的第二交叉熵损失;

[0026] 根据所述第二交叉熵损失对所述第一预设模型的参数进行调节,得到对所述第一预设模型进行第二对比训练后的第一目标模型。

[0027] 在一些实施方式中,所述训练模块,还用于:

[0028] 基于所述第一相似度矩阵,确定各所述第一样本数据的样本质量分数;

[0029] 针对所述样本训练集中的每个所述第一样本标签,确定所述第一样本标签中的每个所述第一样本数据与对应的所述样本质量分数的乘积,并将所述第一样本标签下的多个第一样本数据对应的多个乘积进行累加,得到所述第一样本标签对应的第一乘积总和;

[0030] 获取所述第一样本标签下多个第一样本数据的多个样本质量分数之和,并将所述第一乘积总和与所述多个样本质量分数之和的比值作为所述第一样本标签对应的第一特

征模板。

[0031] 在一些实施方式中,所述训练模块,还用于:

[0032] 获取多个第一样本数据对应的第一相似度矩阵;

[0033] 将所述第一相似度矩阵输入至所述第一预设模型的卷积层中,得到所述多个第一样本数据对应的多个样本质量分数;

[0034] 其中,所述样本质量分数由所述卷积层针对每个所述第一样本数据,从所述第一相似度矩阵中确定每个所述第一样本数据与其他的多个第一样本数据的多个相似度,并基于所述多个相似度之间的差异确定。

[0035] 在一些实施方式中,所述训练模块,还用于:

[0036] 当存在用于训练所述第一目标模型的样本支持集时,根据所述样本支持集中的多个第二样本数据输入至第一目标模型中,得到所述多个第二样本数据对应的第二相似度矩阵;其中,所述第二相似度矩阵用于表征任意两个第二样本数据之间的相似度;

[0037] 获取所述两个第二样本数据的第二样本标签,并根据任意两个第二样本数据之间的相似度和所述第二样本标签,确定所述预设模型的第三交叉熵损失;

[0038] 根据所述第三交叉熵损失对所述第一目标模型的参数进行调节,得到对所述第一目标模型进行第三对比训练后的第二预设模型;

[0039] 获取所述样本支持集对应的多个第二特征模板,并基于任意两个第二样本数据之间的相似度和对应的所述第二特征模板,计算所述第二预设模型的第四交叉熵损失;

[0040] 根据所述第四交叉熵损失对所述第二预设模型的参数进行调节,得到对所述第二预设模型进行对比训练后的目标模型。

[0041] 在一些实施方式中,所述第二获取模块,还用于:

[0042] 对多个第一样本数据进行复制,得到样本复制数据;

[0043] 将所述第一样本数据作为第一输入并输入至预设模型,将所述样本复制数据作为第二输入并输入至所述预设模型,得到所述预设模型根据所述第一样本数据和所述样本复制数据之间的任意样本的样本特征关系计算的多个特征相似度;

[0044] 基于所述多个特征相似度,得到多个第一样本数据对应的第一相似度矩阵。

[0045] 为实现上述目的,本申请实施例的第三方面提出了一种计算机设备,所述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程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现本申请第一方面实施例任一项所述的基于少样本学习的模型对数据分类的方法。

[0046] 为实现上述目的,本申请实施例的第四方面提出了一种计算机可读存储介质,所述存储介质存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现本申请第一方面实施例任一项所述的基于少样本学习的模型对数据分类的方法。

[0047] 本申请实施例通过获取待分类数据;获取预设的目标模型以及目标模型的多个第一特征模板;其中,目标模型由预设模型基于多个第一样本数据之间的样本特征关系得到的第一相似度矩阵,与预设的第一样本标签进行的第一对比训练,以及基于第一样本数据和第一特征模板进行的第二对比训练得到;第一特征模板根据多个第一样本数据对应的第一相似度矩阵对各第一样本标签下的多个第一样本数据进行特征加权计算得到;将待分类数据与多个第一特征模板输入至目标模型中,得到待分类数据分别与多个第一特征模板之间的多个特征相似度;基于多个特征相似度确定与待分类数据的特征相似度最大的第一特

征模板作为目标特征模板,并确定目标特征模板对应的目标类别;将目标类别确定为待分类数据的分类结果。以此,可以通过第一特征模板来表征类别特征,实现对少量样本的高效学习和准确分类,减少了传统大规模样本训练的依赖,从而降低了训练成本。同时,由于第一特征模板能够准确反映同类数据的本质特征,通过待分类数据与第一特征模板的相似度匹配,可以更加准确地确定其分类结果。综上,本申请能够在降低对模型的训练成本的同时,提高对数据分类的准确性。

附图说明

- [0048] 图1是本申请实施例提供的基于少样本学习的模型对数据分类的系统的架构示意图;
- [0049] 图2是本申请实施例提供的基于少样本学习的模型对数据分类的方法的流程图;
- [0050] 图3是本申请实施例提供的CSi-Net网络结构图;
- [0051] 图4是本申请实施例提供的对预设模型进行训练的步骤流程图;
- [0052] 图5是本申请实施例提供的Weight-Net网络的结构图;
- [0053] 图6是本申请实施例提供的基于少样本学习的模型对数据分类的方法的总体流程图;
- [0054] 图7是本申请实施例提供的基于少样本学习的模型对数据分类的装置的功能模块示意图;
- [0055] 图8是本申请实施例提供的计算机设备的硬件结构示意图。

具体实施方式

[0056] 为了使本申请的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本申请进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅用以解释本申请,并不用于限定本申请。

[0057] 需要说明的是,虽然在装置示意图中进行了功能模块划分,在流程图中示出了逻辑顺序,但是在某些情况下,可以以不同于装置中的模块划分,或流程图中的顺序执行所示出或描述的步骤。说明书和权利要求书及上述附图中的术语“第一”、“第二”等是用于区别类似的对象,而不必用于描述特定的顺序或先后次序。

[0058] 除非另有定义,本文所使用的所有的技术和科学术语与属于本申请的技术领域的技术人员通常理解的含义相同。本文中所使用的术语只是为了描述本申请实施例的目的,不是旨在限制本申请。

[0059] 目前,动作识别技术在多个领域都有广泛的应用前景,例如,在汽车、医疗、教育等行业中,动作识别技术可以帮助用户更好地操作设备,提高工作效率和安全性。而由于Wi-Fi信号具备广泛覆盖、穿透性和强隐私性等特点,能够有效应对光线不足、隐私保护和视线遮挡等识别问题,因此,Wi-Fi技术广泛应用于动作识别场景中。

[0060] 相关技术中,基于Wi-Fi技术动作的识别方法大多是采集大量动作样本数据,并标注相应的动作标签,通过这些大量的带标签的样本数据训练分类器来对不同动作进行分类识别。但是,此种方式需要大量的带标签的样本数据来训练识别模型,而带标签样本数据的采集和标注成本较高;并且,单一分类器的分类性能和泛化性能较差,当识别来自不同域

(如不同位置或不同人)的动作时,分类准确性较低。

[0061] 基于此,本申请实施例提供了一种基于少样本学习的模型对数据分类的方法及相关设备,能够在降低对模型的训练成本的同时,提高对数据分类的准确性。

[0062] 本申请实施例提供的基于少样本学习的模型对数据分类的方法及相关设备,具体通过如下实施例进行说明,首先描述本申请实施例中的基于少样本学习的模型对数据分类的系统。

[0063] 请参照图1,在一些实施方式中,本申请实施例提供一种基于少样本学习的模型对数据分类的系统,包括终端11和服务器端12,终端11可以和服务器端12协同工作。

[0064] 具体的,终端11是基于少样本学习的模型对数据分类的系统的前端设备,可以是用户的计算机、手机或任何其他数据输入设备。示例性的,终端11可以负责获取待分类数据并将其发送到服务器端12进行处理,待分类数据可以来自用户输入、传感器数据、文件上传等。终端11还可以接收服务器端12处理后的分类结果,并向用户展示该结果。

[0065] 进一步的,服务器端12可以是基于少样本学习的模型对数据分类的系统的核心处理单元,负责接收终端11的数据并进行复杂的模型训练与数据分类任务。例如,服务器端12可以进行模型训练、数据分类、模型维护和数据处理等功能。

[0066] 通过基于少样本学习的模型对数据分类的系统的终端11和服务器端12协同工作,可以实现数据分类的自动化、准确化和高效化。

[0067] 本申请实施例中的基于少样本学习的模型对数据分类的方法可以通过如下实施例进行说明。

[0068] 需要说明的是,在本申请的各个具体实施方式中,当涉及到需要根据用户信息、用户行为数据,用户历史数据以及用户位置信息等与用户身份或特性相关的数据进行相关处理时,都会先获得用户的许可或者同意。而且,对这些数据的收集、使用和处理等,都会遵守相关法律法规和标准。此外,当本申请实施例需要获取用户的敏感个人信息时,会通过弹窗或者跳转到确认页面等方式获得用户的单独许可或者单独同意,在明确获得用户的单独许可或者单独同意之后,再获取用于使本申请实施例能够正常运行的必要的用户相关数据。

[0069] 在本申请实施例中,将从基于少样本学习的模型对数据分类的装置的维度进行描述,该基于少样本学习的模型对数据分类的装置具体可以集成在计算机设备中。参见图2,图2为本申请实施例提供的基于少样本学习的模型对数据分类的方法的步骤流程图,本申请实施例以基于少样本学习的模型对数据分类的装置具体集成在如终端或服务器上为例,终端或服务器上的处理器执行基于少样本学习的模型对数据分类的方法对应的程序指令时,具体流程如下:

[0070] 步骤101,获取待分类数据。

[0071] 在一些实施方式中,为了执行分类任务,将待分类数据划分到事先定义好的类别中,可以通过获取待分类数据来进行处理,以便于后续完成分类任务。

[0072] 其中,待分类数据可以是尚未被标注或分类的数据项。示例性的,待分类数据可以从公开数据集、用户生成内容、企业内部数据、众包标注服务和自建数据集等获取,待分类数据可以由具体的分类任务确定。进一步的,待分类数据可以认为是被检测人员进行特定手势动作时采集到的信道状态信息(Channel State Information,CSI)。

[0073] 通过以上方式,可以获取待分类数据,以便于后续快速处理对待分类数据的分类

任务。

[0074] 在一些实施方式中,由于数据采集过程中可能会出现传感器故障、网络传输问题、环境干扰问题等,可能会存在某些数据点丢失的情况,因此,为了提高数据的完整性,消除数据源中存在的偏差和缺陷,确保目标模型的正常运行,需要对缺失的数据点进行补全,以提高对数据分类的性能,例如提高对人体手势、人体姿态识别的性能。例如,步骤101还包括:

[0075] (101.1) 获取待分类数据,并对待分类数据中的各数据点进行检测,得到检测结果;

[0076] (101.2) 当检测结果表征存在数据点与相邻的数据点之间的差异超过缺失阈值时,将对应的数据点确定为缺失数据点;

[0077] (101.3) 基于多个数据点的分布,确定对缺失数据点进行插值的目标插值方式;

[0078] (101.4) 通过目标插值方式,基于至少两个相邻的数据点计算缺失数据点的插值;

[0079] (101.5) 将插值填充至缺失数据点中,得到已补充的待分类数据。

[0080] 其中,检测结果可以通过特定算法或方法分析数据后得出的信息,用于确定数据集中的异常值或缺失数据点。

[0081] 其中,缺失阈值可以是一个预设的临界值,用于判断数据点之间的差异是否过大,从而决定数据点是否被认为是缺失的。缺失阈值可以依据数据的具体特性、预期的正常波动范围以及实际应用场景来设定。

[0082] 其中,缺失数据点可以是缺失数据点是指数据集中存在空缺或未被记录的值,缺失数据点可能是由于传感器故障、网络中断、设备错误或其他问题导致的。

[0083] 其中,目标插值方式可以是为了填补缺失数据点而选择的数学方法或策略。目标插值方式取决于数据点的分布,例如数据点分布的连续性、趋势性和波动性等。

[0084] 其中,插值值可以通过目标插值方式计算出来的用于填补缺失数据点的实际数值。

[0085] 示例性的,在数据预处理阶段,可以使用异常值检测算法,例如Z-score算法或四分位距方法,识别数据集中可能由传感器故障或网络传输问题导致的异常值,Z-score算法或四分位距方法可以通过计算数据点与平均值或中位数的距离,确定数据点是否偏离正常范围。

[0086] 进一步的,数据清洗阶段,可以检查相邻数据点间是否存在显著差异或跳变,如果差异超过预设的缺失阈值(比如超过平均值的3倍标准差),则可以判断为缺失数据点。缺失阈值可以根据数据分布和实际应用场景设定。

[0087] 进一步的,可以根据数据的连续性和趋势性,选取对应的目标插值方式,例如在数据点间连续变化的场景,可以选取线性插值作为补全策略;当数据波动较大时,可以选取更复杂的插值方法,如最近邻插值或样条插值。

[0088] 以目标插值方式为线性插值方法为例,可以选取缺失数据点的前一个和后一个完整数据点,计算出缺失数据点的估计值,也即插值。

[0089] 具体的,插值值=前一个数据点值+(后一个数据点值-前一个数据点值)/(后一个时间点-前一个时间点)×(缺失数据点时间-前一个时间点)。

[0090] 进一步的,可以将计算得到的插值值填充回原数据集中的缺失数据点位置,得到补充后的待分类数据,以此,确保了数据的完整性,还提高了数据的连续性和一致性,为基于CSI人体手势动作识别或者人体姿态识别提供了高质量的数据基础,从而提高了识别的准确性和鲁棒性。

[0091] 步骤102,获取预设的目标模型以及目标模型的多个第一特征模板;其中,目标模型由预设模型基于多个第一样本数据之间的样本特征关系得到的第一相似度矩阵,与预设的第一样本标签进行的第一对比训练,以及基于第一样本数据和第一特征模板进行的第二对比训练得到;第一特征模板根据多个第一样本数据对应的第一相似度矩阵对各第一样本标签下的多个第一样本数据进行特征加权计算得到。

[0092] 在一些实施方式中,由于第一特征模板能够准确反映同类数据的本质特征,因此,为了快速、准确地确定待分类数据的分类结果,可以通过获取目标模型对应的多个第一特征模板,来计算待分类数据与多个第一特征模板之间的相似度,从而实现对待分类数据的高效分类。

[0093] 其中,目标模型可以是用于预测或分类数据的算法或模型,目标模型可以由预设模型通过学习训练第一样本数据来调整模型参数得到。具体的,目标模型可以是本申请提出的CSi-Net网络,也可以是其他分类网络。

[0094] 其中,第一特征模板可以是根据第一样本数据及其第一相似度矩阵计算得出的,用以表征特定类别数据的本质特征。第一特征模板可以基于样本数据的统计信息或者通过机器学习算法生成,是用于描述数据的一种抽象表示。

[0095] 其中,预设模型可以是在开始数据分类任务之前就已经构建好的模型。预设模型可以基于已有知识库、文献或者先前经验建立,用于作为后续训练的起点。具体的,预设模型可以是本申请提出的CSi-Net网络,也可以是其他分类网络。

[0096] 其中,第一样本数据可以是用于训练和验证预设模型的基本数据单元。例如,第一样本数据在动作分类场景中,可以是被检测人员进行特定手势动作时采集到的信道状态信息,多个信道状态信息可以组成多个第一样本数据,用于训练预设模型。

[0097] 其中,第一相似度矩阵可以是用于表示第一样本数据之间的相似性或者距离的矩阵,第一相似度矩阵中的每个元素表示两个第一样本数据之间的相似程度。

[0098] 其中,第一样本标签可以是用于指示一类第一样本数据的标记,也即是说,第一样本标签可以用于指示一类第一样本数据的类别或者属性。

[0099] 其中,第一特征模板可以通过对一类第一样本数据,第一特征模板可以通过对预设模型进行训练得到。例如,每个第一样本标签下的第一样本数据可以对应一个第一特征模板。

[0100] 请参照图3,图3所示的网络为本申请提出的CSi-Net网络结构图,当第一样本数据为CSI数据时,CSi-Net网络可以使用多头注意力结构来判断第一样本数据间的相似度,而不是简单的高斯距离。在对预设模型进行训练时,可以在训练集中每次抽取两组第一样本数据分别作为CSi-Net网络的CSI输入1和CSI输入2输入至CSi-Net网络,例如从训练集中随机抽取64个第一样本数据,CSi-Net网络可以基于样本之间的特征关系,得到两组第一样本数据之间的第一相似度矩阵。在一些实施方式中,抽取的两组第一样本数据的维度相同,而两组第一样本数据可以相同,也可以不相同。

[0101] 进一步的,可以根据各第一样本标签定义一个学习目标 Y , Y 的大小和第一相似度矩阵 S 相同(例如都是 $64*64$), Y 的值可以基于第一样本标签来确定,即相同第一样本标签的第一样本数据之间相似度高,不同第一样本标签的第一样本数据之间相似度低。

[0102] 进一步的,可以使用交叉熵作为损失函数,计算第一相似度矩阵 S 和学习目标 Y 之间的差异,并通过梯度下降算法优化预设模型,最小化损失函数,使得第一相似度矩阵 S 和学习目标 Y 之间的差异尽可能小,进而令预设模型能够更好地学习到样本之间的特征关系。

[0103] 进一步的,可以在对预设模型进行第一对比训练之后,继续进行第二对比训练,以有效用第一特征模板表征每类第一样本标签下的多个第一样本数据的总的特征表达形式,使得训练好的目标模型即使在少样本的情况下,也能够充分利用各第一样本数据的样本特征。

[0104] 具体的,可以通过第一相似度矩阵,确定各第一样本标签下的多个第一样本数据的样本质量分数,并通过样本质量分数来确定每个第一样本数据在第一样本标签对应的第一特征模板中的比重,以此来确定第一特征模板。具体的,通过第一相似度矩阵确定样本质量分数时,当某个第一样本数据与其他所有第一样本的相似度较高或较低,说明该第一样本数据可能含有较大噪声,样本质量分数较低;而如果某个第一样本数据与某些第一样本数据相似度极高,但与其他第一样本数据相似度极低,说明该第一样本数据的样本质量分数可能较高。可以理解的是,由于样本质量分数缺乏样本标签,无法直接进行训练,因此本申请可以通过第一对比训练和第二对比训练进行训练来间接训练预设模型中用于输出样本质量分数的卷积层。

[0105] 示例性的,在基于每个第一样本数据及其样本质量分数使用加权方法构建第一特征模板、调节了每个第一样本数据在其所属的第一样本标签对应的第一特征模板的权重之后,可以将第一样本数据作为目标模型的第一输入,将第一特征模板作为目标模型的第二输入,得到第三相似度矩阵,计算 S 和 Y 之间的交叉熵,之后通过梯度下降训练同时训练预设模型和用于计算样本质量分数的卷积层,以此,能够得到用于概括每个第一样本标签下各第一样本数据的通用特征的第一特征模板,使训练好的目标模型能够在面对未出现过的数据时仍能作出准确的判断。

[0106] 进一步的,由于在跨域学习中,源域和目标域的数据分布可能存在差异,当存在待分类数据的样本支持集时,通过使用样本支持集继续对预设模型采用第三对比训练和第四对比训练,得到目标模型,以使得目标模型能够学习到更适应目标域的数据分布,提高在目标域上的性能。可以理解的是,第三对比训练过程与上文的第一对比训练过程相似,第四对比训练过程与上文的第二对比训练过程相似,只是用于训练模型的数据集不相同,具体过程可以参考上文,在此不予赘述。

[0107] 也即是说,当不存在样本支持集时,可以只对预设模型采用第一对比训练和第二对比训练,得到的第一特征模板作为待分类数据的特征模板;当存在样本支持集时,除了对预设模型采用第一对比训练和第二对比训练得到源域的第一特征模板,还应针对样本支持集进行第三对比训练和第四对比训练得到目标域的第一特征模板作为待分类数据的特征模板。

[0108] 可以理解的是,由于第一特征模板能够准确反映同类数据的本质特征,这样即使是在少样本或者跨域学习的情况下,目标模型也能够快速、准确地确定待分类数据的分类

结果,因此,可以获取预设的目标模型以及目标模型的多个第一特征模板,在不存在样本支持集的情况下,第一特征模板是对预设模型进行第一对比训练和第二对比训练得到的特征模板,在存在样本支持集的情况下,第一特征模板是根据多个第一样本数据对预设模型进行第一对比训练和第二对比训练、根据样本支持集对预设模型进行第三对比训练和第四对比训练后得到的特征模板。

[0109] 通过使用多头注意力结构的CSi-Net网络来判断第一样本数据间的相似度,目标模型能够更准确地捕捉到样本特征之间的关系,从而提高分类准确性。并且,通过第一特征模板表征每个类别的关键特征,目标模型能够在面对未见过的新数据时,仍然保持较高的识别准确性,以此,即使在样本数量有限的情况下,通过利用第一特征模板,目标模型仍然能够充分利用各样本数据的特征,提高了目标模型的分类性能,同时也优化了模型的泛化能力和训练效率。

[0110] 在一些实施方式中,由于仅仅使用高斯距离和余弦相似度等简单的度量方法来判断样本之间的距离,没有充分利用样本之间的关系,因此,本申请通过引入多头注意力机制,并将多头注意力机制应用于第一样本数据间的特征相似度的测量,通过将不同第一样本数据的特征作为查询(query)和键(key)输入到注意力模块中,计算第一样本数据之间的相似程度,以此,能够有助于模型更好地捕捉第一样本数据之间的关系。示例性的,第一相似度矩阵由预设模型通过以下步骤得到,包括:

[0111] (A.1)对多个第一样本数据进行复制,得到样本复制数据;

[0112] (A.2)将第一样本数据作为第一输入并输入至预设模型,将样本复制数据作为第二输入并输入至预设模型,得到预设模型根据第一样本数据和样本复制数据之间的任意样本的样本特征关系计算的多个特征相似度;

[0113] (A.3)基于多个特征相似度,得到多个第一样本数据对应的第一相似度矩阵。

[0114] 其中,样本复制数据可以是根据第一样本数据进行复制得到的数据,或者,也可以是根据训练集提取的与第一样本数据相同的数据,或者,也可以是根据第一样本数据所在的训练集提取的与第一样本数据不相同的数据。

[0115] 其中,特征相似度可以是衡量第一样本数据的特征之间的相似程度的指标,计算特征相似度有利于预设模型能够识别和利用第一样本数据之间的相关性,从而改善学习效果。

[0116] 示例性的,可以从预先设定的训练集中提取多个第一样本数据,例如提取64个第一样本数据,

[0117] 示例性的,可以对多个第一样本数据进行复制,得到样本复制数据,之后,将第一样本数据和其复制的样本数据分别输入到预设模型中,预设模型可以是CSi-Net,之后,将第一样本数据作为第一输入,将样本复制数据作为第二输入同时输入至预设模型中,使得预设模型根据多头注意力机制来计算样本间的特征相似度,并基于多个特征相似度,得到多个第一样本数据对应的第一相似度矩阵。第一相似度矩阵中的每个元素均表示每个第一样本数据和任意样本复制数据之间的特征相似度,以此,能够提高特征相似度计算的准确性,增强预设模型的表达能力和学习效率。

[0118] 示例性的,可以从训练集中抽取两组样本,每组样本包括 m 个第一样本数据。之后,将这两组样本分别作为第一输入和第二输入,输入预设模型,得到大小为 $m*m$ 的第一相似度

矩阵S。例如,m为3时,第一输入为:样本A1,样本A2,样本A3,第二输入为:样本B1,样本B2,样本B3。通过预设模型得到第一相似度矩阵S为:

$$[0119] \quad S = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.2 & 0.1 \\ 0.1 & 0.8 & 0.3 \\ 0.2 & 0.3 & 0.7 \end{bmatrix}$$

[0120] 通过结合多头注意力机制,能够有效提高特征相似度计算的准确性和预设模型的学习效率,从而利于预设模型在各种应用场景中实现更好的性能表现。

[0121] 请参照图4,在一些实施方式中,为了便于预设模型能够从有限的第一数据样本中学习足够的区分性特征,便于后续能够泛化到未见过的数据,可以对预设模型进行训练,使得预设模型能够确保具有相同第一样本标签的第一样本数据具有较高的特征相似度,不同第一样本标签的第一样本数据具有较低的特征相似度;并且,通过对预设模型进行训练,还可以使得预设模型学习到相同的第一样本标签下的多个第一样本数据的通用特征,以便于训练得到的目标模型能够高效、准确地对待分类数据进行分类。例如,步骤102中的“目标模型”可以通过以下方式训练得到:

[0122] 步骤201,获取样本训练集,并根据样本训练集对预设模型进行第一对比训练和第二对比训练,得到第一目标模型;

[0123] 步骤202,当不存在用于训练第一目标模型的样本支持集时,将第一目标模型作为目标模型;

[0124] 步骤203,当存在用于训练第一目标模型的样本支持集时,基于样本支持集对第一目标模型进行第三对比训练和第四对比训练,得到目标模型;其中,样本训练集与样本支持集不存在交集;待分类数据的类别与样本支持集包含的至少一个样本标签相同。

[0125] 其中,样本训练集可以是包含多个第一样本数据的训练集,第一样本数据用于训练预设模型。样本训练集可以包括第一样本数据(例如图像、文本或信道状态信息)和第一样本数据对应的第一样本标签(例如具体的动作类别、图像类别等)。样本训练集可以用于进行第一对比训练和第二对比训练。

[0126] 其中,第一对比训练可以是在样本训练集中随机抽取两组第一样本数据同时输入至预设模型中,得到第一相似度矩阵S,基于第一样本标签确定预设模型的学习目标Y,之后,基于S和Y计算预设模型的交叉熵损失,以根据交叉熵损失对预设模型进行调节的过程。通过第一对比训练,可以使得预设模型可以学习第一样本数据间的特征相似度,并提高预设模型区分不同类别的第一样本数据的能力。

[0127] 其中,第二对比训练可以是预设模型根据每个第一样本标签下的多个第一样本数据的通用特征生成第一特征模板的过程。具体的,预设模型可以通过卷积层输出各第一样本数据的样本质量分数,并通过样本质量分数加权计算得到每个第一样本标签对应的第一特征模板。之后,将第一样本数据作为第一输入,将第一特征模板作为第二输入,同时输入预设模型中,得到相似度矩阵,并基于第一样本标签确定第一预设模型的学习目标Y,以根据相似度矩阵和Y计算预设模型的交叉熵损失,以根据交叉熵损失对第一预设模型进行调节。由此,训练好的第一目标模型可以基于第一特征模板学习到各第一样本标签下的第一样本数据的通用特征。

[0128] 其中,第一目标模型可以是对预设模型进行第一对比训练和第二对比训练之后得

到的模型,第一目标模型是预设模型基于源域训练完毕后生成的具有良好的泛化能力的模型。

[0129] 其中,样本支持集可以是一个小规模的数据集,用于在测试阶段为少样本场景提供分类决策的依据,样本支持集的各第二样本标签与样本训练集的第一样本标签可以相同也可以不同,样本支持集的各第二样本数据的类别与待分类数据的类别相同。通过样本训练集对预设模型进行训练,能够使得预设模型具备良好的分类能力。而通过样本支持集对预设模型进行训练,能够使得模型快速适应新的环境,在少量样本下,即可实现在新的环境的高效学习和准确的数据分类。

[0130] 其中,第三对比训练可以是第一目标模型根据样本支持集进行的对比训练。第三对比训练可以是在样本支持集中随机抽取两组第二样本数据同时输入至第一目标模型中,得到第二相似度矩阵 S ,基于第二样本标签确定第一目标模型的学习目标 Y ,之后,基于 S 和 Y 计算第一目标模型的交叉熵损失,以根据交叉熵损失对第一目标模型进行调节的过程。通过第三对比训练,可以使得第一目标模型可以学习第二样本数据间的特征相似度,并提高第一目标模型区分不同类别的第一样本数据的能力。

[0131] 其中,第四对比训练可以是第二预设模型根据每个第二样本标签下的多个第二样本数据的通用特征生成第二特征模板的过程。具体的,第二预设模型可以通过卷积层输出各第二样本数据的样本质量分数,并通过样本质量分数加权计算得到每个第二样本标签对应的第二特征模板。之后,将第二样本数据作为第三输入,将第二特征模板作为第四输入,同时输入第二预设模型中,得到相似度矩阵,并基于第二特征模板和第二样本标签确定学习目标,并根据相似度矩阵和学习目标计算第二预设模型的交叉熵损失,以根据交叉熵损失对第二预设模型进行调节。由此,训练好的目标模型可以基于第二特征模板学习到各第二样本标签下的第二样本数据的通用特征。

[0132] 示例性的,针对样本训练集,在第一对比训练中,预设模型可以学习第一样本数据从特征到第一样本标签的映射,并通过不断调整网络中的权重,使得预设模型能够更加准确地识别第一样本数据的类别。而通过第二对比训练,预设模型可以学习每个第一样本标签下的所有第一样本数据的通用特征作为第一特征模板,从而便于后续直接计算待分类数据与第一特征模板的特征相似度,实现对待分类数据的快速、准确分类。

[0133] 可以理解的是,由于在实际应用中可能会出现样本训练集中没有的新的类别或情况,样本支持集可以用来对预设模型进行微调,使其能够更好地处理这些新的情况。可以理解的是,样本支持集中的第二样本数据的类别与待分类数据的类别相同。

[0134] 示例性的,针对样本支持集,在第三对比训练中,预设模型可以学习第二样本数据从特征到第二样本标签的映射,并通过不断调整网络中的权重,使得预设模型能够更加准确地识别第二样本数据的类别。而通过第四对比训练,预设模型可以学习每个第二样本标签下的所有第二样本数据的通用特征作为第二特征模板,从而便于后续直接计算待分类数据与第一特征模板的特征相似度,实现对待分类数据的快速、准确分类。

[0135] 在一些实施方式中,第一预设模型、第一目标模型和第二预设模型在一定情况下也可以称之为预设模型。

[0136] 具体的,如果不存在用于训练第一目标模型的样本支持集,那么第一目标模型已经是在可用数据(即样本训练集)上训练得到的最佳模型。在这种情况下,没有额外的数据

来进一步改进或微调模型,因此第一目标模型就被视为最终的目标模型,用于后续的分类任务。

[0137] 如果存在样本支持集,这意味着有额外的、与样本训练集不重叠的数据可以用来进一步训练和优化模型,样本支持集可能包含了与待分类数据更相似的数据分布,或者包含了在样本训练集中没有出现过的新的类别或情况。在这种情况下,利用样本支持集对第一目标模型进行额外的训练可以提高目标模型的性能。

[0138] 通过以上方式,可以结合不同的数据集和训练策略,提高目标模型的泛化能力、适应性和分类性能,使得目标模型在多种场景下仍然可以更加准确和可靠地进行分类任务。

[0139] 在一些实施方式中,为了提高目标模型对待分类数据分类的准确性,可以对预设模型进行第一对比训练,以使得预设模型可以学习第一样本数据从特征到第一样本标签的映射,并通过不断调整网络中的权重,使得预设模型能够更加准确地识别第一样本数据的类别。而通过第二对比训练,预设模型可以学习每个第一样本标签下的所有第一样本数据的通用特征作为第一特征模板,从而便于后续直接计算待分类数据与第一特征模板的特征相似度,实现对待分类数据的快速、准确分类。示例性的,步骤201可以包括:

[0140] (201.1) 根据样本训练集中的多个第一样本数据输入至预设模型中,得到多个第一样本数据对应的第一相似度矩阵;其中,第一相似度矩阵用于表征任意两个第一样本数据之间的相似度;

[0141] (201.2) 获取各第一样本数据的第一样本标签,并根据任意两个第一样本数据之间的相似度和第一样本标签,确定预设模型的第一交叉熵损失;

[0142] (201.3) 根据第一交叉熵损失对预设模型的参数进行调节,得到对预设模型进行第一对比训练后的第一预设模型;

[0143] (201.4) 获取样本训练集对应的多个第一特征模板,并基于任意两个第一样本数据之间的相似度和对应的第一特征模板,计算第一预设模型的第二交叉熵损失;

[0144] (201.5) 根据第二交叉熵损失对第一预设模型的参数进行调节,得到对第一预设模型进行第二对比训练后的第一目标模型。

[0145] 其中,第一交叉熵损失可以用于衡量预设模型预测的第一相似度矩阵与学习目标之间的差异。在训练过程中,可以根据预设模型输出的第一相似度矩阵和实际的第一样本标签来计算第一交叉熵损失,以确保预设模型在训练过程中更好地学习到第一样本数据之间的相似度关系。具体的,学习目标可以是当第*i*个第一样本数据和第*j*个第一样本数据的类别(第一样本标签)不同,则对应位置的元素为0;当第*i*个第一样本数据和第*j*个第一样本数据的类别相同,则对应位置的元素为1。

[0146] 其中,第一预设模型可以是对预设模型进行第一对比训练之后得到的模型,第一预设模型具备良好的对不同的样本数据的类别进行区分的能力。

[0147] 其中,第二交叉熵损失可以用于衡量第一预设模型根据第一样本数据和第一特征模板预测的相似度矩阵,与学习目标之间的差异。具体的,学习目标可以是当第*i*个第一样本数据和第*j*个第一特征模板的类别(第一样本标签)不同,则对应位置的元素为0;当第*i*个第一样本数据和第*j*个第一特征模板的类别相同,则对应位置的元素为1。

[0148] 示例性的,采用本申请提出的CSi-Net模型作为预设模型。以手势识别场景为例(实际应用过程中不限于此场景),在进行第一对比训练时,可以从样本训练集中随机抽取

64个第一样本数据,并将这64个第一样本数据输入到CSi-Net模型中,CSi-Net模型输出一个 64×64 的第一相似度矩阵S。S中的每个矩阵元素 $S[i][j]$ 表示CSi-Net模型预测的第i个第一样本数据和第j个第一样本数据属于同一类别的特征相似度。

[0149] 进一步的,可以根据每个第一样本数据的真实类别(即第一样本标签),构造一个 64×64 的学习目标矩阵Y。如果第i个第一样本数据和第j个第一样本数据属于相同的第一样本标签,则 $Y[i][j]$ 为1;如果第i个第一样本数据和第j个第一样本数据属于不同的第一样本标签,则 $Y[i][j]$ 为0。

[0150] 进一步的,可以基于第一相似度矩阵S和学习目标矩阵Y计算第一交叉熵损失,通过第一交叉熵损失可以确定第一相似度矩阵S与理想的学习目标Y之间的差异。

[0151] 进一步的,可以基于第一交叉熵损失,通过梯度下降法对CSi-Net模型的参数进行优化,以减少损失值。并重复上述训练步骤,每次迭代都会更新模型参数,直到模型收敛或者达到预设训练次数,得到第一预设模型。

[0152] 通过对预设模型进行第一对比训练,第一预设模型可以准确地区分不同类别的第一样本数据,并在训练过程中不断提高性能。

[0153] 在一些实施方式中,在进行第二对比训练时,若第一样本标签有6个,对于每个第一样本标签,可以从样本训练集中抽取3个第一样本数据,共计18个第一样本数据。并将第一样本数据输入到第一预设模型的Weight-Net网络中,得到卷积层对每个第一样本数据的样本质量分数W。然后,根据质量分数W,对每个类别的第一样本数据进行加权,得到每个类别的第一特征模板T。T代表了每个第一样本标签下的所有的第一样本数据的通用特征。

[0154] 进一步的,可以将第一样本数据作为第一预设模型的第一输入,将第一特征模板作为第一预设模型的第二输入,同时输入至第一预设模型中,得到特征相似度矩阵S。

[0155] 进一步的,定义第二对比训练的学习目标Y,学习目标Y是一个矩阵,其构造基于第一样本数据的第一特征模板。对于Y中的每个元素 $Y[i][j]$,如果第i个第一样本数据和第j个第一样本数据属于相同的第一特征模板,则 $Y[i][j]$ 为1;如果第i个第一样本数据和第j个第一样本数据属于不相同的第一特征模板,则 $Y[i][j]$ 为0。

[0156] 进一步的,可以基于特征相似度矩阵S和学习目标矩阵Y计算第二交叉熵损失,通过第二交叉熵损失可以确定特征相似度矩阵S与理想的学习目标Y之间的差异。

[0157] 进一步的,可以使用计算得到的第二交叉熵损失,通过梯度下降法对CSi-Net和Weight-Net网络的参数进行迭代更新,以最小化第二交叉熵损失。在每次迭代中,模型参数沿着第二交叉熵损失梯度的反方向进行更新,逐步改进第一预设模型的预测能力,待第一预设模型收敛或者达到预设训练次数,即可得到第一目标模型。

[0158] 通过对预设模型进行第一对比训练和第二对比训练,可以在第一对比训练阶段关注样本间的相似度,增强预设模型区分不同类别的样本的能力,通过第二对比训练阶段,可以通过评估样本质量分数,提高预设模型对高质量样本的利用率,使得预设模型即使在少样本场景下,也能够学习不同第一特征模板的通用特征,以便于后续进行高效、准确地分类。

[0159] 在一些实施方式中,在一般样本场景特别是少样本场景下,通过对第一特征模板进行学习,可以利用有限的第一样本数据创建具有代表性的第一特征模板,从而使得第一特征模板能够适应不同域的数据,有利于提高目标模型的泛化能力以及对待分类数据进行

分类的准确性。例如, (201.4) 中的“获取样本训练集对应的多个第一特征模板”, 可以包括:

[0160] (201.4.1) 基于第一相似度矩阵, 确定各第一样本数据的样本质量分数;

[0161] (201.4.2) 针对样本训练集中的每个第一样本标签, 确定第一样本标签中的每个第一样本数据与对应的样本质量分数的乘积, 并将第一样本标签下的多个第一样本数据对应的多个乘积进行累加, 得到第一样本标签对应的第一乘积总和;

[0162] (201.4.3) 获取第一样本标签下多个第一样本数据的多个样本质量分数之和, 并将第一乘积总和与多个样本质量分数之和的比值作为第一样本标签对应的第一特征模板。

[0163] 其中, 样本质量分数可以是一个度量, 用于评估单个第一样本数据在对应的第一样本标签中的质量或者可靠性。

[0164] 具体的, 可以将第一样本标签下的多个第一样本数据对应的多个乘积进行累加, 得到第一样本标签对应的第一乘积总和, 并将第一乘积总和与多个样本质量分数之和的比值作为第一特征模板。

[0165] 示例性的, 若样本质量分数用W表示, 之后, 针对每个第一样本标签下的所有第一样本数据进行样本质量分数的加权, 可以得到该第一样本标签下的第一特征模板。具体的, 针对每个第一样本标签, 若其包括n个第一样本数据, 第一特征模板计算公式如下:

$$[0166] \quad T_i = \frac{\sum_{j=1}^n X_{ij} W_{ij}}{\sum_{j=1}^n W_{ij}}$$

[0167] 其中, T_i 代表第i类(第一样本标签)的第一特征模板, $X_{i,j}$ 代表第i类的第j个第一样本数据, $W_{i,j}$ 代表其对应的样本质量分数。

[0168] 通过对样本质量分数进行加权得到融合了一类第一样本标签下的所有第一样本数据的通用特征的第一特征模板, 预设模型能够更好地理解和区分不同质量的样本, 提高预设模型具备在不同类别和任务之间的迁移能力, 有助于预设模型实现在各种复杂环境下的高效、准确的数据分类和处理。

[0169] 在一些实施方式中, 由于不同的第一样本数据对预设模型训练的贡献度不同, 因此, 可以计算每个第一样本数据的样本质量分数, 使得预设模型能够重点学习高质量样本, 从而提升预设模型的整体性能。进一步的, 可以以第一相似度矩阵作为确定样本质量分数的依据, 以提高对样本质量分数计算的准确性。示例性的, (201.4.1) 可以包括:

[0170] (201.4.1.1) 获取多个第一样本数据对应的第一相似度矩阵;

[0171] (201.4.1.2) 将第一相似度矩阵输入至第一预设模型的卷积层中, 得到多个第一样本数据对应的多个样本质量分数; 其中, 样本质量分数由卷积层针对每个第一样本数据, 从第一相似度矩阵中确定每个第一样本数据与其他的多个第一样本数据的多个相似度, 并基于多个相似度之间的差异确定。

[0172] 其中, 卷积层可以是用于输出样本质量分数的网络, 本申请可以采用Weight-Net网络的卷积层输出样本质量分数, 具体根据实际情况确定对应的网络即可, 本申请实施例对此不作过多限制。

[0173] 可以理解的是, 由于样本质量分数缺乏对应的标签, 无法直接进行训练, 因此, 在样本训练集中, 通过第一对比训练可以间接训练Weight-Net网络, 从而使得预设模型具备输出更准确的样本质量分数的能力。同理, 在样本支持集中, 同样可以通过第三对比训练间接训练Weight-Net网络。

[0174] 具体的,以在样本训练集为例,当存在第一样本数据与其他所有第一样本数据的特征相似度都较高或较低,说明该第一样本数据可能含有较大噪声,样本质量分数较低;而如果存在第一样本数据与少部分第一样本数据特征相似度极高,但与其他第一样本数据的特征相似度极低,说明该第一样本数据的样本质量分数较高。

[0175] 示例性的,假设有10个第一样本数据,对于样本1,与余下的9个第一样本的特征相似度分别为:样本2:0.9、样本3:0.88、样本4:0.86、样本5:0.8、样本6:0.92、样本7:0.78、样本8:0.85、样本9:0.91、样本10:0.95,则样本1可能存在噪声数据或者其他因素干扰,难以与其他样本区分开来,样本质量分数较低,例如可以为0.2。而针对样本6,与余下的9个第一样本的特征相似度分别为:样本1:0.92、样本2:0.23、样本3:0.26、样本4:0.2、样本5:0.15、样本7:0.88、样本8:0.3、样本9:0.4、样本10:0.1,则表明样本6是具备边界清晰性的特征,可以代表一个重要的特征或者模式,样本质量分数较高。

[0176] 示例性的,请参照图5,图5是本申请实施例提供的Weight-Net网络的结构图,将CSI(第一样本数据)的复制数据,或者不同的CSI数据输入至CSi-Net中,可以得到对应的第一相似度矩阵,之后,将第一相似度矩阵输入至卷积层,可以得到各CSI的样本质量分数。

[0177] 通过以上方式,可以确定样本质量分数高的样本数据,从而对不同样本质量分数的样本数据进行加权,以使得预设模型能够更好地理解和区分不同质量的样本。

[0178] 在一些实施方式中,为了使得目标模型能够更好地适应不同的任务,可以通过引入样本支持集对第一目标模型进行训练,使得训练得到的目标模型能够具备在不同类别和任务之间进行迁移和泛化的能力。针对样本支持集,在第三对比训练中,预设模型可以学习第二样本数据从特征到第二样本标签的映射,并通过不断调整网络中的权重,使得预设模型能够更加准确地识别第二样本数据的类别。而通过第四对比训练,预设模型可以学习每个第二样本标签下的所有第二样本数据的通用特征作为第二特征模板,从而便于后续直接计算待分类数据与第一特征模板的特征相似度,实现对待分类数据的快速、准确分类。示例性的,步骤203可以包括:

[0179] (203.1) 当存在用于训练第一目标模型的样本支持集时,根据样本支持集中的多个第二样本数据输入至第一目标模型中,得到多个第二样本数据对应的第二相似度矩阵;其中,第二相似度矩阵用于表征任意两个第二样本数据之间的相似度;

[0180] (203.2) 获取两个第二样本数据的第二样本标签,并根据任意两个第二样本数据之间的相似度和第二样本标签,确定预设模型的第三交叉熵损失;

[0181] (203.3) 根据第三交叉熵损失对第一目标模型的参数进行调节,得到对第一目标模型进行第三对比训练后的第二预设模型;

[0182] (203.4) 获取样本支持集对应的多个第二特征模板,并基于任意两个第二样本数据之间的相似度和对应的第二特征模板,计算第二预设模型的第四交叉熵损失;

[0183] (203.5) 根据第四交叉熵损失对第二预设模型的参数进行调节,得到对第二预设模型进行对比训练后的目标模型。

[0184] 其中,第二样本数据可以是用于训练和验证第一目标模型的基本数据单元。例如,第二样本数据在动作分类场景中,可以是被检测人员进行特定手势动作时采集到的信道状态信息,多个信道状态信息可以组成多个第二样本数据,用于训练第一目标模型。

[0185] 其中,第二相似度矩阵可以是用于表示第二样本数据之间的相似性或者距离的矩

阵,第二相似度矩阵中的每个元素表示两个第二样本数据之间的相似程度。

[0186] 其中,第二样本标签可以是用于指示一类第二样本数据的标记,也即是说,第二样本标签可以用于指示一类第二样本数据的类别或者属性。

[0187] 其中,第三交叉熵损失可以用于衡量第一目标模型预测的第二相似度矩阵与学习目标之间的差异。在训练过程中,可以根据第一目标模型输出的第二相似度矩阵和实际的第二样本标签来计算第三交叉熵损失,以确保第一目标模型在训练过程中更好地学习到第二样本数据之间的相似度关系。具体的,学习目标可以是当第 i 个第二样本数据和第 j 个第二样本数据的类别(第二样本标签)不同,则对应位置的元素为0;当第 i 个第二样本数据和第 j 个第二样本数据的类别相同,则对应位置的元素为1。

[0188] 其中,第二预设模型可以是对第一目标模型进行第三对比训练之后得到的模型,第二预设模型具备良好的对不同的第二样本数据的类别进行区分的能力。

[0189] 其中,第四交叉熵损失可以用于衡量第二预设模型根据第二样本数据和第二特征模板预测的相似度矩阵,与学习目标之间的差异。具体的,学习目标可以是当第 i 个第二样本数据和第 j 个第二特征模板的类别(第二样本标签)不同,则对应位置的元素为0;当第 i 个第二样本数据和第 j 个第二特征模板的类别相同,则对应位置的元素为1。

[0190] 示例性的,采用本申请提出的CSi-Net模型作为第一目标模型。以手势识别场景为例(实际应用过程中不限于此场景),在进行第三对比训练时,可以从样本支持集中随机抽取24个第二样本数据,并将这24个第二样本数据输入到CSi-Net模型中,CSi-Net模型输出一个 24×24 的第二相似度矩阵 S 。 S 中的每个矩阵元素 $S[i][j]$ 表示CSi-Net模型预测的第 i 个第二样本数据和第 j 个第二样本数据属于同一类别的特征相似度。

[0191] 进一步的,可以根据每个第二样本数据的真实类别(即第二样本标签),构造一个 24×24 的学习目标矩阵 Y 。如果第 i 个第二样本数据和第 j 个第二样本数据属于相同的第二样本标签,则 $Y[i][j]$ 为1;如果第 i 个第二样本数据和第 j 个第二样本数据属于不同的第二样本标签,则 $Y[i][j]$ 为0。

[0192] 进一步的,可以基于第二相似度矩阵 S 和学习目标矩阵 Y 计算第三交叉熵损失,通过第三交叉熵损失可以确定第二相似度矩阵 S 与理想的学习目标 Y 之间的差异。

[0193] 进一步的,可以基于第三交叉熵损失,通过梯度下降法对CSi-Net模型的参数进行优化,以减少损失值。并重复上述训练步骤,每次迭代都会更新模型参数,直到模型收敛或者达到预设训练次数,得到第二预设模型。

[0194] 通过对第一目标模型进行第三对比训练,第二预设模型可以准确地区分不同类别的第二样本数据,并在训练过程中不断提高性能。

[0195] 在一些实施方式中,在进行第四对比训练时,若第二样本标签有6个,对于每个第二样本标签,可以从样本支持集中抽取3个第二样本数据,共计18个第二样本数据。并将第二样本数据输入到第二预设模型的Weight-Net中,得到每个第二样本数据的样本质量分数 W 。然后,根据质量分数 W ,对每个类别的第二样本数据进行加权,得到每个类别的第二特征模板 T 。 T 代表了每个第二样本标签下的所有的第二样本数据的通用特征。

[0196] 进一步的,可以将第二样本数据作为第二预设模型的第一输入,将第二特征模板作为第二预设模型的第二输入,同时输入至第二预设模型中,得到特征相似度矩阵 S 。

[0197] 进一步的,定义第四对比训练的学习目标 Y ,学习目标 Y 是一个矩阵,其构造基于第

二样本数据的第二特征模板。对于Y中的每个元素 $Y[i][j]$,如果第i个第二样本数据和第j个第二样本数据属于相同的第二特征模板,则 $Y[i][j]$ 为1;如果第i个第二样本数据和第j个第二样本数据属于不相同的第二特征模板,则 $Y[i][j]$ 为0。

[0198] 进一步的,可以基于特征相似度矩阵S和学习目标矩阵Y计算第四交叉熵损失,通过第四交叉熵损失可以确定特征相似度矩阵S与理想的学习目标Y之间的差异。

[0199] 进一步的,可以使用计算得到的第四交叉熵损失,通过梯度下降法对CSi-Net和卷积层的参数进行迭代更新,以最小化第四交叉熵损失。在每次迭代中,模型参数沿着第四交叉熵损失梯度的反方向进行更新,逐步改进第二预设模型的预测能力,待第二预设模型收敛或者达到预设训练次数,即可得到目标模型。

[0200] 通过对第一目标模型进行第三对比训练和第四对比训练,可以在第三对比训练阶段关注样本间的相似度,增强第一目标模型区分不同类别的样本的能力,通过第四对比训练阶段,可以通过评估样本质量分数,提高目标模型对高质量样本的利用率,使得第一目标模型即使在少样本场景下,也能够学习不同第二特征模板的通用特征,以便于训练得到的目标模型后续能够对待分类数据进行高效、准确的分类。

[0201] 步骤103,将待分类数据与多个第一特征模板输入至目标模型中,得到待分类数据分别与多个第一特征模板之间的多个特征相似度。

[0202] 在一些实施方式中,由于第一特征模板表征了对应的第一样本标签下的多个第一样本数据的通用特征,因此,为了快速对待分类数据进行分类,可以通过计算待分类数据与每个第一特征模板之间的特征相似度来确定与待分类数据最相似的第一特征模板,进而确定待分类数据的目标类别。

[0203] 其中,特征相似度可以是待分类数据与多个第一特征模板在特征空间中相似的程度,高相似度表示待分类数据与第一特征模板在特征上非常接近,而低相似度表示待分类数据与第一特征模板在特征上差异较大。相似度的度量可以基于欧几里得距离、余弦相似度、点积等多种方法进行计算。

[0204] 具体的,每个第一特征模板可以代表一个第一样本标签下的第一样本数据的通用特征,因此,可以通过将待分类数据与多个第一特征模板输入至目标模型中,得到待分类数据分别与多个第一特征模板之间的多个特征相似度,从而间接评估待分类数据和每个第一样本标签的特征相似度。

[0205] 可以理解的是,当不存在样本支持集时,可以基于第一特征模板对待分类数据进行分类,当存在样本支持集时,应该基于第二特征模板对待分类数据进行分类,第一特征模板和第二特征模板的获取方式已在上文展开,在此不予赘述。

[0206] 进一步的,当不存在样本支持集时,可以将待分类数据与多个第一特征模板输入至目标模型中,得到待分类数据分别与多个第一特征模板之间的多个特征相似度,并基于特征相似度选取较高的特征相似度的多个第一特征模板作为目标域模板。进一步的,可以根据计算待分类数据和各目标域模板的特征相似度,选取与待分类数据的特征相似度最高的目标域模板作为目标特征模板,并确定目标特征模板对应的目标类别,将目标类别作为待分类数据的分类结果。

[0207] 进一步的,当存在样本支持集时,可以将待分类数据与多个第二特征模板输入至目标模型中,得到待分类数据分别与多个第二特征模板之间的多个特征相似度,以便于后

续选取与待分类数据的特征相似度最高的第二特征模板作为目标特征模板,并确定目标特征模板对应的目标类别,将目标类别作为待分类数据的分类结果。

[0208] 通过计算待分类数据和第一特征模板的特征相似度,并据此对待分类数据进行分类,能够在不依赖大量样本数据的情况下进行准确地分类,同时,可以便于后续根据特征相似度确定目标类别。

[0209] 步骤104,基于多个特征相似度确定与待分类数据的特征相似度最大的第一特征模板作为目标特征模板,并确定目标特征模板对应的目标类别。

[0210] 在一些实施方式中,特征相似度最大代表了在多个第一特征模板中,与待分类数据的特征最相似的第一特征模板,而第一特征模板用于表征一类第一样本数据的通用特征,因此,可以确定特征相似度最大的第一特征模板作为目标特征模板,以便于确定待分类数据的目标类别。

[0211] 其中,目标特征模板可以是目标模型学习到的所有第一特征模板中与待分类数据的特征相似度最高的第一特征模板。在训练过程中,目标模型会从每个第一样本标签(也即样本类别)的多个第一样本标签中学习第一特征模板。例如,在人体姿态分类任务中,一个特征模板可能包含了某个第一样本标签(如“挥手”)的所有关键特征,如手臂摆动的角度变化和运动轨迹、手部姿势、身体姿态等。

[0212] 其中,目标类别可以是目标特征模板对应的第一样本标签(也即样本类别)。由于目标特征模板可以是目标模型学习到的所有第一特征模板中与待分类数据的特征相似度最高的第一特征模板,因此,目标类别也可以是所有第一样本标签中与待分类数据的特征相似度最高的第一样本标签对应的样本类别。

[0213] 示例性的,当待分类数据与第一特征模板1的特征相似度为0.8,与第一特征模板2的特征相似度为0.6,第一特征模板1对应的第一样本标签为挥手,第一特征模板2对应的第一样本标签为鼓掌,待分类数据与第一特征模板1的特征相似度较高,由此可以确定第一特征模板1为目标特征模板,并确定挥手为目标类别。

[0214] 通过使用目标模型学习到的第一特征模板,可以更准确地捕捉待分类数据的特征,从而提高分类的准确性,以便于后续将目标特征模板对应的目标类别确定为待分类数据的分类结果。

[0215] 步骤105,将目标类别确定为待分类数据的分类结果。

[0216] 在一些实施方式中,为了获取待分类数据的分类结果,可以将与待分类数据的特征相似度最大的目标特征模板对应的目标类别确定为待分类数据的分类结果,从而简化分类过程,提高分类的准确性和效率。

[0217] 其中,分类结果可以是在目标模型完成分类任务后,目标模型输出的对待分类数据的最终类别归属。

[0218] 具体的,可以通过比较待分类数据与所有可能类别的第一特征模板,找到与待分类数据的特征相似度最高的目标特征模板,并将目标特征模板对应的目标类别作为待分类数据的分类结果。例如,目标特征模板对应的目标类别为挥手,那么待分类数据的分类结果是挥手。

[0219] 通过以上方式,可以实现对待分类数据的高效、准确分类,满足实际应用中的需求。

[0220] 本申请实施例通过获取待分类数据;获取预设的目标模型以及目标模型的多个第一特征模板;其中,目标模型由预设模型基于多个第一样本数据之间的样本特征关系得到的第一相似度矩阵,与预设的第一样本标签进行的第一对比训练,以及基于第一样本数据和第一特征模板进行的第二对比训练得到;第一特征模板根据多个第一样本数据对应的第一相似度矩阵对各第一样本标签下的多个第一样本数据进行特征加权计算得到;将待分类数据与多个第一特征模板输入至目标模型中,得到待分类数据分别与多个第一特征模板之间的多个特征相似度;基于多个特征相似度确定与待分类数据的特征相似度最大的第一特征模板作为目标特征模板,并确定目标特征模板对应的目标类别;将目标类别确定为待分类数据的分类结果。以此,可以通过第一特征模板来表征类别特征,实现对少量样本的高效学习和准确分类,减少了传统大规模样本训练的依赖,从而降低了训练成本。同时,由于第一特征模板能够准确反映同类数据的本质特征,通过待分类数据与第一特征模板的相似度匹配,可以更加准确地确定其分类结果。综上,本申请能够在降低对模型的训练成本的同时,提高对数据分类的准确性。

[0221] 请参照图6,在一些实施方式中,结合图6对本申请的总体实施过程进行介绍。

[0222] 示例性的,对于基于CSI数据的手势识别任务,本申请提出的目标模型为CSi-Net,具体对CSi-Net的训练过程和应用过程如下:

[0223] 首先,进行样本数据采集。具体的,可以使用ESP32-S3接收器收集CSI数据,采样率设为8Hz。7个志愿者分别进行6种手势动作(左右推手、上下推手、前后推手、顺时针转圈、鼓掌、挥手),每个动作持续1分钟,将此次采集的动作划分为样本训练集,每个样本训练集具有多个第一样本数据,每个第一样本数据均对应一个第一样本标签。

[0224] 进一步的,第8个志愿者重复以上动作1分钟,前3秒的数据作为样本支持集,余下的数据作为样本测试集,样本测试集中的数据可以作为待分类数据来检验目标模型的应用效果。进一步的,可以使用不重叠的滑动窗口将所有数据划分为1秒长的样本数据。例如,样本支持集的3秒数据对应3个样本。每个样本支持集具有多个第二样本数据,每个第二样本数据均对应一个第二样本标签。

[0225] 示例性的,在第一对比训练阶段,可以从样本训练集中随机抽取64个第一样本数据输入CSi-Net,计算得到64x64的第一相似度矩阵S1。同时,定义学习目标Y1,其大小为64x64。Y的值基于第一样本标签确定,相同第一样本标签(本实施例为手势)的第一样本数据之间的值为1,不同第一样本标签的第一样本数据之间的值为0,由此得到Y1对应的矩阵。

[0226] 进一步的,可以基于第一相似度矩阵S1和学习目标Y1计算第一交叉熵损失,并基于第一交叉熵损失对CSi-Net的参数进行调节,得到第一预设模型。

[0227] 进一步的,在第二对比训练阶段,也成为模板学习阶段,可以在样本训练集中随机抽取k个第一样本数据,k的选取可以基于实际情况确定,例如k可以为18。抽取的k个第一样本数据应该包含样本训练集中的所有第一样本标签,每个第二样本标签包含的第一样本数据的数量也相同。

[0228] 之后,可以基于第一对比训练阶段训练得到的第一相似度矩阵输入至Weight-Net网络中,得到各第一样本数据的样本质量分数,并针对每个第一样本标签下各第一样本数据的样本质量分数进行加权,得到每个第一样本标签对应的第一特征模板。

[0229] 进一步的,可以将第一样本数据作为第一输入、将第一特征模板作为第二输入,输

入至CSi-Net,得到对应的特征相似度矩阵S2。同时,定义学习目标Y2,其大小为18x18。之后,基于S2和Y2对CSi-Net进行训练,使得CSi-Net通过训练具备根据第一样本数据准确确定对应的第一特征模板的能力。

[0230] 进一步的,在对样本支持集进行第三对比训练和第四对比训练的过程中,第三对比训练过程类似于上文介绍的第一对比训练,第四对比训练过程类似于上文介绍的第二对比训练,例如通过Weight-Net网络得到每个第二样本数据对应的质量分数,计算每个第二样本标签下的所有第二样本数据的通用特征作为第二特征模板等等,在此不作赘述。

[0231] 示例性的,在对样本测试集中的待分类数据进行分类的过程中,若在少样本场景下,可以展开第三对比训练和第四对比训练得到第二特征模板,再计算待分类数据与第二特征模板的特征相似度,得到对应的相似度矩阵,并将与待分类数据的特征相似度最高的第二特征模板对应的第二样本标签作为待分类数据的类别,并输出分类结果,由此完成待分类数据的分类。

[0232] 示例性的,若在零样本场景下,预设模型缺乏样本支持集进行训练,只进行了第一对比训练和第二对比训练,此时,可以将多个第一特征模板和各待分类数据输入至目标模型中,得到相似度矩阵,并基于相似度矩阵确定与各待分类数据的特征相似度最高的多个第一特征模板作为目标域模板。进一步的,可以将样本测试集中的待分类数据和多个目标域模板输入至目标模型中,将与每个待分类数据的特征相似度最高的目标域模板对应的第一样本标签作为待分类数据的类别,并输出分类结果,由此完成待分类数据的分类。

[0233] 本申请实施例通过获取待分类数据;获取预设的目标模型以及目标模型的多个第一特征模板;其中,目标模型由预设模型基于多个第一样本数据之间的样本特征关系得到的第一相似度矩阵,与预设的第一样本标签进行的第一对比训练,以及基于第一样本数据和第一特征模板进行的第二对比训练得到;第一特征模板根据多个第一样本数据对应的第一相似度矩阵对各第一样本标签下的多个第一样本数据进行特征加权计算得到;将待分类数据与多个第一特征模板输入至目标模型中,得到待分类数据分别与多个第一特征模板之间的多个特征相似度;基于多个特征相似度确定与待分类数据的特征相似度最大的第一特征模板作为目标特征模板,并确定目标特征模板对应的目标类别;将目标类别确定为待分类数据的分类结果。以此,可以通过第一特征模板来表征类别特征,实现对少量样本的高效学习和准确分类,减少了传统大规模样本训练的依赖,从而降低了训练成本。同时,由于第一特征模板能够准确反映同类数据的本质特征,通过待分类数据与第一特征模板的相似度匹配,可以更加准确地确定其分类结果。综上,本申请能够在降低对模型的训练成本的同时,提高对数据分类的准确性。

[0234] 请参阅图7,本申请实施例还提供一种基于少样本学习的模型对数据分类的装置,可以实现上述基于少样本学习的模型对数据分类的方法,基于少样本学习的模型对数据分类的装置包括:

[0235] 第一获取模块71,用于获取待分类数据;

[0236] 第二获取模块72,用于获取预设的目标模型以及目标模型的多个第一特征模板;其中,目标模型由预设模型基于多个第一样本数据之间的样本特征关系得到的第一相似度矩阵,与预设的第一样本标签进行的第一对比训练,以及基于第一样本数据和第一特征模板进行的第二对比训练得到;第一特征模板根据多个第一样本数据对应的第一相似度矩阵

对各第一样本标签下的多个第一样本数据进行特征加权计算得到；

[0237] 输入模块73,用于将待分类数据与多个第一特征模板输入至目标模型中,得到待分类数据分别与多个第一特征模板之间的多个特征相似度；

[0238] 第一确定模块74,用于基于多个特征相似度确定与待分类数据的特征相似度最大的第一特征模板作为目标特征模板,并确定目标特征模板对应的目标类别；

[0239] 第二确定模块75,用于将目标类别确定为待分类数据的分类结果。

[0240] 该基于少样本学习的模型对数据分类的装置的具体实施方式与上述基于少样本学习的模型对数据分类的方法的具体实施例基本相同,在此不再赘述。在满足本申请实施例要求的前提下,基于少样本学习的模型对数据分类的装置还可以设置其他功能模块,以实现上述实施例中的基于少样本学习的模型对数据分类的方法。

[0241] 本申请实施例还提供了一种计算机设备,计算机设备包括存储器和处理器,存储器存储有计算机程序,处理器执行计算机程序时实现上述基于少样本学习的模型对数据分类的方法。该计算机设备可以为包括平板电脑、车载电脑等任意智能终端。

[0242] 请参阅图8,图8示意了另一实施例的计算机设备的硬件结构,计算机设备包括:

[0243] 处理器81,可以采用通用的CPU(Central Processing Unit,中央处理器)、微处理器、应用专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,ASIC)、或者一个或多个集成电路等方式实现,用于执行相关程序,以实现本申请实施例所提供的技术方案；

[0244] 存储器82,可以采用只读存储器(Read Only Memory,ROM)、静态存储设备、动态存储设备或者随机存取存储器(Random Access Memory,RAM)等形式实现。存储器82可以存储操作系统和其他应用程序,在通过软件或者固件来实现本说明书实施例所提供的技术方案时,相关的程序代码保存在存储器82中,并由处理器81来调用执行本申请实施例的基于少样本学习的模型对数据分类的方法；

[0245] 输入/输出接口83,用于实现信息输入及输出；

[0246] 通信接口84,用于实现本设备与其他设备的通信交互,可以通过有线方式(例如USB、网线等)实现通信,也可以通过无线方式(例如移动网络、Wi-Fi、蓝牙等)实现通信；

[0247] 总线85,在设备的各个组件(例如处理器81、存储器82、输入/输出接口83和通信接口84)之间传输信息；

[0248] 其中处理器81、存储器82、输入/输出接口83和通信接口84通过总线85实现彼此之间在设备内部的通信连接。

[0249] 本申请实施例还提供了一种计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质存储有计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现上述基于少样本学习的模型对数据分类的方法。

[0250] 存储器作为一种非暂态计算机可读存储介质,可用于存储非暂态软件程序以及非暂态性计算机可执行程序。此外,存储器可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非暂态存储器,例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他非暂态固态存储器件。在一些实施方式中,存储器可选包括相对于处理器远程设置的存储器,这些远程存储器可以通过网络连接至该处理器。上述网络的实例包括但不限于互联网、企业内部网、局域网、移动通信网及其组合。

[0251] 本申请实施例描述的实施例是为了更加清楚的说明本申请实施例的技术方案,并不构成对于本申请实施例提供的技术方案的限定,本领域技术人员可知,随着技术的演变和新应用场景的出现,本申请实施例提供的技术方案对于类似的技术问题,同样适用。

[0252] 本领域技术人员可以理解的是,图中示出的技术方案并不构成对本申请实施例的限定,可以包括比图示更多或更少的步骤,或者组合某些步骤,或者不同的步骤。

[0253] 以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,其中作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部模块来实现本实施例方案的目的。

[0254] 本领域普通技术人员可以理解,上文中所公开方法中的全部或某些步骤、系统、设备中的功能模块/单元可以被实施为软件、固件、硬件及其适当的组合。

[0255] 本申请的说明书及上述附图中的术语“第一”、“第二”、“第三”、“第四”等(如果存在)是用于区别类似的对象,而不必用于描述特定的顺序或先后次序。应该理解这样使用的数据在适当情况下可以互换,以便这里描述的本申请的实施例能够以除了在这里图示或描述的那些以外的顺序实施。此外,术语“包括”和“具有”以及他们的任何变形,意图在于覆盖不排他的包含,例如,包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备不必限于清楚地列出的那些步骤或单元,而是可包括没有清楚地列出的或对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它步骤或单元。

[0256] 应当理解,在本申请中,“至少一个(项)”和“若干”是指一个或者多个,“多个”是指两个或两个以上。“和/或”,用于描述关联对象的关联关系,表示可以存在三种关系,例如,“A和/或B”可以表示:只存在A,只存在B以及同时存在A和B三种情况,其中A,B可以是单数或者复数。字符“/”一般表示前后关联对象是一种“或”的关系。“以下至少一项(个)”或其类似表达,是指这些项中的任意组合,包括单项(个)或复数项(个)的任意组合。例如,a,b或c中的至少一项(个),可以表示:a,b,c,“a和b”,“a和c”,“b和c”,或“a和b和c”,其中a,b,c可以是单个,也可以是多个。

[0257] 在本申请所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的系统和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的系统实施例仅仅是示意性的,例如,上述单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0258] 上述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0259] 另外,在本申请各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用软件功能单元的形式实现。

[0260] 集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本申请的技术方案本质上或者

说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括多指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行本申请各个实施例的方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(Read-Only Memory,简称ROM)、随机存取存储器(Random Access Memory,简称RAM)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序的介质。

[0261] 以上参照附图说明了本申请实施例的优选实施例,并非因此局限本申请实施例的权利范围。本领域技术人员不脱离本申请实施例的范围和实质内所作的任何修改、等同替换和改进,均应在本申请实施例的权利范围之内。

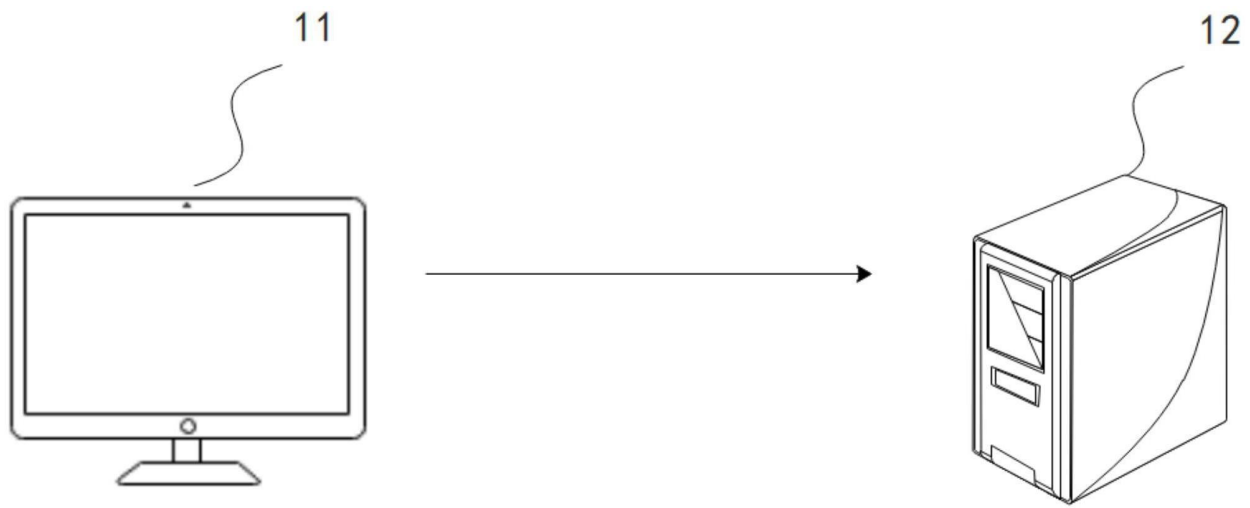


图1

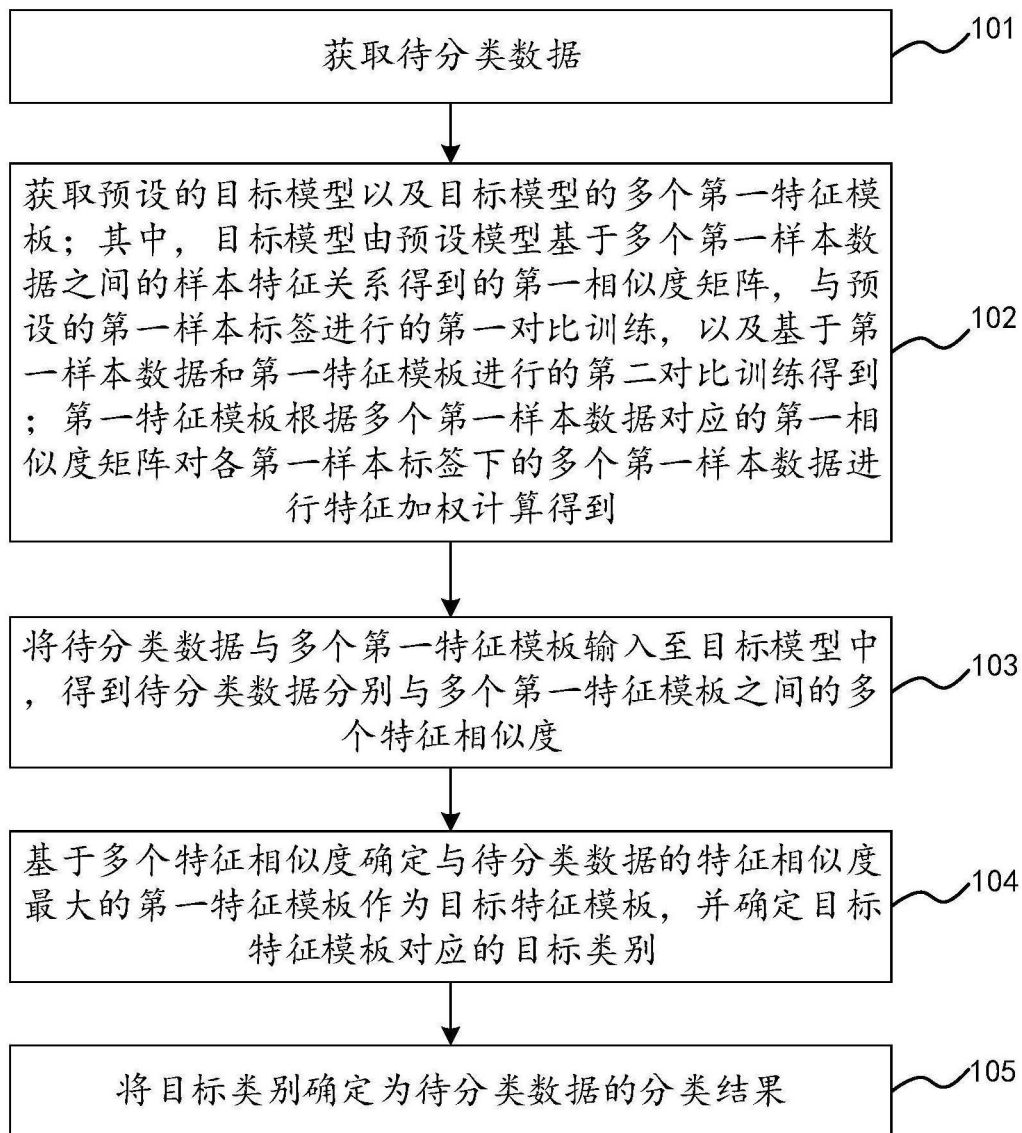


图2

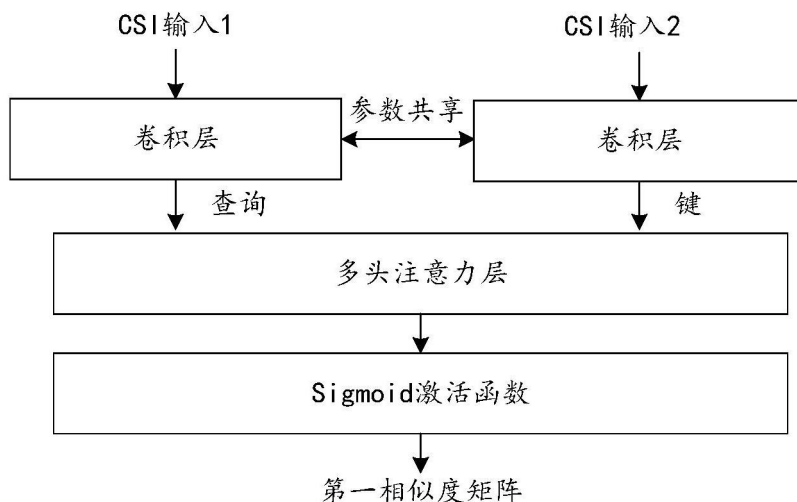


图3

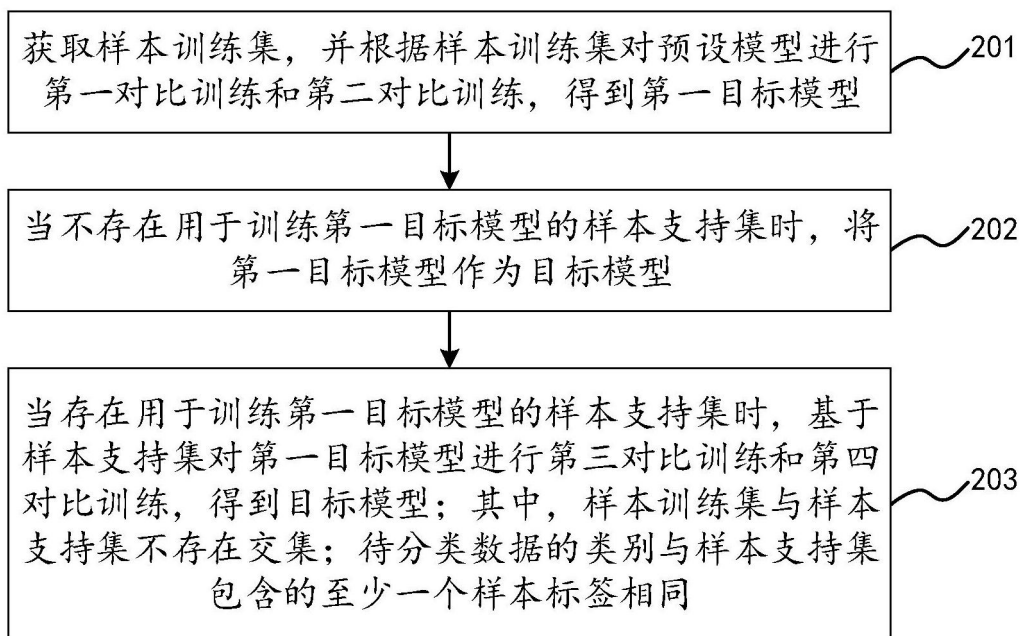


图4

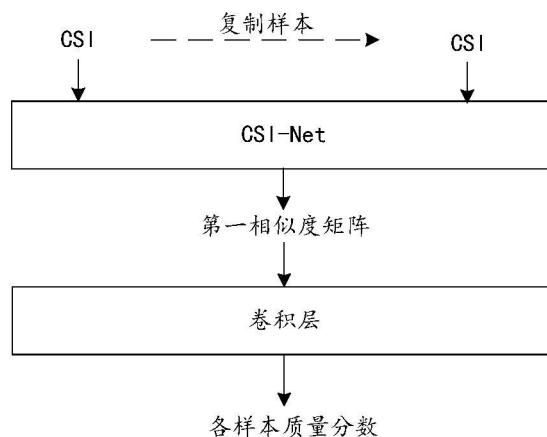


图5

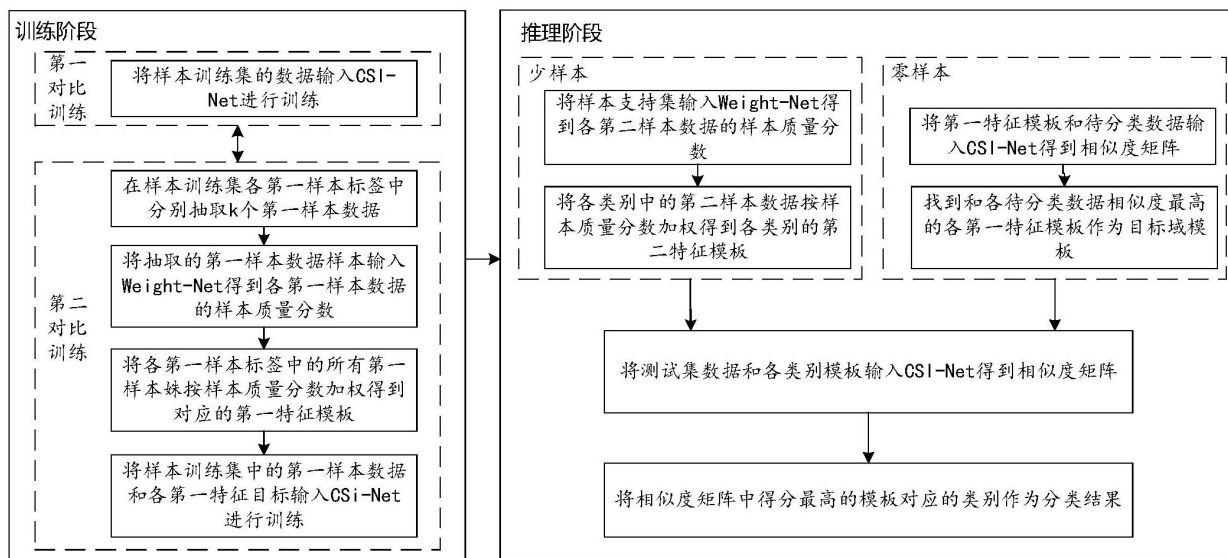


图6

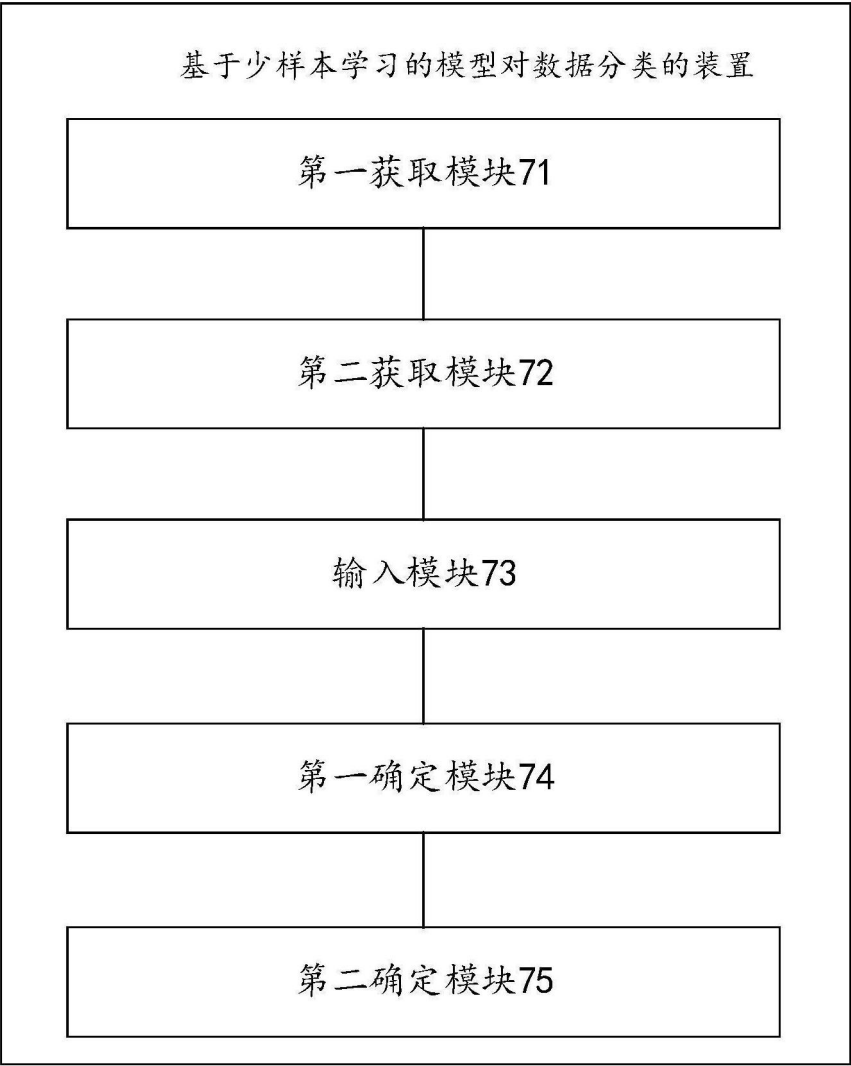


图7

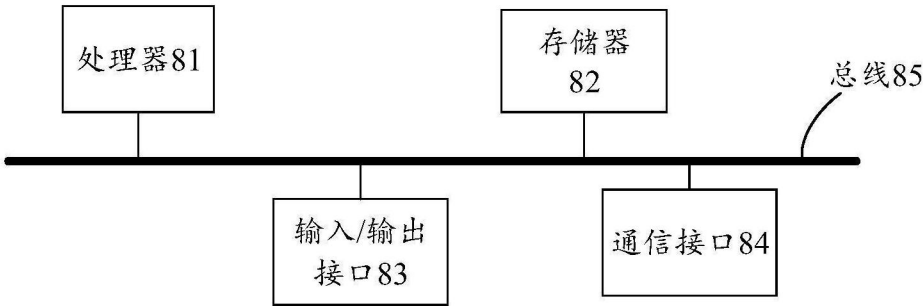


图8