



(21) 申请号 202510365520.0

(22) 申请日 2025.03.26

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 119885397 A

(43) 申请公布日 2025.04.25

(73) 专利权人 浙江省电力建设有限公司

地址 315000 浙江省宁波市甬江新区五环大厦11楼

(72) 发明人 贺云根 相春正 李必正 张利杰

张文革 谢剑利 江北 李想

赵军 王博弘 陈贤雷 史占华

左雷彬 李金玲 杨绪运 孟宇

(74) 专利代理机构 北京蓝蜘蛛专利代理有限公司

司 16226

专利代理师 赵炬锋

(51) Int. Cl.

G06F 30/13 (2020.01)

G06F 30/18 (2020.01)

G06F 30/27 (2020.01)

G06F 111/06 (2020.01)

(56) 对比文件

周斌科.道路智能选线技术与方法研究.工程管理学报.2024,86-91.

审查员 罗怡澜

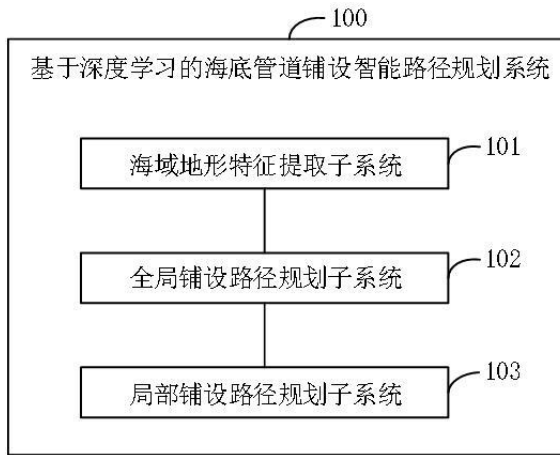
权利要求书3页 说明书12页 附图5页

(54) 发明名称

一种基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统

(57) 摘要

本申请涉及一种基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统。所述系统包括：海域地形特征提取子系统，用于获取目标海底区域的地形数据，并基于地形数据生成目标海底区域的海域地形特征图；全局铺设路径规划子系统，用于根据海域地形特征图，采用图搜索算法在预设的管道铺设起点与终点之间生成初始管道网络布局方案；局部铺设路径规划子系统，用于基于深度学习模型计算初始管道网络布局方案中连接路径的铺设复杂度参数，并采用多目标优化算法对节点坐标信息和路径拓扑信息进行迭代调整，生成海底管道铺设智能路径。采用本系统能够实现海底管道铺设路径规划的全流程自动化、多目标最优解与动态适应。



1. 一种基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统,其特征在于,包括:

海域地形特征提取子系统,用于获取目标海底区域的地形数据,并基于所述地形数据生成所述目标海底区域的海域地形特征图,所述地形数据包括坡度特征和障碍物分布特征;

全局铺设路径规划子系统,用于根据所述海域地形特征图,采用图搜索算法在预设的管道铺设起点与终点之间生成初始管道网络布局方案,所述初始管道网络布局方案包括连接节点的节点坐标信息和连接路径的路径拓扑信息;

局部铺设路径规划子系统,用于基于深度学习模型计算所述初始管道网络布局方案中所述连接路径的铺设复杂度参数,并采用多目标优化算法对所述节点坐标信息和所述路径拓扑信息进行迭代调整,生成海底管道铺设智能路径,所述多目标优化算法的优化目标包括所述铺设复杂度参数;

其中,所述局部铺设路径规划子系统包括海底地形共性迁移模块和深度学习特征计算模块,所述海底地形共性迁移模块包括共性特征提取组件、特征标签生成组件和深度学习模型调整组件;

所述深度学习特征计算模块,用于基于所述深度学习模型根据所述坡度特征和所述障碍物分布特征分析所述初始管道网络布局方案,生成地形分布参数和铺设成本参数,所述地形分布参数用以表征所述连接路径的地形起伏程度,所述铺设成本参数用以反映所述连接路径的铺设成本;

所述共性特征提取组件,用于根据所述坡度特征和所述障碍物分布特征提取所述地形数据的共性特征,所述共性特征用以表征所述目标海底区域同历史海底管道铺设海域的地形共性;

所述特征标签生成组件,用于将所述共性特征输入至聚类分析模型中,进行分类,生成语义化特征标签,所述语义化特征标签包括大陆架标签、大陆坡标签、大洋盆地标签和海沟标签;

所述深度学习模型调整组件,用于基于所述语义化特征标签识别所述历史海底管道铺设海域中的目标近似历史海底管道铺设海域,并通过改进特征对齐损失函数,结合所述目标海底区域的所述地形数据以及所述目标近似历史海底管道铺设海域的所述地形数据,更新所述深度学习模型的参数。

2. 根据权利要求1所述的系统,其特征在于:

所述改进特征对齐损失函数的输入为所述目标近似历史海底管道铺设海域的特征映射函数和所述目标海底区域的所述特征映射函数,所述特征映射函数为由所述地形数据映射到所述地形分布特征和所述铺设成本特征的函数;

其中,所述改进特征对齐损失函数的表达式为:

$$L_T = \lambda_t \left\| \frac{\sum_{i=1}^N [\phi_t(x_i^h)]}{N} - \frac{\sum_{j=1}^M [\phi_t(x_j^t)]}{M} \right\|_{\mathcal{H}}^2 + \lambda_c \sum_{j=1}^M \left[\frac{\partial \phi_c(x_j^t)}{\partial \phi_t(x_j^t)} - \alpha \cdot EX_h \left(\frac{\partial \phi_c}{\partial \phi_t} \right) \right]^2;$$

式中, L_T 为改进特征对齐损失函数, λ_t 为地形分布最大均值差异项系数, N 为目标近

似历史海底管道铺设海域的样本数, M 为目标海底区域的样本数, ϕ_t 为特征映射函数的地形分布子函数, x_i^h 为第 i 个目标近似历史海底管道铺设海域的样本, x_j^t 为第 j 个目标海底区域的样本, $\|\cdot\|_{\mathcal{H}}^2$ 为再生核希尔伯特空间 (RKHS) 中的范数的平方, λ_c 为铺设成本交叉约束项系数, $\frac{\partial \phi_c(x_j^t)}{\partial \phi_t(x_j^t)}$ 为第 j 个目标海底区域的样本的成本特征对地形特征的梯度, α 为目标近似历史成本地形梯度超参数, $EX_h\left(\frac{\partial \phi_c}{\partial \phi_t}\right)$ 为目标近似历史海底管道铺设海域的样本的成本特征对地形特征的梯度的期望。

3. 根据权利要求1所述的系统, 其特征在于:

所述局部铺设路径规划子系统包括铺设复杂度参数计算模块和路径迭代调整模块;

所述铺设复杂度参数计算模块, 用于结合模糊综合铺设难度评价模型, 基于所述地形分布特征和障碍物影响因子, 计算得到所述铺设复杂度参数, 所述铺设复杂度参数用以表征管段长度和地形复杂度对铺设路径的影响;

所述路径迭代调整模块, 用于基于所述多目标优化算法对所述节点坐标信息和所述路径拓扑信息进行迭代调整, 生成所述海底管道铺设智能路径, 所述多目标优化算法的优化目标还包括所述铺设成本参数。

4. 根据权利要求3所述的系统, 其特征在于:

所述路径迭代调整模块包括改进麻雀搜索算法组件, 用于: 基于所述铺设复杂度参数和所述铺设成本参数采用改进麻雀搜索算法对所述节点坐标信息和所述路径拓扑信息进行调整, 所述改进麻雀搜索算法的麻雀个体包括所述节点坐标信息和所述路径拓扑信息;

其中, 所述改进麻雀搜索算法的发现者位置更新公式为:

$$\Omega_{\mu,v}^{t+1} = \begin{cases} \Omega_{v,best}^t + |\Omega_{\mu,v}^t - \Omega_{v,best}^t| \cdot e^{\epsilon \times l} & R_2 < 0.5 \\ \Omega_{\mu,v}^t \cdot e^{-\frac{t}{\tau \times t_m}} & 0.5 < R_2 < 0.75 \\ \Omega_{\mu,v}^t + V \cdot L & R_2 \geq 0.75 \end{cases};$$

式中, $\Omega_{\mu,v}^{t+1}$ 为第 $t+1$ 次迭代的第 μ 只发现者的按从起点到终点的顺序的第 v 个节点的节点坐标, $\Omega_{v,best}^t$ 为前 t 次迭代中的最佳的按从起点到终点的顺序的第 v 个节点的节点坐标, $\Omega_{\mu,v}^t$ 为第 t 次迭代的第 μ 发现者的按从起点到终点的顺序的第 v 个节点坐标, ϵ 为随机权重系数, l 为 $[0,1]$ 内的随机数, τ 为 $(0,1]$ 内的随机数, t_m 为最大迭代次数, V 为服从正态分布的随机数, L 为元素全为1的节点坐标矩阵的同型矩阵。

5. 根据权利要求1所述的系统, 其特征在于:

所述海域地形特征提取子系统包括三维地形模型生成模块和海域地形特征图生成模

块：

所述三维地形模型生成模块，用于基于所述地形数据，构建差异化障碍标注三维地形模型，所述差异化障碍标注三维地形模型用以在大小适应于地形复杂度的差异化区块中标注障碍区块；

所述海域地形特征图生成模块，用于将所述差异化障碍标注三维地形模型映射到二维平面，生成障碍标注二维栅格地图，并基于所述障碍标注二维栅格地图构建所述海域地形特征图。

6. 根据权利要求5所述的系统，其特征在于：

所述三维地形模型生成模块包括点云处理组件、区块划分组件和障碍标注组件：

所述点云处理组件，用于基于所述地形数据，结合点云处理技术，构建所述目标海底区域的三维地形模型；

所述区块划分组件，用于基于所述三维地形模型，结合所述坡度特征和所述障碍物分布特征，计算地形复杂度参数矩阵，并采用自适应网格划分算法基于所述地形复杂度参数矩阵将所述三维地形模型划分为大小与地形复杂度参数成正比的网格区块，构建差异化三维地形模型；

所述障碍标注组件，用于将所述差异化三维地形模型的所述网格区块的所述坡度特征和所述障碍物分布特征输入至三维障碍识别深度学习模型中，识别所述差异化三维地形模型中的障碍网格区块，构建差异化障碍标注三维地形模型。

7. 根据权利要求1所述的系统，其特征在于：

所述海域地形特征图为障碍标注二维栅格地图；

所述海域地形特征提取子系统包括栅格地图初始化模块、风险评估模块和二维障碍标注模块：

栅格地图初始化模块，用于将所述地形数据映射到二维平面，生成二维初始栅格地图，所述二维初始栅格地图的栅格包括坡度特征属性信息和障碍物分布特征属性信息；

所述风险评估模块，用于基于所述坡度特征属性信息和所述障碍物分布特征属性信息计算所述栅格的风险评估值；

所述二维障碍标注模块，用于将所述栅格的所述风险评估值输入至二维障碍识别深度学习模型中，识别所述二维初始栅格地图中的障碍栅格，构建所述障碍标注二维栅格地图。

8. 根据权利要求5至7任意一项所述的系统，其特征在于，所述图搜索算法为蚂蚁群算法。

9. 根据权利要求1至7任意一项所述的系统，其特征在于：

所述局部铺设路径规划子系统还包括海底管道数字孪生展示模块；

所述海底管道数字孪生展示模块，用于基于所述海底管道铺设智能路径和所述海域地形特征图生成并展示海底管道数字孪生模型。

一种基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统

技术领域

[0001] 本发明属于信息技术领域,特别是涉及一种基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统。

背景技术

[0002] 在海底管道铺设工程领域,管道铺设路径规划是保障工程顺利实施、提高工程效益和安全性的关键环节。然而,在复杂海底环境中进行管道铺设时,往往面临着多方面的技术挑战。

[0003] 随着海洋资源开发的不断深入,海底管道铺设需求日益增长。但海底环境极为复杂,其地形地貌复杂多样,包含各种坡度变化和障碍物,准确获取和分析海底地形信息成为路径规划的一大难题。过去,难以根据的获取地形数据精确反映海底地形实际情况的特征图,对海底障碍物的识别能力有限,严重影响路径规划的准确性和可靠性。

[0004] 在路径规划算法方面,传统方法也存在局限性。以往的路径规划算法在处理复杂海底地形时,难以充分利用地形特征信息,生成的初始管道网络布局方案往往不够合理,无法有效避开复杂地形区域,增加施工难度和成本。并且传统技术中缺乏有效的算法和模型,对数据的分析能力低下,难以生成满足实际工程需求的管道铺设路径。

发明内容

[0005] 基于此,有必要针对上述技术问题,提供一种能够实现海底管道铺设自动化、多目标、动态适应路径规划的基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统。

[0006] 本申请提供了一种基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统,包括:

[0007] 海域地形特征提取子系统,用于获取目标海底区域的地形数据,并基于地形数据生成目标海底区域的海域地形特征图,地形数据包括坡度特征和障碍物分布特征;

[0008] 全局铺设路径规划子系统,用于根据海域地形特征图,采用图搜索算法在预设的管道铺设起点与终点之间生成初始管道网络布局方案,初始管道网络布局方案包括连接节点的节点坐标信息和连接路径的路径拓扑信息;

[0009] 局部铺设路径规划子系统,用于基于深度学习模型计算初始管道网络布局方案中连接路径的铺设复杂度参数,并采用多目标优化算法对节点坐标信息和路径拓扑信息进行迭代调整,生成海底管道铺设智能路径,多目标优化算法的优化目标包括铺设复杂度参数。

[0010] 上述基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统,通过海域地形特征提取子系统获取包含坡度特征和障碍物分布特征等的地形数据,使得系统能够全面、细致地掌握目标海底区域的地形状况,精准呈现地形复杂程度与障碍物分布情况,为后续路径规划提供准确且关键的基础信息;

[0011] 通过全局铺设路径规划子系统,采用图搜索算法规划初始管道网络布局方案,可以使海底管道铺设路径规划过程充分解析海底地形特征,有效避开地形复杂区域与障碍区域,提高初始方案的合理性与可行性;

[0012] 通过局部铺设路径规划子系统借助深度学习模型计算铺设复杂度参数,能够综合多种影响海底管道铺设难度的因素,提高路径规划的实用性,并通过采用多目标优化算法对节点坐标信息和路径拓扑信息进行迭代调整,能够同时兼顾多种预设目标,进而生成更符合实际工程需求的智能路径,提高海底管道铺设路径规划的整体质量和综合效益。

附图说明

[0013] 为了更清楚地说明本申请实施例或相关技术中的技术方案,下面将对实施例或相关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申请的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0014] 图1为本申请一个实施例提供的一种基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统的结构示意图;

[0015] 图2为本申请一个实施例提供的一种局部铺设路径规划子系统的结构示意图;

[0016] 图3为本申请一个实施例提供的另一种局部铺设路径规划子系统的结构示意图;

[0017] 图4为本申请一个实施例提供的一种海域地形特征提取子系统的结构示意图;

[0018] 图5为本申请一个实施例提供的另一种海域地形特征提取子系统的结构示意图;

[0019] 图6为本申请一个实施例提供的另一种基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统的结构示意图。

具体实施方式

[0020] 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,此处描述的具体实施例仅仅用以解释本申请,并不用于限定本申请。

[0021] 在一个示例性的实施例中,如图1所示,提供了一种基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统100,包括:

[0022] 海域地形特征提取子系统101,可以用于获取目标海底区域的地形数据,并可以基于地形数据生成目标海底区域的海域地形特征图,地形数据可以包括坡度特征和障碍物分布特征。

[0023] 可选的,海域地形特征提取子系统101可以基于声学探测设备获取目标海底区域的声学探测地形数据,可以基于遥感探测设备获取目标海底区域的遥感探测地形数据,并可以对声学探测地形数据和遥感探测地形数据预处理后进行数据匹配和数据融合,生成目标海底区域的地形数据。其中,声学探测设备可以包括但不限于单波束测深仪、多波束测深仪、相干多波束系统和侧扫声呐设备;遥感探测设备可以包括但不限于船舶遥感设备、航空遥感设备和航天遥感设备;预处理可以包括但不限于辐射校正、几何校正、滤波去噪、信号增强、图像增强和格式转换。

[0024] 可选的,海域地形特征提取子系统101可以基于目标海底区域的包含坡度特征和障碍物分布特征的地形数据,结合点云处理技术,生成目标海底区域的三维地形模型,并基于目标海底区域的三维地形模型构建海域地形特征图。

[0025] 进一步的,海域地形特征提取子系统101可以基于移动最小二乘法通过局部加权

最小二乘拟合来重建点云数据的表面。点云数据在局部邻域内的拟合函数可以表示为：

$$[0026] \quad F(P) = \sum_{u=0}^{\zeta} \alpha_u(P) \cdot \Lambda_u(P);$$

[0027] 式中, $F(P)$ 为拟合函数, P 为目标点, ζ 为拟合函数的阶数, $\alpha_u(P)$ 为待定系数, $\sum_{u=0}^{\zeta} \alpha_u(P) \cdot \Lambda_u(P)$ 为基函数。海域地形特征提取子系统101可以通过最小化局部加权误差函数来求解待定系数, 最小化局部加权误差函数可以表示为：

$$[0028] \quad E[\alpha_u(P)] = \sum_v^{\xi} \rho(P_v - P) [F(P_v) - z_v]^2;$$

[0029] 式中, $E[\alpha_u(P)]$ 为最小化局部加权误差函数, ξ 为目标点 P 的邻域中的点的数量, $\rho(P_v - P)$ 为权重函数, P_v 为目标点 P 的邻域中第 v 个点, z_v 为目标点的邻域中第 v 个点的高度值。

[0030] 可选的, 海域地形特征提取子系统101可以基于目标海底区域的包含坡度特征和障碍物分布特征的地形数据, 将坡度特征和障碍物分布特征投影至目标海底区域的二维地形模型中, 并可以基于目标海底区域的二维地形模型构建海域地形特征图。

[0031] 示例性的, 海底区域的地形数据可以包括高程数据。海域地形特征提取子系统101可以基于高程数据计算坡度, 坡度计算公式可以为：

$$[0032] \quad S_p = \arctan \left[\sqrt{\left(\frac{\partial z}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial z}{\partial y} \right)^2} \right];$$

[0033] 式中, S_p 为坡度, $\frac{\partial z}{\partial x}$ 和 $\frac{\partial z}{\partial y}$ 分别为高程 z 在 x 方向和 y 方向上的梯度。海域地形特征提取子系统101可以将地形数据从地理坐标系转换为平面坐标系, 并将坡度数据和障碍物分布特征整合到平面坐标系中, 生成目标海底区域的二维地形模型, 并可以基于二维地形模型构建海域地形特征图。

[0034] 示意性的, 海域地形特征图的格式与图搜索算法的输入格式相匹配。

[0035] 全局铺设路径规划子系统102, 可以用于根据海域地形特征图, 采用图搜索算法在预设的管道铺设起点与终点之间生成初始管道网络布局方案, 初始管道网络布局方案可以包括连接节点的节点坐标信息和连接路径的路径拓扑信息;

[0036] 示意性的, 全局铺设路径规划子系统102可以连接于海域地形特征提取子系统

101,获取海域地形特征提取子系统101生成的目标海底区域的海域地形特征图以及包括坡度特征和障碍物分布特征的地形数据。

[0037] 可选的,全局铺设路径规划子系统102可以将海域地形特征图转换为图搜索算法的输入格式;使用图搜索算法设置起点和终点,初始化图模型;使用图搜索算法计算最短路径;保存路径的节点坐标信息和路径拓扑信息,生成初始管道网络布局。其中,图搜索算法可以包括但不限于Dijkstra算法、A*算法、广度优先搜索算法和深度优先搜索算法,图搜索算法的输入格式可以为邻接表,路径拓扑信息包括节点之间的连接关系。

[0038] 局部铺设路径规划子系统103,可以用于基于深度学习模型计算初始管道网络布局方案中连接路径的铺设复杂度参数,并采用多目标优化算法对节点坐标信息和路径拓扑信息进行迭代调整,生成海底管道铺设智能路径,多目标优化算法的优化目标包括铺设复杂度参数。

[0039] 示意性的,局部铺设路径规划子系统103可以连接于海域地形特征提取子系统101和全局铺设路径规划子系统102,获取海域地形特征提取子系统101生成的目标海底区域的海域地形特征图以及包括坡度特征和障碍物分布特征的地形数据,并获取全局铺设路径规划子系统102生成的包括连接节点的节点坐标信息和连接路径的路径拓扑信息的初始管道网络布局方案。

[0040] 进一步的,局部铺设路径规划子系统103可以将铺设复杂度参数作为多目标优化算法的输入,对节点坐标信息和路径拓扑信息进行迭代调整,生成多目标优化迭代输出路径,并对多目标优化迭代输出路径进行二次优化,减少转弯次数和转弯幅度,生成海底管道铺设智能路径。其中,多目标优化算法的输入可以是铺设复杂度参数、管道长度参数、障碍物距离参数、坡度变化参数、成本目标参数、路径平滑参数和风险评估参数中的一种或多种。多目标优化算法可以包括但不限于多目标粒子群优化、多目标遗传算法、多目标蚁群优化算法、多目标非支配排序遗传算法和混合多目标优化算法。

[0041] 可选的,局部铺设路径规划子系统103可以将目标海底区域的海域地形特征图、地形数据和初始管道网络布局方案输入至深度学习模型中,计算初始管道网络布局方案中连接路径的铺设复杂度参数。深度学习模型可以是基于卷积神经网络模型、转换器模型和长短期记忆网络模型中的一种或多种模型构建的。

[0042] 示例性的,深度学习模型的输入可以为海域地形特征图和初始管道网络布局方案,深度学习模型可以包括卷积神经网络模块,卷积神经网络模块的全连接层可以基于BP神经网络搭建,卷积神经网络模块的基于BP神经网络搭建的全连接层的输出可以作为深度学习模型的输出。

[0043] 上述基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统中,通过获取包含坡度特征和障碍物分布特征的地形数据,并生成相应的海域地形特征图,可以提高路径规划的准确性和可行性;通过采用图搜索算法,能够快速在复杂的地形条件下找到可能的连接路径,提高了规划效率,减少施工难度和成本;通过借助深度学习模型并采用多目标优化算法,可以综合考虑多种影响因素,实现路径规划的智能化和自动化,减少人工干预,提高工作效率,进而提升海底管道铺设路径规划的质量。

[0044] 在本申请一个可选的实施例,请参考图2,局部铺设路径规划子系统103可以包括深度学习特征计算模块201、铺设复杂度参数计算模块202和路径迭代调整模块203。

[0045] 深度学习特征计算模块201,可以用于基于深度学习模型根据坡度特征和障碍物分布特征分析初始管道网络布局方案,生成地形分布参数和铺设成本参数,地形分布参数可以用以表征连接路径的地形起伏程度,铺设成本参数可以用以反映连接路径的铺设成本。

[0046] 示意性的,深度学习特征计算模块201可以连接于海域地形特征提取子系统和全局铺设路径规划子系统,获取海域地形特征提取子系统生成的目标海底区域的海域地形特征图以及包括坡度特征和障碍物分布特征的地形数据,并获取全局铺设路径规划子系统生成的包括连接节点的节点坐标信息和连接路径的路径拓扑信息的初始管道网络布局方案。深度学习特征计算模块201还可以连接于路径迭代调整模块203,并获取路径迭代调整模块203基于多目标优化算法对节点坐标信息和路径拓扑信息进行迭代调整生成的迭代路径。

[0047] 可选的,深度学习模型可以由基于根据历史海底管道铺设海域的样本的管道网络布局方案、包括坡度特征和障碍物分布特征的地形数据、地形分布参数和铺设成本参数构建的训练数据集训练得到,深度学习模型的输入可以为初始管道网络布局方案以及包括坡度特征和障碍物分布特征的地形数据,深度学习模型的输出可以为初始管道网络布局方案的地形分布参数和铺设成本参数。其中,深度学习模型可以包括多层感知机模块(MLP),多层感知机模块的输出可以为输出地形分布参数和铺设成本参数。

[0048] 进一步的,深度学习模型的输入可以为路径迭代调整模块203基于多目标优化算法对节点坐标信息和路径拓扑信息进行迭代调整生成的迭代路径以及包括坡度特征和障碍物分布特征的地形数据,深度学习模型的输出可以为路径迭代调整模块203基于多目标优化算法对节点坐标信息和路径拓扑信息进行迭代调整生成的迭代路径的地形分布参数和铺设成本参数。

[0049] 示意性的,初始管道网络布局方案和地形数据可以实现位置匹配。

[0050] 铺设复杂度参数计算模块202,可以用于结合模糊综合铺设难度评价模型,基于地形分布特征和障碍物影响因子,计算得到铺设复杂度参数,铺设复杂度参数可以用以表征管段长度和地形复杂度对铺设路径的影响。

[0051] 示例性的,铺设复杂度参数计算模块202可以连接于深度学习特征计算模块201,获取深度学习特征计算模块201生成的地形分布特征;铺设复杂度参数计算模块202可以连接于全局铺设路径规划子系统,获取全局铺设路径规划子系统生成的初始管道网络布局方案;铺设复杂度参数计算模块202可以连接于路径迭代调整模块203,获取路径迭代调整模块203生成的迭代路径。

[0052] 可选的,铺设复杂度参数计算模块202可以将预设的障碍物影响因子和深度学习特征计算模块201生成的地形分布特征输入至模糊综合铺设难度评价模型中,计算得到铺设复杂度参数。

[0053] 可选的,模糊综合铺设难度评价模型的因素集 U 可以包括但不限于地形分布和障碍物密度,模糊综合铺设难度评价模型的评语集 V 可以包括但不限于低、较低、中等、较高和高。模糊综合铺设难度评价模型的模糊关系矩阵可以包括反映第 φ 个因素 u_{φ} 对第 ψ 级评语 v_{ψ} 的隶属程度的隶属度 $\tau_{\varphi,\psi}$ 。模糊综合铺设难度评价模型可以基于因素集 U 获

取对应的权重向量 A , 并基于权重向量和模糊关系矩阵计算评价结果向量 B 。其中, 评价结果向量的计算公式可以为:

$$[0054] \quad b_{\psi} = \sum_{\varphi=1}^{\Phi} a_{\varphi} \times \tau_{\varphi, \psi};$$

[0055] 式中, b_{ψ} 为结果向量的第 ψ 项, Φ 为因素集的维数, a_{φ} 为权重向量的第 φ 项。模糊综合铺设难度评价模型可以基于评语集 V 获取各等级对应的分值向量 C 。铺设复杂度参数的计算公式可以为:

$$[0056] \quad F_P = \frac{\sum_{\psi=1}^{\Psi} b_{\psi} \times c_{\psi}}{\sum_{\psi=1}^{\Psi} b_{\psi}};$$

[0057] 式中, F_P 为铺设复杂度参数, Ψ 为评语集等级数, c_{ψ} 为分值向量的第 ψ 项。

[0058] 路径迭代调整模块203, 用于基于多目标优化算法对节点坐标信息和路径拓扑信息进行迭代调整, 生成海底管道铺设智能路径, 多目标优化算法的优化目标还包括铺设成本参数。

[0059] 示例性的, 路径迭代调整模块203可以连接于铺设复杂度参数计算模块202, 获取铺设复杂度参数计算模块202生成的铺设复杂度参数; 路径迭代调整模块203可以连接于深度学习特征计算模块201, 获取深度学习特征计算模块201生成的铺设成本参数。路径迭代调整模块203可以将铺设成本参数和铺设复杂度参数作为多目标优化算法的优化目标。

[0060] 上述基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统中, 能够基于深度学习模型对坡度特征和障碍物分布特征进行深入分析, 相较于传统技术方案, 可以更精准地把握初始管道网络布局方案与地形及障碍物之间的复杂关系, 从而生成更贴合实际地形条件的地形分布参数和铺设成本参数, 为后续的路径规划提供更可靠的数据基础; 通过采用多目标优化算法, 对节点坐标信息和路径拓扑信息进行迭代调整, 能够兼顾多种相关因素生成综合效益更高的海底管道铺设智能路径, 可以有效降低管道铺设的总成本, 提高资源利用效率, 同时确保管道铺设的质量和安全性; 通过采用深度学习技术和模糊控制技术, 可以使得管道铺设方案的制定更加智能化、自动化, 减少人工干预和主观判断的误差, 提高海底管道铺设路径规划的工作效率和决策科学性。

[0061] 在本申请一个可选的实施例中, 请参考图3, 局部铺设路径规划子系统103还包括海底地形共性迁移模块310, 海底地形共性迁移模块310包括共性特征提取组件311、特征标签生成组件312和深度学习模型调整组件313, 其中:

[0062] 共性特征提取组件311, 可以用于根据坡度特征和障碍物分布特征提取海域地形特征图的共性特征, 共性特征用以表征目标海底区域同历史海底管道铺设海域的地形共性。

[0063] 示例性的, 共性特征提取组件311可以连接于海域地形特征提取子系统, 得到海域

地形特征提取子系统获取的目标海底区域的地形数据。

[0064] 可选的,共性特征提取组件311可以将目标海底区域以及历史海底管道铺设海域的地形数据转换为统一的数据格式,并对包括坡度特征和障碍物分布特征的地形数据进行数据清洗和归一化处理。共性特征提取组件311可以将处理后的目标海底区域以及历史海底管道铺设海域的地形数据的坡度特征和障碍物分布特征进行共性特征提取,得到共性特征。共性特征提取可以是相关性分析、方差选择分析、主成分分析和Z值分析中的一种或多种。

[0065] 特征标签生成组件312,可以用于将共性特征输入至聚类分析模型中,进行分类,生成语义化特征标签,语义化特征标签包括大陆架标签、大陆坡标签、大洋盆地标签和海沟标签。

[0066] 示例性的,特征标签生成组件312可以连接于共性特征提取组件311,获取共性特征提取组件311提取的共性特征。聚类分析模型可以但不限于是K-Means聚类分析模型、层次聚类分析模型、基于密度的有噪空间聚类分析模型和基于高斯混合概率的聚类分析模型。特征标签生成组件312可以将标准化后的共性特征输入至选定的聚类算法中进行分类,对生成的聚类结果进行分析,确定每个聚类对应的语义化特征标签。

[0067] 可选的,以聚类分析模型可采用K-Means聚类分析模型为例进行说明,特征标签生成组件312可以:初始化步骤,随机初始化K个聚类中心;分配步骤,将每个样本分配到最近的聚类中心所属的聚类;更新步骤,更新聚类中心为各聚类中所有样本的均值;重复分配步骤和更新步骤,直到聚类中心不再变化或达到最大迭代次数。

[0068] 深度学习模型调整组件313,可以用于基于语义化特征标签识别历史海底管道铺设海域中的目标近似历史海底管道铺设海域,并通过改进特征对齐损失函数结合目标海底区域的地形数据以及目标近似历史海底管道铺设海域的地形数据更新深度学习模型的参数。

[0069] 示例性的,深度学习模型调整组件313可以连接于特征标签生成组件312和深度学习特征计算模块201,基于特征标签生成组件312生成的语义化特征标签调整深度学习特征计算模块201中的深度学习模型。

[0070] 可选的,改进特征对齐损失函数的表达式可以为:

$$[0071] \quad L_{TD} = \left\| \frac{\sum_{i=1}^N [\phi(x_i^h)]}{N} - \frac{\sum_{j=1}^M [\phi(x_j^t)]}{M} \right\|_{\mathcal{H}}^2;$$

[0072] 式中, L_{TD} 为改进特征对齐损失函数, N 为目标近似历史海底管道铺设海域的样本数, M 为目标海底区域的样本数, ϕ 为特征映射函数, x_i^h 为第 i 个目标近似历史海底管道铺设海域的样本, x_j^t 为第 j 个目标海底区域的样本, $\|\cdot\|_{\mathcal{H}}^2$ 为再生核希尔伯特空间(RKHS)中的范数的平方。

[0073] 上述基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统中,能够根据坡度特征和障碍物分布特征提取地形数据的共性特征,有效识别出当前海域地形与历史海底管道铺设海

域的相似之处,为后续的路径规划提供更准确的地形信息基础,通过在路径规划中根据不同地形类型的特点采取相应的铺设策略,可以提高铺设路径规划的针对性和可靠性。

[0074] 进一步的,上述基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统中,通过改进特征对齐损失函数结合目标海底区域的地形数据以及目标近似历史海底管道铺设海域的地形数据更新深度学习模型的参数,使得深度学习模型能够更好地适应不同海底地形条件下的管道铺设路径规划任务,可以提高深度学习模型的泛化能力和准确性,从而进一步提升路径规划的性能和质量。

[0075] 在本申请一个可选的实施例,改进特征对齐损失函数的输入为目标近似历史海底管道铺设海域的特征映射函数和目标海底区域的特征映射函数,特征映射函数为由海域地形特征图映射到地形分布特征和铺设成本特征的函数。

[0076] 其中,改进特征对齐损失函数的表达式可以为:

$$[0077] \quad L_T = \lambda_t \left\| \frac{\sum_{i=1}^N [\phi_t(x_i^h)]}{N} - \frac{\sum_{j=1}^M [\phi_t(x_j^t)]}{M} \right\|_{\mathcal{H}}^2 + \lambda_c \sum_{j=1}^M \left[\frac{\partial \phi_c(x_j^t)}{\partial \phi_t(x_j^t)} - \alpha \cdot EX_h \left(\frac{\partial \phi_c}{\partial \phi_t} \right) \right]^2;$$

[0078] 式中, L_T 为改进特征对齐损失函数, λ_t 为地形分布最大均值差异项系数, N 为目标近似历史海底管道铺设海域的样本数, M 为目标海底区域的样本数, ϕ_t 为特征映射函数的地形分布子函数, x_i^h 为第 i 个目标近似历史海底管道铺设海域的样本, x_j^t 为第 j 个目标海底区域的样本, $\|\cdot\|_{\mathcal{H}}^2$ 为再生核希尔伯特空间(RKHS)中的范数的平方, λ_c 为铺设成本交叉约束项系数, $\frac{\partial \phi_c(x_k^t)}{\partial \phi_t(x_k^t)}$ 为第 j 个目标海底区域的样本的成本特征对地形特征的梯度, α 为目标近似历史成本地形梯度超参数, $EX_h \left(\frac{\partial \phi_c}{\partial \phi_t} \right)$ 为目标近似历史海底管道铺设海域的样本的成本特征对地形特征的梯度的期望。

[0079] 上述基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统中,通过对目标近似历史海底管道铺设海域和目标海底区域样本的分析,能够有效捕捉不同区域在地形特征和成本特征上的差异与共性,有助于将历史经验应用于当前目标区域的路径规划,可以在保障工程质量的同时,最大限度地提高海底管道铺设的经济性和安全性。

[0080] 在本申请一个可选的实施例,请参考图3,路径迭代调整模块203包括改进麻雀搜索算法组件341。

[0081] 进麻雀搜索算法组件341,可以用于基于铺设复杂度参数和铺设成本参数采用改进麻雀搜索算法对节点坐标信息和路径拓扑信息进行调整,改进麻雀搜索算法的麻雀个体包括节点坐标信息和路径拓扑信息。

[0082] 其中,改进麻雀搜索算法的发现者位置更新公式可以为:

$$[0083] \quad \Omega_{\mu,v}^{t+1} = \begin{cases} \Omega_{v,best}^t + |\Omega_{\mu,v}^t - \Omega_{v,best}^t| \cdot e^{\epsilon \times l} & R_2 < 0.5 \\ \Omega_{\mu,v}^t \cdot e^{-\frac{t}{\tau \times t_m}} & 0.5 < R_2 < 0.75; \\ \Omega_{\mu,v}^t + V \cdot L & R_2 \geq 0.75 \end{cases}$$

[0084] 式中, $\Omega_{\mu,v}^{t+1}$ 为第 $t+1$ 次迭代的第 μ 只发现者的按从起点到终点的顺序的第 v 个节点的节点坐标, $\Omega_{v,best}^t$ 为前 t 次迭代中的最佳的按从起点到终点的顺序的第 v 个节点的节点坐标, $\Omega_{\mu,v}^t$ 为第 t 次迭代的第 μ 只发现者的按从起点到终点的顺序的第 v 个节点坐标, ϵ 为随机权重系数, l 为 $[0,1]$ 内的随机数, τ 为 $(0,1]$ 内的随机数, t_m 为最大迭代次数, V 为服从正态分布的随机数, L 为元素全为1的节点坐标矩阵的同型矩阵。

[0085] 上述基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统中,通过采用改进的麻雀搜索算法对节点坐标和路径拓扑进行调整,相较于传统的搜索算法,可以提高全局搜索能力和收敛速度。

[0086] 在本申请一个可选的实施例中,请参考图3,局部铺设路径规划子系统103可以包括海底地形共性迁移模块310、深度学习特征计算模块201、铺设复杂度参数计算模块202、路径迭代调整模块203和海底管道数字孪生展示模块350。局部铺设路径规划子系统103通过上述各模块,能够显著提高海底管道铺设的智能化水平,优化铺设路径,降低施工风险和成本,提升工程的整体质量。

[0087] 在本申请一个可选的实施例中,请参考图4,海域地形特征提取子系统101包括三维地形模型生成模块410和海域地形特征图生成模块420。

[0088] 三维地形模型生成模块410,可以用于基于地形数据,构建差异化障碍标注三维地形模型,差异化障碍标注三维地形模型用以在大小适应于地形复杂度的差异化区块中标注障碍区块。

[0089] 可选的,三维地形模型生成模块410可以将地形数据输入至三维建模模型中构建初始三维地形模型,并基于地形数据的坡度特征和障碍物分布特征对生成的初始三维模型进行区块差异化简化,生成差异化三维地形模型。三维地形模型生成模块410可以对差异化三维地形模型进行障碍标注,得到差异化障碍标注三维地形模型。其中,三维建模模型可以但不限于是规则网格三维建模模型、不规则三角网三维建模模型和点云三维建模模型。

[0090] 海域地形特征图生成模块420,可以用于将差异化障碍标注三维地形模型映射到二维平面,生成障碍标注二维栅格地图,并基于障碍标注二维栅格地图构建海域地形特征图。

[0091] 示例性的,海域地形特征图生成模块420可以连接于三维地形模型生成模块410,获取三维地形模型生成模块410构建的差异化障碍标注三维地形模型,并将差异化障碍标注三维地形模型映射到二维平面,生成障碍标注二维栅格地图,进而基于障碍标注二维栅

格地图构建海域地形特征图。

[0092] 上述基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统中,通过构建差异化障碍标注三维地形模型,能够在适应地形复杂度的差异化区块中清晰标注出障碍区块,可以直观反映海底地形的三维结构特征和障碍物的分布特征;通过将三维空间信息简化为二维平面数据,可以便于简化数据处理和分析的复杂性,提高系统的数据存储、检索和计算性能;基于障碍标注二维栅格地图构建的海域地形特征图,能够整合地形和障碍信息,提高后续图搜索算法的性能。

[0093] 在本申请一个可选的实施例中,请参考图4,三维地形模型生成模块410包括点云处理组件411、区块划分组件412和障碍标注组件413,其中:

[0094] 点云处理组件411可以用于基于地形数据,结合点云处理技术,构建目标海底区域的三维地形模型。

[0095] 可选的,点云处理组件411可以利用多波束测深系统、侧扫声呐等专业海洋探测设备收集目标海底区域的地形数据,并构建原始点云数据集。点云处理组件411可以对原始点云数据集进行滤波降噪和数据配准,得到优化点云数据。点云处理组件411可以基于优化点云数据运用表面重建算法构建目标海底区域的三维地形模型。

[0096] 区块划分组件412可以用于基于三维地形模型,结合坡度特征和障碍物分布特征,计算地形复杂度参数矩阵,并采用自适应网格划分算法基于地形复杂度参数矩阵将三维地形模型划分为大小与地形复杂度参数成正比的网格区块,构建差异化三维地形模型。

[0097] 可选的,区块划分组件412可以连接于点云处理组件411,获取点云处理组件411生成的三维地形模型,结合目标海底区域的地形数据的坡度特征和障碍物分布特征,计算目标海底区域的地形数据的复杂度参数,并组建地形复杂度参数矩阵。区块划分组件412可以采用自适应网格划分算法基于地形复杂度参数矩阵将三维地形模型划分为大小与地形复杂度参数成正比的网格区块,构建差异化三维地形模型。

[0098] 障碍标注组件413可以用于将差异化三维地形模型的网格区块的坡度特征和障碍物分布特征输入至三维障碍识别深度学习模型中,识别差异化三维地形模型中的障碍网格区块,构建差异化障碍标注三维地形模型。

[0099] 可选的,三维障碍识别深度学习模型可以是三维卷积神经模型,三维障碍识别深度学习模型可以识别差异化三维地形模型中的障碍网格区块,障碍标注组件413可以对识别出的障碍网格区块进行障碍标注,构建差异化障碍标注三维地形模型。

[0100] 上述基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统中,通过点云处理技术能够精确地采集和处理大量的地形数据点,从而可以高度还原海底地形的真实情况;通过采用自适应网格划分算法将三维地形模型划分为大小与地形复杂度参数成正比的网格区块,能够在保障系统的准确度和可靠性的同时,减少不必要的计算量,提高系统的处理效率;通过三维障碍识别深度学习模型的强大学习和识别能力,能够自动、准确地识别出差异化三维地形模型中的障碍网格区块,提高障碍识别的效率和准确性。

[0101] 在本申请一个可选的实施例中,请参考图5,海域地形特征图可以为障碍标注二维栅格地图。

[0102] 海域地形特征提取子系统101可以包括栅格地图初始化模块501、风险评估模块502和二维障碍标注模块503,其中:

[0103] 栅格地图初始化模块501可以用于将地形数据映射到二维平面,生成二维初始栅格地图,二维初始栅格地图的栅格包括坡度特征属性信息和障碍物分布特征属性信息。

[0104] 风险评估模块502可以用于基于坡度特征属性信息和障碍物分布特征属性信息计算栅格的风险评估值。

[0105] 二维障碍标注模块503可以用于将栅格的风险评估值输入至二维障碍识别深度学习模型中,识别二维初始栅格地图中的障碍栅格,构建障碍标注二维栅格地图。

[0106] 可选的,二维障碍识别深度学习模型可以为卷积神经网络模型。

[0107] 上述基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统中,通过将地形数据映射到二维平面生成二维初始栅格地图,可以实现复杂三维地形数据的平面化表达,使得数据更易于处理和分析;通过将地形数据转换为具有特定属性信息的二维栅格地图,能够为后续处理提供统一的数据格式,便于后续各模块进行标准化处理,提高系统的兼容性和通用性;通过利用深度学习模型强大的模式识别能力自动、准确地识别二维初始栅格地图中的障碍栅格,相较于传统的人工识别或简单的规则判断方法,能够处理复杂的地形特征和风险关系,大大提高障碍识别的准确性和效率。

[0108] 在本申请一个可选的实施例中,图搜索算法为蚂蚁群算法。

[0109] 可选的,海域地形特征图为栅格地图,全局铺设路径规划子系统可以设置信息素重要性因子、启发式信息重要性因子、信息素挥发率和信息素更新常数,并初始化海域地形特征图的信息素矩阵;全局铺设路径规划子系统可以将预设的管道铺设起点和终点作为海域地形特征图的起始节点和目标节点;全局铺设路径规划子系统可以控制每只蚂蚁根据计算的概率选择下一个节点,直到到达终点节点;全局铺设路径规划子系统可以将信息素浓度根据挥发率和蚂蚁的路径长度进行更新,重复路径选择和信息素更新直到满足终止条件,生成初始管道网络布局方案。

[0110] 在本申请一个可选的实施例中,请参考图3,局部铺设路径规划子系统还可以包括海底管道数字孪生展示模块350。

[0111] 海底管道数字孪生展示模块350可以连接于路径迭代调整模块203和海域地形特征提取子系统,并基于路径迭代调整模块203生成的海底管道铺设智能路径和海域地形特征提取子系统生成的海域地形特征图,生成并展示海底管道数字孪生模型。

[0112] 在一个示例性的实施例中,如图6所示,提供了一种基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统100,包括:海域地形特征提取子系统101、全局铺设路径规划子系统102和局部铺设路径规划子系统103,其中:

[0113] 海域地形特征提取子系统101可以包括三维地形模型生成模块410和海域地形特征图生成模块420。海域地形特征图生成模块420可以连接于三维地形模型生成模块410和全局铺设路径规划子系统102。

[0114] 局部铺设路径规划子系统103可以包括海底地形共性迁移模块310、深度学习特征计算模块201、铺设复杂度参数计算模块202、路径迭代调整模块203和海底管道数字孪生展示模块350。海底地形共性迁移模块310可以连接于海域地形特征提取子系统101和深度学习特征计算模块201;深度学习特征计算模块201可以连接于全局铺设路径规划子系统102、海底地形共性迁移模块310和铺设复杂度参数计算模块202;海底管道数字孪生展示模块350可以连接于路径迭代调整模块203和海域地形特征提取子系统101。

[0115] 上述基于深度学习的海底管道铺设智能路径规划系统中,通过各子系统和模块的协同工作,可以实现精准处理地形数据以及科学规划海底管道铺设路径,进而提升海底管道铺设工程的高效性、安全性和经济性。

[0116] 以上所述实施例仅表达了本申请实施例的几种实施方式,其描述较为具体和详细,但并不能因此而理解为对申请实施例专利范围的限制。应当指出的是,对于本领域的普通技术人员来说,在不脱离本申请实施例构思的前提下,还可以做出若干变形和改进,这些都属于本申请实施例的保护范围。

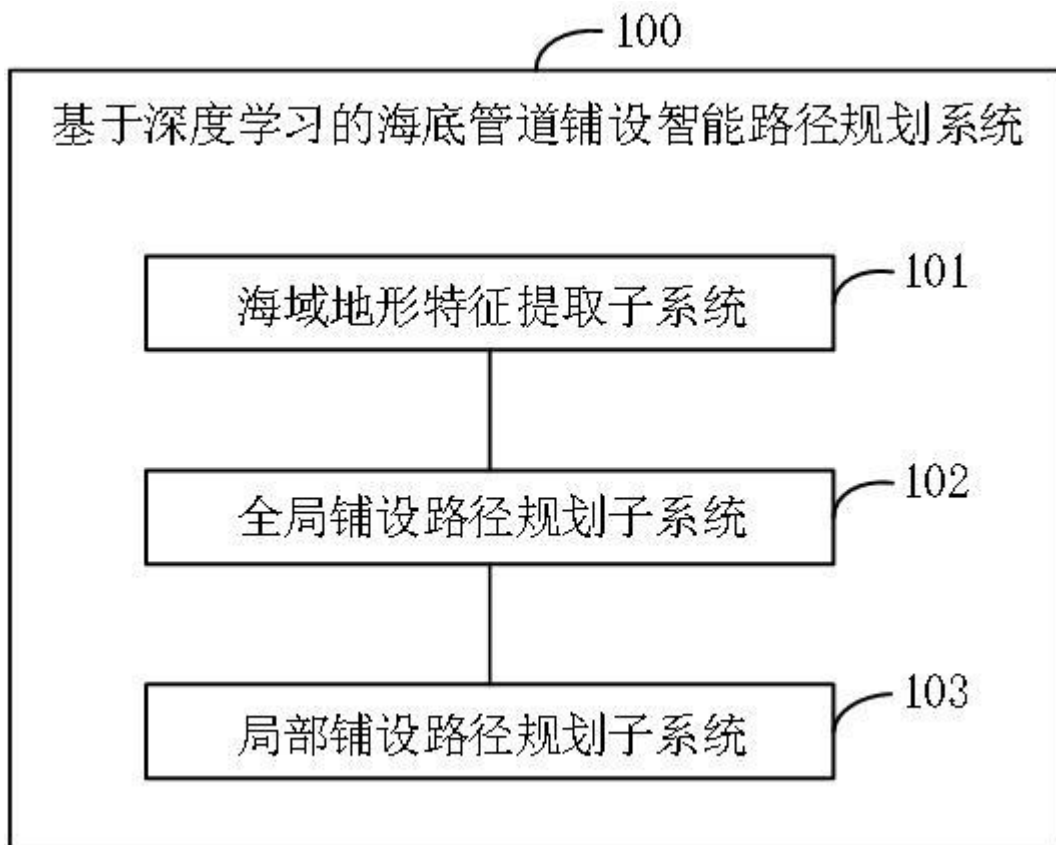


图 1

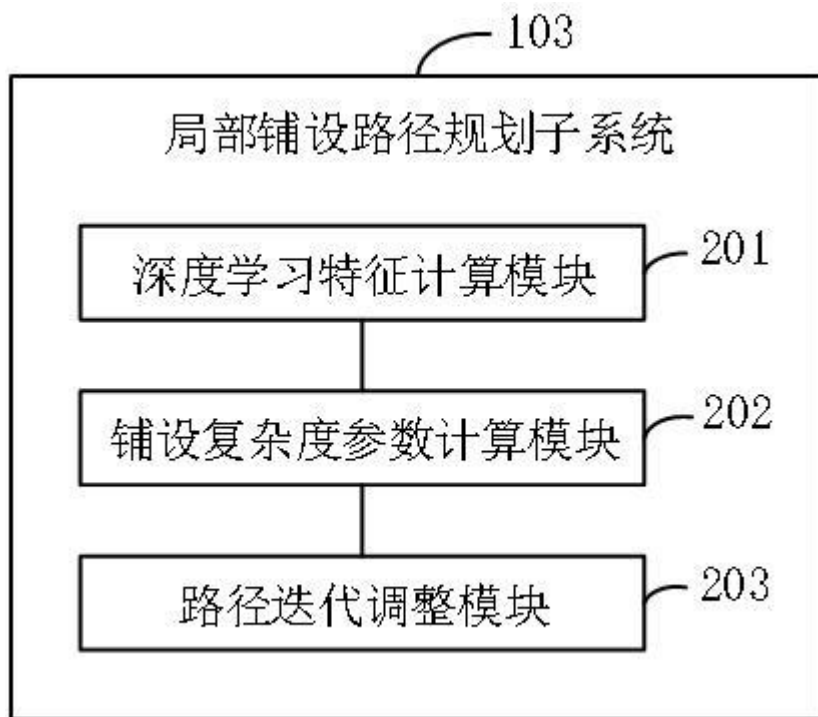


图 2

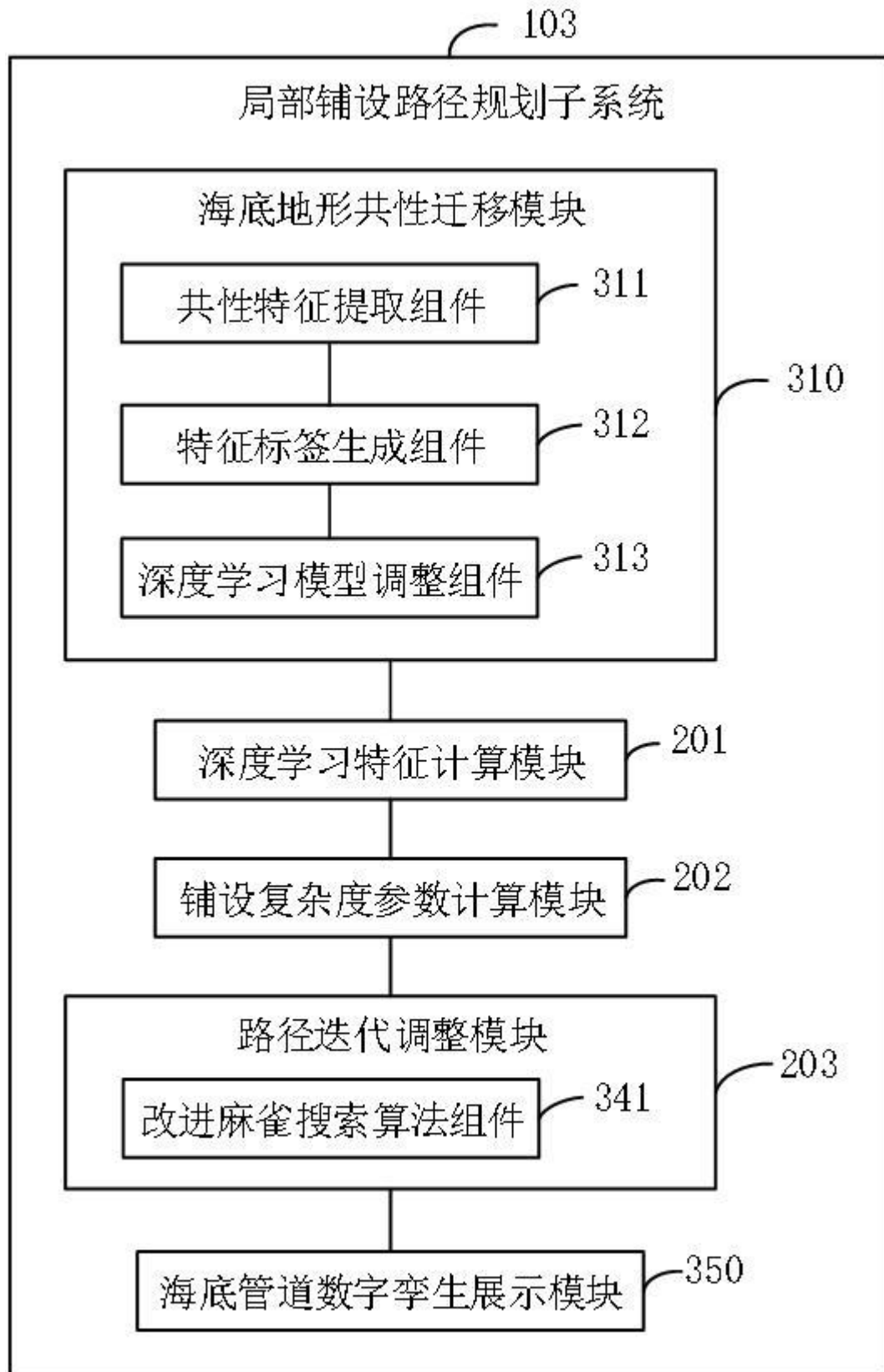


图 3

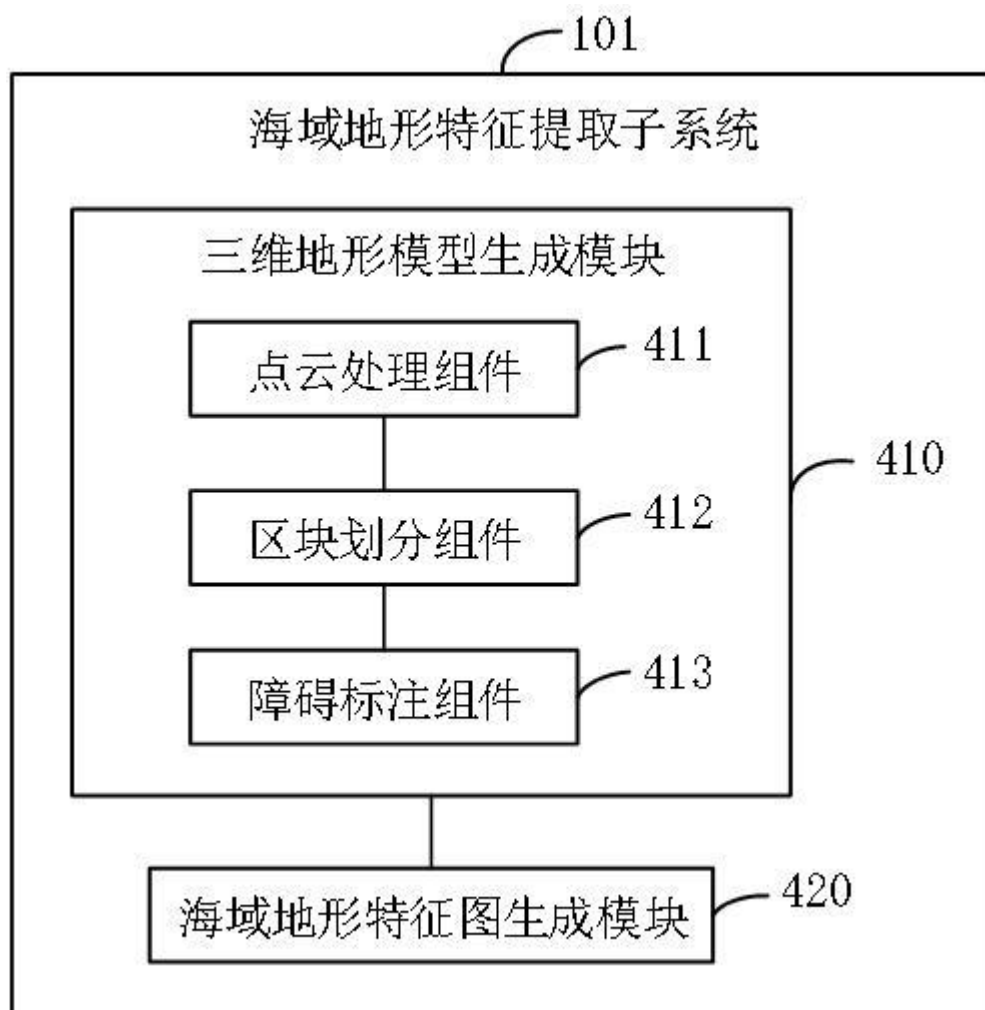


图 4

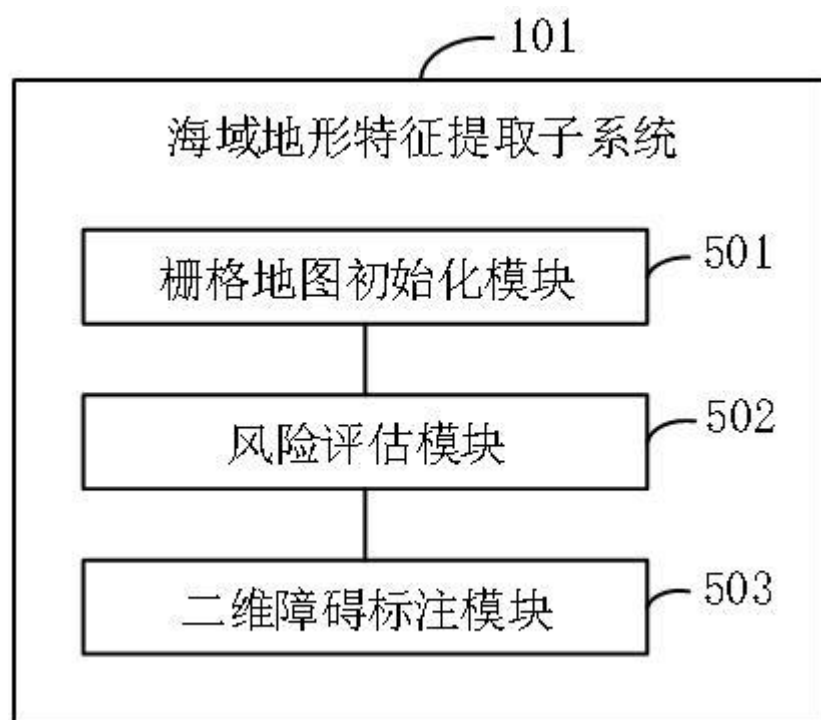


图 5

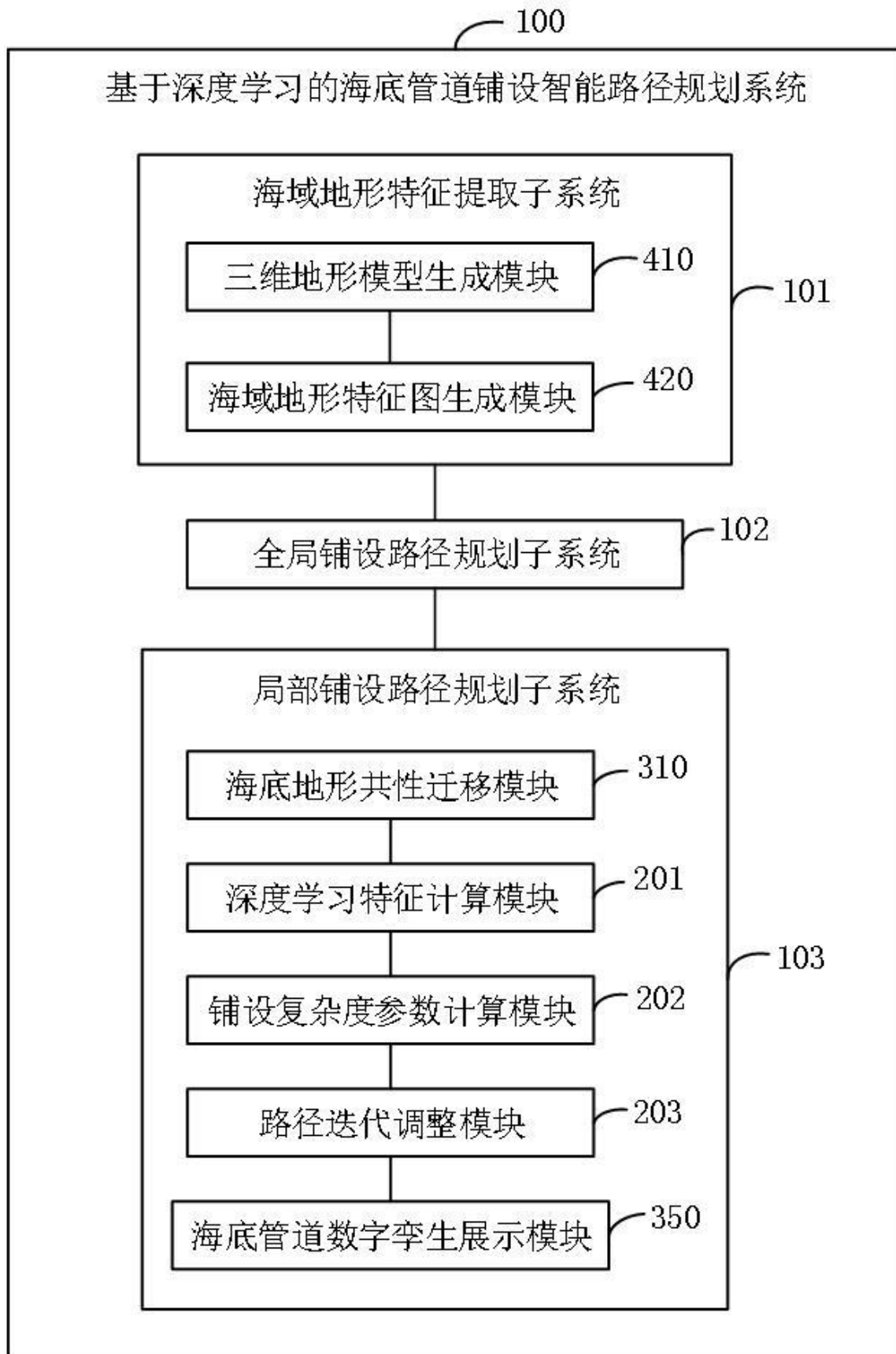


图 6