

基于深度神经网络的斜坡式重力储能系统 质量块抓取装置控制方法^{*}

陈巨龙¹, 李震¹, 朱永清¹, 刘大猛¹, 张裕¹, 王祖凡², 高天², 郝梓琳²,
董琳琳², 赵海森²

(1. 贵州电网有限责任公司电网规划研究中心, 贵州 贵阳 550002;
2. 华北电力大学 电气与电子工程学院, 北京 102206)

摘要: 重力储能系统对于质量块码放环节的时效性要求较高, 针对现有抓取装置在时效性上的不足, 提出了一种基于深度神经网络的斜坡式重力储能系统质量块抓取装置控制方法。首先, 介绍了斜坡式重力储能系统的整体工作流程以及对质量块抓取装置的需求; 其次, 提出了根据质量块瞬时加速度计算其运行路程的方法, 并根据质量块在缓冲平台的运行路程影响因素分析了该方法的误差来源, 基于误差来源构造质量块运行路程的数据集; 最后, 引进深度神经网络, 通过训练确定网络结构和参数, 利用 Dropout 机制增强模型的泛化能力, 得到质量块运行路程的预测模型。分析表明, 所提控制方法可以较好地满足系统对码放环节的时效性以及精度的需求, 使用本模型可在 50 ms 内给出质量块的运行路程预测值, 且误差在±0.1 m 内, 验证了方案的可行性。

关键词: 斜坡式重力储能系统; 质量块抓取; 深度神经网络; 运行路程

中图分类号: TM71 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2023)11-0037-09

doi: 10.12177/emca.2023.139

Control Method of Mass Block Grasping Device of Slope Gravity Energy Storage System Based on Deep Neural Network^{*}

CHEN Julong¹, LI Zhen¹, ZHU Yongqing¹, LIU Dameng¹, ZHANG Yu¹,
WANG Zufan², GAO Tian², HAO Zilin², DONG Linlin², ZHAO Haisen²

(1. Power Grid Planning and Research Center of Guizhou Power Grid Co., Ltd., Guiyang 550002, China;
2. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University,
Beijing 102206, China)

Abstract: The gravity energy storage system has high timeliness requirements for the phase of mass block placement. Addressing the inadequacy of existing grasping devices in terms of timeliness, a control method for a slope gravity energy storage system's mass block grasping device based on deep neural networks is proposed. Firstly, the overall workflow of the slope gravity energy storage system and the requirements for the mass block grasping device are introduced. Secondly, a method for calculating the instantaneous acceleration of the mass block to determine its travel distance is proposed, and the error sources of this method are analyzed according factors affecting the travel distance of the mass block in the buffer platform. Based on these error sources, a dataset for the mass block's travel distance is constructed. Finally, a deep neural network is introduced, and the network structure and parameters are determined

收稿日期: 2023-06-21; 收到修改稿日期: 2023-08-10

*基金项目: 南方电网有限责任公司重点科技项目(GZKJXM20220033)

作者简介: 陈巨龙(1983—), 男, 硕士, 助理工程师, 研究方向为电价、储能

王祖凡(1998—), 男, 博士研究生, 研究方向为电机控制、储能(通信作者)

through training. The Dropout mechanism is employed to enhance the generalization ability of the model, resulting in a predictive model for the mass block's travel distance. The analysis indicates that the proposed control method can effectively meet the system's requirements for the timeliness and accuracy of the placement phase. The predicted value of the mass block's travel distance can be given within 50 ms, with a prediction error within ± 0.1 m, which verifies the feasibility of the method.

Key words: slope gravity energy storage system; stacking of energy storage mass blocks; deep neural network; travel distance

0 引言

近年来为改善能源结构、重塑能源格局,世界各国正努力推进新一轮能源技术革命。“十四五”期间,储能领域将以应用为导向,突破现有技术发展瓶颈,以高安全、长寿命、高效率、低成本、大规模、可持续发展等衡量指标来评价储能技术的先进性与适用性。基于离散固体介质的重力储能技术在电力系统中充分发挥“稳定器”、“调节器”和“平衡器”的作用,2021年*Science*期刊发表论文称重力储能技术可作为主导全球储能市场的电化学储能技术的一种有效替代方案^[1],可改善电力系统运行特性,提升大电网的综合防御能力,保障电网的安全稳定运行,为实现无碳电力系统提供技术支撑,为碳达峰、碳中和目标以及能源转型作出贡献^[2-5]。

目前,国内外在重力储能系统方面的研究已有一定的研究成果,现有重力储能系统根据储能质量块在充放电过程中的运行轨迹可分为两类,分别是斜坡式重力储能系统和垂直式重力储能系统。斜坡式重力储能系统主要有以下几类:美国ARES公司的轨道车辆储能系统^[6];奥地利IIASA研究所提出的山地缆绳索道储能系统;天津大学提出的“斜坡轨道+码垛机”储能系统;中科院电工研究所提出的重载车辆爬坡储能系统,以及中电普瑞电力工程有限公司提出的基于传送链提升重物的储能系统等。垂直式重力储能系统主要有Energy Vault公司提出的塔式储能系统;苏格兰Gravitricity公司的地下竖井式储能系统;葛洲坝中科储能技术公司提出的利用废弃矿井和缆绳提升重物的储能系统;徐州中矿大公司提出的利用支撑架和滑轮组提升重物的储能方案^[8-9]。

斜坡式与垂直式重力储能系统实现的技术方案多种多样,但综合来看,其系统主要由充放电和码放两大环节构成,充放电过程主要是单个或多

个质量块通过机械传动装置与系统发电/电动机进行交互,其原理与抽水蓄能类似。其质量块码放环节从原理上类似于行吊起吊重物,起吊过程中,首先要对质量块的位置进行精准判定,然后行吊移动至相应位置进行重物的吊取码放,但重力储能系统对质量块码放环节的需求将导致传统行吊对重物的位置识别方法不再适用,这也是重力储能系统使用离散质量块发电不可避免的问题。

对于如何精确控制行吊进行重物码放,文献[10]将视觉技术、最优控制和自适应控制理论应用于行吊的位置测量、路径规划和运动控制,以实现自动、安全、高效的运行。文献[11]基于AlexNet卷积神经网络(CNN)视觉识别算法和改进Canny边缘检测算法设计了机器视觉系统来识别质量块位置。文献[12]采用RFID射频技术设计了天车智能定位系统。文献[13-14]通过采用计算机视觉技术完成天车系统中的定位。但现有行吊或天车的定位方法均为对静止的重物进行位置判定并进行吊取码放,在重力储能系统运行过程中,由于对码放环节时效性的需求,需要质量块抓取装置提前动作,以缩短码放环节整体的运行时间。目前对适用于重力储能系统质量块抓取装置的控制方法还没有相关成果,所以对该问题的研究很有必要。

由于斜坡式与垂直式重力储能系统对于码放环节的时效性需求一致,且码放环节原理相似,本文以斜坡式重力储能系统为分析对象,介绍斜坡式重力储能系统的整体工作流程以及对质量块抓取装置的需求。其次提出使用质量块瞬时加速度计算其运行路程的方法,并根据质量块在缓冲平台的运行路程影响因素分析了该方法的误差来源。最后,提出基于深度神经网络的斜坡式重力储能系统质量块抓取装置控制方法,满足系统对码放环节的时效性需求,提高码放环节的工作效率。

1 斜坡式重力储能

1.1 斜坡式重力储能系统结构

斜坡式重力储能系统的基本原理是利用储能质量块在高低势能位间的势能差存储、释放电能。其平面结构如图 1 所示,立体结构图如图 2 所示。

本文对图 1 所示的结构进行研究,其中斜坡段及上下缓冲平台铺设钢轨,质量块底部带有轮毂,可沿钢轨上下运动,质量块由抓取装置在上下缓冲平台和上下堆栈平台移动,同时在上下缓冲平台配置辅助加速电机,保证质量块能够以一定的初速度进入斜坡段。

1.2 斜坡式重力储能系统充放电过程

当电网中出现多余电力时,重力储能系统将

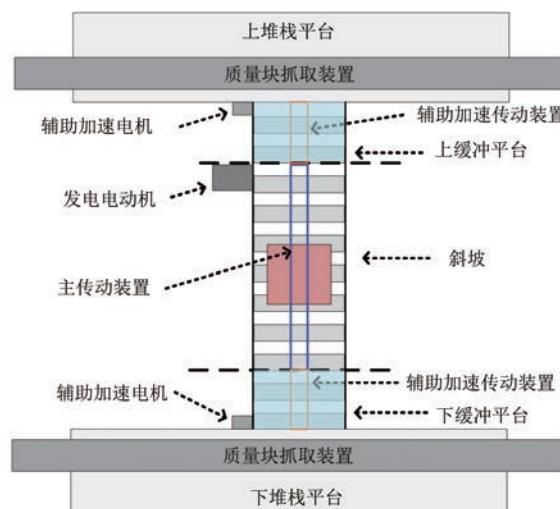


图 1 斜坡式重力储能系统平面结构

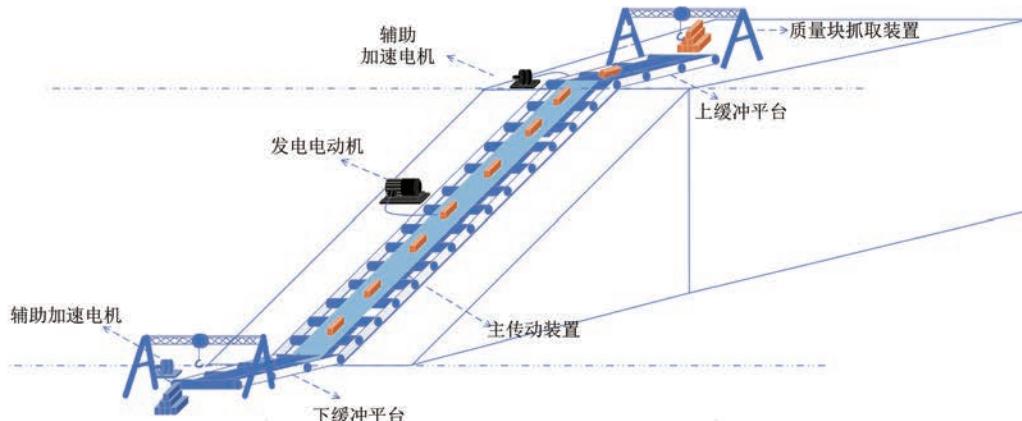


图 2 斜坡式重力储能系统立体结构

工作于充电状态。质量块由机械抓取装置放置于上缓冲平台,并通过辅助加速电机经机械传动装置加速,质量块在下缓冲平台的最大运行速度不超过在斜坡段的运行速度,当质量块到达斜坡段入口,与辅助加速传动装置脱离连接,并与斜坡段的主传动装置相连,由发电电动机提供动力源,沿斜坡向上运行,当到达上缓冲平台,质量块与主传动装置脱离连接,在上缓冲平台自由减速,当减速至静止状态,抓取装置识别质量块位置,并移动至质量块上方进行抓取,码放到上堆栈平台。此时电能存储为质量块的重力势能。

当电网电力不足时,重力储能系统将工作于放电状态,其工作流程与充电过程相反。

1.3 斜坡式重力储能质量块抓取装置的运行需求

重力储能系统运行过程中,质量块抓取装置是质量块静止与运动状态之间的枢纽。无论是处于放电还是储能工况,上下堆栈场地的抓取装置一定是工作在不同运行模式下的。第一种是将码放区的质量块抓取并放到缓冲区,此类工况是对静止的质量块进行定位并抓取,对于整体的码放时间要求不高,常规的抓取装置即可满足要求。另一种则是要将缓冲区上的质量块抓取并码放,该过程需要在质量块速度减小至零后,进行位置识别,然后移动、抓取质量块。此类工况要比第一种工况消耗更长的时间,但在斜坡式重力储能系统工作过程中,斜坡上可能有单个或多个质量块如图 3 所示,各质量块时间间隔相同,质量块到达

缓冲平台时,需要抓取装置迅速定位并将质量块抓取码放,若抓取装置无法及时定位质量块位置,可能造成质量块在缓冲平台的拥堵。缓解拥堵问题,需要增大在线运行各质量块之间的时间间隔,则在线运行的质量块数量将减少,单个质量块的质量将增大,将对系统机械强度提出更高的要求。

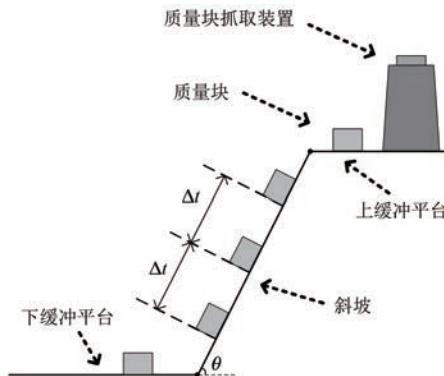


图 3 斜坡式重力储能系统结构简图

所以斜坡式重力储能系统中的质量块抓取装置,需以最快的速度定位质量块位置,及时抓取质量块并码放,避免质量块在缓冲平台的拥堵。

2 缓冲平台质量块位置判别

2.1 质量块在缓冲平台的运动分析

基于图 1 的斜坡式重力储能系统结构,当质量块到达上下缓冲平台时,将与主传动装置脱离连接,自由减速。以质量块在上缓冲平台的运行过程为例,进行受力分析,如图 4 所示。

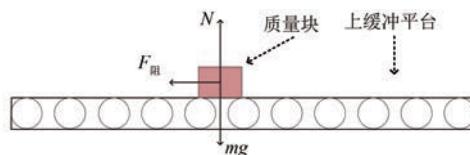


图 4 质量块在缓冲平台的受力分析

本文中讨论的质量块底部带有轮子,当自由运动于上缓冲平台时,在水平运行方向将受到阻力减速,其所受阻力 $F_{\text{阻}}$ 表示为

$$F_{\text{阻}} = F_f + F_w \quad (1)$$

式中: F_f 为质量块与缓冲平台之间的摩擦力; F_w 为风力。

摩擦力 F_f 可表示为

$$F_f = \mu \times N \quad (2)$$

式中: μ 为质量块与缓冲平台间的摩擦因数; N 为

缓冲平台给予质量块的支持力。

风力 F_w 可表示为

$$F_w = \frac{1}{2} \times \rho \times v^2 \times S \times C_d \times \cos\alpha \quad (3)$$

式中: ρ 为空气密度; v 为质量块相对于空气的运行速度; S 为质量块的横截面积; C_d 为质量块的风阻系数^[15]; α 为风向角度(假设质量块前进方向为正北)。

在重力储能系统设计过程中,配置有安全防护装置。当风力完全作为驱动力,即风向与质量块运动方向相同时,若风力大于摩擦力,系统将通过安全防护装置令质量块静止,故根据式(1)~(3),质量块在缓冲平台运行过程中,水平方向始终受到阻力的作用直至减速至静止状态。

2.2 质量块位置判别方法

2.2.1 常规方法

斜坡式重力储能系统中的质量块抓取装置与行吊的原理类似,目前行吊在对重物的位置进行判定时,通常使用传感器进行测量,如激光测距仪、超声波测距仪、编码器等。同时,也有结合视觉技术,如摄像头、激光雷达等,对重物的位置进行识别和测量。这些传感器和视觉技术的测量数据可以被用来计算和确定重物的位置和姿态,从而实现行吊对重物的准确控制,其运行控制流程如图 5 所示。

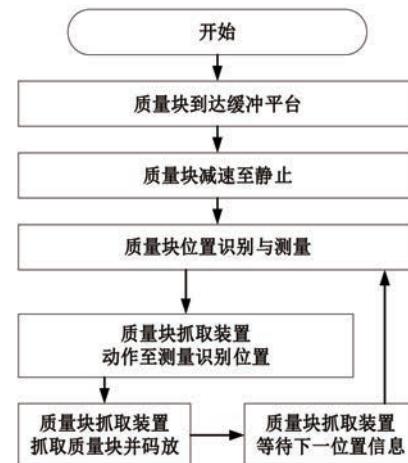


图 5 质量块抓取装置常规操作流程

2.2.2 基于质量块瞬时加速度的位置判别方法

根据式(1)~(3),质量块在缓冲平台运行过程中,水平方向始终受到阻力的作用直至减速至静止状态,理想状态下,该运行过程可看作是匀减

速运动。

根据前述分析的斜坡式重力储能质量块抓取装置运行需求,为缩短质量块减速至静止状态后等待抓取装置的时间,可在质量块刚进入缓冲平台时,通过测量瞬时加速度,计算质量块减速至静止状态时经过的路程。质量块抓取装置可提前运行至该位置的上方,等待质量块静止后,将其抓取,减小质量块在静止状态等待的时间,避免质量块在缓冲平台的拥堵。

质量块的瞬时加速度通过在缓冲平台入口处配置两个速度传感器 S_1, S_2 测量计算来获取,二者间距为 x_1 ,如图 6 所示。

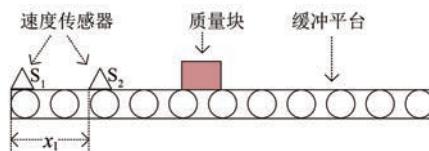


图 6 质量块瞬时加速度测量方法

质量块减速期间的路程 x 可表示为

$$\begin{cases} a = \frac{V_2 - V_1}{x_1} \\ t = \frac{V_2}{a} \\ x = V_2 \times t - \frac{1}{2} \times a \times t^2 \end{cases} \quad (4)$$

式中: V_1 和 V_2 分别为速度传感器 S_1 和 S_2 测得的速度; a 为质量块在 S_2 处的瞬时加速度; t 为质量块经过 S_2 后减速至静止状态的时间; x 为质量块经过 S_2 后减速至静止状态经过的路程。

基于质量块瞬时加速度位置判别方法的抓取装置运行流程如图 7 所示。

2.3 质量块位置的影响因素

前述基于质量块瞬时加速度的位置判别方法是在理想情况对质量块运行路程的计算,即质量块运行在缓冲平台时,外部环境因素不变。而实际运行过程中,基于质量块瞬时加速度计算而来的运行路程可能会与实际路程有较大偏差,影响抓取装置对质量块的精准抓取,下面结合式(2)和式(3)对质量块在缓冲平台上的运行路程展开分析。

式(2)为质量块在缓冲平台受到的摩擦力,其主要变量为摩擦因数 μ ,如果在外部环境几乎

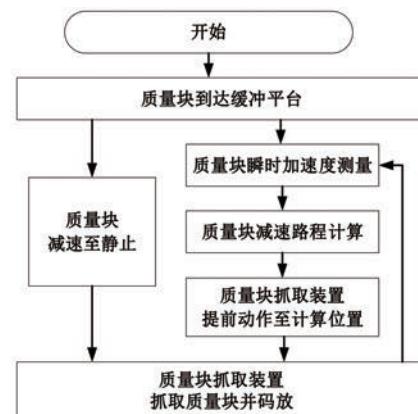


图 7 基于质量块瞬时加速度的抓取装置运行流程

无变化的情况下,摩擦因数变化不大,但考虑到重力储能技术可能多与大面积光伏或风电场配合使用,其工作环境大多在沙漠、戈壁和山区等,在天气恶劣的情况下,摩擦因数将有较大变化,导致质量块在缓冲平台运行过程中,会受到一个变化的摩擦力。

式(3)为质量块在缓冲平台受到风力,在质量块结构不发生变化时,风力的大小及方向主要与实际环境中风速大小和方向有关。当风速方向或其分量与质量块运动方向相反,该风力为阻力性质,减小质量块的行进路程;当风速方向或其分量与质量块运动方向相同,该风力将变为驱动力性质,延长质量块的行进路程。

基于上述对质量块在缓冲平台运行速度的影响因素分析,质量块减速至静止过程为变加速度运动,所以基于质量块瞬时加速度的位置判别方法在实际应用中,无法准确判定质量块在缓冲平台上最终的停止位置。

3 基于深度神经网络的质量块位置判别方法

3.1 深度神经网络

深度神经网络(DNN)又称为多层感知机。与传统只有一层或者两层的神经网络相比,DNN 的层数较多,包含一个输入层,多个隐藏层和一个输出层。前一个隐藏层的输出作为后一个隐藏层的输入,最后一个隐藏层的输出作为输出层的输入,且每一层包含多个神经元,这些神经元之间存在大量的连接和参数,可以更好地处理复杂的数据结构和特征^[16-17],其结构如图 8 所示。同时,深

度神经网络中的非线性变换函数也更加灵活,可以处理更加复杂的非线性关系,促进了其在工业应用中的发展^[18]。

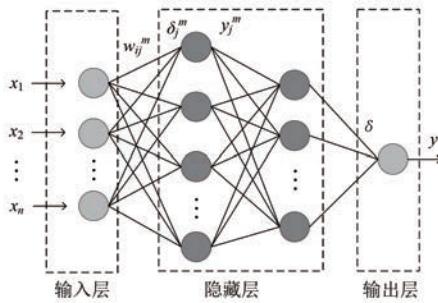


图 8 深度神经网络结构

深度神经网络的前向传播计算流程可以描述为,对每一层神经元之间的权重矩阵进行计算,得到当前层的输出值。以第 m 层中的第 j 个神经元为例,其输出值 y_j^m 可以表示为

$$y_j^m = f\left(\sum_{i=1}^n y_i^{m-1} \times w_{ij}^m + b_j^m\right) \quad (5)$$

式中: w_{ij}^m 为第 $m-1$ 层中的第 i 个神经元与第 m 层中第 j 个神经元之间的连接权重; b_j^m 为第 m 层中第 j 个神经元的偏置; $f(\cdot)$ 为激活函数。

全连接神经网络使用反向传播算法进行训练,其核心思想是从输出层开始逆向计算每一层神经元的误差项,然后使用这些误差项来更新每层之间的连接权重。具体过程分为正向传播、计算误差、反向传播误差和更新权重四个步骤,重复执行上述四个步骤,直到网络的训练误差足够小或达到指定的训练轮数。

权重的更新可表示为

$$\begin{cases} w_{ij}^m = w_{ij}^m - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^m} \\ v_j^m = \sum_{j=1}^n y_j^{m-1} \times w_{ij}^m \\ \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^m} = \frac{\partial E}{\partial v_j^m} \frac{\partial v_j^m}{\partial w_{ij}^m} = \frac{\partial E}{\partial v_j^m} y_i^{m-1} = -\delta_j^m y_i^{m-1} \end{cases} \quad (6)$$

式中: E 为输出层神经元的误差; η 为学习率; v_j^m 为第 m 层中第 j 个神经元的加权输入; δ_j^m 为各层神经元的误差项。

隐藏层神经元误差项可表示为

$$\delta_j^m = -\frac{\partial E}{\partial v_j^m} = \delta_j^{m+1} w_{ij}^{m+1} f'_m \quad (7)$$

式中: δ_j^{m+1} 为下一层的误差项; f'_m 为隐藏层激活函数的求导。

根据式(7),可以看出误差项从输出层开始逐层反向传播,并基于式(6)逐层更新网络神经元的权重。

除此之外,Dropout 机制也可以有效地防止神经网络过拟合^[18]。在神经网络的某一层应用 Dropout 机制时,会随机地将一些特征设置为 0,通过随机舍弃特征的方式,减少每次训练时神经元的数量。这相当于在每一层的输出中加入了噪声,从而增强模型的泛化能力。

3.2 基于深度神经网络的质量块位置判别方法

根据式(1)~式(3),质量块在缓冲平台减速运行时的加速度是摩擦力和风力共同作用的结果。根据前述分析,重力储能系统的运行环境可能较为恶劣,所以质量块在缓冲平台受到的摩擦力和风力将跟随环境因素随机变化,导致质量块受到一个随机变化的合力,最终体现在变化的加速度上。

为方便实际应用过程中的测取,同时可将上述影响因素予以体现,选择质量块的初速度、风速、风向以及瞬时加速度作为深度神经网络的输入,其减速运行路程作为输出,构建深度神经网络模型,如图 9 所示;模型的训练流程如图 10 所示。

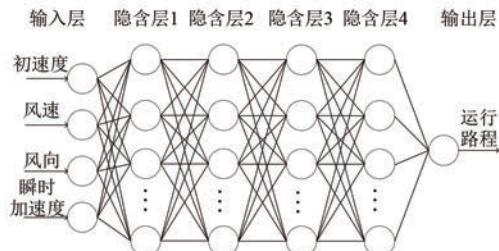


图 9 深度神经网络结构

应用过程中,首先测量质量块在缓冲平台入口处的瞬时速度并计算瞬时加速度,同时获取风速及风向数据信息,并使用训练完成的深度神经网络模型进行质量块运行路程的预测,该路程值作为位置信息传送给质量块抓取装置,抓取装置提前移动至相应位置等待质量块减速至静止,完成对质量块的抓取及码放,整个运行流程如图 11 所示。

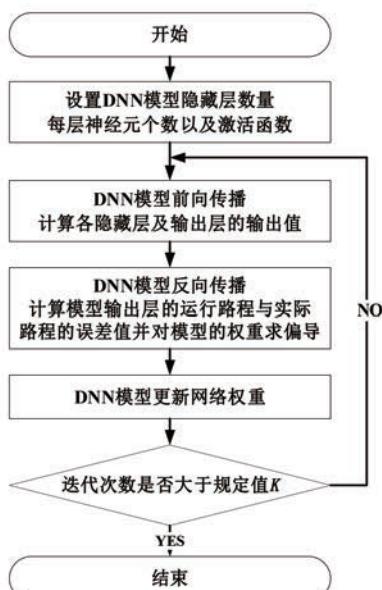


图 10 深度神经网络模型训练流程

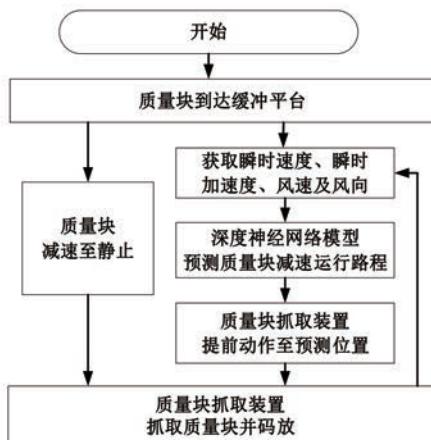


图 11 基于深度神经网络模型的抓取装置运行流程

4 算例验证

4.1 系统参数及数据集构建

由于本文介绍的斜坡式重力储能系统结构尚无样机范例,故使用历史风向风速数据、斜坡式重力储能系统运行参数并结合随机数模拟构建质量块在缓冲区的运行数据集,斜坡式重力储能系统的主要参数见表 1。

风速风向数据取贵州省贵阳市 2020–2021 年的部分历史数据,共获得 10 000 条数据,每条数据包含 6 个子项,分别为风速、风向、质量块瞬时速度、瞬时加速度、实际减速距离以及忽略环境因素变化的理想运行距离。

表 1 斜坡式重力储能系统参数

参数名称	参数值
斜坡角度/(°)	30
质量块在斜坡运行速度/(m·s⁻¹)	3
单个质量块质量/t	11
质量块横截面积/m²	1.8
系统额定功率/MW	1

4.2 深度神经网络构建与训练

在深度神经网络构建过程中,为获取网络的最优参数,取上述构建数据集中的 1 000 条数据进行训练。按照前文所述的理论在隐含层之间加入 Dropout 层,增强模型的泛化能力。同时选择 Adam 优化器来优化损失函数,其对各类模型的适应性较强,主要根据梯度的一阶矩和二阶矩估计来自适应调整学习率。本文所涉及的深度神经网络构建与训练均在 PyCharm 平台上基于 Python 语言实现,选取 Tensorflow 的 Keras 作为深度学习模型框架^[19]。本文通过对比试验,确定网络层数、Dropout 层保留率以及优化器学习率。

网络层数对模型的预测精度有较大的影响,选择全连接层将输入数据与权重相乘并添加偏差,通过激活函数将结果转化为输出引入非线性变换和复杂性。本文所要处理的预测问题复杂度较小,所以若使用过多网络层,可能出现过拟合现象,网络层太少可能导致模型难以捕捉到数据特征,影响模型的泛化能力。通过改变网络层数,分别训练并得到模型的准确率,本文计算准确率时,将预测数据与实际数据作差,若差值小于 0.1,则认为预测数据准确。根据表 2 所示试验结果,选择 7 层网络的方案。

表 2 不同网络层数对比

序号	网络层数/层	准确率/%
1	4	91.85
2	5	96.40
3	6	96.55
4	7	97.25
5	8	88.9

Dropout 作为一种常用的正则化技术,根据指定的保留率随机将一部分神经元的输出置为零,减弱模型对单一神经元的依赖。根据表 3 所示试

验结果,可知保留率在 0.6 时的准确率较高,故选择 Dropout 层保留率为 0.6。

表 3 Dropout 层不同保留率对比

序号	保留率	准确率/%
1	0.9	98.55
2	0.8	98.8
3	0.7	98.7
4	0.6	98.85
5	0.5	98.4
6	0.4	98.8
7	0.3	98.75

Adam 优化器的学习率是训练网络时的一个重要超参数,它决定了参数更新步长的大小,学习率将直接影响训练的速度和性能,根据表 4 所示试验结果,选择学习率为 0.000 5。

表 4 不同 Adam 优化器学习率对比

序号	学习率	准确率/%
1	0.01	93.5
2	0.005	94.95
3	0.001	98.8
4	0.000 5	99.05
5	0.000 1	80.2

根据上述实验得到的网络参数,构建深度神经网络,同时将数据集随机打乱,按照 6:2:2 的比例划分为训练集、验证集和测试集,共训练 1 000 次。深度神经网络模型训练过程中,训练集和验证集的损失值小于 0.002,如图 12 所示。说明模型收敛良好,精度较高。

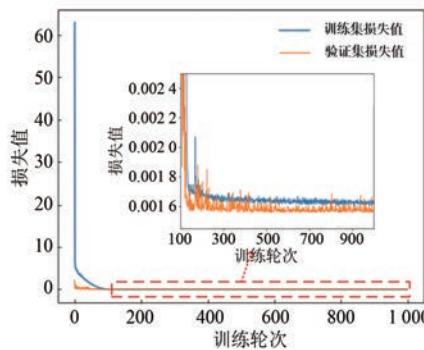


图 12 训练集和验证集损失函数

将测试集数据作为输入,对比使用深度神经

网络和直接使用质量块瞬时加速度进行路程计算的方法在质量块运行路程预测上的差异,如图 13 所示。

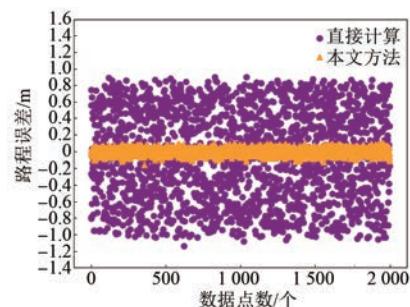


图 13 路程预测差值

由图 13 可知,当使用质量块瞬时加速度直接计算运行路程时,该路程计算值与实际值的差在 ± 1 m 之间。而使用深度神经网络根据质量块瞬时加速度进行路程的预测后,其与实际路程的差值在 ± 0.1 m 之间,大大提高了路程预测的精度。

考虑到实际应用过程中对于质量块在缓冲平台运行路程的预测时效性,对模型给出路程预测值的时间进行测量,测量流程如图 14 所示。

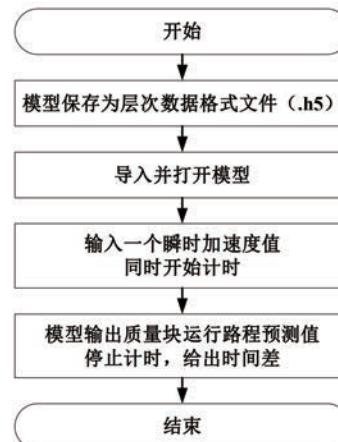


图 14 模型预测时间测量流程

本文使用的电脑硬件配置如表 5 所示。根据图 14 的时间测量流程,测得使用本文模型的预测值输出时间小于 50 ms,该时间差可以满足重力储能系统实际运行过程中对时效性的需求。

表 5 电脑硬件配置

电脑硬件配置	型号
处理器	12th Gen Intel(R) Core(TM) i7-12700H
内存	Samsung DDR5(4 800Hz)

5 结语

本文提出了一种基于深度神经网络的斜坡式重力储能系统质量块抓取装置控制方法,通过深度神经网络构建质量块瞬时加速度与运行路程的映射关系,并考虑了环境因素突变对质量块运行路程的影响。通过对分析,验证了所提方法的有效性,主要结论如下:

- (1) 通过质量块的瞬时加速度可以对其在缓冲平台的运行路程进行预测计算,从而缩短了重力储能系统码放环节的占用时间;
- (2) 所提方法结合深度神经网络,挖掘质量块运行过程中因环境因素变化导致的运行路程变化,通过 Dropout 机制提高了模型的泛化能力及质量块运行位置的预测精度;
- (3) 在设计工况下,质量块初速度为 3 m/s,缓冲平台摩擦因数为 0.05,使用所提方法预测得到的运行路程与实际路程差值在±0.1 m 之间,有效减小了质量块运行路程的预测误差,提高了码放环节的工作效率。

【参考文献】

- [1] CATHLEEN O. Gravity powers batteries for renewable energy [J]. Science, 2021, 372(6541): 446.
- [2] CHEN H S, XU Y J, LIU C, et al. Storing Energy [M]. Amsterdam: Elsevier, 2016: 509-527.
- [3] SAGAR S, SONDHI S, SAGAR J. Gravity battery: storing electrical energy in the form of gravitational potential energy [C] // 2020 IEEE International Conference on Computing, Power and Communication Technologies, 2020.
- [4] 徐潇源, 王晗, 严正, 等. 能源转型背景下电力系统不确定性及应对方法综述 [J]. 电力系统自动化, 2021, 45(16): 2-13.
- [5] 王晓涛. 新型储能“十四五”规模骤增核心技术坚持自主可控 [N]. 中国经济导报, 2021-8-3.
- [6] CAVA F, KELLY J, PEITZKE W, et al. Storing Energy [M]. Amsterdam: Elsevier, 2016: 69-86.
- [7] BOTTFENFIELD G, HATIPOGLU K, PANTA Y. Advanced rail energy and storage: Analysis of potential implementations for the state of west virginia [C] // 2018 North American Power Symposium (NAPS), 2018.
- [8] TONG W X, LU Z G, CHEN W J, et al. Solid gravity energy storage: A review [J]. Journal of Energy Storage, 2022, 53: 105226.
- [9] 王粟, 肖立业, 唐文冰, 等. 新型重力储能研究综述 [J]. 储能科学与技术, 2022, 11(5): 1575-1582.
- [10] 马昕, 仇健康, 田新诚, 等. 新一代安全自动行吊视觉导航与定位系统 [Z]. 中国知网, 2016.
- [11] GUO J B, QIN Y, WU H B, et al. Research on position recognition system of gantry hoisting based on machine vision [J]. Integrated Ferroelectrics, 2021, 219: 280-298.
- [12] 柴赋. 天车智能定位系统设计研究 [D]. 合肥: 合肥工业大学, 2022.
- [13] 刘照麟. 智能天车系统中双目视觉三维定位技术研究 [D]. 天津: 河北工业大学, 2023.
- [14] 张诗文. 基于计算机视觉的天车抓控系统的设计与实现 [D]. 武汉: 武汉科技大学, 2023.
- [15] 秦婷婷, 周学志, 郭丁彰, 等. 铁轨重力储能系统效率影响因素研究 [J]. 储能科学与技术, 2023, 12(3): 835-845.
- [16] 胡鑫. 基于深度神经网络的抽水蓄能机组稳定性劣化趋势预测研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2021.
- [17] 王子旋, 黎向锋, 张宇翔, 等. 基于 DNN 的舵机用永磁式线性力电机驱动力预测模型 [J]. 电机与控制应用, 2021, 48(9): 72-80.
- [18] 曹美禾, 宋琳, 孙军, 等. 深度学习及其在电机控制中的研究现状与展望 [J]. 电机与控制应用, 2023, 50(5): 1-9.
- [19] 李俊卿, 刘静. 结合卷积神经网络和迁移学习的电机轴承故障诊断方法 [J]. 华北电力大学学报 (自然科学版), 2023, 50(1): 76-83+91.