



(21) 申请号 202510024536.5

(22) 申请日 2025.01.08

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 119417199 A

(43) 申请公布日 2025.02.11

(73) 专利权人 爱动超越人工智能科技(北京)有
限责任公司

地址 100013 北京市东城区和平里东街11
号航星科技园3号楼517

(72) 发明人 邓海勤 高志勇 陈志鹏 卢曼泽

(74) 专利代理机构 北京中慧创科知识产权代理
事务所(特殊普通合伙)
11721

专利代理师 王栓庆

(51) Int.Cl.

G06Q 10/0631 (2023.01)

G06Q 10/083 (2024.01)

G06V 20/40 (2022.01)

G06V 20/52 (2022.01)

G06V 10/762 (2022.01)

G06V 10/764 (2022.01)

G06N 5/04 (2023.01)

(56) 对比文件

CN 118781578 A, 2024.10.15

CN 119272943 A, 2025.01.07

审查员 吴林健

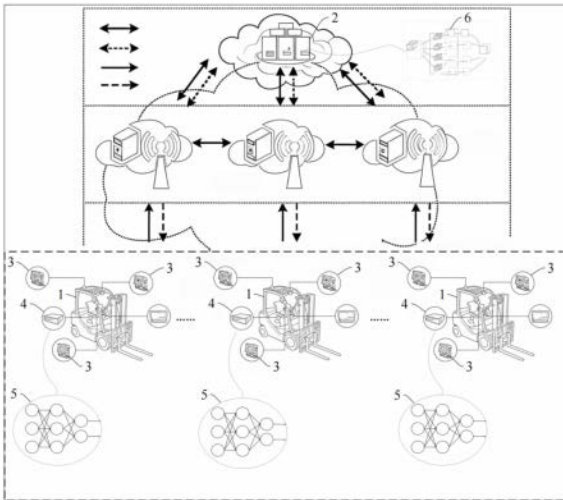
权利要求书4页 说明书24页 附图1页

(54) 发明名称

基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调
度系统及调度方法

(57) 摘要

本发明公开了基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调度系统及调度方法,系统中,每台厂内物流叉车上部署有摄像头以及AI视觉主机, AI视觉主机上部署有数据采集模块以及异常事件识别模型,调度服务器上部署有调度策略推理模型;摄像头对部署其的厂内物流叉车的运行环境进行监测得到环境监测视频流,数据采集模块对环境监测视频流进行采样得到视频采样数据,异常事件识别模型对视频采样数据进行巡检关键特征提取,并根据提取到的巡检关键特征识别出场内物流异常事件;调度策略推理模型对所有厂内物流叉车上的异常事件识别模型识别到的场内物流异常事件进行处理,以生成对所有厂内物流叉车的调度策略。



1. 一种基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调度系统,其特征在于,包括:多台厂内物流叉车、调度服务器,每台厂内物流叉车上部署有摄像头以及AI视觉主机,所述AI视觉主机上部署有数据采集模块以及异常事件识别模型,所述调度服务器上部署有调度策略推理模型;

所述摄像头用于对部署其的厂内物流叉车的运行环境进行监测得到环境监测视频流,所述数据采集模块用于对所述环境监测视频流进行采样得到视频采样数据,所述异常事件识别模型用于对所述视频采样数据进行巡检关键特征提取,并根据提取到的所述巡检关键特征识别出场内物流异常事件;

所述调度策略推理模型用于对所有厂内物流叉车上的异常事件识别模型识别到的场内物流异常事件执行如下步骤,以生成对所有厂内物流叉车的调度策略:

对所有的场内物流异常事件进行聚类分析,以生成异常分类树;

获取场内物流资源描述并与所述异常分类树进行匹配,以生成所有场内物流异常事件对厂内物流整体运作的影响程度评估值和影响范围评估值;

根据所述影响程度评估值和影响范围评估值,对叉车任务调整目标与叉车路径规划目标进行推理;

基于推理得到的所述叉车任务调整目标与叉车路径规划目标,生成对所有厂内物流叉车的调度策略;

其中,所述场内物流异常事件包括人员摔倒紧急事件;

所述异常事件识别模型用于对所述视频采样数据进行巡检关键特征提取,并根据提取到的所述巡检关键特征识别出场内物流异常事件,包括:

对所述视频采样数据中的人体进行目标检测以得到人体重心高度、人体关键关节位置随时间的变化;所述人体关键关节包括头部、肩部、肘部、膝盖和脚踝;

基于人体姿态稳定性指数判断是否出现人体摔倒的动作特征,如果识别出人体摔倒的动作特征则生成所述人员摔倒紧急事件;

所述人体姿态稳定性指数基于如下公式计算:

$$SI = \frac{\sum_{i=1}^5 |\Delta J_i|}{\Delta T} \times \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left| \frac{\Delta H_j}{H_{j-1}} \right|$$

其中, SI 表示所述人体姿态稳定性指数, ΔJ_i 为相邻两帧视频采样数据中人体第*i*个关键关节位置变化量, ΔT 为相邻两帧视频采样数据的时间间隔, ΔH_j 为第*j*帧视频采样数据中人体重心高度相对前一帧的变化量, H_{j-1} 为前一帧人体重心高度, N 为计算帧数。

2. 根据权利要求1所述的一种基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调度系统,其特征在于,所述调度策略推理模型包括异常事件输入网络、事件特征提取网络,所述事件特征提取网络包括卷积层、池化层、全连接层;

所述对所有的场内物流异常事件进行聚类分析,以生成异常分类树,包括:

基于所述异常事件输入网络,对所有的场内物流异常事件进行向量化,生成场内物流异常事件特征序列表示;

基于所述卷积层,对所述场内物流异常事件特征序列表示进行局部特征提取,以生成异常表征局部特征向量,所述异常表征局部特征向量包括异常表征边缘特征、异常表征角

点特征、异常表征纹理特征、异常表征颜色特征、异常表征运动特征；

基于所述池化层,对所述异常表征局部特征向量进行下采样,生成异常表征关键特征向量；

基于所述全连接层,对所述异常表征关键特征向量进行特征映射,得到异常事件的特征表示向量以生成所述异常分类树。

3.根据权利要求2所述的一种基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调度系统,其特征在于,所述调度策略推理模型还包括特征间注意力分析网络和聚类网络；

所述对所有的场内物流异常事件进行聚类分析,以生成异常分类树,还包括：

基于所述特征间注意力分析网络,对不同异常事件的特征表示向量进行多头交叉注意力分析,以生成异常事件综合特征向量；

基于所述聚类网络,对所述异常事件综合特征向量进行聚类分析,以生成所述异常分类树。

4.根据权利要求3所述的一种基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调度系统,其特征在于,所述调度策略推理模型还包括策略生成与评估网络,所述策略生成与评估网络包括:资源描述输入层、异常分类树编码层、匹配与评估层；

所述获取场内物流资源描述并与所述异常分类树进行匹配,以生成所有场内物流异常事件对厂内物流整体运作的影响程度评估值和影响范围评估值,包括：

基于所述资源描述输入层,对所述场内物流资源描述进行向量化,以生成场内物流资源向量表示；

基于所述异常分类树编码层,对所述异常分类树的结构和节点信息进行编码,生成异常分类编码；

基于所述匹配与评估层,对所述场内物流资源向量表示与所述异常分类编码进行匹配得到匹配结果,并对所述匹配结果进行线性变换和激活,以生成影响程度评估值和影响范围评估值。

5.根据权利要求4所述的一种基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调度系统,其特征在于,所述调度策略推理模型还包括推理层；

所述根据所述影响程度评估值和影响范围评估值,对叉车任务调整目标与叉车路径规划目标进行推理,包括：

基于所述推理层,对所述影响程度评估值和影响范围评估值进行线性变换,生成物流影响推理潜向量,并对所述物流影响推理潜向量进行非线性激活,生成异常影响驱动的物流调度决策表征,所述异常影响驱动的物流调度决策表征包括推理的所述叉车任务调整目标与叉车路径规划目标。

6.根据权利要求5所述的一种基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调度系统,其特征在于,所述策略生成与评估网络还包括:策略生成层,所述策略生成层包括:调度目标编码模块以及策略生成模块；

所述基于推理得到的所述叉车任务调整目标与叉车路径规划目标,生成对所有厂内物流叉车的调度策略,包括：

基于所述调度目标编码模块,对所述叉车任务调整目标与叉车路径规划目标进行编码,以生成推理结果编码；

基于所述策略生成模块,将所述推理结果编码映射到构建的调度策略空间,以生成叉车任务分配调度策略向量、行驶路径调度策略向量,并据此生成对所有厂内物流叉车的调度策略。

7.根据权利要求1-6任一项所述的一种基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调度系统,其特征在于,所述场内物流异常事件还包括货物掉落紧急事件;

所述异常事件识别模型用于对所述视频采样数据进行巡检关键特征提取,并根据提取到的所述巡检关键特征识别出场内物流异常事件,包括:

对所述视频采样数据中的货物进行目标检测以得荷载中心距;

从运行状态数据获取货叉间距和货叉离地高度;

基于货物放置稳定性指数判断是否出现货物掉落的动作特征,如果识别出货物掉落的动作特征则生成所述货物掉落紧急事件;

所述货物放置稳定性指数基于如下公式计算:

$$SSC = \frac{\sum_{k=1}^3 W_k \times F_k}{\sum_{k=1}^3 W_k}$$

其中,SSC表示所述货物放置稳定性指数, $F_1 = \frac{|C_n - C_0|}{C_0}$; C_n 为当前货物的荷载中心距,

C_0 为标准荷载中心距;

$F_2 = \frac{|D_n - D_0|}{D_0}$; D_n 为当前货叉间距相对标准值偏差, D_0 为标准货叉间距;

$F_3 = \frac{|H_n - H_0|}{H_0}$; H_n 为当前货物离地高度相对标准值偏差, H_0 为标准离地高度;

W_1 、 W_2 、 W_3 分别为荷载中心距、货叉间距、货叉离地高度这三个影响货物稳定性因素的对应权重。

8.根据权利要求7所述的一种基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调度系统,其特征在于,所述场内物流异常事件还包括明火紧急事件;

所述异常事件识别模型用于对所述视频采样数据进行巡检关键特征提取,并根据提取到的所述巡检关键特征识别出场内物流异常事件,包括:

对所述视频采样数据进行颜色特征分析以得到含有火焰颜色特征的视频采样数据;

对所述含有火焰颜色特征的视频采样数据进行纹理特征分析以得到含有火焰纹理特征的视频采样数据;

对所述含有火焰纹理特征的视频采样数据的前后视频采样数据进行火焰动态特征分析以识别出明火;

如果识别出明火则生成所述明火紧急事件。

9.一种基于权利要求1-8任一项所述的基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调度系统的调度方法,其特征在于,包括:

摄像头对部署其的厂内物流叉车的运行环境进行监测得到环境监测视频流;

数据采集模块对所述环境监测视频流进行采样得到视频采样数据;

异常事件识别模型对所述视频采样数据进行巡检关键特征提取,并根据提取到的所述巡检关键特征识别出场内物流异常事件;

调度策略推理模型对所有厂内物流叉车上的异常事件识别模型识别到的场内物流异常事件执行如下步骤,以生成对所有厂内物流叉车的调度策略:

对所有的场内物流异常事件进行聚类分析,以生成异常分类树;

获取场内物流资源描述并与所述异常分类树进行匹配,以生成所有场内物流异常事件对厂内物流整体运作的影响程度评估值和影响范围评估值;

根据所述影响程度评估值和影响范围评估值,对叉车任务调整目标与叉车路径规划目标进行推理;

基于推理得到的所述叉车任务调整目标与叉车路径规划目标,生成对所有厂内物流叉车的调度策略。

基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调度系统及调度方法

技术领域

[0001] 本发明涉及巡检调度技术领域,尤其涉及基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调度系统及调度方法。

背景技术

[0002] 在工业自动化和智能物流领域,叉车作为厂内物流的关键设备,其效率和安全性对整个生产流程至关重要。随着技术的发展,越来越多的自动化和智能化技术被应用于物流领域,以提高作业效率和安全性。对于厂内状况的巡检及监控,现有技术主要依赖于固定的监控摄像头和传感器网络来收集数据,并通过中心化的控制系统进行物流调度。这些系统通常存在一定的局限性,如监控盲区、数据实时性差、以及对突发事件响应不及时等问题。例如,固定摄像头可能无法覆盖叉车作业的所有区域,导致监控死角;中心化的控制系统在处理大量数据时可能会遇到延迟,影响调度效率。

[0003] 具体来说,针对厂内物流叉车的监控和调度,现有技术还存在以下缺陷和不足:
(1) 数据采集的局限性:现有技术中,数据采集主要依赖于固定的监控设备,这限制了监控范围,难以实现全面覆盖,特别是在动态变化的厂内环境中。这种局限性导致无法实时监测叉车周围的所有情况,如人员摔倒、明火等紧急事件。
(2) 实时性差:中心化的物流调度系统在处理 and 响应紧急情况时存在延迟,因为数据需要从现场传输到中心服务器,经过处理后再下发指令,这个过程可能导致响应时间延长,影响紧急事件的处理效率。

发明内容

[0004] 本发明提供了一种基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调度系统,其包括:多台厂内物流叉车、调度服务器,每台厂内物流叉车上部署有摄像头以及AI视觉主机,所述AI视觉主机上部署有数据采集模块以及异常事件识别模型,所述调度服务器上部署有调度策略推理模型;

[0005] 所述摄像头用于对部署其的厂内物流叉车的运行环境进行监测得到环境监测视频流,所述数据采集模块用于对所述环境监测视频流进行采样得到视频采样数据,所述异常事件识别模型用于对所述视频采样数据进行巡检关键特征提取,并根据提取到的所述巡检关键特征识别出场内物流异常事件;

[0006] 所述调度策略推理模型用于对所有厂内物流叉车上的异常事件识别模型识别到的场内物流异常事件执行如下步骤,以生成对所有厂内物流叉车的调度策略:

[0007] 对所有的场内物流异常事件进行聚类分析,以生成异常分类树;

[0008] 获取场内物流资源描述并与所述异常分类树进行匹配,以生成所有场内物流异常事件对厂内物流整体运作的影响程度评估值和影响范围评估值;

[0009] 根据所述影响程度评估值和影响范围评估值,对叉车任务调整目标与叉车路径规划目标进行推理;

[0010] 基于推理得到的所述叉车任务调整目标与叉车路径规划目标,生成对所有厂内物

流叉车的调度策略。

[0011] 本申请还提供一种基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调度系统的调度方法,其包括:

[0012] 摄像头对部署其的厂内物流叉车的运行环境进行监测得到环境监测视频流;

[0013] 数据采集模块对所述环境监测视频流进行采样得到视频采样数据;

[0014] 异常事件识别模型对所述视频采样数据进行巡检关键特征提取,并根据提取到的所述巡检关键特征识别出场内物流异常事件;

[0015] 调度策略推理模型对所有厂内物流叉车上的异常事件识别模型识别到的场内物流异常事件执行如下步骤,以生成对所有厂内物流叉车的调度策略:

[0016] 对所有的场内物流异常事件进行聚类分析,以生成异常分类树;

[0017] 获取场内物流资源描述并与所述异常分类树进行匹配,以生成所有场内物流异常事件对厂内物流整体运作的影响程度评估值和影响范围评估值;

[0018] 根据所述影响程度评估值和影响范围评估值,对叉车任务调整目标与叉车路径规划目标进行推理;

[0019] 基于推理得到的所述叉车任务调整目标与叉车路径规划目标,生成对所有厂内物流叉车的调度策略。

附图说明

[0020] 图1是根据本发明实施例的基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调度系统的示意图。

[0021] 图2是根据本发明实施例的基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调度方法的示意图。

具体实施方式

[0022] 图1是根据本发明实施例的基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调度系统的示意图。如图1所示基于厂内物流叉车巡检数据采集的物流调度系统,其包括:多台厂内物流叉车1、调度服务器2,每台厂内物流叉车1上部署有摄像头3以及AI视觉主机4,所述AI视觉主机4上部署有数据采集模块以及异常事件识别模型5,所述调度服务器上2部署有调度策略推理模型6;所述摄像头3用于对部署其的厂内物流叉车1的运行环境进行监测得到环境监测视频流,所述数据采集模块用于对所述环境监测视频流进行采样得到视频采样数据,所述异常事件识别模型用于对所述视频采样数据进行巡检关键特征提取,并根据提取到的所述巡检关键特征识别出场内物流异常事件;所述调度策略推理模型6用于对所有厂内物流叉车1上的异常事件识别模型识别到的场内物流异常事件执行如下步骤,以生成对所有厂内物流叉车1的调度策略:对所有的场内物流异常事件进行聚类分析,以生成异常分类树;获取场内物流资源描述并与所述异常分类树进行匹配,以生成所有场内物流异常事件对厂内物流整体运作的影响程度评估值和影响范围评估值;根据所述影响程度评估值和影响范围评估值,对叉车任务调整目标与叉车路径规划目标进行推理;基于推理得到的所述叉车任务调整目标与叉车路径规划目标,生成对所有厂内物流叉车1的调度策略。

[0023] 可选地,所述调度策略推理模型6包括异常事件输入网络、事件特征提取网络,所

述事件特征提取网络包括卷积层、池化层、全连接层；所述对所有的场内物流异常事件进行聚类分析，以生成异常分类树，包括：基于所述异常事件输入网络，对所有的场内物流异常事件进行向量化，生成场内物流异常事件特征序列表示；基于所述卷积层，对所述场内物流异常事件特征序列表示进行局部特征提取，以生成异常表征局部特征向量，所述异常表征局部特征向量包括异常表征边缘特征、异常表征角点特征、异常表征纹理特征、异常表征颜色特征、异常表征运动特征；基于所述池化层，对所述异常表征局部特征向量进行下采样，生成异常表征关键特征向量；基于所述全连接层，对所述异常表征关键特征向量进行特征映射，得到异常事件的特征表示向量以生成所述异常分类树。具体地，存在 n 个场内物流异常事件，每个异常事件 e_i 包含多个属性，如事件发生时间 t_i 、发生地点 l_i 、涉及叉车编号 f_i 、异常类型描述 d_i 。对所有的场内物流异常事件进行向量化，生成场内物流异常事件特征序列表示，包括如下过程：对于时间属性 t_i ，将其转化为距离某个固定时间点（如当天零点）的秒数，得到数值 t_i 。对于地点属性 l_i ，仓库被划分为 m 个区域，采用独热编码方式，将区域编号 l_i 映射为一个 m 维向量 $\mathbf{l}_i$ ，其中只有对应区域编号位置的元素为 1，其余元素为 0。对于叉车编号 f_i ，若共有 k 台叉车，同样采用独热编码得到 k 维向量 $\mathbf{f}_i$ 。对于异常类型描述 d_i （为文本形式），使用词向量模型（如 Word2Vec）将其转化为一个固定长度为 p 的向量 $\mathbf{d}_i$ 。将每个异常事件的所有属性向量进行拼接，得到一个维度为 $1+m+k+p$ 的向量 $\mathbf{x}_i$ ，即对每个异常事件 e_i 进行了向量化。所有 n 个异常事件向量化后得到的向量组成了场内物流异常事件特征序列表示 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n]^T$ ，为 $n \times (1+m+k+p)$ 的矩阵。

[0024] 为此，上述基于调度策略推理模型6将场内物流异常事件向量化以生成特征序列表示的技术好处如下：

[0025] 1. 数据标准化与统一格式。便于处理和分析：将不同类型的属性（时间、地点、叉车编号、异常类型描述）转化为数值向量，使得各种信息在数学形式上得到统一。在计算机处理中，统一的数据格式更易于进行各种操作，如存储、计算和模型输入。不同的算法和模型通常要求输入数据具有特定的格式，向量化操作确保了所有异常事件数据都能以一致的方式被处理，大大提高了数据处理的效率和准确性。消除数据异质性：原始的异常事件属性具有不同的类型和量级，例如时间以时间戳表示，地点是区域编号，叉车编号是离散的标识，异常类型描述是文本。这些异质性数据难以直接进行比较和分析。通过向量化，将所有属性转化为数值向量，消除了数据类型的差异，使得不同属性之间可以在同一向量空间中进行运算和分析，为后续的机器学习和数据分析任务奠定了基础。

[0026] 2. 保留关键信息。时间信息量化：将事件发生时间转化为距离固定时间点的秒数，保留了事件发生的先后顺序和时间间隔信息。这种量化方式在分析异常事件的时间序列特征时非常有用，例如可以通过分析不同异常事件的时间间隔来发现潜在的规律，或者根据事件发生的时间顺序来评估其对物流系统的累积影响。地点和叉车编号编码：采用独热编码对地点和叉车编号进行处理，能够准确地表示每个地点区域和叉车的唯一性。在独热编码向量中，只有对应位置的元素为 1，其余为 0，这种编码方式既保留了地点和叉车的标识信息，又便于在向量运算中进行区分和处理。例如，在分析某个区域或某台叉车是否频

繁出现异常事件时,独热编码向量可以直接用于相关的计算和判断。异常类型文本向量化:使用词向量模型(如 Word2Vec)将异常类型描述转化为固定长度的向量,能够捕捉文本中的语义信息。文本数据通常具有高度的复杂性和多样性,难以直接进行数学处理。词向量模型通过对大量文本数据的学习,将每个单词映射到一个低维向量空间中,使得语义相近的单词在向量空间中距离较近。因此,将异常类型描述转化为词向量后,不仅保留了文本的语义信息,还可以通过向量之间的距离计算来衡量不同异常类型之间的相似性,有助于对异常事件进行分类和聚类分析。

[0027] 3. 支持机器学习和数据分析。模型输入适配:生成的场内物流异常事件特征序列表示是一个 $n \times (1 + m + k + p)$ 的矩阵,这种矩阵形式非常适合作为机器学习模型的输入。许多常见的机器学习算法,如神经网络、支持向量机、决策树等,都可以直接处理这种结构化的数值数据。通过将向量化后的异常事件数据输入到这些模型中,可以进行异常事件的分类、预测、聚类任务,例如预测未来可能发生的异常事件类型,或者对相似的异常事件进行聚类分析,以便更好地制定应对策略。特征提取与降维:在后续的机器学习和数据分析过程中,基于向量化后的特征序列表示,可以进一步进行特征提取和降维操作。例如,可以使用主成分分析(PCA)、奇异值分解(SVD)等方法对特征矩阵进行降维,去除冗余信息,提取最关键的特征。这些降维后的特征不仅可以减少数据的维度,提高计算效率,还可以避免过拟合问题,提升模型的泛化能力。同时,通过对特征的分析,还可以发现不同属性对异常事件的影响程度,为深入理解物流系统的运行状况提供有价值的信息。

[0028] 4. 系统集成与扩展性。易于集成到现有系统:向量化后的异常事件数据以统一的向量形式存在,便于与其他物流系统模块进行集成。无论是与物流调度系统、监控系统还是管理决策系统集成,都可以通过标准的数据接口和格式进行交互。这种集成性使得整个物流系统能够更高效地协同工作,例如根据异常事件的特征序列表示实时调整物流调度策略,或者为管理人员提供更准确的决策支持信息。扩展性强:该方案具有良好的扩展性,当物流系统的规模或需求发生变化时,很容易对向量化过程进行调整和扩展。例如,如果仓库区域数量增加或叉车数量改变,只需相应地调整独热编码的维度即可;如果需要增加新的异常事件属性,也可以将其转化为向量后添加到现有的特征序列表示中。这种扩展性保证了方案在不同的物流场景下都能保持有效性和适应性,能够随着物流系统的发展不断优化和升级。

[0029] 为实现上述处理向量化过程,异常事件输入网络包括数据接收模块、数据解析器、时间属性处理模块、地点属性编码模块、叉车编号编码模块、异常类型描述处理模块、向量拼接模块,其中:

[0030] 数据接收模块用于接收场内物流异常事件;数据解析器,对接收的场内物流异常事件进行解析,将其转换为结构化数据,示例性处理代码如下:

[0031] `import json`

[0032] `data = '{"time": "2023100110:00:00", "location": 3, "forklift_id": 5, "description": "Forklift collision"}'`

[0033] `parsed_data = json.loads(data)`

[0034] 时间属性处理模块,将其中将事件发生时间转化为距离某个固定时间点(如当天零点)的秒数,示例性处理代码如下:

```
[0035] fromdatetimeimportdatetime
[0036] defconvert_time_to_seconds(time_str):
[0037] dt=datetime.strptime(time_str,'%Y%m%d%H:%M:%S')
[0038] zero_time=datetime(dt.year,dt.month,dt.day)
[0039] returnint((dt-zero_time).total_seconds())
[0040] time_str="2023100110:00:00"
[0041] seconds=convert_time_to_seconds(time_str)
[0042] 地点属性编码模块,将其中仓库区域编号映射为一个设定维度的向量,仓库被划
分为m个区域,区域编号为1,示例性代码如下:
[0043] importnumpyasnp
[0044] defone_hot_encode_location(location,num_regions):
[0045] one_hot=np.zeros(num_regions)
[0046] one_hot[location]=1
[0047] returnone_hot
[0048] num_regions=10
[0049] location=3
[0050] one_hot_location=one_hot_encode_location(location,num_regions)
[0051] 叉车编号编码模块,将其中叉车编号映射为一个指定维度的向量,共有k台叉车,
叉车编号为f,示例性代码如下:
[0052] defone_hot_encode_forklift(forklift_id,num_forklifts):
[0053] one_hot=np.zeros(num_forklifts)
[0054] one_hot[forklift_id]=1
[0055] returnone_hot
[0056] num_forklifts=20
[0057] forklift_id=5
[0058] one_hot_forklift=one_hot_encode_forklift(forklift_id,num_forklifts)
[0059] 异常类型描述处理模块,使用词向量模型(如Word2Vec)将文本形式的异常类型描
述转化为一个固定长度为p的向量,示例性代码如下:
[0060] fromgensim.modelsimportWord2Vec
[0061] importnumpyasnp
[0062] #包含异常类型描述的文本列表
[0063] texts=[["forklift","collision"],["货物","掉落"]]
[0064] model=Word2Vec(texts,min_count=1)
[0065] defget_description_vector(description,model,vector_size):
[0066] words=description.split()
[0067] vectors=[model.wv[word]forwordinwordsifwordinmodel.wv]
[0068] ifnotvectors:
[0069] returnnp.zeros(vector_size)
[0070] returnnp.mean(vectors,axis=0)
```

```
[0071] description="forkliftcollision"
[0072] vector_size=100
[0073] description_vector=get_description_vector(description,model,vector_size)
```

[0074] 向量拼接模块,将经过上述各模块处理后的属性向量进行拼接,得到每个异常事件的向量化表示,示例性地得到时间属性向量 t' 、地点属性向量 l 、叉车编号属性向量 f 和异常类型描述向量 d ,实现代码如下:

```
[0075] defconcatenate_vectors(time_vector,location_vector,forklift_vector,description_vector):
```

```
[0076] returnnp.concatenate((time_vector,location_vector,forklift_vector,description_vector))
```

```
[0077] time_vector=np.array([seconds])
```

```
[0078] concatenated_vector=concatenate_vectors(time_vector,one_hot_location,one_hot_forklift,description_vector)
```

[0079] 针对特征序列表示生成模块,将所有 n 个异常事件的向量化向量组合成一个矩阵,即场内物流异常事件特征序列表示, n 个向量化向量记为 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$:

```
[0080] defgenerate_feature_sequence(vectors):
```

```
[0081] returnnp.vstack(vectors)
```

```
[0082] vectors=[concatenated_vector]*n
```

```
[0083] feature_sequence=generate_feature_sequence(vectors)
```

[0084] 具体的,卷积层由多个卷积核组成,卷积层有 q 个卷积核,每个卷积核的大小为 $r \times r$ (r 表示卷积核在向量维度上的窗口大小)。每个卷积核都有一组权重参数 $\mathbf{W}_j$ ($j=1, 2, \dots, q$) 和一个偏置项 b_j 。

[0085] 局部特征提取过程如下:

[0086] 将场内物流异常事件特征序列表示 $\mathbf{X}$ 作为卷积层的输入。

[0087] 对于每个卷积核 $\mathbf{W}_j$,在输入矩阵 $\mathbf{X}$ 上按照步长 s 进行滑动。在每次滑动时,卷积核与输入矩阵的对应区域进行元素相乘并求和,再加上偏置项 b_j ,得到一个新的数值。

[0088] 以第 j 个卷积核为例,在某一位置滑动时,卷积核覆盖的输入矩阵区域为 $\mathbf{X}_{ij}$ (i 表示位置索引),则该位置的卷积输出 y_{ij} 为:

$$y_{ij} = \sum_{u=0}^{r-1} \sum_{v=0}^{r-1} \mathbf{W}_{juv} \cdot \mathbf{X}_{ij+uv} + b_j$$

卷积核在整个输入矩阵 $\mathbf{X}$ 上滑动后,会生成一个新的特征图 $\mathbf{Y}_j$ 。所有 q 个卷积核生成的特征图组合在一起,形成了异常表征局部特征向量 $\mathbf{Y}=[\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_q]$ 。特征图的大小为 $h \times w$ (这里 h 和 w 由输入矩阵大小、卷积核大小和步长共同决定),则异常表征局部特征向量 $\mathbf{Y}$ 是一个 $q \times h \times w$ 的张量。具体地,基于池化层下采样时,对异常表征局部特征向量 $\mathbf{Y}$ 进行下采样操作。在每个特征图 $\mathbf{Y}_j$ 上,以池化窗口大小 $u \times u$ 进行滑动。在每个池化窗口内选取最大值作为该窗口的输出。

优选地,对于特征图 $\mathbf{Y}_j$ 中某一位置的池化窗口,其元素为 $\mathbf{Y}_{jkl}$ (k 和 l 表示窗口内位置索引),则该窗口的池化输出 z_{jmn} 为: $z_{jmn} = \max_{k=0}^{u-1} \max_{l=0}^{u-1} \mathbf{Y}_{j(mu+k)(nu+l)}$ 。其中 m 和 n 表示池化窗口在特征图上的位置索引。经过池化操作后,每个特征图的高度和宽度都变为原来的 $1/u$ 。设经过池化后,特征图的新高度为 h' ,新宽度为 w' ,则得到的异常表征关键特征向量 $\mathbf{Z} = [\mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2, \dots, \mathbf{Z}_q]$ 是一个 $q \times h' \times w'$ 的张量。

[0089] 为此,上述卷积层和池化层操作在处理场内物流异常事件特征过程中的技术好处如下:

[0090] 1. 局部特征提取。聚焦细节信息:卷积层通过卷积核在输入矩阵上滑动,每次只关注局部区域的信息。这种局部感知的特性使得卷积层能够捕捉到异常事件特征序列中的细节信息,例如特定的时间片段、地点区域或与异常类型相关的局部特征组合。对于场内物流异常事件,可能某些特定的局部特征组合能够准确地标识出异常事件的类型或严重程度,卷积层能够有效地提取这些关键信息。参数共享与减少计算量:每个卷积核都有一组固定的权重参数,在整个输入矩阵上滑动时,这些权重参数是共享的。这意味着无论卷积核在输入矩阵的哪个位置,它对局部特征的提取方式都是一致的。这种参数共享机制大大减少了模型的参数数量,降低了计算复杂度。相比全连接层,卷积层在处理大规模数据时更加高效,能够在保证特征提取效果的同时,减少训练时间和内存消耗,这对于处理大量的场内物流异常事件数据尤为重要。

[0091] 2. 特征组合与抽象。生成特征图:每个卷积核在输入矩阵上滑动后生成一个新的特征图,不同的卷积核可以捕捉到不同类型的局部特征。将所有卷积核生成的特征图组合在一起,形成的异常表征局部特征向量包含了丰富的特征信息。这些特征信息是对原始输入数据的一种抽象和组合,能够更全面地反映异常事件的特征。例如,一个卷积核可能对异常事件发生时间的变化模式敏感,另一个卷积核对异常事件发生地点的特定区域特征敏感,通过特征图的组合,这些不同的特征能够被整合在一起,为后续的分析提供更有价值的信息。挖掘潜在模式:卷积层通过对局部特征的组合和抽象,能够挖掘出数据中潜在的模式和规律。这些模式可能在原始数据中并不明显,但通过卷积层的处理可以被有效地提取出来。对于场内物流异常事件,卷积层可能发现某些异常事件在时间和地点上的特定关联模式,或者某些异常类型与特定的叉车操作之间的潜在联系,这些信息对于深入理解异常事件的发生机制和制定相应的预防策略具有重要意义。

[0092] 3. 下采样与数据降维。减少数据量:池化层通过在特征图上以一定的窗口大小进行滑动,并选取窗口内的最大值作为输出,实现了对特征图的下采样。经过池化操作后,每个特征图的高度和宽度都变为原来的 $1/u$,这大大减少了数据的维度和数量。在处理大规模的场内物流异常事件数据时,减少数据量可以显著降低后续计算的复杂度,提高模型的运行效率。同时,降低数据维度也有助于减少过拟合的风险,因为模型需要学习的参数数量减少,从而更容易泛化到新的数据上。保留关键特征:尽管池化层减少了数据量,但它通过选取最大值的方式保留了特征图中的关键信息。在每个池化窗口内,最大值通常代表了该区域内最显著的特征,通过保留这些关键特征,池化层在降低数据维度的同时,不会丢失太多重要的信息。对于场内物流异常事件的特征表示,这意味着即使经过池化操作,仍然能够保留与异常事件相关的关键特征,从而保证后续对异常事件的分析和处理的准确性。

[0093] 4. 提高特征的鲁棒性。抗噪声与微小变化:池化层对特征图进行下采样的过程中,能够在一定程度上对噪声和微小的变化进行平滑处理。由于池化操作是在一个窗口内选取最大值,一些局部的噪声或微小的变化可能不会影响到最终的输出。这使得特征表示对输入数据的微小变化具有一定的鲁棒性,即使在数据存在一定噪声或不精确的情况下,仍然能够准确地提取出与异常事件相关的特征。例如,在视频采样数据中可能存在一些由于光照变化或传感器噪声引起的微小干扰,池化层能够有效地减少这些干扰对特征提取的影响,提高异常事件识别的准确性。增强特征的代表性:通过池化操作,特征图中的特征被进一步压缩和整合,使得每个特征的代表性更强。在减少数据维度的同时,池化层能够突出最重要的特征,使得这些特征在后续的处理中更容易被识别和利用。对于场内物流异常事件的分类和分析,这种增强的特征代表性有助于提高模型的分类准确率和分析效率,能够更准确地判断异常事件的类型和严重程度。具体地,全连接层的输入是经过池化层处理后的异常表征关键特征向量 $\mathbf{Z}$,输出是异常事件的特征表示向量。全连接层包含多个神经元,每个神经元与输入向量的所有元素都有连接,并且每个连接都有一个权重参数。全连接层有 t 个神经元,第 i 个神经元的权重向量为 $\mathbf{W}_i$,偏置项为 b_i ,其实现特征映射数学处理过程如下:

[0094] 首先将异常表征关键特征向量 $\mathbf{Z}$ 进行扁平化处理,将其转化为一个一维向量 $\mathbf{z}$ 。 $\mathbf{Z}$ 是一个 $q \times h' \times w'$ 的张量,则扁平化后的向量 $\mathbf{z}$ 的长度为 $q \times h' \times w'$ 。对于全连接层的第 i 个

神经元,其输出 o_i 为:
$$o_i = \sum_{j=0}^{q \times h' \times w' - 1} \mathbf{W}_{ij} \cdot \mathbf{z}_j + b_i$$
。经过激活函数(如ReLU函数: $f(x) = \max(0, x)$)

处理后,得到最终的异常事件的特征表示向量 $\mathbf{O} = [o_1, o_2, \dots, o_t]$ 。这个特征表示向量包含了经过多层处理后提取到的异常事件的综合特征信息,为后续的聚类分析提供了更有代表性的数据。

[0095] 为此,全连接层在上述异常事件特征处理流程具有的技术好处如下:

[0096] 1. 特征融合与全局信息整合。综合所有特征:全连接层的每个神经元与经过池化层处理后的异常表征关键特征向量的所有元素都有连接,这意味着它能够将之前卷积层和池化层提取的各种局部和关键特征进行全面的融合。在之前的卷积和池化操作中,数据被处理成了具有特定结构的张量形式,保留了不同层次和方面的特征信息。全连接层通过这种全连接的方式,将这些分散的特征整合到一起,使得最终的输出能够综合反映异常事件的各种特征,从而更全面地描述异常事件。捕捉全局特征关系:通过对所有特征的加权求和,全连接层可以捕捉到不同特征之间的复杂关系。与卷积层和池化层主要关注局部特征不同,全连接层能够从全局的角度分析这些特征如何相互作用来影响异常事件的性质。例如,它可以发现时间、地点、叉车编号以及异常类型等不同属性特征之间的潜在联系,从而挖掘出更深层次的信息,这些信息对于准确地对异常事件进行分类和理解其本质非常重要。

[0097] 2. 灵活的特征映射。非线性变换能力:在全连接层的输出经过激活函数(如 ReLU 函数)处理后,能够引入非线性变换。这使得全连接层可以学习到输入特征和输出之间的复杂非线性关系,极大地增强了模型的表达能力。如果没有激活函数,全连接层仅仅是一个线性变换,只能学习到输入特征的线性组合,对于复杂的异常事件特征关系难以准确建模。通

过激活函数,全连接层可以将线性变换后的结果进行非线性映射,从而更好地拟合数据中的复杂模式,提高对异常事件特征的表示能力。调整特征权重:每个连接都有一个权重参数,这些权重参数在训练过程中会不断调整。这使得全连接层能够根据数据的特点,自动学习到每个特征对于最终输出的重要性,进而对不同特征赋予不同的权重。对于与异常事件紧密相关的特征,模型会学习到较大的权重,而对于无关或干扰性的特征,权重则会较小。这种自动调整特征权重的能力,使得全连接层能够更有效地提取和利用关键特征信息,提高对异常事件的识别和分析能力。

[0098] 3. 为后续任务提供有效数据。适合聚类分析:全连接层输出的异常事件的特征表示向量包含了经过多层处理后提取到的综合特征信息,为后续的聚类分析提供了更有代表性的数据。聚类分析的目的是将相似的异常事件归为一类,而这个特征表示向量能够准确地反映异常事件的本质特征,使得在聚类过程中能够更准确地衡量不同异常事件之间的相似度,从而提高聚类的准确性和有效性。例如,在对大量场内物流异常事件进行聚类时,基于全连接层输出的特征向量可以将具有相似特征的异常事件聚集在一起,帮助分析人员发现异常事件的不同类型和模式。支持多种机器学习任务:全连接层输出的特征表示向量不仅适用于聚类分析,还可以作为其他机器学习任务的输入,如分类、预测等。由于该向量综合了异常事件的多种特征,能够为这些任务提供丰富的信息,使得模型在进行异常事件分类、预测异常事件发生概率等任务时,能够做出更准确的决策。这为构建完整的场内物流异常事件分析系统提供了有力的支持,使得系统能够根据不同的需求进行多样化的数据分析和处理。

[0099] 可选地,所述调度策略推理模型6还包括特征间注意力分析网络和聚类网络;所述对所有的场内物流异常事件进行聚类分析,以生成异常分类树,还包括:基于所述特征间注意力分析网络,对不同异常事件的特征表示向量进行多头交叉注意力分析,以生成异常事件综合特征向量;基于所述聚类网络,对所述异常事件综合特征向量进行聚类分析,以生成所述异常分类树。具体地,特征间注意力分析网络主要由多头注意力机制模块组成。多头注意力机制通过多个不同的“头”并行计算注意力,能够从不同的子空间中捕捉特征间的关系。每个“头”包含线性变换层、注意力计算层和输出合并层。具体地,多头交叉注意力分析处理过程如下:输入的不同异常事件的特征表示向量集合为 $\mathbf{V} = \{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n\}$, 其中 $\mathbf{v}_i$ 是第 i 个异常事件的特征表示向量,维度为 d 。

[0100] 1. 线性变换:对于每个“头”,首先对输入的特征表示向量进行线性变换。设有 h 个“头”,对于第 j 个“头”,通过权重矩阵 $\mathbf{W}_{Q_j}$ 、 $\mathbf{W}_{K_j}$ 和 $\mathbf{W}_{V_j}$ 分别对输入向量进行线性变换,得到查询向量 $\mathbf{Q}_j$ 、键向量 $\mathbf{K}_j$ 和值向量 $\mathbf{V}_j$ 。对于第 i 个异常事件的特征表示向量 $\mathbf{v}_i$,其对应的查询向量 $\mathbf{q}_{ij}$ 、键向量 $\mathbf{k}_{ij}$ 和值向量 $\mathbf{v}_{ij}$ 的计算如下: $\mathbf{q}_{ij} = \mathbf{v}_i \cdot \mathbf{W}_{Q_j}$, $\mathbf{k}_{ij} = \mathbf{v}_i \cdot \mathbf{W}_{K_j}$, $\mathbf{v}_{ij} = \mathbf{v}_i \cdot \mathbf{W}_{V_j}$, 其中, $\mathbf{W}_{Q_j}$ 、 $\mathbf{W}_{K_j}$ 和 $\mathbf{W}_{V_j}$ 是维度为 $d \times d_k$ 、 $d \times d_k$ 和 $d \times d_v$ 的权重矩阵 ($d_k = d_v$)。

[0101] 2. 注意力计算:计算每个“头”的注意力权重。注意力权重表示一个异常事件的特征表示向量与其他所有异常事件特征表示向量之间的关联程度。对于第 j 个“头”,第 i 个异

常事件与其他所有异常事件之间的注意力权重 α_{ij} 计算如下: $\alpha_{ij} = \text{Softmax}(\frac{\mathbf{q}_{ij} \cdot \mathbf{k}_{ij}^T}{\sqrt{d_k}})$ 。其中,

Softmax 函数是对输入向量进行归一化,使其元素之和为1,表示概率分布。

[0102] 3.加权求和:根据注意力权重,对值向量进行加权求和,得到每个“头”的输出 $\mathbf{z}_{ij}$:

$$\mathbf{z}_{ij} = \alpha_{ij} \cdot \mathbf{V}_j。$$

[0103] 4.输出合并:将 h 个“头”的输出进行拼接,然后通过一个线性变换得到最终的异常事件综合特征向量 $\mathbf{Z}$ 。首先将 h 个“头”的输出按列拼接成一个矩阵

$$\mathbf{Z}' = [\mathbf{z}_{11}, \mathbf{z}_{12}, \dots, \mathbf{z}_{1h}, \mathbf{z}_{21}, \mathbf{z}_{22}, \dots, \mathbf{z}_{2h}, \dots, \mathbf{z}_{nh}]。$$

然后通过权重矩阵 $\mathbf{W}_O$ 进行线性变换: $\mathbf{Z} = \mathbf{Z}' \cdot \mathbf{W}_O$, 其中, $\mathbf{W}_O$ 是维度为 $h \cdot d_v \times d$ 的权重矩阵。具体地,聚类网络采用层次聚类模型,其包括距离计算模块和聚类合并模块,为此,实现聚类的技术处理过程如下:

[0104] 1.距离计算:计算异常事件综合特征向量之间的距离。常用的距离度量方法有欧几里得距离、余弦距离等。以欧几里得距离为例,对于两个异常事件综合特征向量 $\mathbf{z}_i$ 和 $\mathbf{z}_j$,

它们之间的欧几里得距离 $d(\mathbf{z}_i, \mathbf{z}_j)$ 计算如下: $d(\mathbf{z}_i, \mathbf{z}_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^d (\mathbf{z}_{ik} - \mathbf{z}_{jk})^2}$ 。其中, $\mathbf{z}_{ik}$ 和 $\mathbf{z}_{jk}$ 分别

是向量 $\mathbf{z}_i$ 和 $\mathbf{z}_j$ 的第 k 个元素。

[0105] 2.聚类合并:初始时,每个异常事件综合特征向量被视为一个单独的聚类。然后,根据距离计算结果,将距离最近的两个聚类合并成一个新的聚类。

[0106] 重复上述合并过程,直到所有的聚类合并成一个大的聚类或者满足设定的终止条件(如聚类数量达到某个阈值)。在合并过程中,记录每次合并的信息,从而构建出异常分类树。异常分类树的节点表示聚类,叶节点表示单个异常事件,树的层次结构反映了异常事件之间的相似性和聚类关系。

[0107] 为此,上述多头交叉注意力分析的过程具有如下技术好处:

[0108] 1. 捕捉多维度特征关系。增强特征交互:多头交叉注意力分析通过多个“头”并行计算注意力,每个“头”使用不同的权重矩阵对输入特征表示向量进行线性变换,从而可以从不同的子空间中捕捉特征间的关系。这意味着它能够同时关注异常事件特征的多个方面,挖掘不同特征之间复杂的交互作用。例如,在分析场内物流异常事件时,不同的“头”可以分别关注事件发生时间与地点的关系、异常类型与叉车编号的关联等,使得模型能够更全面地理解异常事件的特征结构。提高特征表示能力:每个“头”计算得到的注意力权重和输出都反映了输入特征的不同视角,将这些“头”的输出进行拼接并通过线性变换得到最终的异常事件综合特征向量,能够融合多个维度的信息,从而生成更丰富、更具代表性的特征表示。这种多维度的特征融合可以提高模型对异常事件的描述能力,使其能够更好地区分不同类型的异常事件,为后续的分析和决策提供更有力的支持。

[0109] 2. 自适应地关注重要信息。动态分配注意力:注意力权重表示一个异常事件的特征表示向量与其他所有异常事件特征表示向量之间的关联程度,通过 **Softmax** 函数进行归一化后,这些权重可以看作是概率分布。这意味着模型能够根据输入数据的特点,自适应地为不同的异常事件和特征分配不同的注意力。对于与当前分析任务更相关的异常事件和

特征,模型会给予更高的注意力权重,从而更有效地提取和利用这些重要信息。例如,在处理复杂的场内物流异常事件场景时,模型可以自动聚焦于那些对整体物流运作影响较大的异常事件,忽略一些次要的干扰因素。提升模型鲁棒性:多头交叉注意力机制的自适应特性使得模型对数据的变化和噪声具有更好的鲁棒性。由于模型能够根据输入动态调整注意力分配,即使在数据存在一定噪声或特征不完整的情况下,也能够通过关注相对重要的信息来保持较好的性能。这有助于提高模型在实际应用中的稳定性和可靠性,减少因数据质量问题导致的分析误差。

[0110] 上述层次聚类模型的技术处理过程,具有如下技术好处:

[0111] 1. 揭示异常事件的层次结构和相似性。直观展示关系:层次聚类模型构建的异常分类树以直观的树形结构展示了异常事件之间的相似性和聚类关系。叶节点表示单个异常事件,节点表示聚类,树的层次结构反映了异常事件从细粒度到粗粒度的分类过程。这种可视化的表示方式有助于分析人员快速理解不同异常事件之间的内在联系,发现异常事件的潜在模式和分类规律。例如,通过观察异常分类树,分析人员可以清晰地看到哪些异常事件在特征上最为相似,哪些异常事件可以归为同一大类,从而为进一步的分析和处理提供指导。挖掘潜在分类模式:在聚类过程中,模型根据异常事件综合特征向量之间的距离不断合并聚类,这个过程能够自动挖掘数据中潜在的分类模式。即使在没有预先定义分类标准的情况下,层次聚类模型也能够根据异常事件的特征相似性将它们划分为不同的类别,这对于发现新的异常事件类型或对未知的异常情况进行分类具有重要意义。例如,在面对一些新型的场内物流异常事件时,层次聚类模型可以将其与已有的异常事件进行聚类分析,帮助分析人员确定其所属的类别或发现其独特的特征。

[0112] 2. 灵活性和适应性。无需预先设定类别数量:与一些需要预先指定类别数量的聚类算法不同,层次聚类模型在聚类过程中不需要事先确定最终的聚类数量。它从每个异常事件作为一个单独的聚类开始,逐步合并,直到满足设定的终止条件。这种灵活性使得模型能够适应不同的数据分布和异常事件的复杂程度,根据数据本身的特点自动确定合适的聚类数量。例如,在处理不同规模和复杂度的场内物流异常事件数据集时,层次聚类模型都能够有效地进行聚类分析,而不需要人工干预来调整类别数量。适用于不同类型的数据:层次聚类模型使用的距离度量方法(如欧几里得距离、余弦距离等)可以适用于多种类型的特征向量数据,无论是连续型数据还是离散型数据。这使得它对于不同形式的异常事件综合特征向量都具有良好的适应性,能够处理各种来源和格式的异常事件数据。例如,无论是基于数值特征的异常事件表示,还是经过编码处理的文本或图像特征表示,层次聚类模型都可以通过合适的距离度量方法进行聚类分析,从而扩大了模型的应用范围。

[0113] 可选地,所述调度策略推理模型6还包括策略生成与评估网络,所述策略生成与评估网络包括:资源描述输入层、异常分类树编码层、匹配与评估层;所述获取场内物流资源描述并与所述异常分类树进行匹配,以生成所有场内物流异常事件对厂内物流整体运作的影响程度评估值和影响范围评估值,包括:基于所述资源描述输入层,对所述场内物流资源描述进行向量化,以生成场内物流资源向量表示;基于所述异常分类树编码层,对所述异常分类树的结构和节点信息进行编码,生成异常分类编码;基于所述匹配与评估层,对所述场内物流资源向量表示与所述异常分类编码进行匹配得到匹配结果,并对所述匹配结果进行线性变换和激活,以生成影响程度评估值和影响范围评估值。具体地,资源描述输入层负责

接收场内物流资源描述信息,该层包含数据解析模块和特征提取与编码模块,数据解析模块用于处理不同格式的资源描述数据,将其转化为结构化数据;特征提取与编码模块则根据资源描述的内容提取关键特征并进行编码,生成向量表示。

[0114] 场内物流资源描述包含多个方面的信息,如叉车数量 F 、叉车类型集合 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ 、仓库区域数量 R 、各区域存储货物类型集合 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ 以及可用搬运设备数量 E 等。

[0115] 数据解析模块处理不同格式的资源描述数据,将其转化为结构化数据过程如下:

[0116] 1. 叉车数量特征编码:将叉车数量 F 直接作为一个数值特征,转化为一个标量 f , 即 $f = F$ 。

[0117] 2. 叉车类型编码:采用独热编码方式对叉车类型进行编码。共有 m 种叉车类型,对于某一种叉车类型 t_i ,其独热编码向量 $\mathbf{t}_i$ 是一个 m 维向量,其中只有对应类型的位置元素为 1,其余元素为 0。优选地,若 t_3 表示电动叉车,且电动叉车是第 3 种类型,则 $\mathbf{t}_3 = [0, 0, 1, 0, \dots, 0]$ 。将所有叉车类型的独热编码向量按顺序拼接成一个向量 $\mathbf{T}$, $\mathbf{T} = [\mathbf{t}_1, \mathbf{t}_2, \dots, \mathbf{t}_m]$ 。

[0118] 3. 仓库区域数量特征编码:与叉车数量类似,将仓库区域数量 R 转化为一个标量 r , 即 $r = R$ 。

[0119] 4. 货物类型编码:同样采用独热编码对各区域存储货物类型进行编码。共有 n 种货物类型,对于货物类型 c_j ,其独热编码向量 $\mathbf{c}_j$ 是一个 n 维向量,只有对应位置元素为 1,其余为 0。将所有货物类型的独热编码向量按顺序拼接成一个向量 $\mathbf{C}$, $\mathbf{C} = [\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_n]$ 。

[0120] 5. 搬运设备数量特征编码:将可用搬运设备数量 E 转化为一个标量 e , 即 $e = E$ 。

[0121] 最后,将上述所有特征向量和标量进行拼接,得到场内物流资源向量表示 $\mathbf{X}$: $\mathbf{X} = [f, \mathbf{T}, r, \mathbf{C}, e]$ 。具体地,异常分类树包含节点集合 $N = \{n_1, n_2, \dots, n_s\}$,每个节点 n_i 具有属性 $\mathbf{a}_i$ (如异常类型、发生频率等),特征提取与编码模块包括异常分类树编码层,异常分类树编码层包括:树结构解析模块,节点特征编码模块,树结构解析模块用于分析异常分类树的层次结构、节点关系等信息;节点特征编码模块则根据节点的属性(如异常类型、发生频率等)进行编码生成向量表示,具体包括如下过程:

[0122] 1. 节点属性编码:对于每个节点 n_i 的属性 $\mathbf{a}_i$,如果是离散型属性(如异常类型),可以采用独热编码方式进行编码。共有 P 种异常类型,对于节点 n_i 的异常类型 a_{i1} ,其独热编码向量 $\mathbf{a}_{i1}$ 是一个 P 维向量,只有对应异常类型位置元素为 1,其余为 0。

[0123] 如果是连续型属性(如发生频率),可以进行归一化处理。发生频率的取值范围是 $[0, f_{\max}]$,对于节点 n_i 的发生频率 a_{i2} ,归一化后的数值为 $a_{i2'} = \frac{a_{i2}}{f_{\max}}$ 。

[0124] 将每个节点的属性编码向量按顺序拼接,得到一个包含所有节点属性编码的向量 $\mathbf{A}$: $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_{11}, a_{12'}, \mathbf{a}_{21}, a_{22'}, \dots, \mathbf{a}_{s1}, a_{s2'}]$ 。

[0125] 2. 树结构编码: 采用树的邻接矩阵来表示树的结构。设邻接矩阵 M 是一个 $s \times s$ 的矩阵, 其中 M_{ij} 表示节点 n_i 和节点 n_j 之间的连接关系。如果节点 n_i 和节点 n_j 之间有边相连, 则 $M_{ij} = 1$, 否则 $M_{ij} = 0$ 。将邻接矩阵 M 进行扁平化处理, 得到一个一维向量 $\mathbf{M}$ 。最后, 将节点属性编码向量 $\mathbf{A}$ 和树结构编码向量 $\mathbf{M}$ 进行拼接, 得到异常分类编码 $\mathbf{Y}$: $\mathbf{Y} = [\mathbf{A}, \mathbf{M}]$ 。具体地, 匹配与评估层用于对场内物流资源向量表示 $\mathbf{X}$ 和异常分类编码 $\mathbf{Y}$ 进行匹配, 并对匹配结果进行处理以生成影响程度评估值和影响范围评估值。该层包含匹配模块、线性变换模块和激活模块。匹配模块计算两个向量之间的匹配程度; 线性变换模块对匹配结果进行线性变换; 激活模块通过激活函数将线性变换后的结果转化为最终的评估值, 具体处理过程如下:

[0126] 1. 匹配计算: 采用点积运算来计算场内物流资源向量表示 $\mathbf{X}$ 和异常分类编码 $\mathbf{Y}$ 之间的匹配程度。设匹配结果向量为 $\mathbf{Z}$, 则: $\mathbf{Z} = \mathbf{X} \cdot \mathbf{Y}^T$ 。

[0127] 2. 线性变换: 对匹配结果向量 $\mathbf{Z}$ 进行线性变换。设线性变换的权重矩阵为 $\mathbf{W}$, 偏置向量为 $\mathbf{b}$, 则线性变换后的向量 $\mathbf{Z}'$ 为: $\mathbf{Z}' = \mathbf{W} \cdot \mathbf{Z} + \mathbf{b}$ 。

[0128] 3. 激活操作: 使用激活函数 $g(\cdot)$ 对线性变换后的向量 $\mathbf{Z}'$ 进行激活, 以生成影响程度评估值 I 和影响范围评估值 S 。激活函数 $g(\cdot)$ 是一个非线性函数, 如 sigmoid 函数

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}。$$

[0129] 将 $\mathbf{Z}'$ 的第一个元素通过激活函数得到影响程度评估值 I : $I = g(\mathbf{Z}'_1)$; 将 $\mathbf{Z}'$ 的第二个元素通过激活函数得到影响范围评估值 S : $S = g(\mathbf{Z}'_2)$ 。具体地, 生成影响程度评估值 I 和影响范围评估值 S 使用到的激活函数可如下:

[0130] 如果影响程度和影响范围需要被分为多个类别进行评估, 可以使用 Softmax 函数。Softmax 函数将一个 n 维的实数向量转换为一个 n 维的概率分布向量, 其表达式为:

$$g(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^n e^{x_j}}。 \mathbf{Z}' \text{ 是一个 } n \text{ 维向量, 对于影响程度评估值 } I \text{ 和影响范围评估值 } S, \text{ 可以将 } \mathbf{Z}'$$

的前 k 个元素用于计算影响程度的概率分布, 后 m 个元素 ($k + m = n$) 用于计算影响范围的

概率分布。对于影响程度评估值 I , I 有 k 个类别, 第 i 个类别的概率为: $I_i = \frac{e^{\mathbf{Z}'_i}}{\sum_{j=1}^k e^{\mathbf{Z}'_j}},$

$i = 1, \dots, k$ 。对于影响范围评估值 S , S 有 m 个类别, 第 l 个类别的概率为: $S_l = \frac{e^{\mathbf{Z}'_{k+l}}}{\sum_{j=1}^m e^{\mathbf{Z}'_{k+j}}},$

$l = 1, \dots, m$ 。

[0131] 为此, 上述从资源描述输入层到匹配与评估层整个处理过程具有如下技术好处:

[0132] 1. 数据标准化与统一。方便数据处理: 资源描述输入层将不同格式的场内物流资

源描述数据转化为结构化数据,并进一步编码为统一的向量表示。这使得后续的处理流程能够以一致的方式对数据进行操作,避免了因数据格式不一致而带来的复杂性。无论是存储、传输还是进行各种计算,统一的数据格式都能提高效率,减少错误的发生。易于模型集成:在机器学习和数据分析中,大多数模型要求输入数据具有特定的格式。将资源描述转化为向量表示后,能够方便地与各种模型进行集成。无论是用于预测、分类还是优化的模型,都可以直接使用这些向量作为输入,从而增强了系统的通用性和扩展性。

[0133] 2. 保留关键特征。准确反映资源信息:通过对叉车数量、叉车类型、仓库区域数量、货物类型和搬运设备数量等关键特征进行编码,资源描述输入层能够准确地保留场内物流资源的核心信息。这些特征对于理解物流系统的现状和进行后续的分析决策至关重要。例如,叉车类型和数量的信息可以帮助调度系统合理安排任务,货物类型和仓库区域的信息则有助于优化存储和运输策略。支持多维度分析:将不同类型的特征编码为向量并进行拼接,形成的场内物流资源向量表示包含了多个维度的信息。这使得在后续的分析中,可以从多个角度对物流资源进行评估和决策。例如,可以分析不同区域的货物存储与叉车资源的匹配情况,或者研究搬运设备数量对整体物流效率的影响等。

[0134] 3. 结构化信息表示。清晰呈现树结构:采用邻接矩阵对异常分类树的结构进行编码,并将其扁平化处理为一维向量,能够清晰、准确地表示树的层次结构和节点关系。这种表示方式不仅保留了树结构的所有信息,而且便于在计算机中进行存储和处理。在后续的分析中,可以通过对这个向量的操作来快速获取树的相关信息,如节点的父子关系、路径长度等。利于模型理解:将异常分类树的结构和节点属性编码为向量,使得机器学习模型能够更容易地理解和处理这些信息。模型可以通过对这些向量的学习,挖掘异常事件之间的内在联系和规律。例如,通过分析节点属性编码向量,可以发现不同异常类型的发生频率分布规律,以及它们之间的相似性和关联性。

[0135] 4. 特征提取与编码。突出关键属性:对于节点的离散型属性(如异常类型)采用独热编码,对于连续型属性(如发生频率)进行归一化处理,能够突出每个节点的关键属性,并且使这些属性在数值上具有可比性。独热编码能够清晰地表示不同异常类型的唯一性,而归一化处理则将连续型属性映射到一个统一的范围内,便于模型进行学习和比较。增强数据表现力:将节点属性编码向量和树结构编码向量进行拼接,得到的异常分类编码包含了丰富的信息,能够更全面地描述异常分类树的特征。这种增强的数据表现力有助于提高模型对异常事件的分类和分析能力,使得模型能够更准确地识别不同类型的异常事件,并评估其对物流系统的影响。

[0136] 5. 量化匹配程度。衡量相关性:通过点积运算计算场内物流资源向量表示和异常分类编码之间的匹配程度,能够量化两者之间的相关性。这种量化的结果可以作为评估异常事件对物流资源影响的重要依据。例如,如果匹配结果向量的值较高,说明当前的异常事件与物流资源的某些特征具有较强的相关性,可能会对物流系统产生较大的影响。提供决策支持:匹配结果为后续的决策提供了重要的参考信息。通过分析匹配程度的高低,决策者可以判断哪些异常事件需要重点关注,哪些物流资源在面对异常事件时较为脆弱。这有助于制定针对性的应对策略,提高物流系统的稳定性和可靠性。

[0137] 6. 灵活的评估方式。线性变换与非线性激活:对匹配结果进行线性变换和非线性激活,能够对数据进行进一步的处理和优化。线性变换可以调整数据的权重和偏置,使得模

型能够更好地拟合数据;非线性激活函数则引入了非线性特性,增强了模型的表达能力,能够更准确地捕捉数据中的复杂关系。例如,使用 sigmoid 函数作为激活函数,可以将线性变换后的结果映射到一个概率区间内,方便对影响程度和影响范围进行评估。多类别评估支持:当需要对影响程度和影响范围进行多类别评估时,Softmax 函数提供了一种有效的解决方案。它将一个 n 维的实数向量转换为一个 n 维的概率分布向量,使得可以对不同类别的影响程度和范围进行概率估计。这在实际应用中非常有用,例如可以根据不同类别的概率来制定不同的应对措施,提高决策的准确性和针对性。

[0138] 可选地,所述调度策略推理模型6还包括推理层;所述根据所述影响程度评估值和影响范围评估值,对叉车任务调整目标与叉车路径规划目标进行推理,包括:基于所述推理层,对所述影响程度评估值和影响范围评估值进行线性变换,生成物流影响推理潜向量,并对所述物流影响推理潜向量进行非线性激活,生成异常影响驱动的物流调度决策表征,所述异常影响驱动的物流调度决策表征包括推理的所述叉车任务调整目标与叉车路径规划目标。具体地,推理层包括线性变换模块和非线性激活模块组成。线性变换模块负责对输入的影响程度评估值和影响范围评估值进行线性组合和变换,生成物流影响推理潜向量。非线性激活模块则对生成的潜向量进行非线性变换,以引入非线性特征,生成最终的异常影响驱动的物流调度决策表征,其中包含叉车任务调整目标与叉车路径规划目标。

[0139] 为此,线性变换生成物流影响推理潜向量的技术过程如下:设影响程度评估值为 I ,影响范围评估值为 S ,将它们组成一个二维向量 $\mathbf{X} = \begin{bmatrix} I \\ S \end{bmatrix}$ 。线性变换模块通过一个权重矩阵

$\mathbf{W}$ 和偏置向量 $\mathbf{b}$ 对输入向量 $\mathbf{X}$ 进行线性变换。权重矩阵 $\mathbf{W}$ 是一个 $m \times 2$ 的矩阵 (m 表示物流影响推理潜向量的维度),偏置向量 $\mathbf{b}$ 是一个 m 维向量。则线性变换的数学表达式为:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{X} + \mathbf{b}。其中 \mathbf{Z} 就是生成的物流影响推理潜向量, \mathbf{Z} = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_m \end{bmatrix}。具体展开计算为:$$

$$z_i = \sum_{j=1}^2 w_{ij} \cdot x_j + b_i \quad (i=1,2,\dots,m), 其中 w_{ij} 是权重矩阵 \mathbf{W} 的第 i 行第 j 列的元素, x_j 是输入向量 \mathbf{X} 的第 j 个元素, b_i 是偏置向量 \mathbf{b} 的第 i 个元素。$$

[0140] 具体地,非线性激活生成异常影响驱动的物流调度决策表征的技术处理过程如下:对物流影响推理潜向量 $\mathbf{Z}$ 进行非线性激活,使用一个非线性激活函数 $g(\cdot)$ 。这个激活函数可以是多种形式,优选地ReLU(修正线性单元)函数、Sigmoid函数或Tanh函数等。以ReLU函数为例,其表达式为 $g(x) = \max(0, x)$ 。对物流影响推理潜向量 $\mathbf{Z}$ 的每个元素进行非线性

$$\text{激活: } \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} g(z_1) \\ g(z_2) \\ \vdots \\ g(z_m) \end{bmatrix}。其中 \mathbf{Y} 就是经过非线性激活后生成的异常影响驱动的物流调度决策表$$

征。

[0141] 该向量 $\mathbf{Y}$ 包含了推理得到的叉车任务调整目标与叉车路径规划目标。具体来说, 向量 $\mathbf{Y}$ 的不同维度对应着不同的决策信息, 其中: 一些维度表示叉车任务的优先级调整信息。向量 $\mathbf{Y}$ 的第 k 个维度 y_k 表示叉车任务优先级的调整值, 当 y_k 大于某个阈值时, 可能意味着相应的叉车任务需要提高优先级。另外一些维度表示叉车路径规划的相关参数。比如向量 $\mathbf{Y}$ 的第 l 个维度 y_l 可以表示叉车在某个区域的行驶速度调整值, 通过对 y_l 的解读, 可以确定叉车在该区域的行驶速度应该加快还是减慢。

[0142] 为此, 上述推理层通过线性变换模块和非线性激活模块对影响程度评估值和影响范围评估值进行处理, 生成包含叉车任务调整目标与叉车路径规划目标的异常影响驱动的物流调度决策表征, 具有如下技术好处:

[0143] 1. 特征融合与加权组合。综合考虑多因素影响: 将影响程度评估值和影响范围评估值组合成一个二维向量, 并通过权重矩阵进行线性变换, 能够将这两个关键因素综合起来考虑。权重矩阵的不同元素可以对影响程度和影响范围赋予不同的权重, 从而根据实际需求灵活调整它们在生成物流影响推理潜向量中的相对重要性。例如, 在某些情况下, 可能影响程度对物流调度决策的影响更大, 就可以通过设置权重矩阵相应元素来突出这一因素。挖掘潜在关系: 线性变换不仅仅是简单的加权求和, 还能够挖掘影响程度和影响范围之间的潜在关系。通过学习权重矩阵的参数, 模型可以发现这两个因素如何相互作用来影响物流系统, 从而生成更具代表性的物流影响推理潜向量。这种潜在关系的挖掘有助于更深入地理解异常事件对物流系统的影响机制, 为后续的决策提供更全面的依据。

[0144] 2. 数据维度转换与适配。满足不同任务需求: 生成的物流影响推理潜向量维度由权重矩阵的行数决定, 这使得可以根据具体的任务需求来调整输出向量的维度。例如, 如果后续的分析需要更多维度的信息来描述物流系统的状态, 就可以增加权重矩阵的行数, 从而生成更高维度的潜向量。这种灵活性使得推理层能够适应不同的物流调度场景和决策需求。便于后续处理: 将二维输入向量转换为指定维度的物流影响推理潜向量, 为后续的处理提供了统一的格式。无论是进行进一步的特征提取、模型训练还是决策制定, 都可以基于这个统一维度的潜向量进行操作, 提高了系统的可操作性和兼容性。

[0145] 3. 引入非线性特征。增强模型表达能力: 使用非线性激活函数对物流影响推理潜向量进行变换, 能够引入非线性特征。线性变换只能学习到输入特征的线性组合关系, 而实际的物流系统中, 异常事件与叉车任务调整目标、路径规划目标之间往往存在复杂的非线性关系。非线性激活函数可以打破这种线性限制, 使模型能够学习到更复杂的函数关系, 从而增强模型的表达能力, 更准确地捕捉异常事件对物流调度的影响。提高模型的适应性: 不同的非线性激活函数具有不同的特性, 适用于不同的场景。例如, ReLU 函数能够有效地缓解梯度消失问题, 适合在深层神经网络中使用; Sigmoid 函数可以将输出值映射到 $(0, 1)$ 区间, 常用于表示概率; Tanh 函数的输出范围关于原点对称, 在一些需要考虑正负影响的场景中表现良好。通过选择合适的非线性激活函数, 可以提高模型对不同物流场景的适应性, 优化模型的性能。

[0146] 4. 生成决策相关表征。明确决策信息: 经过非线性激活后生成的异常影响驱动的物流调度决策表征向量, 其不同维度对应着不同的决策信息, 如叉车任务的优先级调整信

息和路径规划的相关参数。这种明确的对应关系使得可以直接从向量中解读出具体的决策建议,为物流调度提供了清晰的指导。例如,通过判断向量中表示任务优先级调整值的维度是否大于某个阈值,就可以迅速确定是否需要提高相应叉车任务的优先级。支持决策制定:将推理得到的决策信息整合到一个向量中,方便了物流调度决策的制定。决策者可以根据这个向量中各个维度的信息,综合考虑叉车任务调整和路径规划的需求,制定出更合理、更优化的物流调度策略。这种基于数据驱动的决策方式能够提高物流调度的效率和准确性,减少人为决策的主观性和盲目性。

[0147] 可选地,所述策略生成与评估网络还包括:策略生成层,所述策略生成层包括:调度目标编码模块以及策略生成模块;所述基于推理得到的所述叉车任务调整目标与叉车路径规划目标,生成对所有厂内物流叉车1的调度策略,包括:基于所述调度目标编码模块,对所述叉车任务调整目标与叉车路径规划目标进行编码,以生成推理结果编码;基于所述策略生成模块,将所述推理结果编码映射到构建的调度策略空间,以生成叉车任务分配调度策略向量、行驶路径调度策略向量,并据此生成对所有厂内物流叉车1的调度策略。具体地,设叉车任务调整目标包含任务类型 $T' = \{t_1, t_2, \dots, t_p\}$ 、任务优先级 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_p\}$ 等信息,叉车路径规划目标包含路径节点序列 $N = \{n_1, n_2, \dots, n_q\}$ 、路径时间限制 L 等信息。调度目标编码模块负责将叉车任务调整目标与叉车路径规划目标转化为适合后续处理的编码形式。该模块由目标解析单元和编码单元组成。目标解析单元用于分析和理解叉车任务调整目标与叉车路径规划目标的具体内容;编码单元则根据解析后的内容进行编码操作,具体实现过程如下:

[0148] 1. 任务类型编码:采用独热编码方式对任务类型进行编码。若共有 P 种任务类型,对于任务类型 t_i ,其独热编码向量 $\mathbf{t}_i$ 是一个 P 维向量,只有对应任务类型的位置元素为1,其余元素为0。将所有任务类型的独热编码向量按顺序拼接成一个向量 $\mathbf{T}'$; $\mathbf{T}' = [\mathbf{t}_1, \mathbf{t}_2, \dots, \mathbf{t}_p]$ 。

[0149] 2. 任务优先级编码:将任务优先级 p_i 进行归一化处理。任务优先级的取值范围是 $[0, p_{max}]$,对于任务优先级 p_i ,归一化后的数值为 $p'_i = \frac{p_i}{p_{max}}$ 。将所有任务优先级归一化后的数值组成一个向量 $\mathbf{P}$, $\mathbf{P} = [p'_1, p'_2, \dots, p'_p]$ 。

[0150] 3. 路径节点序列编码:采用整数编码的方式对路径节点进行编码。路径节点 n_j 用整数 k_j 表示,将所有路径节点的编码组成一个向量 $\mathbf{N}$, $\mathbf{N} = [k_1, k_2, \dots, k_q]$ 。

[0151] 4. 路径时间限制编码:将路径时间限制 L 进行归一化处理。时间限制的取值范围是 $[0, L_{max}]$,归一化后的数值为 $L' = \frac{L}{L_{max}}$ 。最后,将上述所有编码向量进行拼接,得到推理结果编码 $\mathbf{X}$: $\mathbf{X} = [\mathbf{T}, \mathbf{P}, \mathbf{N}, L']$ 。

[0152] 针对策略生成模块负责将推理结果编码映射到构建的调度策略空间,生成具体的叉车任务分配调度策略向量和行驶路径调度策略向量,进而生成对所有厂内物流叉车1的调度策略。该模块主要由策略空间映射单元和策略整合单元组成。策略空间映射单元将编码后的推理结果映射到调度策略空间;策略整合单元根据映射结果生成最终的调度策略,

其具体过程如下:

[0153] 1. 构建调度策略空间: 定义调度策略空间, 叉车任务分配调度策略向量空间维度为 a , 行驶路径调度策略向量空间维度为 b 。调度策略空间看作是一个 $a+b$ 维的向量空间。

[0154] 2. 映射到调度策略空间: 通过一个映射函数 $f(\cdot)$ 将推理结果编码 $\mathbf{X}$ 映射到调度策略空间。映射函数 $f(\cdot)$ 是一个线性变换函数, 由一个 $(a+b) \times m$ 的权重矩阵 $\mathbf{W}$ (m 是推理结果编码 $\mathbf{X}$ 的维度) 和一个 $(a+b)$ 维的偏置向量 $\mathbf{b}$ 组成。则映射后的向量 $\mathbf{Y}$ 为: $\mathbf{Y} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{X} + \mathbf{b}$ 。将 $\mathbf{Y}$ 拆分为两个部分, 前 a 维组成叉车任务分配调度策略向量 $\mathbf{Y}_1$, 后 b 维组成行驶路径调度策略向量 $\mathbf{Y}_2$: $\mathbf{Y}_1 = [y_1, y_2, \dots, y_a]$, $\mathbf{Y}_2 = [y_{a+1}, y_{a+2}, \dots, y_{a+b}]$ 。

[0155] 3. 生成对所有厂内物流叉车1的调度策略: 根据叉车任务分配调度策略向量 $\mathbf{Y}_1$ 和行驶路径调度策略向量 $\mathbf{Y}_2$, 结合叉车的数量和具体信息, 生成对所有厂内物流叉车1的调度策略。共有 n 台叉车, 对于第 i 台叉车, 其任务分配信息可以从 $\mathbf{Y}_1$ 中获取, 路径规划信息可以从 $\mathbf{Y}_2$ 中获取。

[0156] 优选地, 从 $\mathbf{Y}_1$ 中根据一定规则 (如索引映射) 确定第 i 台叉车的任务类型、任务优先级等信息; 从 $\mathbf{Y}_2$ 中确定第 i 台叉车的行驶路径节点序列、路径时间限制等信息。具体地, 对生成对所有厂内物流叉车1的调度策略的具体过程如下: 叉车任务分配调度策略向量 $\mathbf{Y}_1 = [y_1, y_2, \dots, y_a]$ 和行驶路径调度策略向量 $\mathbf{Y}_2 = [y_{a+1}, y_{a+2}, \dots, y_{a+b}]$, 并且厂内物流叉车1的总数为 n 台。针对任务分配信息获取, 对于第 i 台叉车 ($1 \leq i \leq n$), 从叉车任务分配调度策略向量 $\mathbf{Y}_1$ 中获取任务分配信息的具体步骤如下:

[0157] 1. 任务类型确定: 在编码过程中, 任务类型的编码信息在 $\mathbf{Y}_1$ 中的前 P 个维度有所体现 (对应之前任务类型编码的维度)。通过一个索引映射函数 $Index_T(i)$ 来确定第 i 台叉车任务类型编码在这 P 个维度中的位置。优选地, 通过定义 $Index_T(i) = (i-1) \times p \% p$ (P 是每种任务类型编码向量的长度) 来实现。

[0158] 从 $\mathbf{Y}_1$ 中取出对应位置的编码向量 $\mathbf{t}_i$, 该向量中值为1的位置即对应第 i 台叉车的任务类型。优选地, 如果 $\mathbf{t}_i$ 是一个5维向量, 且第3个位置为1, 则表示第 i 台叉车的任务类型为预先定义的第3种任务类型。

[0159] 2. 任务优先级确定: 在 $\mathbf{Y}_1$ 中, 任务优先级的编码信息紧跟在任务类型编码之后, 长度为 P 个维度 (对应之前任务优先级编码的维度)。同样通过索引映射函数 $Index_p(i)$ 来确定第 i 台叉车任务优先级编码在这 P 个维度中的位置, 优选地 $Index_p(i) = p + (i-1) \times p \% p$ 。取出对应位置的数值 p_i , 这个数值就是第 i 台叉车任务的归一化优先级。为了得到实际的优先级值, 可以将其乘以预先设定的最大优先级值 p_{max} , 即第 i 台叉车的实际任务优先级 $P_i = p_i \times p_{max}$ 。

[0160] 另外, 路径规划信息获取中, 对于第 i 台叉车, 从行驶路径调度策略向量 $\mathbf{Y}_2$ 中获取

路径规划信息的具体步骤如下:

[0161] 1. 路径节点序列确定: 在编码过程中, 路径节点序列的编码信息在 $\mathbf{Y}_2$ 中的前 q 个维度有所体现 (对应之前路径节点序列编码的维度)。通过索引映射函数 $Index_N(i)$ 来确定第 i 台叉车路径节点序列编码在这 q 个维度中的位置, 优选地 $Index_N(i) = (i-1) \times q \% q$ 。

[0162] 从 $\mathbf{Y}_2$ 中取出对应位置的编码向量 $\mathbf{N}_i$, 该向量中的每个元素 k_j 表示路径中的一个节点。按照顺序依次连接这些节点, 就得到了第 i 台叉车的行驶路径节点序列。

[0163] 2. 路径时间限制确定: 在 $\mathbf{Y}_2$ 中, 路径时间限制的编码信息在路径节点序列编码之后, 长度为 1 个维度 (对应之前路径时间限制编码的维度)。通过索引映射函数 $Index_L(i)$ 来确定第 i 台叉车路径时间限制编码在这个维度中的位置, 比如 $Index_L(i) = q + (i-1) \times 1 \% 1 = q$ (因为只有一个维度表示时间限制)。取出对应位置的数值 L_i , 这是第 i 台叉车路径时间限制的归一化值。为了得到实际的时间限制值, 将其乘以预先设定的最大时间限制值 L_{max} , 即第 i 台叉车的实际路径时间限制 $L_i = L_i \times L_{max}$ 。

[0164] 针对生成完整调度策略, 为每台叉车获取了任务分配信息和路径规划信息。将这些信息整合起来, 就可以生成对所有厂内物流叉车的调度策略。比如示例性代码如下:

[0165] 对于每一台叉车, 调度策略可以表示为一个包含任务类型、任务优先级、行驶路径节点序列和路径时间限制等信息的结构体。优选地, 在 Python 中可以定义如下结构体:

```
[0166] class ForkliftSchedule:
[0167]     def __init__(self, task_type, task_priority, path_nodes, path_time_limit):
[0168]         self.task_type = task_type
[0169]         self.task_priority = task_priority
[0170]         self.path_nodes = path_nodes
[0171]         self.path_time_limit = path_time_limit
[0172]         # 存储所有叉车调度策略的列表
[0173]         forklift_schedules = []
[0174]         for i in range(1, n+1):
[0175]             # 获取任务分配信息
[0176]             task_type = get_task_type_from_Y1(Y1, i)
[0177]             task_priority = get_task_priority_from_Y1(Y1, i)
[0178]             # 获取路径规划信息
[0179]             path_nodes = get_path_nodes_from_Y2(Y2, i)
[0180]             path_time_limit = get_path_time_limit_from_Y2(Y2, i)
[0181]             # 创建调度策略结构体
[0182]             schedule = ForkliftSchedule(task_type, task_priority, path_nodes, path_time_limit)
```

```
[0183]         forklift_schedules.append(schedule)
```

[0184] 为此, 上述从调度目标编码到生成完整叉车调度策略的一系列技术过程, 具有如

下技术好处:

[0185] 1. 数据标准化与统一格式。便于数据处理与模型输入:将不同类型的叉车任务调整目标和路径规划目标信息,通过特定的编码方式转化为统一的向量形式。这种标准化的数据格式使得后续的处理和分析更加便捷,各种机器学习算法或数据分析工具能够以统一的方式对这些编码后的数据进行操作。无论是进行存储、计算还是模型训练,都能提高效率和准确性,减少因数据格式不一致而导致的错误。消除数据异质性:原始的任务调整目标和路径规划目标包含多种不同类型的数据,如任务类型是离散的分类数据,任务优先级是数值型数据,路径节点序列是序列数据,路径时间限制也是数值型数据。这些异质性数据难以直接进行综合分析和处理。通过编码,将它们转化为统一的向量表示,消除了数据类型的差异,使得不同信息之间可以在同一向量空间中进行运算和比较,为后续的策略生成提供了坚实的数据基础。

[0186] 2. 保留关键信息。准确表征任务与路径特征:采用独热编码对任务类型进行编码,能够准确地表示每个任务类型的唯一性,保留了任务类型的全部信息。对于任务优先级、路径节点序列和路径时间限制的编码,通过合理的归一化和整数编码方式,在压缩数据的同时,最大程度地保留了这些信息的关键特征和相对关系。例如,任务优先级的归一化处理,既保留了不同任务优先级之间的相对大小关系,又将其映射到一个统一的数值区间,便于后续的分析 and 计算。支持多维度分析:将所有编码向量进行拼接,形成的推理结果编码包含了任务和路径的多维度信息。这种多维度的编码表示使得在后续的策略生成过程中,可以从多个角度对叉车的调度目标进行分析和考虑。例如,可以综合考虑任务类型、优先级以及路径规划等因素之间的相互关系,从而制定出更全面、更合理的调度策略。

[0187] 3. 灵活映射与策略空间构建。定制化策略生成:通过定义一个灵活的调度策略空间,将推理结果编码映射到该空间中,能够根据具体的物流需求和业务规则,生成定制化的叉车调度策略。不同的叉车任务分配调度策略向量空间维度 a 和行驶路径调度策略向量空间维度 b 的设置,可以根据实际情况进行调整,以适应不同规模和复杂程度的厂内物流系统。这种灵活性使得该技术能够广泛应用于各种不同的物流场景,提高了系统的通用性和适应性。挖掘潜在策略关系:映射函数采用线性变换,由权重矩阵和偏置向量组成。这种线性变换不仅能够将编码后的推理结果映射到调度策略空间,还能够通过学习权重矩阵的参数,挖掘出任务调整目标和路径规划目标与最终调度策略之间的潜在关系。例如,通过调整权重矩阵,可以发现不同任务类型和优先级对叉车任务分配的影响程度,以及路径规划参数与行驶路径调度策略之间的关联,从而为生成更优化的调度策略提供依据。

[0188] 4. 精确的信息提取与策略整合。精准获取任务与路径信息:通过精心设计的索引映射函数,能够从叉车任务分配调度策略向量和行驶路径调度策略向量中精确地提取出每台叉车的任务分配信息和路径规划信息。这种精确的信息提取方式保证了每台叉车的调度策略都能够准确地反映其对应的任务和路径要求,避免了信息的混淆和错误。高效整合形成完整策略:将从两个向量中获取的信息整合起来,生成对所有厂内物流叉车的完整调度策略。这种整合方式将任务分配和路径规划有机地结合在一起,考虑了叉车调度过程中的多个关键因素,使得生成的调度策略更加全面、合理和高效。通过这种方式,可以有效地提高厂内物流的运作效率,减少资源浪费,优化物流流程。

[0189] 可选地,所述场内物流异常事件包括人员摔倒紧急事件;所述异常事件识别模型

用于对所述视频采样数据进行巡检关键特征提取,并根据提取到的所述巡检关键特征识别出场内物流异常事件,包括:对所述视频采样数据中的人体进行目标检测以得到人体重心高度、人体关键关节位置随时间的变化;所述人体关键关节包括头部、肩部、肘部、膝盖和脚踝;基于人体姿态稳定性指数 SI 判断是否出现人体摔倒的动作特征,如果识别出人体摔倒的动作特征则生成所述人员摔倒紧急事件;所述人体姿态稳定性指数 SI 基于如下公式计算:

$$SI = \frac{\sum_{i=1}^5 |\Delta J_i|}{\Delta T} \times \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left| \frac{\Delta H_j}{H_{j-1}} \right|。其中, \Delta J_i 为相邻两帧视频采样数据中人体第*i*个关键关节$$

点位置变化量, ΔT 为相邻两帧视频采样数据的时间间隔, ΔH_j 为第*j*帧视频采样数据中人体重心高度相对前一帧的变化量, H_{j-1} 为前一帧人体重心高度, N 为计算帧数。

[0190] 可选地,所述场内物流异常事件包括货物掉落紧急事件,所述异常事件识别模型用于对所述视频采样数据进行巡检关键特征提取,并根据提取到的所述巡检关键特征识别出场内物流异常事件,包括:对所述视频采样数据中的货物进行目标检测以得荷载中心距;从运行状态数据获取货叉间距和货叉离地高度;基于货物放置稳定性指数 SSC 判断是否出现货物掉落的动作特征,如果识别出货物掉落的动作特征则生成所述货物掉落紧急事件;

$$所述货物放置稳定性指数SSC基于如下公式计算: SSC = \frac{\sum_{k=1}^3 W_k \times F_k}{\sum_{k=1}^3 W_k}。其中, F_1 = \frac{|C_n - C_0|}{C_0};$$

C_n 为当前货物的荷载中心距, C_0 为标准荷载中心距; $F_2 = \frac{|D_n - D_0|}{D_0}$; D_n 为当前货叉间距相

对标准值偏差, D_0 为标准货叉间距; $F_3 = \frac{|H_n - H_0|}{H_0}$; H_n 为当前货物离地高度相对标准值偏

差, H_0 为标准离地高度; W_1 、 W_2 、 W_3 分别为荷载中心距、货叉间距、货叉离地高度这三个影响货物稳定性因素的对应权重。

[0191] 可选地,所述场内物流异常事件还包括明火紧急事件,所述异常事件识别模型用于对所述视频采样数据进行巡检关键特征提取,并根据提取到的所述巡检关键特征识别出场内物流异常事件,包括:对所述视频采样数据进行颜色特征分析以得到含有火焰颜色特征的视频采样数据;对所述含有火焰颜色特征的视频采样数据进行纹理特征分析以得到含有火焰纹理特征的视频采样数据;对所述含有火焰纹理特征的视频采样数据的前后视频采样数据进行火焰动态特征分析以识别出明火;如果识别出明火则生成所述明火紧急事件。具体地,识别明火紧急事件中各个步骤的具体实现过程如下:为了提取火焰颜色特征,可以定义一个颜色阈值范围来筛选出可能包含火焰的像素点。设视频采样数据的每一帧图像为 $I(x, y)$, 其中 x 和 y 分别表示图像的横纵坐标。对于每个像素点 $I(x, y)$, 其RGB值为 $(R(x, y), G(x, y), B(x, y))$ 。通过设定一系列颜色阈值条件来判断该像素点是否可能属于火

焰。例如,常见的火焰颜色特征在RGB空间中可能满足以下条件:

$$\begin{cases} R(x, y) > R_{th1} \\ G(x, y) < G_{th1} \\ B(x, y) < B_{th1} \\ R(x, y) - G(x, y) > \Delta_{th1} \\ R(x, y) - B(x, y) > \Delta_{th2} \end{cases} \quad \text{。其}$$

中 R_{th1} 、 G_{th1} 、 B_{th1} 是红色、绿色、蓝色通道的阈值, Δ_{th1} 和 Δ_{th2} 是颜色差值阈值。满足上述条件的像素点被认为可能属于火焰,将这些像素点所在的视频采样数据标记为含有火焰颜色特征的视频采样数据 $I_{color}(x, y)$ 。在纹理特征分析时,考虑到火焰具有独特的纹理特征,如不规则的形状和动态变化的纹理。为了提取火焰纹理特征,使用灰度共生矩阵 (GLCM) 来实现。对于含有火焰颜色特征的视频采样数据 $I_{color}(x, y)$, 计算其 GLCM。GLCM 描述了图像中不同灰度级对出现的概率分布。设 $P(i, j, d, \theta)$ 表示在距离 d 和方向 θ 上,灰度值为 i 和 j 的像素对出现的概率。通过 GLCM 可以计算出多个纹理特征参数,如对比度 (Contrast)、相关性 (Correlation)、能量 (Energy) 和熵 (Entropy)。对于火焰纹理,设定这些特征参数的阈值范围来进一步筛选出含有火焰纹理特征的视频采样数据。

[0192] 以对比度为例,其计算公式为: $\text{Contrast} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i-j)^2 P(i, j, d, \theta)$; 其中 L 是图像的

灰度级数。假设设定对比度的阈值为 C_{th} , 当计算得到的对比度大于 C_{th} 时,该区域被认为具有火焰纹理特征。经过对整个含有火焰颜色特征的视频采样数据进行分析,得到含有火焰纹理特征的视频采样数据 $I_{texture}(x, y)$ 。在进行火焰动态特征分析时,考虑到火焰具有动态变化的特征,如闪烁、飘动等。为了识别这些动态特征,对含有火焰纹理特征的视频采样数据的前后视频采样数据进行分析,过程如下: 设 $I_{texture}(t)$ 表示 t 时刻含有火焰纹理特征的视频采样数据帧。计算相邻两帧之间的变化量来分析火焰的动态特征。优选地,计算相邻两帧之间的像素差异: $\Delta I(t) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} |I_{texture}(t, x, y) - I_{texture}(t-1, x, y)|$; 其中 M 和 N 分别是图像的宽度和高度。

[0193] 同时,分析火焰的面积变化、形状变化等动态特征。假设火焰的面积在 t 时刻为 $A(t)$, 在 $t-1$ 时刻为 $A(t-1)$, 则面积变化率为: $\frac{\Delta A}{A} = \frac{A(t) - A(t-1)}{A(t-1)}$ 。设定一系列关于像素差异、面积变化率等动态特征的阈值。当这些动态特征满足设定的阈值条件时,认为识别出了明火。例如,当 $\Delta I(t) > \Delta I_{th}$ 且 $\left| \frac{\Delta A}{A} \right| > A_{th}$ 时 (ΔI_{th} 和 A_{th} 分别是像素差异阈值和面积变化率阈值), 则判断识别出明火。在生成明火紧急事件时,如果经过上述颜色特征分析、纹理特征分析和火焰动态特征分析,最终识别出明火,则生成明火紧急事件。

[0194] 为此,上述识别明火紧急事件的具体实现过程具有多方面的技术好处:

[0195] 1. 快速筛选潜在火焰区域通过定义颜色阈值范围来筛选可能包含火焰的像素

点,能够快速地从大量的视频采样数据中定位出潜在的火焰区域。这大大减少了后续处理的数据量,提高了整个识别过程的效率。相比于对整幅图像进行全面分析,这种基于颜色特征的初步筛选能够迅速聚焦于可能存在火焰的部分,节省了计算资源 and 时间。颜色是火焰的一个显著特征,利用常见的火焰颜色在 RGB 空间中的特征设定阈值条件,能够有效地捕捉到火焰的颜色信息。这种方法对于大多数常见的火焰场景具有较高的准确性,能够准确地将火焰与其他物体区分开来,为后续更精确的特征分析提供了可靠的基础。

[0196] 2. 适应性强可以根据不同的应用场景和实际需求,灵活调整红色、绿色、蓝色通道的阈值以及颜色差值阈值。例如,在不同的光照条件下,或者针对不同类型的火焰(如室内小火苗与室外大火等),可以通过调整这些阈值来优化火焰颜色特征的识别效果,使系统具有较强的适应性和鲁棒性。

[0197] 3. 深入挖掘火焰特征火焰具有独特的纹理特征,灰度共生矩阵(GLCM)能够有效地描述图像中不同灰度级对出现的概率分布,从而提取出火焰的纹理信息。通过计算对比度、相关性、能量和熵等纹理特征参数,可以从多个角度深入挖掘火焰的纹理特征,这些特征进一步丰富了对火焰的描述,提高了识别的准确性。与单纯的颜色特征相比,纹理特征能够提供更多关于火焰形状和结构的信息。例如,火焰的不规则形状和动态变化的纹理可以通过纹理特征参数得到体现,这有助于区分火焰与其他具有相似颜色但纹理不同的物体,减少误判的可能性。

[0198] 4. 可定制的筛选标准针对火焰纹理设定各个特征参数的阈值范围,能够根据实际情况定制筛选标准。不同的应用场景可能对火焰纹理特征有不同的要求,通过调整阈值,可以更精确地筛选出符合特定条件的火焰纹理,进一步提高识别的可靠性。例如,在一些对火焰识别精度要求较高的场景中,可以设置较为严格的阈值,以确保只识别出真正的火焰。

[0199] 5. 准确识别动态火焰火焰的动态特征,如闪烁、飘动等,是火焰区别于其他静态或稳定物体的重要标志。通过对含有火焰纹理特征的视频采样数据的前后帧进行分析,计算像素差异、面积变化率等动态特征,能够准确地捕捉到火焰的动态变化信息。这种对动态特征的分析可以有效地排除一些静态的干扰因素,提高对真实火焰的识别能力。综合考虑多个动态特征,如像素差异和面积变化率,并设定相应的阈值条件,能够从多个维度判断是否为明火。这种多维度的判断方式更加全面和准确,避免了仅依据单一特征进行判断可能出现的误判情况,提高了识别的准确性和可靠性。

[0200] 6. 实时监测与响应这种基于视频帧的动态特征分析方法适用于实时监测系统。在实际应用中,可以实时地对视频采样数据进行分析,一旦检测到满足阈值条件的动态特征,就能够迅速判断出明火的存在,并及时生成明火紧急事件。这对于保障厂内物流等场景的安全至关重要,可以在火灾发生的初期及时发出警报,采取相应的措施,减少损失。

[0201] 7. 全面的火焰识别整个识别过程通过颜色特征分析、纹理特征分析和火焰动态特征分析三个步骤,从不同的角度对火焰进行了全面的描述和分析。这种多步骤、多特征的识别方法能够充分利用火焰的各种特性,提高了对明火的识别准确率,减少了漏判和误判的情况。各个步骤之间相互关联、相互补充。颜色特征分析为纹理特征分析提供了潜在的火焰区域,纹理特征分析进一步细化了火焰的特征,而火焰动态特征分析则最终确定是否为真正的明火。这种逐步深入的分析过程使得整个识别系统更加稳健和可靠。

[0202] 图2是根据本发明实施例的基于厂内物流叉车1巡检数据采集的物流调度方法的

示意图。如图2所示,基于厂内物流叉车1巡检数据采集的物流调度系统的调度方法包括:摄像头3对部署其的厂内物流叉车1的运行环境进行监测得到环境监测视频流;数据采集模块对所述环境监测视频流进行采样得到视频采样数据;异常事件识别模型对所述视频采样数据进行巡检关键特征提取,并根据提取到的所述巡检关键特征识别出场内物流异常事件;调度策略推理模型6对所有厂内物流叉车1上的异常事件识别模型识别到的场内物流异常事件执行如下步骤,以生成对所有厂内物流叉车1的调度策略:对所有的场内物流异常事件进行聚类分析,以生成异常分类树;获取场内物流资源描述并与所述异常分类树进行匹配,以生成所有场内物流异常事件对厂内物流整体运作的影响程度评估值和影响范围评估值;根据所述影响程度评估值和影响范围评估值,对叉车任务调整目标与叉车路径规划目标进行推理;基于推理得到的所述叉车任务调整目标与叉车路径规划目标,生成对所有厂内物流叉车1的调度策略。图2实施例中,各个步骤的示例性解释可类似上述图1的记载。

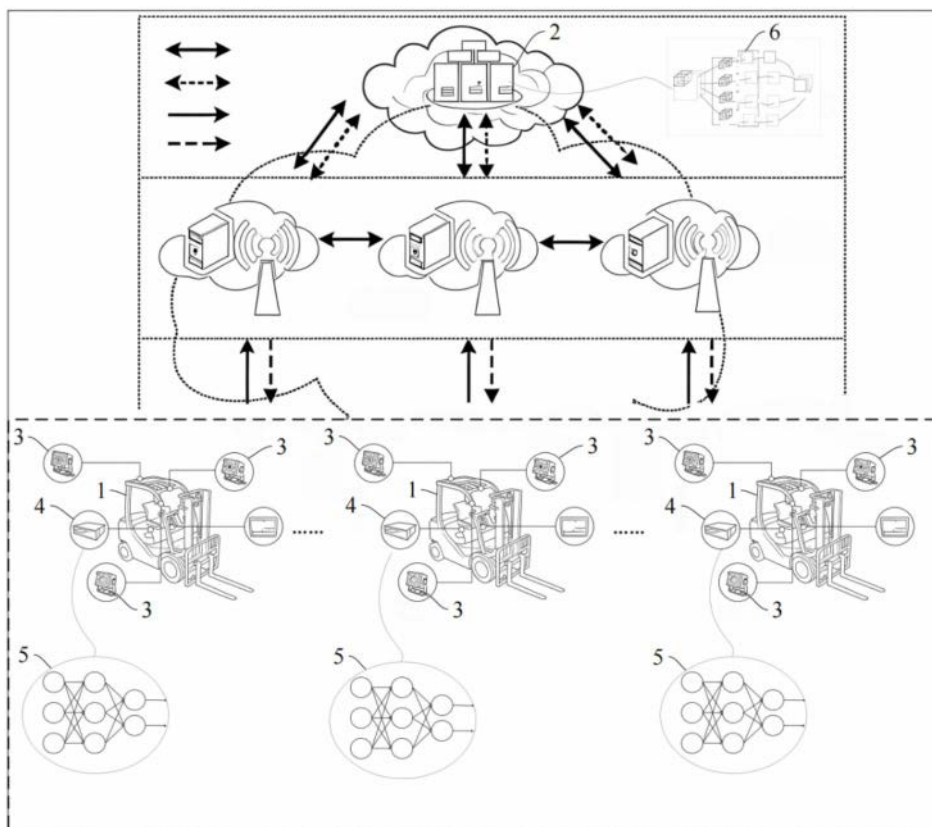


图1

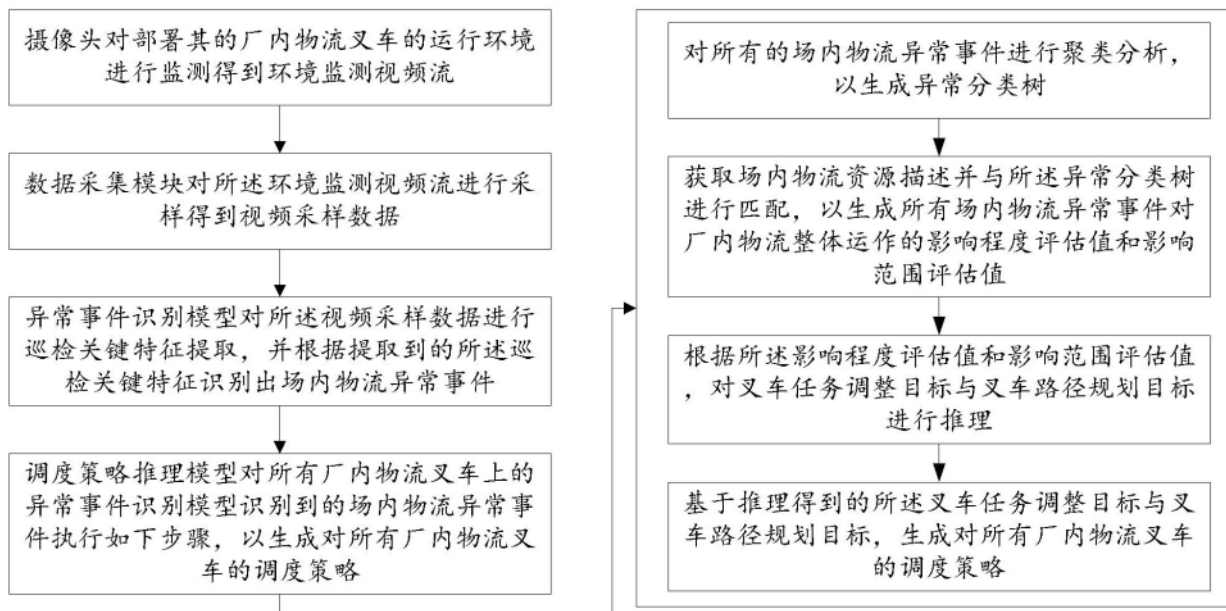


图2