



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 117633664 A

(43) 申请公布日 2024. 03. 01

(21) 申请号 202311662287.X

G06N 3/08 (2023.01)

(22) 申请日 2023.12.06

(71) 申请人 京东城市(北京)数字科技有限公司

地址 100086 北京市海淀区知春路76号(写字楼)1号楼9层1-7-5号

申请人 京东科技信息技术有限公司

(72) 发明人 袁韶祖 陈蒙 何晓冬 祝天刚

(74) 专利代理机构 中国贸促会专利商标事务所
有限公司 11038

专利代理师 刘剑波 许蓓

(51) Int. Cl.

G06F 18/243 (2023.01)

G06F 18/25 (2023.01)

G06F 18/214 (2023.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

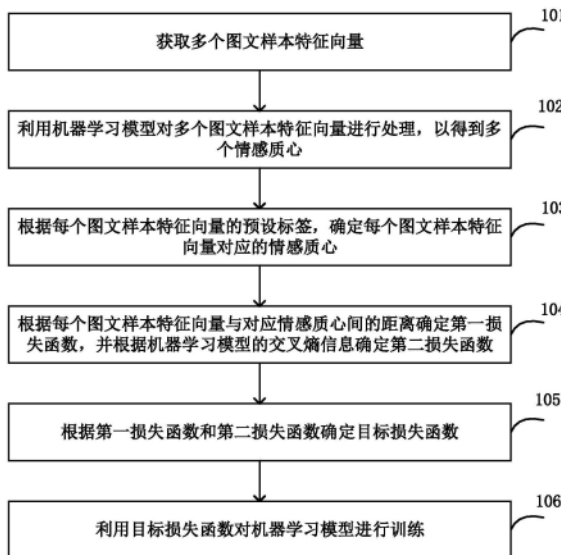
权利要求书3页 说明书10页 附图6页

(54) 发明名称

机器学习模型训练方法和装置、情感分类方法和装置

(57) 摘要

本公开提供一种机器学习模型训练方法和装置、情感分类方法和装置,涉及人工智能领域。机器学习模型训练方法包括:获取多个图文样本特征向量;利用机器学习模型对多个图文样本特征向量进行处理,以得到多个情感质心;根据每个图文样本特征向量的预设标签,确定每个图文样本特征向量对应的情感质心;根据每个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离确定第一损失函数,并根据机器学习模型的交叉熵信息确定第二损失函数;根据第一损失函数和第二损失函数确定目标损失函数;利用目标损失函数对机器学习模型进行训练。



1. 一种机器学习模型训练方法,包括:
 - 获取多个图文样本特征向量;
 - 利用机器学习模型对所述多个图文样本特征向量进行处理,以得到多个情感质心;
 - 根据每个图文样本特征向量的预设标签,确定所述每个图文样本特征向量对应的情感质心;
 - 根据所述每个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离确定第一损失函数,并根据所述机器学习模型的交叉熵信息确定第二损失函数;
 - 根据所述第一损失函数和第二损失函数确定目标损失函数;
 - 利用所述目标损失函数对所述机器学习模型进行训练。
2. 根据权利要求1所述的方法,其中,根据所述每个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离确定第一损失函数包括:
 - 计算第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离,以得到 N 个距离, $1 \leq i \leq N$, N 为图文样本特征向量总数;
 - 根据所述 N 个距离确定距离基数;
 - 根据所述第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离和所述距离基数得到第 i 个损失信息,从而得到 N 个损失信息;
 - 根据所述 N 个损失信息确定所述第一损失函数。
3. 根据权利要求2所述的方法,其中,
 - 所述第一损失函数由所述 N 个损失信息之和确定。
4. 根据权利要求3所述的方法,其中,
 - 所述第一损失函数为所述 N 个损失信息之和的相反数。
5. 根据权利要求2所述的方法,其中,根据所述第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离和所述距离基数得到第 i 个损失信息包括:
 - 根据所述第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离得到第 i 个距离信息;
 - 根据所述第 i 个距离信息和所述距离基数得到所述第 i 个损失信息。
6. 根据权利要求5所述的方法,其中,
 - 所述第 i 个损失信息由所述第 i 个距离信息和所述距离基数之比确定。
7. 根据权利要求2所述的方法,其中,根据所述 N 个距离确定距离基数包括:
 - 根据所述第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离得到第 i 个距离信息,从而得到 N 个距离信息;
 - 根据所述 N 个距离信息之和确定所述距离基数。
8. 根据权利要求2所述的方法,其中,计算第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离包括:
 - 计算所述第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的欧式距离;
 - 根据所述欧式距离与预定参数得到所述第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离。
9. 根据权利要求8所述的方法,其中,
 - 所述第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离为所述欧式距离的平方值与所述预定参数之比。

10. 根据权利要求1所述的方法,还包括:

在当前轮次的训练过程中,将所述多个图文样本特征向量中的部分图文样本特征向量进行更新,以便将更新后的多个图文样本特征向量用于下一轮次的训练。

11. 根据权利要求10所述的方法,其中,所述多个图文样本特征向量包括M个子集合,M为大于1的自然数;

将用于当前轮次的所述多个图文样本特征向量中的部分图文样本特征向量进行更新包括:

将所述多个图文样本特征向量中的第1个子集合删除,并添加与所述第1个子集合不同的第M+1个子集合,其中所述第M+1个子集合和所述第1个子集合具有相同数量的图文样本特征向量。

12. 根据权利要求1所述的方法,其中,

所述目标损失函数为所述第一损失函数和第二损失函数的加权和。

13. 根据权利要求1所述的方法,其中,

所述多个情感质心包括正面情感质心、负面情感质心和中性情感质心。

14. 根据权利要求1-13中任一项所述的方法,其中,获取多个图文样本特征向量包括:

从多个图文样本中的每个图文样本中提取出图像特征向量和文本特征向量;

将所述图像特征向量和所述文本特征向量进行融合,以得到所述多个图文样本特征向量。

15. 一种机器学习模型训练装置,包括:

第一处理模块,被配置为获取多个图文样本特征向量;

第二处理模块,被配置为利用机器学习模型对所述多个图文样本特征向量进行处理,以得到多个情感质心;

第三处理模块,被配置为根据每个图文样本特征向量的预设标签,确定所述每个图文样本特征向量对应的情感质心;

第四处理模块,被配置为根据所述每个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离确定第一损失函数,并根据所述机器学习模型的交叉熵信息确定第二损失函数;

第五处理模块,被配置为根据所述第一损失函数和第二损失函数确定目标损失函数,利用所述目标损失函数对所述机器学习模型进行训练。

16. 一种机器学习模型训练装置,包括:

存储器,被配置为存储指令;

处理器,耦合到存储器,处理器被配置为基于存储器存储的指令执行实现如权利要求1-14中任一项所述的方法。

17. 一种情感分类方法,包括:

获取待处理图文信息的特征向量;

计算所述特征向量与机器学习模型提供的多个情感质心中的每个情感质心的距离,其中所述机器学习模型利用权利要求1-14中任一项所述的训练方法得到;

根据与所述特征向量距离最近的情感质心具有的情感属性,确定所述待处理图文信息的情感类别。

18. 根据权利要求17所述的方法,其中,获取待处理图文信息的特征向量包括:

提取所述待处理图文信息的图像特征向量；
提取所述待处理图文信息的文本特征向量；
将所述图像特征向量和所述文本特征向量进行融合，以得到所述待处理图文信息的特征向量。

19. 根据权利要求18所述的方法，还包括：

将所述待处理图文信息的特征向量进行归一化处理，以便经过处理的特征向量具有预定维度。

20. 一种情感分类装置，包括：

第一分类模块，被配置为获取待处理图文信息的特征向量；

第二分类模块，被配置为计算所述特征向量与机器学习模型提供的多个情感质心中的每个情感质心的距离，其中所述机器学习模型利用权利要求1-14中任一项所述的训练方法得到；

第三分类模块，被配置为根据与所述特征向量距离最近的情感质心具有的情感属性，确定所述待处理图文信息的情感类别。

21. 一种情感分类装置，包括：

存储器，被配置为存储指令；

处理器，耦合到存储器，处理器被配置为基于存储器存储的指令执行实现如权利要求17-19中任一项所述的方法。

22. 一种计算机可读存储介质，其中，计算机可读存储介质存储有计算机指令，指令被处理器执行时实现如权利要求1-14、17-19中任一项所述的方法。

机器学习模型训练方法和装置、情感分类方法和装置

技术领域

[0001] 本公开涉及人工智能领域,特别涉及一种机器学习模型训练方法和装置、情感分类方法和装置。

背景技术

[0002] 图文情感识别是指:针对给定图片和文本的信息,自动识别出其中反映的用户情感。图文情感识别在电商等智能客服中有极高的应用价值,这是由于在客服机器人的会话过程中,用户不仅会发来纯文本信息,还可能包含图片信息,精确的识别出用户信息中流出的情感,是一个有“温度”的客服机器人必不可少的一环。

[0003] 目前,主要利用特征融合-分类的方式来解决图文情感分类问题。然而,融合后的语义特征可能与其原本语义分布并不一致,从而导致分类效果差。为此,通常采用对比学习的方式来解决这种特征偏移问题。

发明内容

[0004] 发明人注意到,在相关技术中,通常采用对比学习的方式来解决这种特征偏移问题。但对比学习仍存在以下两个问题:一是由于缺乏全局监督,只在一个批次(batch)中对对比样本有限,不能很好解决这个问题;二是对比学习在训练过程中需要构造对比矩阵,这极大增加了计算量。

[0005] 据此,本公开提供一种情感分类方法,通过利用已知样本的标签,将具有相同标签的样本在空间上拉进,从而很好地解决特征偏移问题,得到的情感分类结果更加准确。同时本方法相比于对比学习训练复杂度小,有效减小计算资源开销。

[0006] 根据本公开实施例的第一方面,提供一种机器学习模型训练方法,包括:获取多个图文样本特征向量;利用机器学习模型对所述多个图文样本特征向量进行处理,以得到多个情感质心;根据每个图文样本特征向量的预设标签,确定所述每个图文样本特征向量对应的情感质心;根据所述每个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离确定第一损失函数,并根据所述机器学习模型的交叉熵信息确定第二损失函数;根据所述第一损失函数和第二损失函数确定目标损失函数;利用所述目标损失函数对所述机器学习模型进行训练。

[0007] 在一些实施例中,根据所述每个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离确定第一损失函数包括:计算第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离,以得到 N 个距离, $1 \leq i \leq N$, N 为图文样本特征向量总数;根据所述 N 个距离确定距离基数;根据所述第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离和所述距离基数得到第 i 个损失信息,从而得到 N 个损失信息;根据所述 N 个损失信息确定所述第一损失函数。

[0008] 在一些实施例中,所述第一损失函数由所述 N 个损失信息之和确定。

[0009] 在一些实施例中,所述第一损失函数为所述 N 个损失信息之和的相反数。

[0010] 在一些实施例中,根据所述第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离和所述距离基数得到第 i 个损失信息包括:根据所述第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心

间的距离得到第*i*个距离信息;根据所述第*i*个距离信息和所述距离基数得到所述第*i*个损失信息。

[0011] 在一些实施例中,所述第*i*个损失信息由所述第*i*个距离信息和所述距离基数之比确定。

[0012] 在一些实施例中,根据所述*N*个距离确定距离基数包括:根据所述第*i*个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离得到第*i*个距离信息,从而得到*N*个距离信息;根据所述*N*个距离信息之和确定所述距离基数。

[0013] 在一些实施例中,计算第*i*个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离包括:计算所述第*i*个图文样本特征向量与对应情感质心间的欧式距离;根据所述欧式距离与预定参数得到所述第*i*个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离。

[0014] 在一些实施例中,所述第*i*个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离为所述欧式距离的平方值与所述预定参数之比。

[0015] 在一些实施例中,在当前轮次的训练过程中,将所述多个图文样本特征向量中的部分图文样本特征向量进行更新,以便将更新后的多个图文样本特征向量用于下一轮次的训练。

[0016] 在一些实施例中,所述多个图文样本特征向量包括*M*个子集合,*M*为大于1的自然数;将用于当前轮次的所述多个图文样本特征向量中的部分图文样本特征向量进行更新包括:将所述多个图文样本特征向量中的第1个子集合删除,并添加与所述第1个子集合不同的第*M*+1个子集合,其中所述第*M*+1个子集合和所述第1个子集合具有相同数量的图文样本特征向量。

[0017] 在一些实施例中,所述目标损失函数为所述第一损失函数和第二损失函数的加权和。

[0018] 在一些实施例中,所述多个情感质心包括正面情感质心、负面情感质心和中性情感质心。

[0019] 在一些实施例中,获取多个图文样本特征向量包括:从多个图文样本中的每个图文样本中提取出图像特征向量和文本特征向量;将所述图像特征向量和所述文本特征向量进行融合,以得到所述多个图文样本特征向量。

[0020] 根据本公开实施例的第二方面,提供一种机器学习模型训练装置,包括:第一处理模块,被配置为获取多个图文样本特征向量;第二处理模块,被配置为利用机器学习模型对所述多个图文样本特征向量进行处理,以得到多个情感质心;第三处理模块,被配置为根据每个图文样本特征向量的预设标签,确定所述每个图文样本特征向量对应的情感质心;第四处理模块,被配置为根据所述每个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离确定第一损失函数,并根据所述机器学习模型的交叉熵信息确定第二损失函数;第五处理模块,被配置为根据所述第一损失函数和第二损失函数确定目标损失函数,利用所述目标损失函数对所述机器学习模型进行训练。

[0021] 根据本公开实施例的第三方面,提供一种机器学习模型训练装置,包括:存储器,被配置为存储指令;处理器,耦合到存储器,处理器被配置为基于存储器存储的指令执行实现如上述任一实施例涉及的机器学习模型训练方法。

[0022] 根据本公开实施例的第四方面,提供一种情感分类方法,包括:获取待处理图文信

息的特征向量;计算所述特征向量与机器学习模型提供的多个情感质心中的每个情感质心的距离,其中所述机器学习模型利用上述任一实施例所述的训练方法得到;根据与所述特征向量距离最近的情感质心具有的情感属性,确定所述待处理图文信息的情感类别。

[0023] 在一些实施例中,获取待处理图文信息的特征向量包括:提取所述待处理图文信息的图像特征向量;提取所述待处理图文信息的文本特征向量;将所述图像特征向量和所述文本特征向量进行融合,以得到所述待处理图文信息的特征向量。

[0024] 在一些实施例中,将所述待处理图文信息的特征向量进行归一化处理,以便经过处理的特征向量具有预定维度。

[0025] 根据本公开实施例的第五方面,提供一种情感分类装置,包括:第一分类模块,被配置为获取待处理图文信息的特征向量;第二分类模块,被配置为计算所述特征向量与机器学习模型提供的多个情感质心中的每个情感质心的距离,其中所述机器学习模型利用上述任一实施例所述的训练方法得到;第三分类模块,被配置为根据与所述特征向量距离最近的情感质心具有的情感属性,确定所述待处理图文信息的情感类别。

[0026] 根据本公开实施例的第六方面,提供一种情感分类装置,包括:存储器,被配置为存储指令;处理器,耦合到存储器,处理器被配置为基于存储器存储的指令执行实现如上述任一实施例所述的情感分类方法。

[0027] 根据本公开实施例的第七方面,提供一种计算机可读存储介质,其中,计算机可读存储介质存储有计算机指令,指令被处理器执行时实现如上述任一实施例涉及的方法。

[0028] 通过以下参照附图对本公开的示例性实施例的详细描述,本公开的其它特征及其优点将会变得清楚。

附图说明

[0029] 为了更清楚地说明本公开实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术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公开的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动性的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0030] 图1为本公开一个实施例的机器学习模型训练方法的流程示意图;

[0031] 图2和图3为本公开一些实施例的训练优化结果示意图;

[0032] 图4和图5为本公开一些实施例的情感分类示意图;

[0033] 图6为本公开一个实施例的机器学习模型训练装置的结构示意图;

[0034] 图7为本公开另一实施例的机器学习模型训练装置的结构示意图;

[0035] 图8为本公开一个实施例的情感分类方法的流程示意图;

[0036] 图9为本公开一个实施例的情感分类装置的结构示意图;

[0037] 图10为本公开另一实施例的情感分类装置的结构示意图。

具体实施方式

[0038] 下面将结合本公开实施例中的附图,对本公开实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本公开一部分实施例,而不是全部的实施例。以下对至少一个示例性实施例的描述实际上仅仅是说明性的,决不作为对本公开及其应用或使

用的任何限制。基于本公开中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本公开保护的范围。

[0039] 除非另外具体说明,否则在这些实施例中阐述的部件和步骤的相对布置、数字表达式和数值不限制本公开的范围。

[0040] 同时,应当明白,为了便于描述,附图中所示出的各个部分的尺寸并不是按照实际的比例关系绘制的。

[0041] 对于相关领域普通技术人员已知的技术、方法和设备可能不作详细讨论,但在适当情况下,所述技术、方法和设备应当被视为授权说明书的一部分。

[0042] 在这里示出和讨论的所有示例中,任何具体值应被解释为仅仅是示例性的,而不是作为限制。因此,示例性实施例的其它示例可以具有不同的值。

[0043] 应注意到:相似的标号和字母在下面的附图中表示类似项,因此,一旦某一项在一个附图中被定义,则在随后的附图中不需要对其进行进一步讨论。

[0044] 图1为本公开一个实施例的机器学习模型训练方法的流程示意图。在一些实施例中,下列的机器学习模型训练方法由机器学习模型训练装置执行。

[0045] 在步骤101,获取多个图文样本特征向量。

[0046] 在一些实施例中,在多个图文样本中,从每个图文样本中提取出图像特征向量和文本特征向量,将图像特征向量和文本特征向量进行融合,从而得到该图文样本的图文样本特征向量,由此得到多个图文样本特征向量。

[0047] 例如,利用ResNet(Residual Neural Network,残差神经网络)提取出图文样本中的图像特征向量,利用BERT(Bidirectional Encoder Representation from Transformers,基于Transformers的双向编码器表示)提取出图文样本中的文本特征向量。

[0048] 在一些实施例中,将图文样本特征向量进行归一化处理,以便经过处理的特征向量具有预定维度。

[0049] 例如,将图文样本特征向量输入全连接层进行归一化处理,以便得到具有预定维度的特征向量。

[0050] 在步骤102,利用机器学习模型对多个图文样本特征向量进行处理,以得到多个情感质心。

[0051] 例如,通过对多个图文样本特征向量进行聚类处理,以得到多个情感质心。

[0052] 例如,多个情感质心包括正面情感质心、负面情感质心和中性情感质心。

[0053] 在步骤103,根据每个图文样本特征向量的预设标签,确定每个图文样本特征向量对应的情感质心。

[0054] 在步骤104,根据每个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离确定第一损失函数,并根据机器学习模型的交叉熵信息确定第二损失函数。

[0055] 在一些实施例中,根据每个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离确定第一损失函数的步骤包括:

[0056] 1、计算第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离 d_i ,以得到 N 个距离, $1 \leq i \leq N$, N 为图文样本特征向量总数。

[0057] 在一些实施例中,计算第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的欧式距离,并根据欧式距离与预定参数得到第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离 d_i 。

[0058] 例如,第*i*个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离 d_i 为欧式距离的平方值与预定参数之比。

[0059] 例如,第*i*个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离 d_i 如公式(1)所示。

$$[0060] \quad d_i = \frac{\|Q_i - C_{Y(i)}\|_2^2}{\sqrt{\alpha}} \quad (1)$$

[0061] 其中, Q_i 表示第*i*个图文样本特征向量, $C_{Y(i)}$ 表示第*i*个图文样本特征向量的对应情感质心, α 表示预定参数。

[0062] 2、根据*N*个距离确定距离基数。

[0063] 在一些实施例中,根据第*i*个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离 d_i 得到第*i*个距离信息 dI_i ,从而得到*N*个距离信息。

[0064] 例如,第*i*个距离信息 dI_i 如公式(2)所示。

$$[0065] \quad dI_i = \exp(-d_i) \quad (2)$$

[0066] 接下来,根据*N*个距离信息之和确定距离基数 dB 。

[0067] 例如,距离基数 dB 如公式(3)所示。

$$[0068] \quad dB = \sum_{i=1}^N dI_i = \sum_{i=1}^N \exp(-d_i) \quad (3)$$

[0069] 3、根据第*i*个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离和距离基数得到第*i*个损失信息,从而得到*N*个损失信息。

[0070] 在一些实施例中,根据第*i*个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离 d_i 得到第*i*个距离信息 dI_i ,如公式(2)所示。

[0071] 接下来,根据第*i*个距离信息 dI_i 和距离基数 dB 得到第*i*个损失信息 LI_i 。例如,第*i*个损失信息 LI_i 由第*i*个距离信息和距离基数之比确定。

[0072] 例如,第*i*个损失信息 LI_i 如公式(4)所示。

$$[0073] \quad LI_i = \log\left(\frac{dI_i}{dB}\right) = \log\left(\frac{\exp(-d_i)}{\sum_{j=1}^N \exp(-d_j)}\right) \quad (4)$$

[0074] 4、根据*N*个损失信息确定第一损失函数。

[0075] 在一些实施例中,第一损失函数由*N*个损失信息之和确定。例如,第一损失函数为*N*个损失信息之和的相反数。

[0076] 例如,第一损失函数 $L1$ 如公式(5)所示。

$$[0077] \quad L1 = -\sum_{i=1}^N LI_i = -\sum_{i=1}^N \log\left(\frac{\exp(-d_i)}{\sum_{j=1}^N \exp(-d_j)}\right) \quad (5)$$

[0078] 需要说明的是,由于根据交叉熵信息确定损失函数是本领域技术人员所了解的,因此这里不展开描述。

[0079] 在步骤105,根据第一损失函数和第二损失函数确定目标损失函数。

[0080] 在一些实施例中,目标损失函数 L 为第一损失函数 $L1$ 和第二损失函数 $L2$ 的加权和。

[0081] 例如,目标损失函数 L 如公式(6)所示。

$$[0082] \quad L = L1 + L2 \quad (6)$$

[0083] 在步骤106,利用目标损失函数对机器学习模型进行训练。

[0084] 在本公开上述实施例提供的机器学习模型训练方法中,通过根据每个图文样本特征向量的预设标签,确定每个图文样本特征向量对应的情感质心,进而根据每个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离确定损失函数以进行训练。由此可将具有相同标签的样本在空间上拉进,从而很好地解决特征偏移问题,得到的情感分类结果更加准确。同时本方法训练复杂度小,有效减小计算资源开销。

[0085] 图2和图3为本公开一些实施例的训练优化结果示意图。图2给出了图文样本特征向量与对应情感质心间的平均距离随训练次数的变化情况。在图2中,曲线1表示利用现有技术得到的平均距离,曲线2表示利用本公开上述实施例得到的平均距离。图3给出了情感分类的准确度(Accuracy,简称:Acc)随训练次数的变化情况。在图3中,曲线3表示利用现有技术得到的准确度,曲线4表示利用本公开上述实施例得到的准确度。

[0086] 从图2和图3可以看出,通过利用现有技术,可以把图文样本特征向量与对应情感质心间的平均距离优化到一个很低的水平,如图2中的曲线1所示。但现有技术对空间语义造成破坏,从而导致情感分类的准确度无法得到优化,如图3中的曲线3所示。而通过使用本公开上述实施例提供的方案,能够将图文样本特征向量与对应情感质心间的平均距离进行优化,如图2中的曲线2所示,还能够对情感分类的准确度进行显著优化,如图3中的曲线4所示。

[0087] 在一些实施例中,在当前轮次的训练过程中,将多个图文样本特征向量中的部分图文样本特征向量进行更新,以便将更新后的多个图文样本特征向量用于下一轮次的训练。

[0088] 在一些实施例中,多个图文样本特征向量包括M个子集合,M为大于1的自然数。在这种情况下,将多个图文样本特征向量中的第1个子集合删除,并添加与第1个子集合不同的第M+1个子集合,其中第M+1个子集合和第1个子集合具有相同数量的图文样本特征向量。

[0089] 例如,在训练过程中,共有5000个样本特征向量,这5000个样本特征向量分为5个子集合,每个子集合中包括1000个样本特征向量。

[0090] 在首轮训练时,利用这5000个样本特征向量进行训练,即利用S1-S5000进行训练。在本轮训练结束后,删除当前的第1个子集合,即删除样本特征向量S1-S1000,同时添加新的子集合,即增加样本特征向量S5001-S6000。

[0091] 在第二轮训练时,利用S1001-S6000进行训练。在本轮训练结束后,删除当前的第1个子集合,即删除样本特征向量S1001-S2000,同时添加新的子集合,即增加样本特征向量S6001-S7000。

[0092] 在第三轮训练时,利用S2001-S7000进行训练。在本轮训练结束后,删除当前的第1个子集合,即删除样本特征向量S2001-S3000,同时添加新的子集合,即增加样本特征向量S7001-S8000。依次类推。

[0093] 通过上述处理,在每轮训练时,都会有部分样本特征向量发生变化,从而使得经过训练的机器学习模型具有全局感知能力,提高所生成质心的稳定性。

[0094] 还需要说明的是,与现有技术中能够获得最优SOTA(State of the Art)的模型CLMLF相比,本公开所提供的方案在计算复杂度方面也有明显优势。具体来说,CLMLF需要计算样本之间的相似度来进行对比学习,在批次大小为N的情况下,导致复杂度为 $N*N$ 。而本公开提供的方案通过利用全局一致性的思想来约束情感质心周围的样本,其中复杂度在一个

批次中被线性化,仅为 $N*3$ 。以显卡为例进行模型训练,本公开提供的方案仅需要2个显卡,而CLMLF至少需要4个显卡。因此,本公开提供方案的训练复杂性远低于CLMLF。

[0095] 图4和图5为本公开一些实施例的情感分类示意图。图4为利用现有技术得到的聚类结果,图5为利用本公开上述实施例提出的更新部分样本特征向量得到的聚类结果。在图4和图5中,区域41表示正面情绪区域,区域42表示负面情绪区域,区域43表示中性情绪区域。相比于图4,在图5中,同一类型的样本特征向量的聚类程度更好,可有效保证质心的稳定性。

[0096] 图6为本公开一个实施例的机器学习模型训练装置的结构示意图。如图6所示,机器学习模型训练装置包括第一处理模块61、第二处理模块62、第三处理模块63、第四处理模块64和第五处理模块65。

[0097] 第一处理模块61被配置为获取多个图文样本特征向量。

[0098] 在一些实施例中,在多个图文样本中,第一处理模块61从每个图文样本中提取出图像特征向量和文本特征向量,将图像特征向量和文本特征向量进行融合,从而得到该图文样本的图文样本特征向量,由此得到多个图文样本特征向量。

[0099] 例如,第一处理模块61利用ResNet提取出图文样本中的图像特征向量,利用BERT提取出图文样本中的文本特征向量。

[0100] 在一些实施例中,第一处理模块61将图文样本特征向量进行归一化处理,以便经过处理的特征向量具有预定维度。

[0101] 例如,第一处理模块61将图文样本特征向量输入全连接层进行归一化处理,以便得到具有预定维度的特征向量。

[0102] 第二处理模块62被配置为利用机器学习模型对多个图文样本特征向量进行处理,以得到多个情感质心。

[0103] 例如,第二处理模块62通过对多个图文样本特征向量进行聚类处理,以得到多个情感质心。

[0104] 例如,多个情感质心包括正面情感质心、负面情感质心和中性情感质心。

[0105] 第三处理模块63被配置为根据每个图文样本特征向量的预设标签,确定每个图文样本特征向量对应的情感质心。

[0106] 第四处理模块64被配置为根据每个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离确定第一损失函数,并根据机器学习模型的交叉熵信息确定第二损失函数。

[0107] 在一些实施例中,第四处理模块64通过执行以下操作确定第一损失函数。

[0108] 1、计算第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离 d_i ,以得到 N 个距离, $1 \leq i \leq N$, N 为图文样本特征向量总数。

[0109] 在一些实施例中,计算第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的欧式距离,并根据欧式距离与预定参数得到第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离 d_i 。

[0110] 例如,第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离 d_i 为欧式距离的平方值与预定参数之比。

[0111] 例如,第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离 d_i 如公式(1)所示。

[0112] 2、根据 N 个距离确定距离基数。

[0113] 在一些实施例中,根据第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离 d_i 得到

第 i 个距离信息 dI_i ,从而得到 N 个距离信息。

[0114] 例如,第 i 个距离信息 dI_i 如公式(2)所示。

[0115] 接下来,根据 N 个距离信息之和确定距离基数 dB 。

[0116] 例如,距离基数 dB 如公式(3)所示。

[0117] 3、根据第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离和距离基数得到第 i 个损失信息,从而得到 N 个损失信息。

[0118] 在一些实施例中,根据第 i 个图文样本特征向量与对应情感质心间的距离 d_i 得到第 i 个距离信息 dI_i ,如公式(2)所示。

[0119] 接下来,根据第 i 个距离信息 dI_i 和距离基数 dB 得到第 i 个损失信息 LI_i 。例如,第 i 个损失信息 LI_i 由第 i 个距离信息和距离基数之比确定。

[0120] 例如,第 i 个损失信息 LI_i 如公式(4)所示。

[0121] 4、根据 N 个损失信息确定第一损失函数。

[0122] 在一些实施例中,第一损失函数由 N 个损失信息之和确定。例如,第一损失函数为 N 个损失信息之和的相反数。

[0123] 例如,第一损失函数 $L1$ 如公式(5)所示。

[0124] 需要说明的是,由于根据交叉熵信息确定损失函数是本领域技术人员所了解的,因此这里不展开描述。

[0125] 第五处理模块65被配置为根据第一损失函数和第二损失函数确定目标损失函数,利用目标损失函数对机器学习模型进行训练。

[0126] 在一些实施例中,目标损失函数 L 为第一损失函数 $L1$ 和第二损失函数 $L2$ 的加权和。

[0127] 例如,目标损失函数 L 如公式(6)所示。

[0128] 图7为本公开另一实施例的机器学习模型训练装置的结构示意图。如图7所示,机器学习模型训练装置包括存储器71和处理器72。

[0129] 存储器71用于存储指令,处理器72耦合到存储器71,处理器72被配置为基于存储器存储的指令执行实现如图1中任一实施例涉及的方法。

[0130] 如图7所示,该机器学习模型训练装置还包括通信接口73,用于与其它设备进行信息交互。同时,该机器学习模型训练装置还包括总线74,处理器72、通信接口73、以及存储器71通过总线74完成相互间的通信。

[0131] 存储器71可以包含高速RAM存储器,也可还包括非易失性存储器(non-volatile memory),例如至少一个磁盘存储器。存储器71也可以是存储器阵列。存储器71还可能被分块,并且块可按一定的规则组合成虚拟卷。

[0132] 此外,处理器72可以是一个中央处理器CPU,或者可以是专用集成电路ASIC,或是被配置成实施本公开实施例的一个或多个集成电路。

[0133] 本公开同时还涉及一种计算机可读存储介质,其中计算机可读存储介质存储有计算机指令,指令被处理器执行时实现如图1中任一实施例涉及的方法。

[0134] 图8为本公开一个实施例的情感分类方法的流程示意图。在一些实施例中,下列的情感分类方法由情感分类装置执行。

[0135] 在步骤801,获取待处理图文信息的特征向量。

[0136] 在一些实施例中,提取待处理图文信息的图像特征向量,提取待处理图文信息的

文本特征向量,将图像特征向量和文本特征向量进行融合,以得到待处理图文信息的特征向量。

[0137] 例如,利用ResNet提取出待处理图文信息的图像特征向量,利用BERT提取待处理图文信息的文本特征向量。

[0138] 在一些实施例中,将待处理图文信息的特征向量进行归一化处理,以便经过处理的特征向量具有预定维度。

[0139] 例如,将待处理图文信息的特征向量输入全连接层进行归一化处理,以便得到具有预定维度的特征向量。

[0140] 在步骤802,计算特征向量与机器学习模型提供的多个情感质心中的每个情感质心的距离,其中机器学习模型利用图1中任一项的训练方法得到。

[0141] 在步骤803,根据与特征向量距离最近的情感质心具有的情感属性,确定待处理图文信息的情感类别。

[0142] 例如,当前有三个质心,分别对应正面情感质心、负面情感质心和中性情感质心。若与特征向量距离最近的情感质心具有正面情感属性,则可判断该待处理图文信息具有正面情感。

[0143] 图9为本公开一个实施例的情感分类装置的结构示意图。如图9所示,情感分类装置包括第一分类模块91、第二分类模块92和第三分类模块93。

[0144] 第一分类模块91被配置为获取待处理图文信息的特征向量。

[0145] 在一些实施例中,第一分类模块91提取待处理图文信息的图像特征向量,提取待处理图文信息的文本特征向量,将图像特征向量和文本特征向量进行融合,以得到待处理图文信息的特征向量。

[0146] 例如,第一分类模块91利用ResNet提取出待处理图文信息的图像特征向量,利用BERT提取待处理图文信息的文本特征向量。

[0147] 在一些实施例中,第一分类模块91将待处理图文信息的特征向量进行归一化处理,以便经过处理的特征向量具有预定维度。

[0148] 例如,第一分类模块91将待处理图文信息的特征向量输入全连接层进行归一化处理,以便得到具有预定维度的特征向量。

[0149] 第二分类模块92被配置为计算特征向量与机器学习模型提供的多个情感质心中的每个情感质心的距离,其中机器学习模型利用图1中任一项的训练方法得到。

[0150] 第三分类模块93被配置为根据与特征向量距离最近的情感质心具有的情感属性,确定待处理图文信息的情感类别。

[0151] 例如,当前有三个质心,分别对应正面情感质心、负面情感质心和中性情感质心。若与特征向量距离最近的情感质心具有正面情感属性,则可判断该待处理图文信息具有正面情感。

[0152] 图10为本公开另一实施例的情感分类装置的结构示意图。如图10所示,情感分类装置包括存储器1001、处理器1002、通信接口1003和总线1004。图10和图7的不同之处在于,在图10所示实施例中,处理器1002被配置为基于存储器1001存储的指令执行实现如图8中任一实施例所述的方法。

[0153] 通过将本公开提供的方案和现有模型对现有数据集(MVSA-Single和HFM)进行处

理,从得到的Acc和F1评价指标可以看到,相比于其它现有方案,本公开所提供的方案的性能是最优的。

[0154] 在一些实施例中,在上面所描述的功能单元模块可以实现为用于执行本公开所描述功能的通用处理器、可编程逻辑控制器(Programmable Logic Controller,简称:PLC)、数字信号处理器(Digital Signal Processor,简称:DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,简称:ASIC)、现场可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array,简称:FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件或者其任意适当组合。

[0155] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例的全部或部分步骤可以通过硬件来完成,也可以通过程序来指令相关的硬件完成,所述的程序可以存储于一种计算机可读存储介质中,上述提到的存储介质可以是只读存储器,磁盘或光盘等。

[0156] 本公开的描述是为了示例和描述起见而给出的,而并不是无遗漏的或者将本公开限于所公开的形式。很多修改和变化对于本领域的普通技术人员而言是显然的。选择和描述实施例是为了更好说明本公开的原理和实际应用,并且使本领域的普通技术人员能够理解本公开从而设计适于特定用途的带有各种修改的各种实施例。

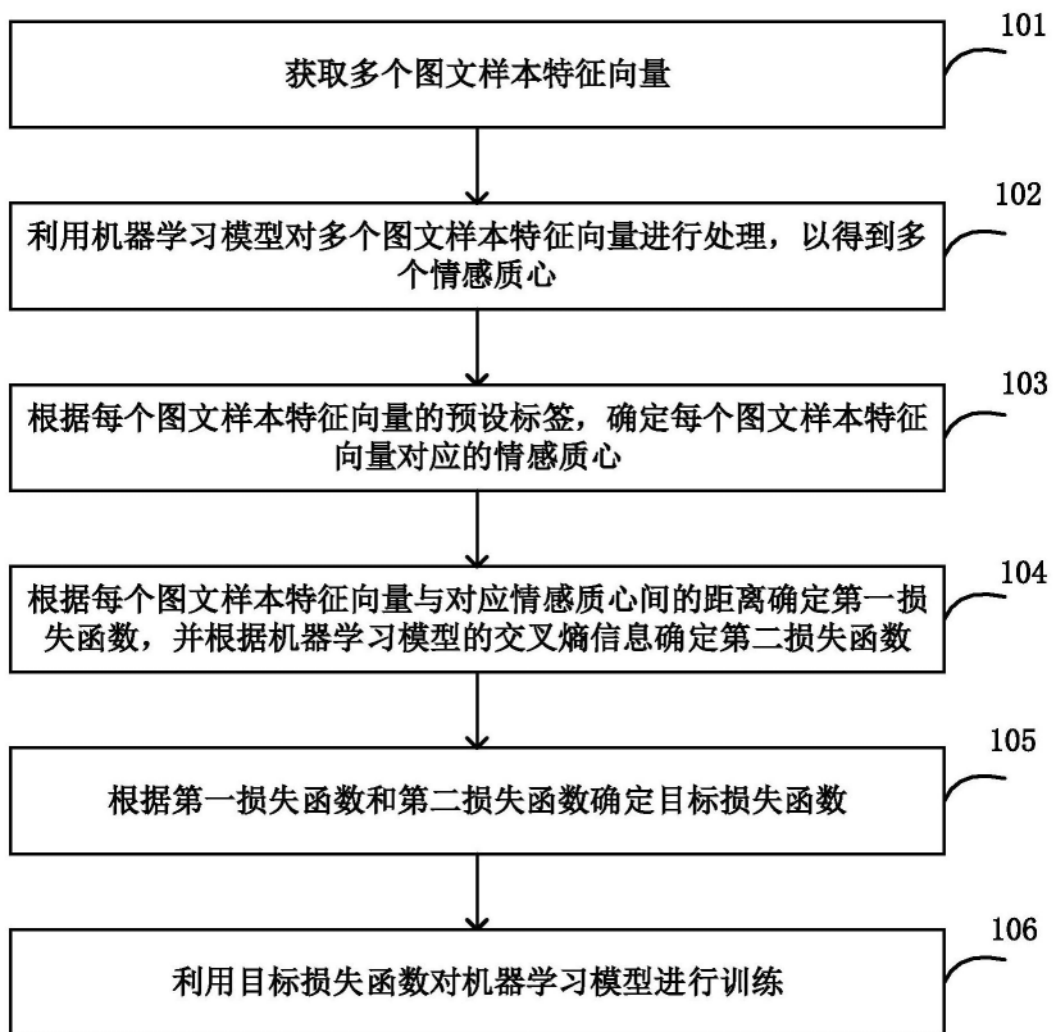


图1

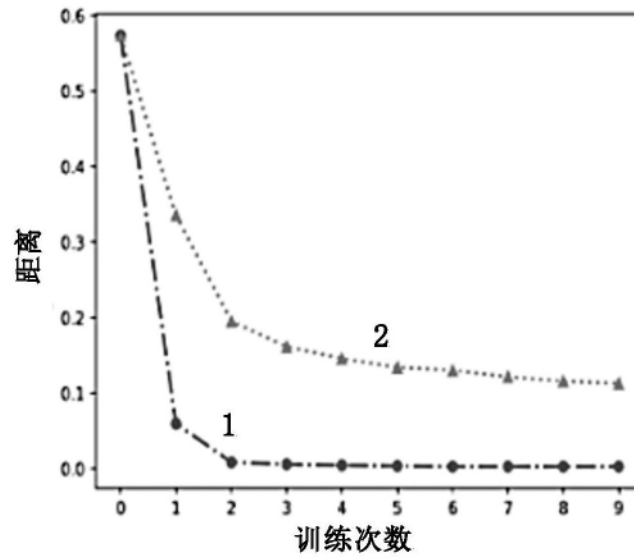


图2

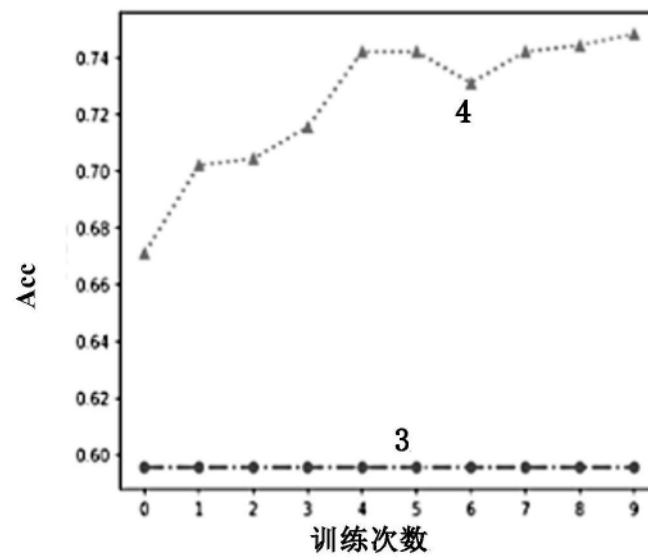


图3

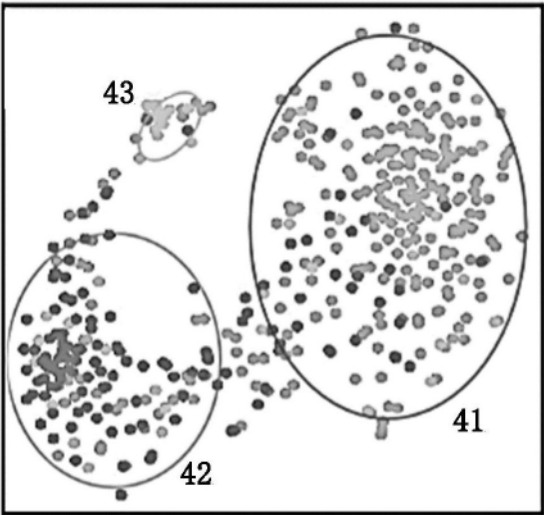


图4

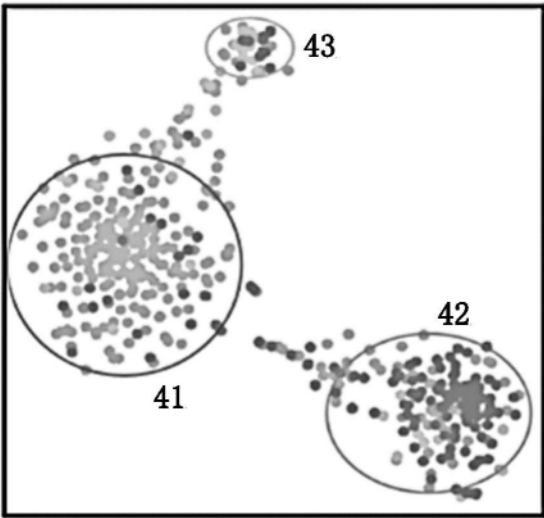


图5

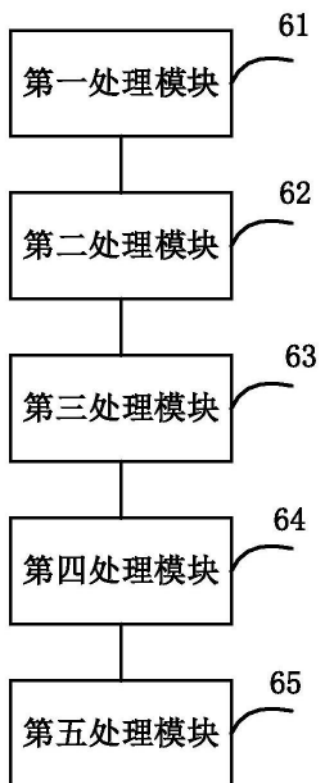


图6

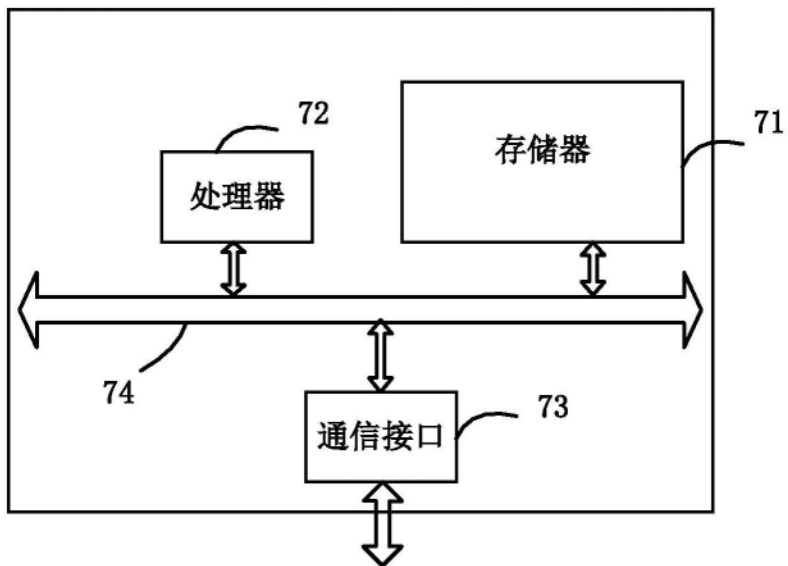


图7

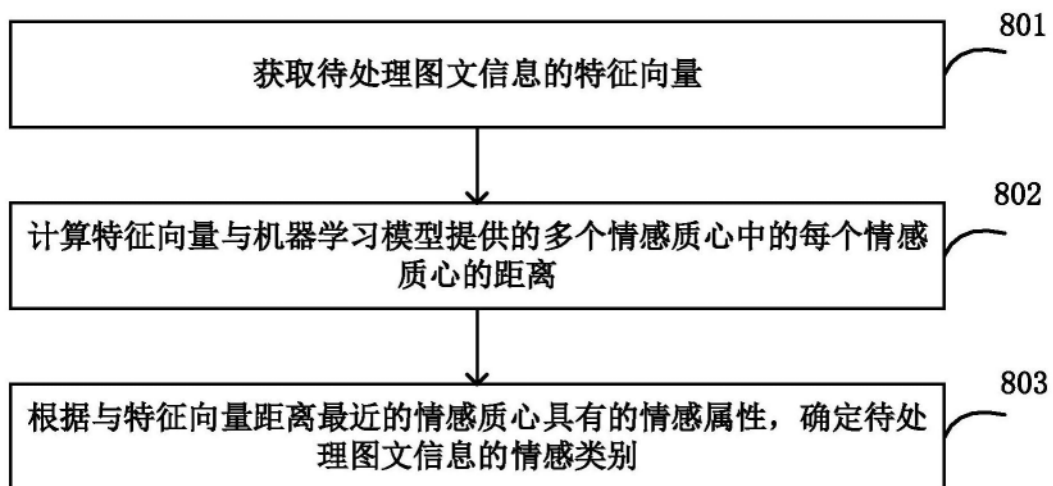


图8

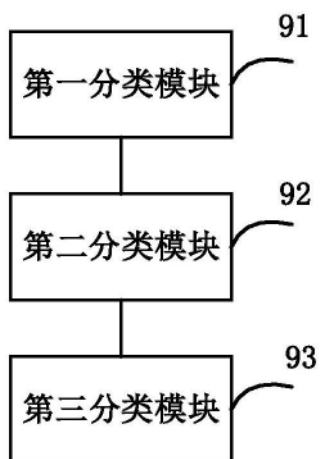


图9

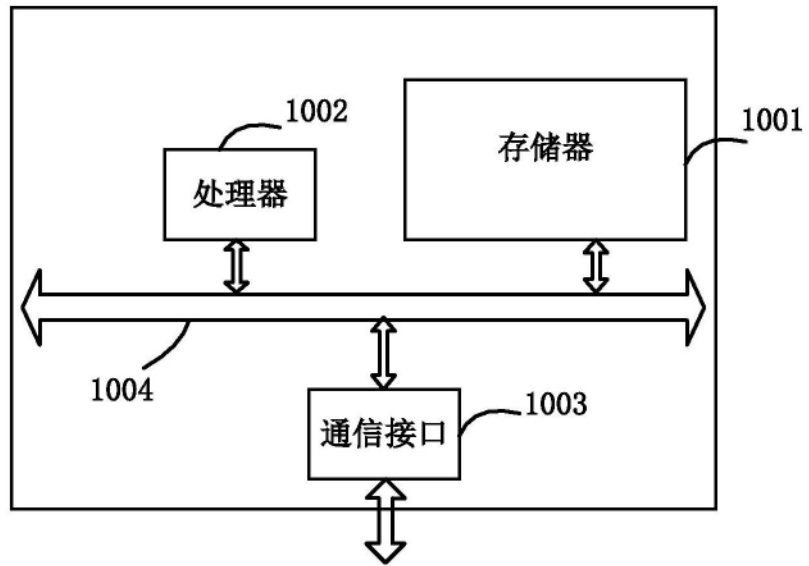


图10