



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 118877740 A

(43) 申请公布日 2024.11.01

(21) 申请号 202411264918.7

B66C 15/06 (2006.01)

(22) 申请日 2024.09.10

(71) 申请人 宁波越海码头经营有限公司

地址 315800 浙江省宁波市北仑区白峰街  
道白中线长沙湾段88号42幢1号1层

(72) 发明人 陆玮 张乾能 彭恒 黄森海  
孟成宇 黄国刚 朱晓文 戎君能  
唐红峰

(74) 专利代理机构 杭州信与义专利代理有限公  
司 33450

专利代理师 张心捻

(51) Int. Cl.

B66C 13/16 (2006.01)

B66C 13/46 (2006.01)

B66C 13/48 (2006.01)

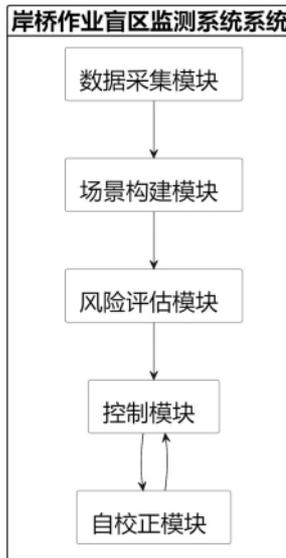
权利要求书2页 说明书17页 附图2页

(54) 发明名称

一种岸桥作业盲区监测系统

(57) 摘要

本发明涉及港口自动化设备控制与监测技术领域,尤其涉及一种岸桥作业盲区监测系统,首先,采集作业区域的多维度环境数据,通过自适应模态分布算法生成优化的三维场景数据;然后,利用非线性预测模型对行为特征和设备状态进行风险评估,生成多层次的风险评估数据并触发预警;最后,通过自适应控制和自校正模块实现吊具操作的实时路径调整和动态控制;本发明显著提升了吊具操作的安全性、精度及适应复杂环境的能力。



1. 一种岸桥作业盲区监测系统,其特征在於,包括:

数据采集模块,通过视觉传感器、激光雷达和深度传感器采集作业区域的多维度环境数据,并对所述多维度环境数据进行预处理,以生成优化融合感知数据;

场景构建模块,基于优化融合感知数据,提取视觉特征数据和深度特征数据,采用自适应模态分布算法对不同数据源的权重进行动态调整,融合多源数据生成三维场景数据和物体跟踪数据,以构建实时更新的三维作业场景;

风险评估模块,基于三维场景数据和物体跟踪数据,提取行为特征数据和设备特征数据,使用非线性行为预测模型生成行为预测数据和设备轨迹预测数据,结合风险交互分析生成多层次的风险评估数据,确定风险等级并触发预警机制;

控制模块,基于风险评估数据,通过路径优化算法和多目标决策算法生成优化路径数据和多目标控制数据,结合吊具的实时操作状态生成动态控制数据,实现对吊具操作的自适应控制和实时调整;

自校正模块,在吊具操作过程中,采集反馈感知数据和操作状态数据,通过反馈自校正算法生成自校正数据,并对操作路径进行调整。

2. 根据权利要求1所述的岸桥作业盲区监测系统,其特征在於,所述场景构建模块中的自适应模态分布算法用于根据不同传感器采集的多维度环境数据之间的差异度,动态调整各数据源的权重,使得在环境变化时,能够优先考虑更为可靠的数据源,从而生成准确的三维场景数据和物体跟踪数据,所述权重的计算表达式为:

$$W_i = \frac{1}{\sum_{j=1}^n d_{ij}}$$

其中, $W_i$ 为第*i*个数据源的权重, $d_{ij}$ 为第*i*个数据源与第*j*个数据源之间的差异度; $n$ 为数据源的数量。

3. 根据权利要求1所述的岸桥作业盲区监测系统,其特征在於,所述视觉特征数据和所述深度特征数据的融合过程通过加权组合进行实现,生成的三维场景数据在环境复杂情况下能够反映出真实的作业区域状态,所述加权组合的具体计算表达式为:

$$D = \alpha V + \beta S$$

其中, $D$ 为融合后的三维场景数据; $V$ 为视觉特征数据; $S$ 为深度特征数据; $\alpha$ 为视觉特征数据的权重系数; $\beta$ 为深度特征数据的权重系数;且满足 $\alpha + \beta = 1$ 。

4. 根据权利要求1所述的岸桥作业盲区监测系统,其特征在於,所述风险评估模块利用非线性行为预测模型对作业人员的历史行为数据进行学习,以生成反映作业人员未来可能行为的行为预测数据,同时,通过对设备状态的分析,生成设备轨迹预测数据,从而全面评估作业区域的风险情况,所述风险等级的计算表达式为:

$$R = f(P_t, E_t)$$

其中, $R$ 为风险等级; $P_t$ 为作业人员行为预测数据; $E_t$ 为设备运动轨迹; $f$ 为风险评估函数。

5. 根据权利要求4所述的岸桥作业盲区监测系统,其特征在於,所述风险交互分析通过比较作业人员行为预测数据与设备轨迹预测数据之间的交互点,识别出潜在的风险交互区

域,并通过设定的风险等级标准对每个交互点进行评估,从而形成多层次风险评估数据,并触发相应的预警机制。

6.根据权利要求1所述的岸桥作业盲区监测系统,其特征在于,所述控制模块通过优化路径数据并基于A星算法进行路径规划,确保吊具在作业过程中能够有效避开障碍物,并根据实时反馈进行动态调整。

7.根据权利要求1所述的岸桥作业盲区监测系统,其特征在于,所述多目标决策算法通过以下优化函数实现:

$$O = \min \left( \sum_{i=1}^n \lambda_i C_i \right)$$

其中, $O$ 为目标优化结果; $\lambda_i$ 为第*i*个控制目标的权重; $C_i$ 为第*i*个控制目标的控制成本; $n$ 为控制目标的数量。

8.根据权利要求1所述的岸桥作业盲区监测系统,其特征在于,所述自校正模块在吊具操作过程中,实时监测并记录操作状态数据和反馈感知数据,以生成反映当前操作精度和环境适应性的自校正数据,并基于自校正数据对吊具操作路径进行必要的调整,所述路径调整的计算表达式为:

$$P' = P + \Delta P$$

其中, $P'$ 为调整后的路径; $P$ 为当前路径; $\Delta P$ 为根据自校正数据调整的路径变化量。

9.根据权利要求1所述的岸桥作业盲区监测系统,其特征在于,所述自校正模块结合历史操作数据分析吊具在不同作业条件下的表现,以优化控制模块中各算法的参数设置,使得未来的操作路径能够基于累积的操作数据和环境变化进行自我调整。

10.根据权利要求1所述的岸桥作业盲区监测系统,其特征在于,所述自校正模块利用递归最小二乘法进行优化计算,以提高对吊具操作路径和控制策略的调整精度。

## 一种岸桥作业盲区监测系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及港口自动化设备控制与监测技术领域,尤其涉及一种岸桥作业盲区监测系统。

### 背景技术

[0002] 由于集装箱体积庞大,桥吊司机在操作过程中往往无法看到全部的作业区域,存在视觉盲区,容易导致集装箱与运输车或地面人员发生碰撞事故,影响操作的安全性与效率。现有技术(中国发明专利,公开号:CN113848906A,名称:自动化码头桥吊安全作业系统、控制方法及存储介质)一般采用摄像头、红外传感器等检测手段来监控车辆和周边人员的位置信息。虽然这些系统能够采集运输车和周边环境信息,但由于数据整合与处理较为简单,难以应对复杂多变的作业环境,特别是在动态变化的盲区作业中,存在监测不全、反应滞后,以及无法精确跟踪物体的缺陷。

### 发明内容

[0003] 针对上述现有技术存在的诸多问题,本发明提供一种岸桥作业盲区监测系统,本发明通过融合视觉、激光雷达和深度传感器的多模态数据,动态调整数据源权重,并结合非线性预测模型,生成准确的三维场景数据与物体跟踪数据。通过实时风险评估和自适应路径优化,确保了吊具操作的安全性与精度,尤其在盲区作业中有效减少了安全隐患。

[0004] 一种岸桥作业盲区监测系统,包括:

数据采集模块,通过视觉传感器、激光雷达和深度传感器采集作业区域的多维度环境数据,并对所述多维度环境数据进行预处理,以生成优化融合感知数据;

场景构建模块,基于优化融合感知数据,提取视觉特征数据和深度特征数据,采用自适应模态分布算法对不同数据源的权重进行动态调整,融合多源数据生成三维场景数据和物体跟踪数据,以构建实时更新的三维作业场景;

风险评估模块,基于三维场景数据和物体跟踪数据,提取行为特征数据和设备特征数据,使用非线性行为预测模型生成行为预测数据和设备轨迹预测数据,结合风险交互分析生成多层次的风险评估数据,确定风险等级并触发预警机制;

控制模块,基于风险评估数据,通过路径优化算法和多目标决策算法生成优化路径数据和多目标控制数据,结合吊具的实时操作状态生成动态控制数据,实现对吊具操作的自适应控制和实时调整;

自校正模块,在吊具操作过程中,采集反馈感知数据和操作状态数据,通过反馈自校正算法生成自校正数据,并对操作路径进行调整。

[0005] 优选的,所述场景构建模块中的自适应模态分布算法用于根据不同传感器采集的多维度环境数据之间的差异度,动态调整各数据源的权重,使得在环境变化时,能够优先考虑更为可靠的数据源,从而生成准确的三维场景数据和物体跟踪数据,所述权重的计算表达式为:

$$W_i = \frac{1}{\sum_{j=1}^n d_{ij}}$$

[0006] 其中,  $W_i$  为第  $i$  个数据源的权重,  $d_{ij}$  为第  $i$  个数据源与第  $j$  个数据源之间的差异度;  $n$  为数据源的数量。

[0007] 优选的, 所述视觉特征数据和所述深度特征数据的融合过程通过加权组合进行实现, 生成的三维场景数据在环境复杂情况下能够反映出真实的作业区域状态, 所述加权组合的具体计算表达式为:

$$D = \alpha V + \beta S$$

[0008] 其中,  $D$  为融合后的三维场景数据;  $V$  为视觉特征数据;  $S$  为深度特征数据;  $\alpha$  为视觉特征数据的权重系数;  $\beta$  为深度特征数据的权重系数; 且满足  $\alpha + \beta = 1$ 。

[0009] 优选的, 所述风险评估模块利用非线性行为预测模型对作业人员的历史行为数据进行学习, 以生成反映作业人员未来可能行为的行为预测数据, 同时, 通过对设备状态的分析, 生成设备轨迹预测数据, 从而全面评估作业区域的风险情况, 所述风险等级的计算表达式为:

$$R = f(P_t, E_t)$$

[0010] 其中,  $R$  为风险等级;  $P_t$  为作业人员行为预测数据;  $E_t$  为设备运动轨迹;  $f$  为风险评估函数。

[0011] 优选的, 所述风险交互分析通过比较作业人员行为预测数据与设备轨迹预测数据之间的交互点, 识别出潜在的风险交互区域, 并通过设定的风险等级标准对每个交互点进行评估, 从而形成多层次风险评估数据, 并触发相应的预警机制。

[0012] 优选的, 所述控制模块通过优化路径数据并基于A星算法进行路径规划, 确保吊具在作业过程中能够有效避开障碍物, 并根据实时反馈进行动态调整。

[0013] 优选的, 所述多目标决策算法通过以下优化函数实现:

$$O = \min \left( \sum_{i=1}^n \lambda_i C_i \right)$$

[0014] 其中,  $O$  为目标优化结果;  $\lambda_i$  为第  $i$  个控制目标的权重;  $C_i$  为第  $i$  个控制目标的控制成本;  $n$  为控制目标的数量。

[0015] 优选的, 所述自校正模块在吊具操作过程中, 实时监测并记录操作状态数据和反馈感知数据, 以生成反映当前操作精度和环境适应性的自校正数据, 并基于自校正数据对吊具操作路径进行必要的调整, 所述路径调整的计算表达式为:

$$P' = P + \Delta P$$

[0016] 其中,  $P'$  为调整后的路径;  $P$  为当前路径;  $\Delta P$  为根据自校正数据调整的路径变化量。

[0017] 优选的, 所述自校正模块结合历史操作数据分析吊具在不同作业条件下的表现, 以优化控制模块中各算法的参数设置, 使得未来的操作路径能够基于累积的操作数据和环境变化进行自我调整。

[0018] 优选的,所述自校正模块利用递归最小二乘法进行优化计算,以提高对吊具操作路径和控制策略的调整精度。

[0019] 相比于现有技术,本发明的优点及有益效果在于:

本发明通过多模态数据采集技术,实现了对作业区域多维度的环境监测,结合视觉传感器、激光雷达和深度传感器,提高了环境感知的精度;

本发明通过自适应模态分布算法,实现了动态数据源的权重调整,确保了在复杂环境下的精确场景构建;

本发明通过非线性行为预测模型和风险交互分析,生成了多层次的风险评估数据,解决了现有技术无法全面预判风险的问题;

本发明通过自适应控制模块,结合吊具的操作状态,提供了实时路径优化和自动调整功能,大幅提升了作业安全性与操作效率。

## 附图说明

[0020] 图1为本发明系统的结构框图;

图2为本发明中数据采集与处理流程图;

图3为本发明中控制与反馈循环图。

## 具体实施方式

[0021] 以下,将参照附图来描述本公开的实施例。但是应该理解,这些描述只是示例性的,而并非要限制本公开的范围。在下面的详细描述中,为便于解释,阐述了许多具体的细节以提供对本公开实施例的全面理解。然而,明显的,一个或多个实施例在没有这些具体细节的情况下也可以被实施。此外,在以下说明中,省略了对公知结构和技术的描述,以避免不必要地混淆本公开的概念。

[0022] 如图1所示,一种岸桥作业盲区监测系统,包括:

如图2所示,数据采集模块,通过视觉传感器、激光雷达和深度传感器采集作业区域的多维度环境数据,并对所述多维度环境数据进行预处理,以生成优化融合感知数据;

视觉传感器主要用于获取作业区域的图像和视频信息,能够实时捕捉现场的视觉特征。这种传感器在岸桥作业场景中的优势在于,可以高分辨率地捕捉到作业区域内的设备、人员以及物体的运动状态,适用于识别快速移动物体或辨别障碍物。然而,由于视觉传感器在弱光或遮挡场景下的局限性,本发明结合了激光雷达和深度传感器进行数据融合,以弥补单一传感器的不足。

[0023] 激光雷达(LiDAR)作为一种常用于三维扫描的传感器,通过发射激光并测量其返回时间来生成高精度的深度图。这种传感器的作用在于能够提供精准的距离和空间信息,尤其在光线条件较差的情况下,仍然能够有效工作。在本发明中,激光雷达与视觉传感器相结合,能够实时构建作业区域内的三维模型,使得系统能够准确识别吊具周围的设备、障碍物以及人员的相对位置,进而监测盲区内的潜在风险。

[0024] 深度传感器则通过捕捉物体与传感器之间的距离,生成作业环境的深度数据,进一步增强了系统对物体形状、位置的感知能力。在岸桥作业盲区监测中,深度传感器不仅能帮助系统更好地感知物体的空间位置,还能协助识别物体的三维形态。与激光雷达不同的

是,深度传感器通常使用结构光或飞行时间 (ToF) 等技术来获取深度信息,能够对复杂环境进行精确扫描。

[0025] 数据采集模块中的预处理是本发明中数据融合和优化的关键步骤。不同传感器采集的数据在精度、格式和时间戳等方面存在差异,因此在数据融合之前,必须对这些数据进行统一的处理。预处理过程包括对视觉图像的去噪处理、激光雷达点云数据的降噪和滤波处理、深度数据的格式标准化等。通过这些处理步骤,系统能够有效消除数据的冗余和噪声,从而提高后续数据融合的精度和速度。

[0026] 最终,通过上述多维度传感器的协同工作以及预处理流程,生成了优化融合感知数据。这一数据不仅整合了各类传感器的优点,弥补了它们各自的缺点,还能提供对岸桥作业区域的全局感知,使得系统能够对盲区进行实时监控,识别作业过程中的潜在危险并作出迅速响应。在本发明中,通过这些传感器和预处理模块的结合,监控系统能够有效地提升岸桥作业盲区的可视化效果,保障作业的安全性与高效性。

[0027] 场景构建模块,基于优化融合感知数据,提取视觉特征数据和深度特征数据,采用自适应模态分布算法对不同数据源的权重进行动态调整,融合多源数据生成三维场景数据和物体跟踪数据,以构建实时更新的三维作业场景;

视觉特征数据来自视觉传感器,通常包括颜色、形状、纹理等信息。这些数据在二维平面上展现了作业区域内物体的表面特征,但由于视觉传感器的局限性,单纯依赖视觉数据难以精确反映物体的三维空间位置,尤其是在复杂作业环境或视野受限的盲区中。

[0028] 深度特征数据由激光雷达和深度传感器采集,能够提供物体与传感器之间的距离信息。这些数据使得系统能够感知物体的空间位置和轮廓形态。在岸桥作业盲区监测中,深度特征数据的引入极大地补充了视觉特征的不足,尤其在遮挡、光线变化剧烈的情况下,深度数据提供了稳定的三维空间信息。

[0029] 场景构建模块的核心在于采用自适应模态分布算法,该算法用于根据不同数据源(如视觉和深度数据)的特性进行动态调整。这种自适应性体现在:在数据源之间存在差异时(如某一传感器的可靠性下降或数据精度受到干扰),系统可以自动调整各数据源的权重,使得更可靠、精度更高的数据在场景构建过程中占据主导地位。例如,在光线条件较差的情况下,视觉数据的质量下降,此时自适应模态分布算法会减少视觉数据的权重,增加深度特征数据的权重,确保构建的三维场景数据能够维持高精度。这种动态调整机制极大地提高了系统的鲁棒性,能够在不同环境条件下保持稳定的性能。

[0030] 通过自适应模态分布算法对数据源的权重调整,融合多源数据成为本发明的关键步骤之一。在多源数据的融合过程中,系统不仅综合了视觉特征和深度特征,还确保了融合数据能够反映作业区域的全局状态。融合后的三维场景数据展现了作业区域的完整空间信息,精确反映了吊具、设备、物体和人员的相对位置。同时,物体跟踪数据则为系统提供了动态监控的能力,通过对物体的轨迹分析,系统能够实时跟踪吊具的移动,识别其可能的碰撞风险或与人员的距离变化。

[0031] 在实际应用中,场景构建模块的效果非常显著。首先,通过实时更新的三维场景,系统可以精确、及时地反映作业区域的空间结构,特别是在盲区内的动态变化得以监控。其次,物体跟踪功能使得系统不仅能够监控静态场景,还能对动态变化进行响应。例如,当吊具接近盲区内的人员时,物体跟踪数据会反映出吊具与人员的相对位置和轨迹,系统根据

这些数据及时发出预警,从而有效避免安全事故的发生。

[0032] 举例来说,假设在一个复杂的港口作业场景中,吊具正在进行吊运操作,此时视觉传感器因为强烈的日光反射导致数据失真。通过自适应模态分布算法,系统检测到视觉数据质量下降,自动减少其权重,转而依赖激光雷达和深度传感器提供的空间数据。在数据融合后,生成的三维场景依然能够精准反映吊具的移动轨迹和周围物体的位置,确保系统对盲区的实时监控不会受到环境变化的影响。

[0033] 优选的,所述场景构建模块中的自适应模态分布算法用于根据不同传感器采集的多维度环境数据之间的差异度,动态调整各数据源的权重,使得在环境变化时,能够优先考虑更为可靠的数据源,从而生成准确的三维场景数据和物体跟踪数据,所述权重的计算表达式为:

$$W_i = \frac{1}{\sum_{j=1}^n d_{ij}}$$

[0034] 其中, $W_i$ 为第*i*个数据源的权重, $d_{ij}$ 为第*i*个数据源与第*j*个数据源之间的差异度; $n$ 为数据源的数量。差异度越大,表明某个数据源与其他数据源相比存在较大出入,从而影响其在整体数据融合中的权重。

[0035] 本发明中的自适应模态分布算法在场景构建模块中扮演着关键角色,它主要用于根据不同传感器采集的多维度环境数据之间的差异度,动态调整各数据源的权重,从而确保在环境变化时,系统能够优先考虑更为可靠的数据源,最终生成精确的三维场景数据和物体跟踪数据。

[0036] 算法的核心在于动态调整传感器数据的权重。传感器在不同环境下的表现有所不同,比如视觉传感器在强光或低光条件下的数据质量可能受到影响,而激光雷达或深度传感器在这些环境下则可能提供更稳定的数据。因此,通过自适应模态分布算法,系统能够实时评估每个数据源的可靠性,基于其与其他数据源的差异度动态分配权重。

[0037] 通过上述计算公式,系统能够实现以下功能:

动态适应不同的环境条件:当环境条件变化(如光照强度、天气、障碍物等)导致某些传感器的数据质量下降时,算法可以自动降低这些数据源的权重。例如,在强光条件下,视觉传感器数据可能失真,而激光雷达和深度传感器的数据仍然可靠,此时系统会降低视觉数据的权重,增加激光雷达和深度传感器的数据权重,从而确保生成的三维场景数据仍然准确。

[0038] 权重分配的自动调整:通过计算不同数据源之间的差异度,系统能自动调整各数据源的权重,以适应实时变化的环境。这样的动态调整机制能够有效应对突发情况,确保场景构建的连续性和准确性。举例来说,当港口作业区域出现浓雾或烟尘时,视觉数据的可靠性下降,而激光雷达和深度传感器依然可以提供稳定的距离和深度信息。自适应模态分布算法会在这种情况下调整权重,确保数据融合的准确性。

[0039] 自适应模态分布算法的原理依赖于差异度计算,通过评估不同数据源之间的相似性和可靠性,将权重分配给更可信的数据源。这种做法不仅能够降低单个传感器失效带来的影响,还能提升系统的整体鲁棒性。通过动态调整权重,系统始终优先使用最可靠的数据源,从而生成高精度的三维场景数据和物体跟踪数据。这对于岸桥作业盲区监测至关重要,

尤其是在实时监控复杂动态环境时。

[0040] 实施例:在实际应用中,假设一个港口岸桥作业场景中,传感器数据源包括视觉传感器、激光雷达和深度传感器。当环境发生变化,例如日光突然增强,导致视觉传感器数据受到干扰,系统通过自适应模态分布算法检测到视觉数据与其他传感器数据之间的差异度增加,此时视觉传感器的权重被动态降低,而激光雷达和深度传感器的权重相应增加。通过这种调整,生成的三维场景数据依然可以精准反映作业环境,不受视觉传感器数据失真的影响,从而确保岸桥操作人员对盲区内的物体和人员活动保持实时监控。该实施例充分体现了自适应模态分布算法在处理复杂环境中的灵活性和精确性。

[0041] 优选的,所述视觉特征数据和所述深度特征数据的融合过程通过加权组合进行实现,生成的三维场景数据在环境复杂情况下能够反映出真实的作业区域状态,所述加权组合的具体计算表达式为:

$$D = \alpha V + \beta S$$

[0042] 其中, $D$ 为融合后的三维场景数据; $V$ 为视觉特征数据; $S$ 为深度特征数据; $\alpha$ 为视觉特征数据的权重系数; $\beta$ 为深度特征数据的权重系数;且满足 $\alpha + \beta = 1$ 。

[0043] 在本发明的岸桥作业盲区监测系统中,视觉特征数据和深度特征数据的融合是生成高精度三维场景数据的关键步骤。该融合过程通过加权组合的方式实现,目的是综合两种数据源的优势,从而在复杂的作业环境中构建出能够准确反映实际情况的三维作业场景。

[0044] 视觉特征数据主要来源于视觉传感器,捕捉作业区域的二维图像或视频信息。这些数据能够有效提供物体的颜色、纹理和形状等视觉特征,在识别物体类别、轮廓和表面状态时有很大优势。然而,单独依靠视觉特征数据难以应对作业区域内光线变化、遮挡等情况。此外,视觉数据通常缺少深度信息,难以精确测量物体与传感器之间的空间位置。

[0045] 深度特征数据则来自深度传感器和激光雷达,能够提供物体的空间距离信息。通过测量物体与传感器的距离,深度数据能够清晰反映作业区域内物体的三维形态和相对位置,尤其在光线不足或复杂环境下,它能够提供更可靠的深度感知。这对于岸桥作业区域的三维监测至关重要,特别是在操作区域的盲区,深度数据可以为系统提供稳定且连续的空间信息。

[0046] 加权组合的融合方法在于结合这两种不同类型的数据,生成更加全面的三维场景数据。在此过程中,使用如下的加权计算公式: $D = \alpha V + \beta S$

[0047] 该公式通过为视觉数据和深度数据分别分配不同的权重,使得系统能够根据环境的变化来动态调整两者的影响。例如,在光线充足且视觉传感器工作状态良好的情况下,系统可以增加视觉数据的权重( $\alpha$ 值较大),减少深度数据的权重( $\beta$ 值较小),此时生成的三维场景数据能够综合物体的外观和空间位置,提供更完整的监测信息。而在光线不足或视觉传感器数据质量受损时,系统则会加大深度数据的权重,使得三维场景数据仍能保持高精度的空间感知。

[0048] 视觉特征数据和深度特征数据的融合原理在于充分利用两类传感器的优势,形成相辅相成的关系。视觉传感器提供高分辨率的二维图像信息,适合识别物体的外部特征;深度传感器则提供三维空间信息,能够精准捕捉物体的深度和距离。通过加权组合,系统在不同环境条件下能够自适应调整,确保生成的三维场景数据既能展现物体的表面细节,又能

反映其在空间中的位置。

[0049] 实施例:在一个岸桥作业场景中,当吊具正在吊运货物并接近盲区时,系统通过视觉传感器捕捉到吊具的实时图像,能够识别货物的外观形状及吊具的运动状态。但由于阳光直射,视觉数据出现了光斑,影响了部分数据的准确性。与此同时,深度传感器提供了吊具与周围物体之间的空间距离数据,虽然不能展现物体的外观细节,但可以精确捕捉吊具的相对位置。此时,系统通过加权组合,降低视觉数据的权重,增加深度数据的权重,以确保生成的三维场景数据仍然精确、可靠。这样,尽管视觉数据受到干扰,系统依然能够监控吊具周围的障碍物和作业环境,确保安全操作。

[0050] 通过这样的加权融合方式,系统不仅在理想环境中能生成精准的三维场景数据,在恶劣环境下也能够有效弥补单一传感器的缺陷,确保监控精度和实时性。最终效果是实现了岸对岸桥作业区域的持续监测,尤其在盲区的复杂环境中,系统能够动态调整传感器数据的权重,生成可靠的三维场景数据,帮助操作人员对盲区内的情况做出准确判断,避免安全事故的发生。

[0051] 风险评估模块,基于三维场景数据和物体跟踪数据,提取行为特征数据和设备特征数据,使用非线性行为预测模型生成行为预测数据和设备轨迹预测数据,结合风险交互分析生成多层次的风险评估数据,确定风险等级并触发预警机制;

风险评估模块基于三维场景数据和物体跟踪数据,对作业区域内的人员行为和运动进行实时监测。三维场景数据能够准确反映作业区域内物体和人员的相对位置和空间分布,而物体跟踪数据则为系统提供了动态更新的物体和人员的轨迹信息。这些数据共同构成了对作业环境的全面感知,为后续的风险评估提供了基础。

[0052] 行为特征数据和设备特征数据是从三维场景和物体跟踪数据中提取的核心信息。行为特征数据主要用于描述人员在作业区域内的行动模式、移动轨迹和位置变化,而设备特征数据则反映了吊具、设备等在作业过程中的运行状态和空间位置。通过提取这些特征,系统能够构建出当前时刻作业区域内的动态模型,实时了解人员和设备的相互作用。

[0053] 风险评估模块采用了非线性行为预测模型来生成行为预测数据和设备轨迹预测数据。非线性行为预测模型的优势在于它能够处理复杂的动态系统,捕捉人员和设备在未来时刻的潜在行为轨迹。此模型通过对历史数据和当前特征的分析,预测出人员可能的移动路径和设备未来的运行状态。比如,当系统识别到某位作业人员正在向吊具移动时,非线性行为预测模型会基于其当前的速度、方向等信息,预测出其未来几秒钟的移动轨迹,并与设备的轨迹进行比对。

[0054] 通过风险交互分析,系统能够结合行为预测数据和设备轨迹预测数据,识别出人员与设备之间潜在的碰撞或危险情况。这一过程类似于计算不同对象未来轨迹的交汇点,并判断该交汇点的风险等级。交汇点距离越近,设备和人员之间的相对速度越快,系统判定的风险等级就越高。通过这一分析,系统能够识别作业区域内的潜在危险区域,并做出相应的预警。

[0055] 多层次的风险评估是风险评估模块的另一个关键特性。系统根据不同风险因素的组合,如设备运动的速度、人员的行为模式、物体的相对距离等,生成不同等级的风险评估数据。这种多层次的风险评估可以细化对作业场景的安全管理。例如,系统可以将风险等级划分为低、中、高三级,低级风险可能仅需要操作人员注意,而高级风险则需要立即采取措

施,避免发生事故。

[0056] 风险评估模块根据风险等级启动预警机制。一旦系统判断作业区域内存在高风险,预警机制会立即发出警报,通知操作人员或自动系统采取相应的防护措施。例如,当系统检测到吊具与作业人员的轨迹可能在短时间内发生交汇并存在碰撞风险时,预警机制会立即向操作人员发出警报,并建议暂停吊具操作或发出声音、灯光警示,避免事故的发生。

[0057] 实施例:在一个复杂的港口作业场景中,假设有一名作业人员正在盲区内靠近吊具操作区域,系统通过三维场景数据和物体跟踪数据识别出作业人员的行动轨迹。基于非线性行为预测模型,系统预测出该人员将会在未来3秒内进入吊具的运行轨迹,同时吊具的设备轨迹预测数据表明吊具将在5秒内移动到该区域。通过风险交互分析,系统计算出人员和吊具的轨迹交汇点,并将这一交汇点的风险评估为高等级。随后,系统触发了预警机制,发出了声音警报,并通知吊具操作员及时停止操作,避免事故发生。

[0058] 优选的,所述风险评估模块利用非线性行为预测模型对作业人员的历史行为数据进行学习,以生成反映作业人员未来可能行为的行为预测数据,同时,通过对设备状态的分析,生成设备轨迹预测数据,从而全面评估作业区域的风险情况,所述风险等级的计算表达式为:

$$R = f(P_t, E_t)$$

[0059] 其中, $R$ 为风险等级; $P_t$ 为作业人员行为预测数据; $E_t$ 为设备运动轨迹; $f$ 为风险评估函数。

[0060] 风险评估模块从作业人员的历史行为数据入手,通过非线性行为预测模型对这些数据进行深度学习和模式识别。历史行为数据包括作业人员在不同环境条件下的行动模式、移动轨迹、操作习惯等。这种预测模型能够捕捉到作业人员在作业区域内的行为趋势,即使在复杂和多变的作业环境中,系统依然能够基于人员过去的行为,预测出其未来可能的行为轨迹。例如,某一作业人员的行为模式可能表明,他通常会在特定区域停留较长时间或者经常靠近特定的设备区域。系统通过分析这些数据,能够生成准确的行为预测数据,从而提前预估作业人员在未来时刻的可能行为。

[0061] 与此同时,风险评估模块还会对设备状态进行全面分析,主要关注设备的运动轨迹、操作状态、速度、方向等关键特征。通过分析当前和历史的设备数据,系统能够生成设备的轨迹预测数据,这有助于系统了解设备未来的移动路径和运行模式。例如,当吊具正以一定速度向前移动时,系统能够预测出吊具在未来几秒钟内的具体位置,以及它可能与作业区域内的其他物体或人员的交互情况。

[0062] 两者结合后,系统通过以下计算表达式进行风险评估:

$$R = f(P_t, E_t)$$

[0063] 该函数根据行为预测数据与设备轨迹数据之间的关系,对潜在风险进行综合评估。评估函数考虑了多个因素,包括人员和设备的相对速度、距离、方向等,这些因素共同影响系统的风险等级评估结果。

[0064] 风险评估函数的核心是通过计算作业人员的行为预测轨迹与设备的运动轨迹之间的相对位置和交互点,来评估人员和设备之间发生危险的可能性。如果系统检测到人员的行为轨迹和设备的轨迹在未来时间内可能发生交汇,并且两者的相对速度较快,则风险

等级会被评估为较高。风险评估函数能够根据这些交互点的特性,动态调整风险等级,使得系统能够针对不同风险场景发出不同级别的预警。

[0065] 该风险评估模块的实际效果非常显著。它能够将人员和设备的动态行为预测数据与环境条件相结合,生成全面的风险评估数据,并通过量化的风险等级来指引操作人员做出合理决策。例如,当系统判断人员可能在未来几秒内进入吊具的运行轨迹时,系统会立即发出高等级风险警报,提示操作人员采取紧急行动,避免事故发生。这样,风险评估模块不仅能够提前发现潜在危险,还能够在风险来临之前启动相应的预警机制,为岸桥作业的安全运行提供了强有力的保障。

[0066] 实施例:假设在港口作业现场,一名工人正在盲区内工作,而吊具正在以较快的速度向该区域移动。风险评估模块首先通过非线性行为预测模型生成该工人的行为预测数据,得出他将在未来3秒钟内向盲区内移动约5米。与此同时,系统通过对吊具的状态分析,生成了吊具的轨迹预测数据,发现吊具将在5秒内进入同一区域。通过风险评估函数,系统计算出该工人和吊具的轨迹交汇点,评估出两者之间的相对距离较小且碰撞风险较高,因此将风险等级设定为“高”。系统随即触发了高等级预警,向操作人员发出警报,要求吊具操作立即暂停,防止可能的碰撞事故发生。

[0067] 通过这一机制,系统不仅能够对作业区域内的动态行为进行准确预测,还能够实时评估未来发生危险的可能性,并提前做出预警。该模块显著提高了岸桥作业的安全性,尤其是在盲区内,系统能够基于实时监测和历史行为数据,精确判断人员和设备之间的潜在危险,确保作业人员的安全。

[0068] 优选的,所述风险交互分析通过比较作业人员行为预测数据与设备轨迹预测数据之间的交互点,识别出潜在的风险交互区域,并通过设定的风险等级标准对每个交互点进行评估,从而形成多层次风险评估数据,并触发相应的预警机制。

[0069] 风险交互分析基于系统已经生成的两类数据:作业人员行为预测数据和设备轨迹预测数据。行为预测数据是通过对作业人员的历史行为模式、实时位置和行动轨迹进行建模预测的结果,能够反映人员在未来的行动趋势。例如,如果某名工人通常会在作业区域内执行特定路径的移动,系统能够预测出该工人在未来几秒内的可能行为路线。设备轨迹预测数据则是通过对吊具或其他设备的运行状态、速度、方向等特征进行分析后,生成的未来几秒内设备的运动轨迹。

[0070] 交互点的识别是风险交互分析的核心部分。系统通过比较作业人员的行为预测数据与设备的轨迹预测数据,找出两者在未来时刻的交汇点或重叠区域。这些交汇点是潜在的高风险区域,因为在这些区域内,作业人员和设备的路径有可能发生重叠,导致碰撞或其他危险事件。例如,如果系统预测工人在未来5秒内将进入吊具的运行路径,那么两者的交汇点即为一个需要重点监控的区域。

[0071] 一旦识别出交互点,系统会根据设定的风险等级标准对每个交互点进行评估。风险等级的评估通常基于以下因素:

相对距离:作业人员与设备之间的距离越小,风险等级越高。距离较大的交互点可能仅需要进行低级别的风险提示,而距离较近的交互点则可能需要发出高风险预警。

[0072] 相对速度:如果作业人员和设备的移动速度较快,尤其是它们接近交汇点的速度较高,系统会认为风险较大。快速移动的设备 and 人员更难以及时反应,因此风险等级会相应

提升。

[0073] 环境条件：盲区、光线不良等环境因素也会影响风险评估。比如，如果交互点位于作业盲区，系统可能会因为人员和设备无法及时被视觉监控系统察觉，评估为更高的风险。

[0074] 系统根据这些因素对交互点进行综合评估后，生成多层次的风险评估数据。这种多层次评估能够细化对不同风险情况的处理。例如，低风险交互点可能仅需提醒操作人员注意，而高风险交互点则会触发更严格的预警机制，如强制暂停设备操作或发出声光警报。

[0075] 风险交互分析的原理在于通过时间序列分析和空间比较技术，提前识别人员与设备之间可能发生交汇的区域，结合预设的风险标准，及时生成相应的风险等级。这种机制的优势在于能够在事故发生之前，给操作人员提供充足的反应时间，从而避免危险事件的发生。通过多层次的风险评估，系统能够根据不同风险等级，采取不同的应对措施，确保作业安全。

[0076] 实施例：假设在港口吊运操作中，一名作业人员正在靠近吊具的作业区域，而吊具正在以较快的速度向前移动。风险交互分析首先通过行为预测数据和设备轨迹预测数据，发现这名工人在未来3秒内将进入吊具的操作范围，且两者的路径将在某一时刻发生重叠。系统识别到这一交互点后，基于距离和速度等因素，将该交互点评估为高风险，并生成高等级风险评估数据。随后，系统立即触发预警机制，发出警报并通知吊具操作员暂时停止操作，确保人员安全。

[0077] 通过这一实施例可以看出，风险交互分析在实时监测和提前预警方面发挥了重要作用。系统通过对交互点的精准识别和评估，不仅能够提前预测可能发生的危险，还能够通过多层次的风险评估机制，选择合适的应对措施，避免事故的发生。

[0078] 风险交互分析能够显著提高岸桥作业盲区内的安全性。它不仅能够预测作业人员与设备之间的潜在碰撞风险，还能通过多层次的评估机制细化风险等级，为操作人员提供更为直观、及时的安全提示。结合自动化预警机制，本发明能够在盲区复杂环境下，确保人员和设备的安全运行，减少事故发生的概率。

[0079] 如图3所示，控制模块，基于风险评估数据，通过路径优化算法和多目标决策算法生成优化路径数据和多目标控制数据，结合吊具的实时操作状态生成动态控制数据，实现对吊具操作的自适应控制和实时调整；

控制模块依赖于风险评估数据。这些数据来源于风险评估模块对作业区域内作业人员和设备之间潜在风险的评估结果。风险评估数据不仅包含对各类风险等级的划分，还包括对可能发生的危险区域的定位、时间预测以及与吊具的相对距离等信息。基于这些评估结果，控制模块能够实时了解当前环境中的潜在风险，并在制定控制策略时考虑这些因素。

[0080] 路径优化算法在控制模块中发挥了关键作用。其主要目标是基于风险评估数据，生成最优的吊具操作路径，以确保吊具能够避开危险区域，并顺利完成操作任务。路径优化算法通常考虑多种因素，包括设备与风险区域的距离、设备移动的速度和方向，以及作业任务的紧急性。例如，在吊具靠近一个作业人员的情况下，路径优化算法会根据当前的风险数据调整吊具的移动轨迹，避免与作业人员发生接触。该算法可以结合A\*算法或Dijkstra算法等经典路径规划方法，确保路径规划的高效性与准确性。

[0081] 多目标决策算法则在路径优化的基础上进一步提高了吊具操作的智能化水平。与

传统单一目标优化不同,岸桥作业场景中涉及多个目标,例如既要确保操作的安全性,又要尽量提高吊具的运行效率。多目标决策算法通过综合考虑多个约束条件,生成多目标控制数据,即不仅要选择安全的操作路径,还要保证作业效率。具体而言,算法会根据风险评估结果调整吊具的移动速度、方向等参数,以便平衡安全与效率的需求。例如,当吊具处于高风险区域时,系统可能会降低其移动速度,优先确保安全;而在风险较低的情况下,则可以加快吊具的运行速度,提高作业效率。

[0082] 动态控制数据是控制模块的最终输出结果。它结合了吊具的实时操作状态和环境变化,确保吊具在整个操作过程中能够根据实时监测结果进行自适应调整。例如,当吊具的路径受到临时障碍物(如其他设备或突然进入盲区的人员)的干扰时,控制模块可以动态调整吊具的运行路径和速度,确保其能够及时避开障碍物,继续完成作业任务。动态控制数据的生成依赖于对实时环境变化的响应,确保吊具操作的灵活性和安全性。

[0083] 控制模块的工作原理基于对作业环境的全面感知和评估,通过路径优化算法和多目标决策算法的结合,实时生成优化的控制策略。路径优化算法确保吊具在作业过程中能够找到最安全、最有效的路径,而多目标决策算法则在此基础上进一步考虑作业的综合需求,确保吊具的操作既安全又高效。最终生成的动态控制数据能够根据实时的环境变化进行调整,使得吊具操作具有自适应性,能够应对复杂、变化多端的作业环境。

[0084] 实施例:假设在港口吊具作业中,系统识别到一名作业人员正在盲区内作业,并且风险评估数据表明吊具与该人员之间存在潜在碰撞的可能。控制模块首先通过路径优化算法,规划出一条安全的路径,避免吊具与该作业人员发生直接接触。同时,系统通过多目标决策算法综合考虑任务的紧急性,调整吊具的运行速度,确保吊具在避开作业人员的同时,能够尽快完成吊运任务。动态控制数据则实时监测吊具的操作状态和人员的移动,一旦检测到作业人员进一步接近危险区域,系统会再次调整路径,甚至暂停操作,以确保安全。

[0085] 通过这种灵活的控制方式,吊具不仅能够顺利避开潜在风险,还能够在确保安全的同时,最大限度地提高作业效率。这一控制机制显著提高了岸桥作业的自动化水平,尤其在盲区监测和复杂作业场景中,能够大幅减少人员与设备之间的碰撞风险。

[0086] 控制模块的应用在岸桥作业盲区监测中效果显著。它通过路径优化和多目标决策算法的结合,实现了对吊具操作的精确控制,使得吊具能够在复杂环境中灵活应对风险。与此同时,动态控制数据确保系统能够根据实时情况进行调整,使得吊具操作既安全又高效。该模块大幅减少了事故的发生概率,同时提高了作业效率。

[0087] 优选的,所述控制模块通过优化路径数据并基于A星算法进行路径规划,确保吊具在作业过程中能够有效避开障碍物,并根据实时反馈进行动态调整。

[0088] 控制模块基于优化路径数据来启动路径规划。优化路径数据是由系统结合实时风险评估数据、作业环境信息以及设备状态生成的。在实际应用中,优化路径数据不仅考虑了吊具需要到达的目的地,还考虑了作业区域内的潜在风险点、障碍物位置和作业人员的行为轨迹。例如,风险评估模块可能已经识别到某些区域内存在作业人员或设备活动的轨迹,优化路径数据则会将这些风险点标记为障碍,要求路径规划算法避开这些区域。

[0089] A星算法(A)\*是路径规划的核心技术,它是一种广泛应用于导航和机器人控制中的搜索算法,能够在已知障碍物的环境中找到从起点到目标的最优路径。A星算法通过结合启发式估计和实际路径成本来评估各个可能的路径,最终选择代价最低的路径。在本发明

中,控制模块利用A星算法根据优化路径数据进行路径规划,确保吊具能够有效避开作业区域内的固定障碍物(如集装箱、建筑物等)和移动障碍物(如作业人员、移动设备等)。A星算法的优势在于其高效性和鲁棒性,能够在复杂环境中迅速找到最短路径,同时保证安全性。

[0090] 路径规划的过程中,实时反馈机制起到了重要作用。虽然A星算法能够规划出基于当前环境的最优路径,但在作业过程中,环境可能会发生变化,例如人员突然进入吊具的工作区域,或者新的障碍物出现。此时,系统通过传感器和监测数据对环境进行持续监测,并根据实时反馈对路径进行动态调整。实时反馈的实现依赖于传感器的多维数据采集和系统的快速响应能力。反馈机制能够在毫秒级别内对吊具的当前状态和周围环境进行重新评估,并向控制模块提供更新后的优化路径数据。基于这些数据,A星算法可以快速重新规划路径,确保吊具能够继续安全运行,而不需要中断作业。例如,当吊具在靠近盲区时,系统可能检测到盲区内有人员移动,实时反馈机制会立即通知控制模块重新规划路径,避免与人员发生碰撞。

[0091] 控制模块通过A星算法进行路径规划的原理,依赖于结合优化路径数据和实时反馈的输入。A星算法首先基于优化路径数据生成最短路径,并确保路径能够避开所有已知的障碍物。这一规划过程考虑了起点、目标点以及路径上的各个节点之间的移动代价,最终选择代价最小的路径。由于作业环境是动态变化的,因此实时反馈机制确保了系统能够根据环境变化对路径进行适时调整,从而避免因突发情况导致的安全隐患或作业中断。

[0092] 该控制模块的效果非常显著,尤其是在复杂作业场景中。通过路径优化和A星算法,吊具能够在环境复杂的作业区域中灵活运作,不仅能够有效避开静态障碍物,还能够人员在设备意外进入作业区域时,及时调整路径。相比于传统的固定路径规划方式,这种自适应控制大大提高了系统的灵活性和安全性,确保吊具在盲区等视野受限的区域内也能高效作业。

[0093] 实施例:在一个典型的港口吊具作业场景中,假设吊具需要从堆放区移动到装卸区,路径上可能存在集装箱、其他设备以及作业人员等障碍物。控制模块首先根据优化路径数据,通过A星算法规划出一条最优路径,确保吊具能够顺利到达目标位置。作业过程中,系统通过激光雷达、视觉传感器和深度传感器等设备实时监测周围环境,发现一名作业人员进入吊具的行驶路径。实时反馈机制立即捕捉到这一变化,并将其传输到控制模块。控制模块通过A星算法重新规划路径,确保吊具能够避开该作业人员,同时尽快完成运输任务。

[0094] 通过这种灵活的路径调整机制,吊具不仅能够安全避开障碍物,还能够保证作业的连续性和高效性。即便是在复杂的作业环境中,系统依然能够快速响应,调整路径以应对新的突发情况。

[0095] 控制模块通过A星算法的路径规划与实时反馈的结合,显著提高了吊具的操作效率和安全性。相比于传统的固定路径控制方式,这一自适应路径规划系统能够有效应对作业环境中的动态变化,确保吊具在复杂的港口环境中安全作业,减少了事故的发生。同时,动态调整功能确保作业能够快速恢复,不会因为临时障碍物或人员移动导致长时间的中断。

[0096] 优选的,所述多目标决策算法通过以下优化函数实现:

$$O = \min \left( \sum_{i=1}^n \lambda_i C_i \right)$$

[0097] 其中, $O$ 为目标优化结果; $\lambda_i$ 为第*i*个控制目标的权重; $C_i$ 为第*i*个控制目标的控制成本; $n$ 为控制目标的数量。

[0098] 在港口吊具操作过程中,吊具不仅需要安全避让作业人员和设备,还必须高效完成吊运任务,确保作业顺利进行。为了同时满足这些不同的控制目标,多目标决策算法通过综合考虑多种因素来生成优化的控制指令。这些控制目标可能包括以下几个方面:

安全性:避免吊具与作业人员或设备发生碰撞,这通常是权重较高的目标(较大的 $\lambda_i$ );作业效率:吊具需要尽快完成吊运操作,确保作业进度,因此效率目标也具有较高权重;能耗控制:吊具的操作应尽量减少能源消耗,这通常会作为次要目标纳入优化模型,控制其成本(即较低的 $C_i$ )。

[0099] 多目标决策算法的优化函数在这些目标之间找到平衡点。通过调整每个目标的权重 $\lambda_i$ ,系统能够根据不同的作业环境和优先级动态优化控制策略。例如,当作业区域内没有人员活动时,系统可能会优先提高作业效率,减少吊具的等待时间和操作周期。但在人员密集或设备复杂的环境中,系统则会提高安全目标的权重,确保吊具能够优先避开人员和设备,降低事故风险。

[0100] 控制成本 $C_i$ 是每个控制目标的消耗或代价,通常由系统根据实时数据进行动态计算。例如,在考虑安全目标时,系统可能会评估吊具与人员或障碍物之间的距离、设备的移动速度等因素。如果吊具接近某个高风险区域,安全目标的控制成本将增加( $C_i$ 变大),这会推动系统调整路径以降低风险。类似地,能耗控制目标的成本可能基于吊具的移动距离和操作时间来计算,当吊具操作频繁或路径过长时,能耗成本将增加。

[0101] 通过对各控制目标的权重和成本进行动态调整,多目标决策算法能够在不同目标之间实现平衡,从而输出最优的控制策略。这种优化方法不仅确保了吊具操作的安全性和高效性,还在实际作业中考虑到了能耗等额外因素,提升了系统的整体性能。

[0102] 多目标决策算法的效果在于,它为系统提供了多维度的决策能力,能够根据不同的环境和作业需求灵活调整优化策略。通过优化函数,系统不仅能够在单一目标(如安全性或效率)上取得优异表现,还能够在多个目标之间进行合理平衡。这种灵活性使得系统在复杂的作业环境中能够快速适应变化,既能避免安全事故,又能确保吊具作业的高效完成。

[0103] 实施例:在实际的港口吊具作业场景中,假设吊具正处于一个高风险的盲区附近,系统通过风险评估数据发现前方区域有作业人员正在靠近。此时,多目标决策算法会优先考虑安全性,将安全目标的权重 $\lambda_1$ 提升,同时降低效率目标的权重 $\lambda_2$ 。系统通过优化函数计算,得出吊具应该降低移动速度并调整路径,以避开潜在的危险区域。与此同时,能耗目标 $\lambda_3$ 可能被适当降低,允许在短期内略微增加能耗,以确保安全。在吊具成功避开危险区域后,系统会重新调整各控制目标的权重,逐步提升效率和能耗控制,恢复正常作业。

[0104] 通过这种方式,多目标决策算法确保了吊具在盲区和高风险环境中的操作安全,同时也能灵活适应不同的作业需求,保证效率与安全之间的最佳平衡。

[0105] 通过多目标决策算法,岸桥作业盲区监测系统能够智能地管理吊具操作的各个方

面,在安全性、效率和能耗控制之间进行动态平衡。系统能够根据实时的作业环境和设备状态,灵活调整优化目标,确保吊具在复杂环境中能够安全、高效、经济地完成任务。这种综合决策能力极大提高了系统的适应性和鲁棒性,使其能够应对各种突发情况,并确保作业的顺利进行。

[0106] 自校正模块,在吊具操作过程中,采集反馈感知数据和操作状态数据,通过反馈自校正算法生成自校正数据,并对操作路径进行调整。

[0107] 优选的,所述自校正模块在吊具操作过程中,实时监测并记录操作状态数据和反馈感知数据,以生成反映当前操作精度和环境适应性的自校正数据,并基于自校正数据对吊具操作路径进行必要的调整,所述路径调整的计算表达式为:

$$P' = P + \Delta P$$

[0108] 其中, $P'$ 为调整后的路径; $P$ 为当前路径; $\Delta P$ 为根据自校正数据调整的路径变化量。

[0109] 自校正模块的工作原理主要依赖于两个重要的数据输入:操作状态数据和反馈感知数据。操作状态数据指吊具在运行过程中关于位置、速度、加速度等各类参数的实时监测结果。这些数据通过传感器收集,反映了吊具在当前操作中的实际情况。另一方面,反馈感知数据则是吊具与外部环境的交互信息,包括来自其他传感器(如激光雷达、深度传感器等)的实时反馈。这些反馈感知数据帮助系统识别吊具周围环境的变化,比如新出现的障碍物或作业人员进入吊具的工作范围。

[0110] 基于这些数据,系统生成自校正数据,这是对当前操作偏差的反映。例如,如果吊具偏离了预定的作业路径,或者操作精度因环境变化而受到影响,系统会根据实际操作和反馈感知数据计算出需要校正的偏差量。自校正数据的生成考虑了吊具的实时位置、外部环境因素,以及作业要求的精度。通过计算,系统能够及时发现并修正吊具的操作偏差,确保吊具能够始终在最优路径上运行。

[0111] 自校正模块的工作原理是一个持续的闭环反馈过程。通过实时监测操作状态和反馈感知数据,系统能够快速检测出吊具操作中的任何偏差,并根据偏差量实时调整路径。这种自校正能力确保了吊具能够始终适应复杂的作业环境,避免因环境变化导致的偏差累积。特别是在作业盲区或环境动态变化频繁的区域,自校正模块的作用尤为重要。它能够在毫秒级别内进行路径调整,确保吊具能够迅速应对突发情况。

[0112] 该模块的效果体现在以下几方面:

操作精度提升:通过实时的路径调整,自校正模块能够确保吊具的操作精度始终维持在较高水平,即使在复杂的环境中,吊具也能按计划精确执行操作任务。

[0113] 环境适应性增强:由于反馈感知数据能够持续反映吊具与周围环境的互动,自校正模块能够适应环境中的动态变化,例如障碍物的突然出现或作业人员的移动。系统能够通过路径调整快速反应,避免安全风险。

[0114] 实时调整能力:自校正模块能够基于实时数据对路径进行微调,这意味着即便是极小的偏差也能在最短时间内被修正,确保吊具不会发生较大的操作误差。

[0115] 实施例:假设吊具正在港口作业区域内进行吊运操作,在吊具移动过程中,突然出现了一辆叉车进入吊具的工作区域,导致吊具偏离了预定路径。系统通过自校正模块检测

到吊具的实际路径与预定路径之间产生了偏差,同时反馈感知数据也表明叉车的进入对吊具的路径造成了干扰。基于这些数据,自校正模块计算出需要调整的路径变化量 $\Delta P$ ,并立即调整吊具的路径 $P'$ ,将其重新引导至安全路径上,避免与叉车发生碰撞,同时继续完成吊运任务。

[0116] 这一实施例说明了自校正模块在动态环境中的适应能力。通过快速生成自校正数据并实时调整路径,系统能够在复杂且不断变化的作业环境中确保吊具的安全操作和高效运行。

[0117] 优选的,所述自校正模块结合历史操作数据分析吊具在不同作业条件下的表现,以优化控制模块中各算法的参数设置,使得未来的操作路径能够基于累积的操作数据和环境变化进行自我调整。

[0118] 自校正模块会记录和分析历史操作数据。这些数据包括吊具在不同作业条件下的具体表现,比如吊具在不同天气条件、负载条件和作业环境下的运行情况。通过对这些历史数据进行深度分析,系统可以识别出吊具在不同环境条件下的操作模式以及在特定条件下产生的常见偏差。例如,在强风条件下,吊具可能更容易偏离预定路径,而在满载情况下,吊具的运行速度和加速度会受到较大影响。历史操作数据为系统提供了重要的参考信息,使其能够准确了解吊具在各类作业条件下的表现,从而在未来的操作中加以改进。

[0119] 基于对这些历史数据的分析,自校正模块能够进一步优化控制模块中各算法的参数设置。控制模块中的算法(如路径优化算法、多目标决策算法)依赖于多种参数来调整吊具的运行方式,而这些参数的设置直接影响到吊具的操作精度和效率。例如,路径优化算法中的目标权重、决策算法中的阈值设定等,都会根据不同作业场景下的需求进行调整。自校正模块通过分析吊具在不同作业条件下的表现,动态调整这些算法参数,使得控制模块能够更好地适应实时变化的环境条件。这样的优化过程不仅提高了当前操作的精确性,还为未来的操作提供了更好的算法适应性。

[0120] 自校正模块根据优化的算法参数,对未来的操作路径进行自我调整。这种自我调整的原理是基于累积的操作数据和环境变化的综合分析。随着系统在不同作业环境中运行的次数增多,历史数据的积累使得自校正模块对环境的理解更加全面,进而能够预测出在特定条件下吊具可能出现的偏差。例如,如果系统通过分析得知吊具在雨天的湿滑地面上通常需要降低速度以确保安全,自校正模块就会在未来遇到类似条件时自动调整吊具的速度参数,确保路径精度。同时,环境的动态变化也会被纳入系统的调整策略中,通过结合实时的环境反馈和历史数据,自校正模块能够为吊具提供最优的路径调整方案。

[0121] 自校正模块结合历史操作数据和环境变化的自我调整功能,实际上是通过不断的学习和优化来提升系统的鲁棒性和操作效率。其工作原理类似于机器学习中的迭代优化过程,通过每一次的操作数据积累,系统能够逐步改善未来的决策和控制方式。这种基于历史数据的自校正机制不仅能够减少系统的操作误差,还能够提前预知未来可能发生的问题,并在问题发生之前进行调整。

[0122] 自校正模块在提升吊具的操作效率和安全性方面具有显著作用。首先,通过对历史数据的分析,系统能够更好地了解在不同作业条件下的最佳操作策略,减少操作中的人为干预,增加自动化程度。其次,自校正模块确保了系统能够实时应对环境变化,在发生意外情况时快速调整路径,减少事故发生的概率。例如,在港口作业时,如果过去的的数据表明

吊具在接近某些障碍物时经常出现偏差,系统会自动调整这些区域的操作方式,避免发生类似错误。

[0123] 实施例:假设在某次吊具作业中,天气突然恶化,系统通过自校正模块记录了吊具在雨天中的操作数据,包括滑动距离增加、操作精度下降等问题。在后续的吊具操作中,当系统再次遇到类似天气时,自校正模块会通过历史数据分析,自动降低吊具的运行速度,并调整路径优化算法中的相关参数,确保吊具能够在湿滑条件下安全作业。随着作业次数的增加,自校正模块的调整效果越来越显著,系统逐渐能够在各种恶劣条件下灵活应对并做出精确调整。

[0124] 优选的,所述自校正模块利用递归最小二乘法进行优化计算,以提高对吊具操作路径和控制策略的调整精度。

[0125] 递归最小二乘法(Recursive Least Squares, RLS)的原理在于通过对吊具的操作数据(如位置、速度、加速度等)和环境变化的监测数据进行实时优化估计,动态调整系统的控制参数。递归最小二乘法在处理系统的输入和输出数据时,可以以递归的方式逐步优化系统模型参数,减少误差,使得系统能够在快速变化的作业环境中保持较高的控制精度。

[0126] 相比于传统的最小二乘法,递归最小二乘法能够在每次输入新的数据后立即对系统模型进行更新,而不需要重新计算全部数据。这使得它在实时控制中尤为高效。对于吊具的操作来说,RLS方法能够通过不断积累的数据,优化吊具的操作路径和控制策略,确保吊具在复杂的作业环境中始终保持精确的操作路径。

[0127] 在本发明中,吊具的操作路径和控制策略是根据实时收集的操作状态数据和反馈感知数据来调整的。这些数据可能包括吊具的实时位置、速度、加速度,吊具与周围物体(如作业人员、障碍物)的距离等。自校正模块通过递归最小二乘法对这些数据进行处理,计算出系统当前的状态,并生成新的路径调整数据或控制指令,以保证吊具能够按照最优路径运行。

[0128] 在递归最小二乘法中,吊具操作的目标是最小化路径误差和控制误差,即确保吊具实际运行路径与预定路径之间的偏差最小,并且系统的控制输出能够适应动态环境。RLS通过迭代的方式不断调整系统的模型参数,使得吊具能够在应对环境变化时进行精确的自我调整。例如,吊具的实际路径可能由于外界干扰(如风力、重载)发生偏移,而系统通过RLS估计出这种偏差的原因,并及时修正控制策略,将吊具拉回到预定路径上。

[0129] 递归最小二乘法优化的另一个优势在于其抗干扰能力。在作业区域中,环境因素(如障碍物的移动、人员的介入、天气变化等)可能导致吊具的操作精度下降。通过递归最小二乘法的优化,系统可以在这些因素导致偏差的早期进行干预,通过微小的路径和控制调整,避免偏差积累成较大的操作误差。

[0130] RLS能够对每个新的数据点进行快速处理与计算,使得系统可以实时更新操作路径和控制参数,在复杂环境中保持较高的灵活性和准确性;系统能够通过递归的方式累积历史操作数据,使得未来的控制策略更加智能化。随着作业次数的增加,吊具操作的精度与效率也会不断提升;RLS算法能够迅速识别出操作中的干扰因素,并及时进行调整,确保吊具操作路径不受外界环境的过多影响。这在盲区作业或受限视野区域中尤其关键,避免了由于视觉监控受限或环境突发变化导致的操作失误。

[0131] 在一个典型的港口吊具操作场景中,假设吊具正在进行重载操作,且由于强风导

致吊具在操作过程中偏离了原定的运行路径。自校正模块通过传感器实时监测吊具的实际位置与目标路径之间的偏差,并通过递归最小二乘法计算出路径调整量。系统根据计算结果,动态调整吊具的操作参数,重新引导吊具回到目标路径上。此外,RLS算法还能根据风力变化的模式调整未来的操作路径和控制策略,避免类似偏差再次发生。这样,吊具能够在强风条件下保持较高的操作精度,并继续高效作业。

[0132] 本领域内的技术人员应明白,本申请的实施例可提供为方法、系统或计算机程序产品。因此,本申请可采用完全硬件实施例、完全软件实施例,或结合软件和硬件方面的实施例的形式。

[0133] 以上仅为本申请的实施例而已,并不用于限制本申请。对于本领域技术人员来说,本申请可以有各种更改和变化。凡在本申请的精神和原理之内所做的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本申请的权利要求范围之内。

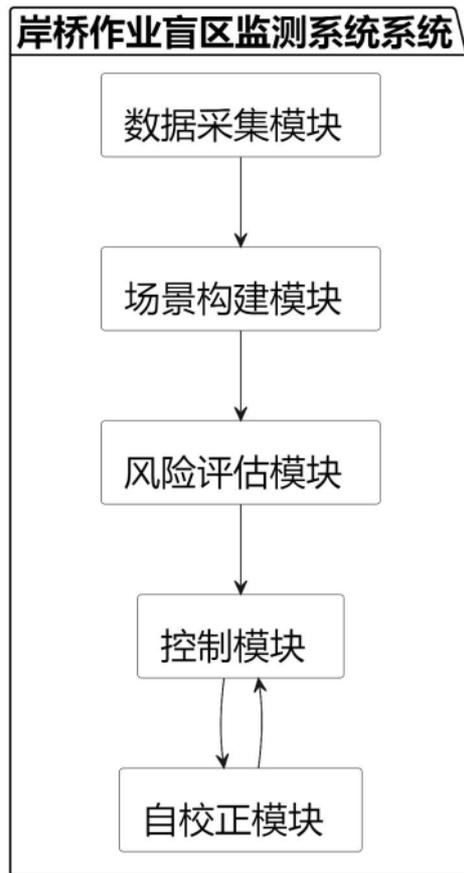


图1

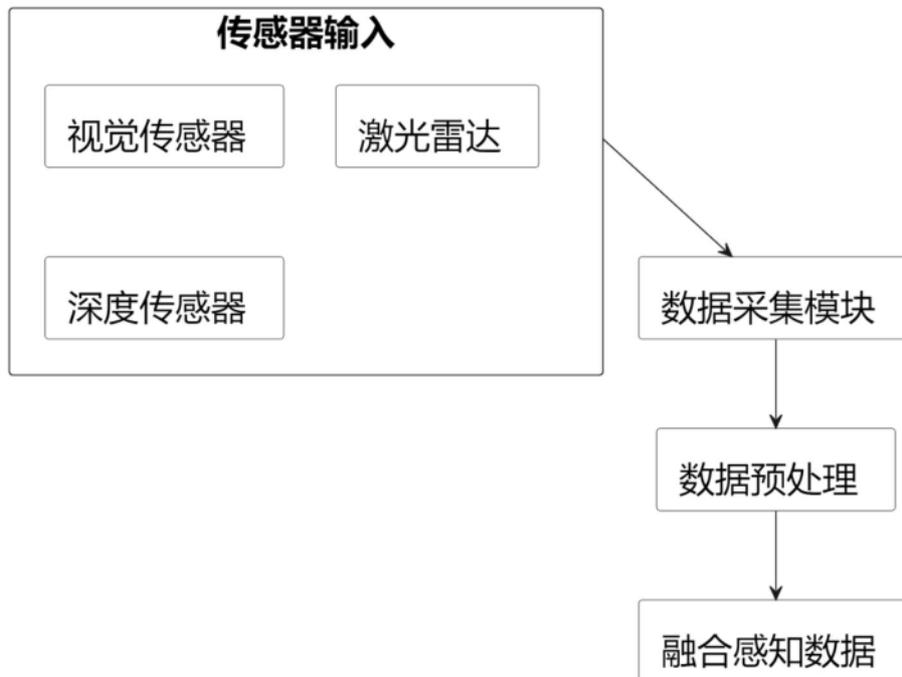


图2

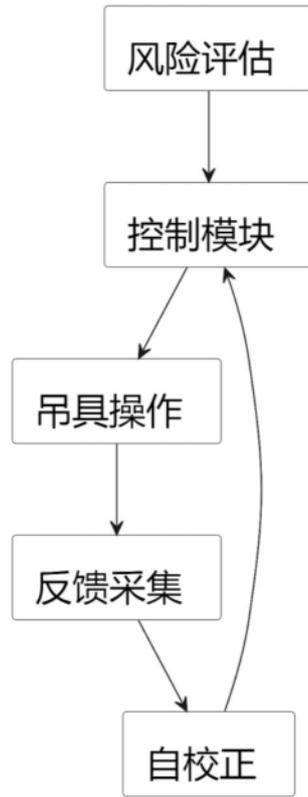


图3