



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114610070 A

(43) 申请公布日 2022. 06. 10

(21) 申请号 202210274635.5

(22) 申请日 2022.03.21

(71) 申请人 大连理工大学

地址 116024 辽宁省大连市甘井子区凌工
路2号

(72) 发明人 张强 闫兆鸿 王鹏飞 车超
叶绯叶

(74) 专利代理机构 辽宁鸿文知识产权代理有限
公司 21102

专利代理师 王海波

(51) Int. Cl.

G05D 1/10 (2006.01)

H02J 13/00 (2006.01)

权利要求书3页 说明书7页 附图3页

(54) 发明名称

一种无人机协同的风电场智能巡检方法

(57) 摘要

本发明提供了一种无人机协同的风电场智能巡检方法,属于数据处理技术领域。本发明通过无人机携带任务载荷完成风电机组的巡检工作,通过深度强化学习-模拟退火算法模型规划无人机的飞行航迹,实现能耗最低的智能风电场巡检路线规划。本发明充分考虑了风电场的物理和环境特性,实现了低能耗的智慧风电场巡检路线规划,且具有极强的适应能力,能够应用于不同地理位置和地形的风电场中。本发明不仅考虑了风电场中便于实时充电的特性,还充分考虑了风电场的气候特点,创新性地将风速与风向纳入无人机航迹规划的考量中;不仅能够适应不同地形和季风区中的风电场,还能够及时应对突发的气象变化,动态调整巡检路线,非常契合风电场的气象特性。



1. 一种无人机协同的风电场智能巡检方法,其特征在于,该方法包括以下步骤:

步骤一:获取风电场未来4小时气象预测数据,并对数据进行预处理;

步骤二:对于同一风电场下多个风电机组 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,利用深度强化学习算法对在无人机最大巡航半径内任意两台风电机组 x_i, x_j 进行最低功耗航迹规划及计算对应功耗 E_{ij} ,其中 $i \neq j$;

步骤三:根据预测气象的主风向确定无人机起始位置,并根据当前气象数据以及步骤二的学习经验对无人机进行基于模拟退火算法的航迹规划;

步骤四:根据步骤三所规划的航迹,对风电场各机组进行巡检,以便故障排查及数据上传。

2. 如权利要求1所述的一种无人机协同的风电场智能巡检方法,其特征在于,所述步骤一中,数据预处理的具体步骤如下:

步骤1.1:检查气象数据,若有缺失部分,对缺失数据进行平滑处理;

步骤1.2:对任意时刻 t ,根据风向数据 θ_t ,将风速 V_t^W 进行正交分解,将风速分解成三维空间中三个相互垂直方向上的风速 v_{xt}^W 、 v_{yt}^W 、 v_{zt}^W ;

步骤1.3:对以上风向、风速数据进行归一化处理。

3. 如权利要求1或2所述的一种无人机协同的风电场智能巡检方法,其特征在于,所述步骤二中,深度强化学习算法的构建步骤如下:

步骤2.1:首先建立有关无人机在两座风电机组航迹规划的马尔可夫决策过程模型,确定该过程中的五元组 $\langle S, A, P, R, \gamma \rangle$,其中 S 表示当前无人机所处环境状态量, A 为无人机执行的动作量, P 为不同状态之间的转移概率, R 为无人机在此状态 S 下执行动作 A 所获得的奖励量, γ 为强化学习衰减率;

以无人机当前位置建立三维坐标系,状态量 S 包括当前无人机所处位置坐标 $\text{Pos}_U = (x, y, z)$ 以及当前无人机所处位置的风速向量 $V_t^W = (v_{xt}^W, v_{yt}^W, v_{zt}^W)$;

对无人机运动模型进行简化处理,无人机可执行的动作量 $A = \langle a \rangle$,表示无人机以速度向量 $V^U = (v_x^U, v_y^U, v_z^U)$ 在时间片 τ 内向固定方向移动一段距离;为了能使无人机以最少的功耗到达目标机组,设计如下奖励方式:

$$R = \langle r \rangle, \quad r = \begin{cases} 1 - \frac{E_{ss'}}{E_{\max}} & |d_{s'}| \leq |d_s| \\ 30 & |d_{s'}| = 0 \\ 0 & |d_{s'}| > |d_s| \end{cases}$$

其中, $|d_{s'}|$ 为执行动作后与目标点的直线距离; $|d_s|$ 为执行动作前与目标点的直线距离; E_{\max} 为无人机最大能耗; $E_{ss'}$ 为本次执行动作能耗,计算公式为 $E_{ss'} = P_u \cdot \tau$, P_u 为无人机功率,包括水平飞行功率 P_u^L 、垂直飞行功率 P_u^V 以及阻力功率 P_u^D ,

$$P_u = P_u^L + P_u^V + P_u^D = \frac{W^2}{\sqrt{2\rho A}} \frac{1}{\sqrt{v_x^{UW^2} + \sqrt{v_x^{UW^4} + 4(P_u^H)^4}}} + W v_y^{UW} + \frac{1}{8} C_{D0} \rho A v_L^{U^3}, \text{其中 } W$$

$=mg$ 是无人机重力; ρ 为空气密度; \bar{A} 是无人机旋翼总面积; C_{D0} 为与旋翼几何形状有关的阻力系数; \boldsymbol{v}_x^{UW} 与 \boldsymbol{v}_y^{UW} 分别为水平方向与垂直方向上,无人机对于风速的相对速度; \boldsymbol{v}_L^U 为无人机水平飞行的速度; P_u^H 为无人机悬停功率;

步骤2.2:初始化回放经验池D,用于存储无人机在试错过程中产生的数据;随机初始化Actor现实网络 μ 与Critic现实网络Q,这两个神经网络对应的参数分别为 θ^μ 与 θ^Q ;随机初始化Actor目标网络 μ' 与Critic目标网络 Q' ,这两个神经网络对应的参数分别为 $\theta^{\mu'}$ 和 $\theta^{Q'}$,并使 $\theta^{\mu'} = \theta^\mu, \theta^{Q'} = \theta^Q$;

步骤2.3:记录初始状态量 s_1 ,生成一个符合高斯分布的随机噪声N;

步骤2.4:将当前时刻的状态量 x_t 输入到以 θ^μ 为参数的Actor现实网络中,加入当前时刻的随机噪声 N_t ;由Actor现实网络输出动作量 $a_t = \mu(x_t, \theta^\mu) + N_t$,执行该动作,并通过奖励函数计算该动作得到的奖励 r_t ,同时更新状态量得到 x_{t+1} ;

步骤2.5:创建四元组 $\langle x_t, a_t, r_t, x_{t+1} \rangle$,将其存入回放经验池D;

步骤2.6:从回放经验池D中随机选取一组数据 $\langle x_j, a_j, r_j, x_{j+1} \rangle$,将 x_j, a_j 输入到Critic现实网络中,得到 $Q = Q(x_j, a_j, \theta^Q)$,将 x_{j+1} 输入到Actor目标网络中,计算动作量 $a_{j+1} = \mu'(x_{j+1}, \theta^{\mu'})$,并将 x_{j+1} 和 a_{j+1} 一起输入到Critic目标网络,得到 $Q(x_{j+1}, a_{j+1}, \theta^Q)$,于是目标值 $Q' = r_j + \gamma Q'(x_{j+1}, a_{j+1}, \theta^{Q'})$,将 Q' 作为标签,训练Critic现实网络使计算出的Q值无限接近目标值 Q' ,利用梯度下降法更新 θ^Q ;

步骤2.7:对Actor现实网络进行更新,使之输出的动作量在Critic现实网络中计算的Q值最大;同样采用梯度下降法更新 θ^μ ,策略梯度计算方法为

$$\nabla_{\theta^\mu} J(\theta^\mu) = \nabla_{\theta^\mu} \mu(s, \theta^\mu) |_{s=x_j} \nabla_a Q(s, a, \theta^Q) |_{s=x_j, a=\mu(s)};$$

步骤2.8:对目标网络参数进行更新 $\theta^{\mu'} \leftarrow \alpha \theta^{\mu'} + (1-\alpha) \theta^\mu, \theta^{Q'} \leftarrow \alpha \theta^{Q'} + (1-\alpha) \theta^Q$;

步骤2.9:重复步骤2.3至步骤2.8,直至Actor目标网络与Critic目标网络损失值收敛,网络参数不变;当网络收敛后,对于任选两台风电机组 x_i, x_j ,深度强化学习模型则会给出无人机功耗最小的飞行轨迹以及功耗 E_{ij} 。

4.如权利要求1或2所述的一种无人机协同的风电场智能巡检方法,其特征在于,所述步骤三中,模拟退火算法的具体步骤如下:

步骤3.1:根据当天风向玫瑰图确定无人机的起始位置;若当前风电场内存在主导风向,则将无人机的起始位置设为与主导风向相反的边角处风机;若当前主导风向不明显,则将无人机起始位置设为中心位置的风机;

步骤3.2:对当天的两个神经网络进行训练;根据步骤二中的回放经验池和次日气象预测的风向与风速,确定无人机最大巡航半径内任意两台风电机组 x_i, x_j 之间的航迹和飞行能耗;

步骤3.3:从起始位置出发,依次选择无人机巡航半径内的最低能耗航迹,直到遍历所有风机,以此作为初始化路径c;同时初始化起始温度T、终止温度 T_0 和退火速度 α ;

步骤3.4:通过随机热扰动,在c的邻域内产生另一条路径c';

步骤3.5:计算两条路径c和c'之间无人机能耗的差值 ΔE ;若 $\Delta E \leq 0$,则更新路径,令 $c = c', T \leftarrow \alpha T$;否则,产生0-1之间的随机数rand,若 $\exp\left(-\frac{\Delta E}{T}\right) > rand$,则更新路径,令c

$=c', T \leftarrow \alpha T$;

步骤3.6: 判断 $T > T_0$ 是否成立, 若成立则继续执行步骤3.4; 否则得到能耗最低的巡检路线规划的近优解, 无人机按照该巡检路线依次对风机进行检修和数据获取;

步骤3.7: 基于实时气象数据判断是否需要更新巡检路线; 当风电场内风力传感器检测到的实时风向与气象预测的风向不在同一方位或实时风速与气象预测的风速级别相差两级以上时, 统计尚未遍历的风电机组 $X' = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 重新执行步骤3.2, 重新规划剩余风电机组的无人机最低能耗航迹; 直到无人机遍历风电机组, 算法结束。

5. 如权利要求3所述的一种无人机协同的风电场智能巡检方法, 其特征在于, 所述步骤三中, 模拟退火算法的具体步骤如下:

步骤3.1: 根据当天风向玫瑰图确定无人机的起始位置; 若当前风电场内存在主导风向, 则将无人机的起始位置设为与主导风向相反的边角处风机; 若当前主导风向不明显, 则将无人机起始位置设为中心位置的风机;

步骤3.2: 对当天的两个神经网络进行训练; 根据步骤二中的回放经验池和次日气象预测的风向与风速, 确定无人机最大巡航半径内任意两台风电机组 x_i, x_j 之间的航迹和飞行能耗;

步骤3.3: 从起始位置出发, 依次选择无人机巡航半径内的最低能耗航迹, 直到遍历所有风机, 以此作为初始化路径 c ; 同时初始化起始温度 T 、终止温度 T_0 和退火速度 α ;

步骤3.4: 通过随机热扰动, 在 c 的邻域内产生另一条路径 c' ;

步骤3.5: 计算两条路径 c 和 c' 之间无人机能耗的差值 ΔE ; 若 $\Delta E \leq 0$, 则更新路径, 令 $c = c', T \leftarrow \alpha T$; 否则, 产生0-1之间的随机数 $rand$, 若 $\exp\left(-\frac{\Delta E}{T}\right) > rand$, 则更新路径, 令 $c = c', T \leftarrow \alpha T$;

步骤3.6: 判断 $T > T_0$ 是否成立, 若成立则继续执行步骤3.4; 否则得到能耗最低的巡检路线规划的近优解, 无人机按照该巡检路线依次对风机进行检修和数据获取;

步骤3.7: 基于实时气象数据判断是否需要更新巡检路线; 当风电场内风力传感器检测到的实时风向与气象预测的风向不在同一方位或实时风速与气象预测的风速级别相差两级以上时, 统计尚未遍历的风电机组 $X' = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 重新执行步骤3.2, 重新规划剩余风电机组的无人机最低能耗航迹; 直到无人机遍历风电机组, 算法结束。

一种无人机协同的风电场智能巡检方法

技术领域

[0001] 本发明属于数据处理技术领域,涉及一种无人机协同的风电场智能巡检方法。本发明通过无人机携带任务载荷完成风电机组的巡检工作,通过深度强化学习-模拟退火算法模型规划无人机的飞行航迹,实现能耗最低的智能风电场巡检路线规划。

背景技术

[0002] 随着我国风电产业的快速发展,风电机组的数量急剧增加。但是,风电场所处的自然环境通常十分复杂,有可能位于偏远山区或海上,且长期暴露于恶劣气候中。风电机彼此之间相隔数百米,叶轮机舱高达数十米,使用人力巡检成本大、效率低、出错率高、危险性高。如何降低数量庞大的风电机组的运维管理成本,推进风电系统智能化和信息化,从而提升风电场的发电收益,成为风电产业亟待解决的重大问题。

[0003] 随着“智慧”风电场概念的提出和引入,风电系统在零件制造、数据管理、运营维护等方面正在进行全面优化升级。智慧风电场主要基于测控技术、通信技术、传感技术、大数据处理技术及各类智能算法,实现风机控制管理、设备状态感知、巡检维护等方面的智能化。通过风电机内部各类传感器获知各设备的工作状态数据,并通过风电机内部的边缘服务器对传感器数据进行整合处理,可以得知风电机当前是否处于正常工作状态,在风机发生故障时可以排查出故障的可能原因。

[0004] 然而,风电系统尚未实现真正的智能化。风机设备的运行数据通常仍需人力进行转储及维护;同时,风电机如叶片上的裂痕难以通过传感器进行确认,通常需要人力配合吊篮或者高倍望远镜进行巡检。这导致风电系统的巡检系统依然费时费力且准确率低,难以达到智慧风电场的运行要求。

[0005] 由于灵活机动的特点,无人机在智慧风电场中正发挥着日益重要的作用。通过无人机携带任务载荷完成对风机的巡检工作,可以大幅度提高巡检工作的效率和准确度,降低人力巡检的危险性,从而提高电力生产的经济效益。具有较大的研究意义和实用价值。

发明内容

[0006] 本发明解决的问题是如何运用风电场所处环境的气象数据,利用深度强化学习算法对无人机巡检路线进行规划,使规划路线在遍历全部风电机组的同时所消耗能量最小。在此过程中,采用图像识别的方法对风电机组进行拍照,用于机组故障诊断,同时进行风电机组相关数据的上传;节省了人员巡检过程中的时间成本与劳动力成本,提高了风电机组的安全性。本发明实现了一种无人机协同的风电场智能巡检方法,结合深度强化学习等技术,最终为无人机以低功耗在风电场的智能巡检领域提供了理论依据与实践经验。

[0007] 本发明的技术方案:

[0008] 一种无人机协同的风电场智能巡检方法,包括基于深度强化学习和模拟退火的无人机路线规划系统,基于无人机的风电场故障检测以及风电数据上传系统。具体步骤如下:

[0009] 步骤一:获取风电场未来4小时气象预测数据,并对数据进行预处理。

[0010] 步骤二:对于同一风电场下多个风电机组 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,利用深度强化学习算法对在无人机最大巡航半径内任意两台风电机组 $x_i, x_j (i \neq j)$ 进行最低功耗航迹规划及计算对应功耗 E_{ij} 。

[0011] 步骤三:根据预测气象的主风向确定无人机起始位置,并根据当前气象数据以及步骤二的学习经验对无人机进行基于模拟退火算法的航迹规划。

[0012] 步骤四:根据步骤三所规划的航迹,对风电场各机组进行巡检,以便故障排查及数据上传。

[0013] 所述步骤一中的数据预处理,具体步骤如下:

[0014] 步骤1.1:检查气象数据,若有缺失部分,对缺失数据进行平滑处理。

[0015] 步骤1.2:对任意时刻 t ,根据风向数据 θ_t ,将风速 V_t^W 进行正交分解,将风速分解成三维空间中三个相互垂直方向上的风速 v_{xt}^W 、 v_{yt}^W 、 v_{zt}^W 。

[0016] 步骤1.3:对以上风向、风速数据进行数据归一化处理。

[0017] 所述步骤二中,深度强化学习算法的构建步骤如下:

[0018] 步骤2.1:首先建立有关无人机在两座风电机组航迹规划的马尔可夫决策过程模型,确定该过程中的五元组 $\langle S, A, P, R, \gamma \rangle$,其中 S 表示当前无人机所处环境状态量, A 为无人机执行的动作用量, P 为不同状态之间的转移概率, R 为无人机在此状态 S 下执行动作 A 所获得的奖励量, γ 为强化学习衰减率。状态量 S 应当能够完全代表无人机的当前状态,在本发明中,以无人机当前位置建立三维坐标系,状态量 S 包括当前无人机所处位置坐标 $\text{Pos}_U = (x, y, z)$,以及当前时间无人机所处位置的风速向量 $V_t^W = (v_{xt}^W, v_{yt}^W, v_{zt}^W)$ 。

[0019] 对无人机运动模型进行简化处理,无人机可执行的动作用量 $A = \langle a \rangle$,表示无人机以速度向量 $V^U = (v_x^U, v_y^U, v_z^U)$ 在时间片 τ 内向固定方向移动一段距离。为了能使无人机以最少的功耗到达目标机组,设计如下奖励方式:

$$[0020] \quad R = \langle r \rangle, \quad r = \begin{cases} 1 - \frac{E_{ss'}}{E_{\max}} & |d_{s'}| \leq |d_s| \\ 30 & |d_{s'}| = 0 \\ 0 & |d_{s'}| > |d_s| \end{cases}$$

[0021] 其中, $|d_{s'}|$ 为执行动作后与目标点的直线距离, $|d_s|$ 为执行动作前与目标点的直线距离, $E_{ss'}$ 为本次执行动作能耗, E_{\max} 为无人机最大能耗。当无人机以更少的能耗接近目标时,将得到更多的奖励值,当无人机到达目标将得到一个极大奖励值,以实现目标对无人机的吸收。

[0022] 对于无人机每次执行动作所需能耗 $E_{ss'}$,计算公式为 $E_{ss'} = P_u \cdot \tau$ 。 P_u 为无人机功率,包括水平飞行功率 P_u^L 、垂直飞行功率 P_u^V 以及阻力功率 P_u^D , $P_u = P_u^L +$

$$P_u^V + P_u^D = \frac{W^2}{\sqrt{2}\rho\bar{A}} \frac{1}{\sqrt{v_x^{UW^2} + \sqrt{v_x^{UW^4} + 4(P_u^L)^2}}} + Wv_y^{UW} + \frac{1}{8}C_{D0}\rho\bar{A}v_L^{U^3}, \text{其中 } W = mg \text{ 是无人}$$

机重力; ρ 为空气密度; \bar{A} 是无人机旋翼总面积; C_{D0} 为与旋翼几何形状有关的阻力系数; v_x^{UW} 与 v_y^{UW} 分别为水平方向与垂直方向上,无人机对于风速的相对速度; v_L^U 为无人机水

平飞行的速度; P_u^H 为无人机悬停功率。

[0023] 步骤2.2:初始化回放经验池D,用于存储无人机在试错过程中产生的数据。随机初始化Actor现实网络 μ 与Critic现实网络Q,这两个神经网络对应的参数分别为 θ^μ 与 θ^Q ;随机初始化Actor目标网络 μ' 与Critic目标网络 Q' ,这两个神经网络对应的参数分别为 $\theta^{\mu'}$ 和 $\theta^{Q'}$,并使 $\theta^{\mu'} = \theta^\mu, \theta^{Q'} = \theta^Q$ 。

[0024] 步骤2.3:记录初始状态量 s_1 ,生成一个符合高斯分布的随机噪声N。

[0025] 步骤2.4:将当前时刻的状态量 x_t 输入到以 θ^μ 为参数的Actor现实网络中,加入当前时刻的随机噪声 N_t 。由Actor现实网络输出动作量 $a_t = \mu(x_t, \theta^\mu) + N_t$,执行该动作,并通过奖励函数计算该动作得到的奖励 r_t ,同时更新状态量得到 x_{t+1} 。

[0026] 步骤2.5:创建四元组 $\langle x_t, a_t, r_t, x_{t+1} \rangle$,将其存入回放经验池D。

[0027] 步骤2.6:从回放经验池D中随机选取一组数据 $\langle x_j, a_j, r_j, x_{j+1} \rangle$,将 x_j, a_j 输入到Critic现实网络中,得到 $Q = Q(x_j, a_j, \theta^Q)$,将 x_{j+1} 输入到Actor目标网络中,计算动作量 $a_{j+1} = \mu'(x_{j+1}, \theta^{\mu'})$,并将 x_{j+1} 和 a_{j+1} 一起输入到Critic目标网络,得到 $Q(x_{j+1}, a_{j+1}, \theta^{Q'})$,于是目标值 $Q' = x_j + \gamma Q'(x_{j+1}, a_{j+1}, \theta^{Q'})$,将 Q' 作为标签,训练Critic现实网络使计算出的Q值无限接近目标值 Q' ,利用梯度下降法更新 θ^Q 。

[0028] 步骤2.7:对Actor现实网络进行更新,使之输出的动作量在Critic现实网络中计算的Q值最大。同样采用梯度下降法更新 θ^μ ,策略梯度计算方法为

$$\nabla_{\theta^\mu} J(\theta^\mu) = \nabla_{\theta^\mu} \mu(s, \theta^\mu) |_{s=x_j} \nabla_a Q(s, a, \theta^Q) |_{s=x_j, a=\mu(s)}$$

[0029] 步骤2.8:对目标网络参数进行更新 $\theta^{\mu'} \leftarrow \alpha \theta^{\mu'} + (1-\alpha) \theta^\mu, \theta^{Q'} \leftarrow \alpha \theta^{Q'} + (1-\alpha) \theta^Q$ 。

[0030] 步骤2.9:重复步骤2.3至步骤2.8,直至Actor目标网络与Critic目标网络损失值收敛,网络参数不变。当网络收敛后,对于任选两台风电机组 $x_i, x_j (i \neq j)$,深度强化学习模型则会给出无人机功耗最小的飞行轨迹以及功耗 E_{ij} 。

[0031] 所述步骤三中,模拟退火算法的具体步骤如下:

[0032] 步骤3.1:根据当天风向玫瑰图确定无人机的起始位置。若当前风电场内存在主导风向,则将无人机的起始位置设为与主导风向相反的边角处风机;若当前主导风向不明显,则将无人机起始位置设为中心位置的风机。

[0033] 步骤3.2:对当天的两个神经网络进行训练。根据步骤二中的回放经验池和次日气象预测的风向与风速,确定无人机最大巡航半径内任意两台风电机组 x_i, x_j 之间的航迹和飞行能耗。

[0034] 步骤3.3:从起始位置出发,依次选择无人机巡航半径内的最低能耗航迹,直到遍历所有风机,以此作为初始化路径c。同时初始化起始温度T、终止温度 T_0 和退火速度 α 。

[0035] 步骤3.4:通过随机热扰动,在c的邻域内产生另一条路径 c' 。与传统模拟退火算法不同,该扰动只能发生于位于相同巡航区域内的风机之间。

[0036] 步骤3.5:计算两条路径c和 c' 之间无人机能耗的差值 ΔE 。若 $\Delta E \leq 0$,则更新路径,令 $c = c', T \leftarrow \alpha T$;否则,产生0-1之间的随机数rand,若 $\exp\left(-\frac{\Delta E}{T}\right) > rand$,则更新路径,令 $c = c', T \leftarrow \alpha T$ 。

[0037] 步骤3.6:判断 $T > T_0$ 是否成立,若成立则继续执行步骤3.4;否则得到能耗最低的巡检路线规划的近优解,无人机按照该巡检路线依次对风机进行检修和数据获取。

[0038] 步骤3.7:基于实时气象数据判断是否需要更新巡检路线。当风电场内风力传感器检测到的实时风向与气象预测的风向不在同一方位或实时风速与气象预测的风速级别相差两级以上时,统计尚未遍历的风电机组 $X' = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 。重新执行步骤3.2,重新规划剩余风电机组的无人机最低能耗航迹。直到无人机遍历风电机组,算法结束。

[0039] 本发明的有益效果:与其他的无人机航迹规划方法相比,本发明所述方法充分考虑了风电场的物理和环境特性,实现了低能耗的智慧风电场巡检路线规划,且具有极强的适应能力,能够应用于不同地理位置和地形的风电场中。本发明通过开发一个智慧风电场中的节能巡检方法实现无人机在风电场中巡检路线的规划,不仅考虑了风电场中便于实时充电的特性,还充分考虑了风电场的气候特点,创新性地将风速与风向纳入无人机航迹规划的考量中;不仅能够适应不同地形和季风区中的风电场,还能够及时应对突发的气象变化,动态调整巡检路线,非常契合风电场的气象特性。

附图说明

[0040] 图1是本发明的风电场智能巡检场景图。

[0041] 图2是本发明的风电场智能巡检时序图。

[0042] 图3是本发明数据预处理流程图。

[0043] 图4是本发明基于强化学习的无人机航迹规划算法概要图。

[0044] 图5是本发明基于强化学习的无人机航迹规划算法的详细设计图。

[0045] 图6是本发明基于模拟退火的无人机航迹规划算法流程图。

具体实施方式

[0046] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,下面将结合附图,对本发明的具体实施方式进行详细的描述。

[0047] 图1是本发明的风电场智能巡检场景图。

[0048] 图2是本发明的风电场智能巡检时序图,本发明提供一种无人机协同的风电场智能巡检方法,具体包括以下步骤:

[0049] 步骤一:获取风电场未来4小时的气象数据,并对数据进行预处理。

[0050] 步骤二:对于同一风电场下多个风电机组 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,利用深度强化学习算法对在无人机最大巡航半径内任意两台风电机组 $x_i, x_j (i \neq j)$ 进行最低功耗航迹规划以及计算对应功耗 E_{ij} 。

[0051] 步骤三:根据预测气象的主风向确定无人机起始位置,并根据当前气象数据以及步骤二的学习经验对无人机进行基于模拟退火算法的航迹规划。

[0052] 步骤四:根据步骤三所规划航迹,对风电场各机组进行巡检,以便故障排查及数据上传。

[0053] 图3为本发明步骤一中数据预处理流程图,具体包括以下步骤:

[0054] 步骤1.1:检查气象数据,若有缺失部分,对缺失数据进行平滑处理。

[0055] 步骤1.2:对任意时刻 t ,根据风向数据 θ_t ,将风速 V_t^w 进行正交分解,将风速分解成三维空间中三个相互垂直方向上的风速 v_{xt}^w 、 v_{yt}^w 、 v_{zt}^w 。

[0056] 步骤1.3:对以上风向、风速数据进行归一化处理。

[0057] 在详解本发明深度学习-模拟退火算法前,对问题进行以下描述:

[0058] 首先,根据风电场的物理参数和地理环境,无人机的相关参数,以及近三年的气象记录进行模拟实验的环境搭建,之后上述数据将送入神经网络进行训练与预测,分析神经网络对于不同风速和风向的识别能力,根据实验结果不断调整神经网络的结构和参数,进而提升本发明的可行性。本发明采用基于Actor-Critic框架的深度强化学习算法作为主要结构,并对参数进行优化以提高算法的适应能力。在每天无人机巡检开始之前,根据当日的气象预测数据对神经网络进行训练。根据训练结果,基于模拟退火算法计算出近优的无人机节能巡检路线。在无人机巡检过程中,若实时探测的风向与风速与天气预测的数据存在较大差异,则依据新的天气预测数据,对剩余风机重新进行航迹规划,以保证最终的无人机巡检路线实现低能耗的目标。

[0059] 图4为本发明基于强化学习的无人机路径规划算法概要图。

[0060] 图5为本发明基于强化学习的无人机路径规划算法的详细设计图,流程具体包括以下步骤:

[0061] 步骤2.1:首先建立有关无人机在两座风电机组航迹规划的马尔可夫决策过程模型,确定该过程中的五元组 $\langle S, A, P, R, \gamma \rangle$,其中S表示当前无人机所处环境状态量,A为无人机执行的动作量,P为不同状态之间的转移概率,R为无人机在此状态S下,执行动作A所获得的奖励量, γ 为强化学习衰减率。状态量S应当能够完全代表无人机的当前状态,在本发明中,以无人机当前位置建立三维坐标系,状态量S包括当前无人机所处位置坐标 $\text{Pos}_U = (x, y, z)$,以及当前时间无人机所处位置的风速向量 $V_t^W = (v_{xt}^W, v_{yt}^W, v_{zt}^W)$ 。

[0062] 对无人机运动模型进行简化处理,无人机可执行的动作量 $A = \langle a \rangle$,表示无人机以速度向量 $V^U = (v_x^U, v_y^U, v_z^U)$ 在时间片 τ 内向固定方向移动一段距离。为了能使无人机以最少的功耗到达目标机组,设计如下奖励方式:

$$[0063] \quad R = \langle r \rangle, \quad r = \begin{cases} 1 - \frac{E_{ss'}}{E_{\max}} & |d_{s'}| \leq |d_s| \\ 30 & |d_{s'}| = 0 \\ 0 & |d_{s'}| > |d_s| \end{cases}$$

[0064] 其中, $|d_{s'}|$ 为执行动作后与目标点的直线距离, $|d_s|$ 为执行动作前与目标点的直线距离, $E_{ss'}$ 为本次执行动作能耗, E_{\max} 为无人机最大能耗。当无人机以更少的能耗接近目标时,将得到更多的奖励值,当无人机到达目标将得到一个极大奖励值,以实现目标对无人机的吸收。

[0065] 对于无人机每次执行动作所需能耗 $E_{ss'}$,计算公式为 $E_{ss'} = P_u \cdot \tau$ 。 P_u 为无人机功率,包括水平飞行功率 P_u^L 、垂直飞行功率 P_u^V 以及阻力功率 P_u^D , $P_u = P_u^L +$

$$P_u^V + P_u^D = \frac{W^2}{\sqrt{2\rho A}} \frac{1}{\sqrt{v_x^{UW^2} + \sqrt{v_x^{UW^4} + 4(P_u^H)^4}}} + W v_y^{UW} + \frac{1}{8} C_{D0} \rho \bar{A} v_L^{U^3}, \text{其中 } W = mg \text{ 是无人}$$

机重力; ρ 为空气密度; \bar{A} 是无人机旋翼总面积; C_{D0} 为与旋翼几何形状有关的阻力系数; v_x^{UW} 与 v_y^{UW} 分别为水平方向与垂直方向上,无人机对于风速的相对速度; v_L^U 为无人机水

平飞行的速度; P_u^H 为无人机悬停功率。

[0066] 步骤2.2:初始化回放经验池D,用于存储无人机在试错过程中产生的数据。随机初始化Actor现实网络 μ 与Critic现实网络Q,这两个神经网络对应的参数分别为 θ^μ 与 θ^Q ;随机初始化Actor目标网络 μ' 与Critic目标网络 Q' ,这两个神经网络对应的参数分别为 $\theta^{\mu'}$ 和 $\theta^{Q'}$,并使 $\theta^{\mu'} = \theta^\mu, \theta^{Q'} = \theta^Q$ 。

[0067] 步骤2.3:记录初始状态量 s_1 ,生成一个符合高斯分布的随机噪声N。

[0068] 步骤2.4:将当前时刻的状态量 x_t 输入到以 θ^μ 为参数的Actor现实网络中,加入当前时刻的随机噪声 N_t 。由Actor现实网络输出动作量 $a_t = \mu(x_t, \theta^\mu) + N_t$,执行该动作,并通过奖励函数计算该动作得到的奖励 r_t ,同时更新状态量得到 x_{t+1} 。

[0069] 步骤2.5:创建四元组 $\langle x_t, a_t, r_t, x_{t+1} \rangle$,将其存入回放经验池D。

[0070] 步骤2.6:从回放经验池D中随机选取一组数据 $\langle x_j, a_j, r_j, x_{j+1} \rangle$,将 x_j, a_j 输入到Critic现实网络中,得到 $Q = Q(x_j, a_j, \theta^Q)$,将 x_{j+1} 输入到Actor目标网络中,计算动作量 $a_{j+1} = \mu'(x_{j+1}, \theta^{\mu'})$,并将 x_{j+1} 和 a_{j+1} 一起输入到Critic目标网络,得到 $Q(x_{j+1}, a_{j+1}, \theta^{Q'})$,于是目标值 $Q' = r_j + \gamma Q'(x_{j+1}, a_{j+1}, \theta^{Q'})$,将 Q' 作为标签,训练Critic现实网络使计算出的Q值无限接近目标值 Q' ,利用梯度下降法更新 θ^Q 。

[0071] 步骤2.7:对Actor现实网络进行更新,使之输出的动作量在Critic现实网络中计算的Q值最大。同样采用梯度下降法更新 θ^μ ,策略梯度计算方法为

$$\nabla_{\theta^\mu} J(\theta^\mu) = \nabla_{\theta^\mu} \mu(s, \theta^\mu) |_{s=x_j} \nabla_a Q(s, a, \theta^Q) |_{s=x_j, a=\mu(s)}。$$

[0072] 步骤2.8:对目标网络参数进行更新 $\theta^{\mu'} \leftarrow \alpha \theta^{\mu'} + (1-\alpha) \theta^\mu, \theta^{Q'} \leftarrow \alpha \theta^{Q'} + (1-\alpha) \theta^Q$ 。

[0073] 步骤2.9:重复步骤2.3至步骤2.8,直至Actor目标网络与Critic目标网络损失值收敛,网络参数不变。当网络收敛后,对于任选两台风电机组 $x_i, x_j (i \neq j)$,深度强化学习模型则会给出无人机功耗最小的飞行轨迹以及功耗 E_{ij} 。

[0074] 图6为本发明基于模拟退火的无人机航迹规划算法流程图,具体包括以下步骤:

[0075] 步骤3.1:根据当天风向玫瑰图确定无人机的起始位置。若当前风电场内存在主导风向,则将无人机的起始位置设为与主导风向相反的边角处风机;若当前主导风向不明显,则将无人机起始位置设为中心位置的风机。

[0076] 步骤3.2:对当天的神经网络进行训练。根据步骤二中的回放经验池和次日气象预测的风向与风速,确定无人机最大巡航半径内任意两台风电机组 x_i, x_j 之间的航迹和飞行能耗。

[0077] 步骤3.3:从起始位置出发,依次选择无人机巡航半径内的最低能耗航迹,直到遍历所有风机,以此作为初始化路径c。同时初始化起始温度T、终止温度 T_0 和退火速度 α 。

[0078] 步骤3.4:通过随机热扰动,在c的邻域内产生另一条路径 c' 。与传统模拟退火算法不同,该扰动只能发生于位于相同巡航区域内的风机之间。

[0079] 步骤3.5:计算两条路径c和 c' 之间无人机能耗的差值 ΔE 。若 $\Delta E \leq 0$,则更新路径,令 $c = c', T \leftarrow \alpha T$;否则,产生0-1之间的随机数rand,若 $\exp\left(-\frac{\Delta E}{T}\right) > rand$,则更新路径,令 $c = c', T \leftarrow \alpha T$ 。

[0080] 步骤3.6:判断 $T > T_0$ 是否成立,若成立则继续执行步骤3.4;否则得到能耗最低的巡检路线规划的近优解,无人机按照该巡检路线依次对风机进行检修和数据获取。

[0081] 步骤3.7:基于实时气象数据判断是否需要更新巡检路线。当风电场内风力传感器检测到的实时风向与气象预测的风向不在同一方位或实时风速与气象预测的风速级别相差两级以上时,统计尚未遍历的风电机组 $X' = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 。重新执行步骤3.2,重新规划剩余风电机组的无人机最低能耗航迹。直到无人机遍历风电机组,算法结束。

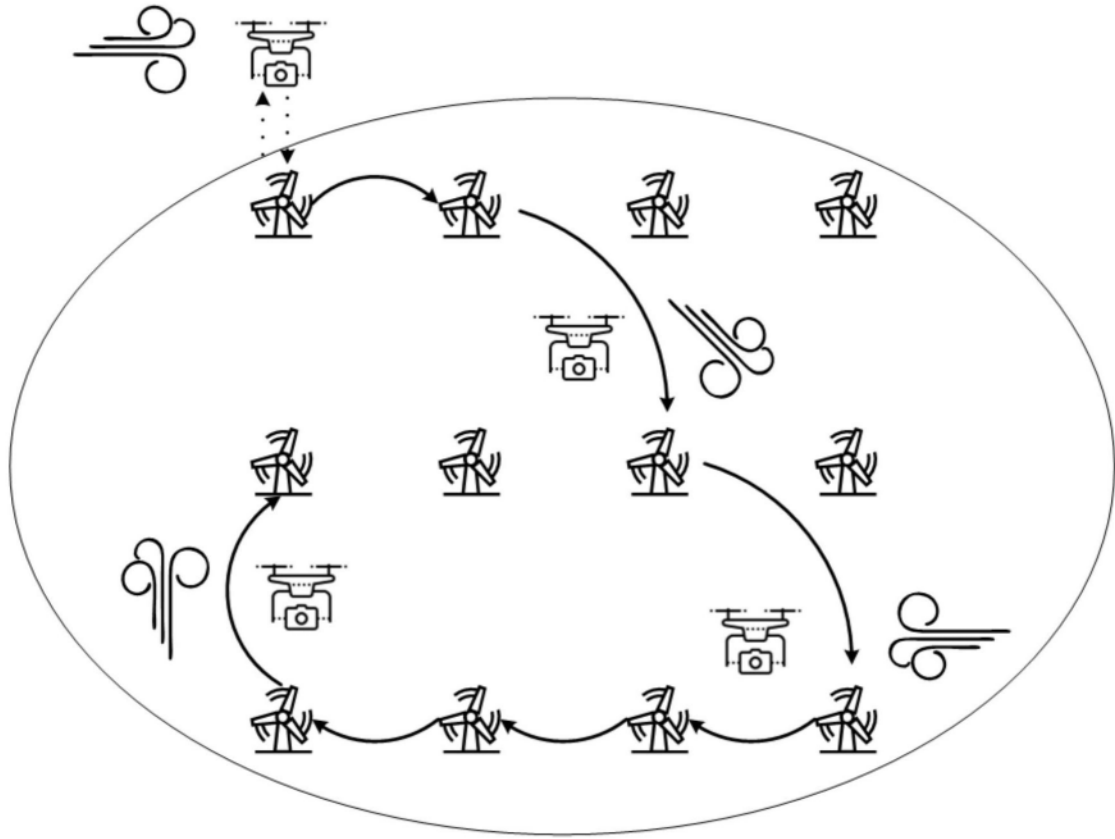


图1

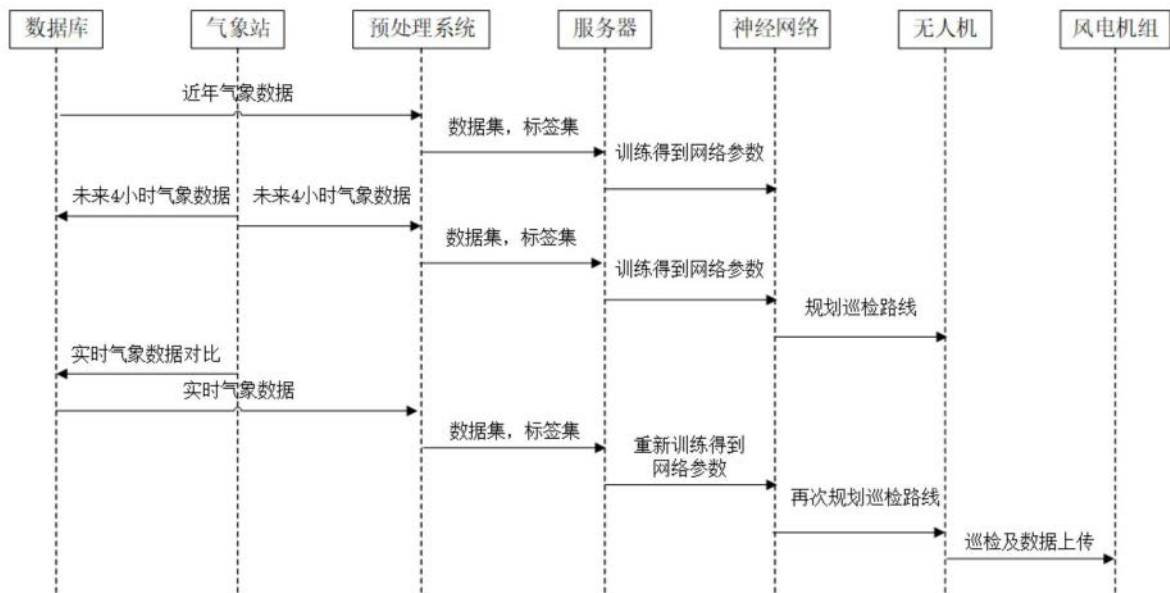


图2

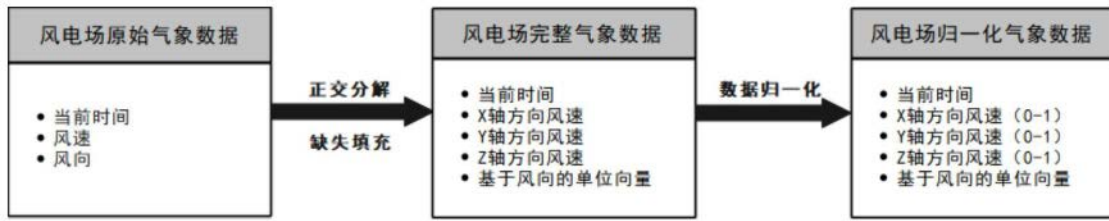


图3

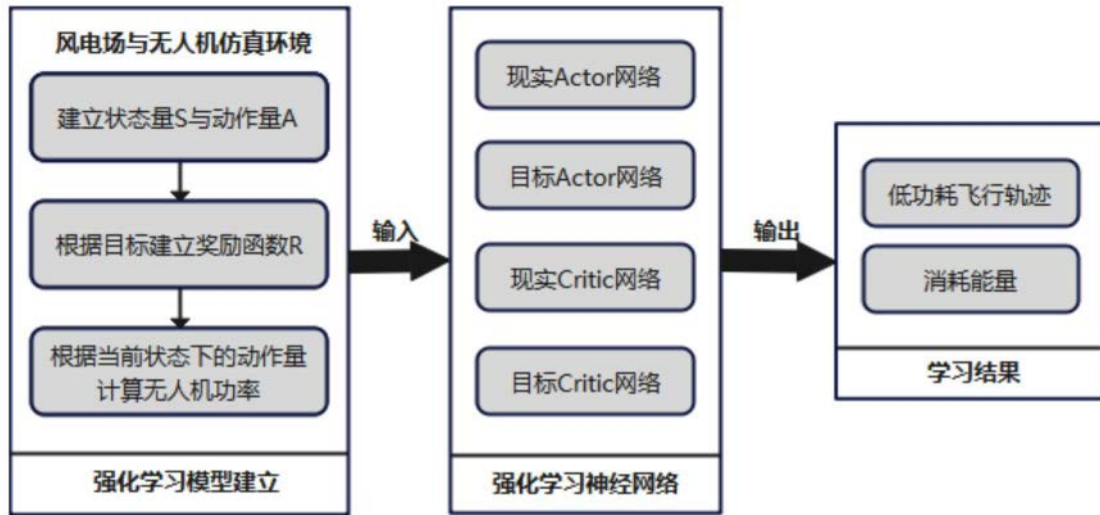


图4

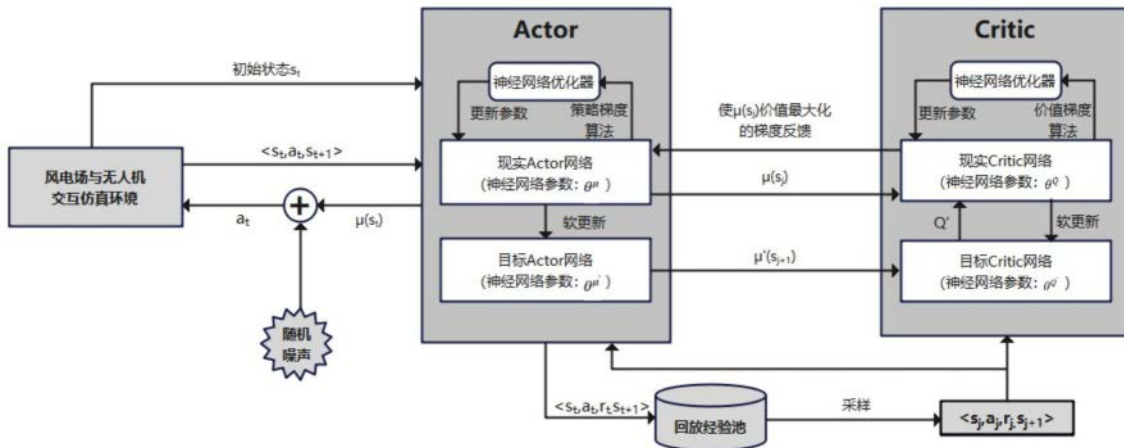


图5

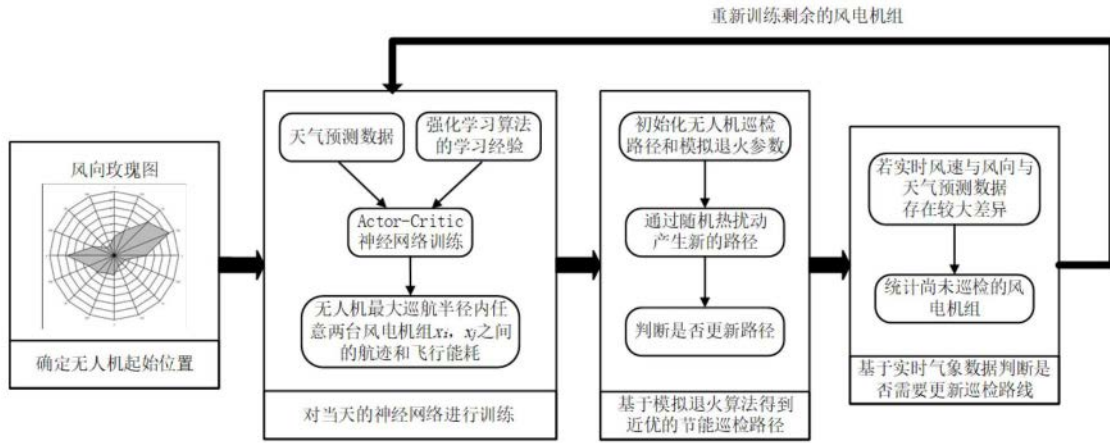


图6