



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 115909712 A

(43) 申请公布日 2023. 04. 04

(21) 申请号 202111151474.2

(22) 申请日 2021.09.29

(71) 申请人 宁德时代新能源科技股份有限公司
地址 352100 福建省宁德市蕉城区漳湾镇
新港路2号

(72) 发明人 王霞 请求不公布姓名 王清明
请求不公布姓名 请求不公布姓名
请求不公布姓名

(74) 专利代理机构 北京维飞联创知识产权代理
有限公司 11857
专利代理师 逯恒

(51) Int. Cl.
G08G 1/01 (2006.01)
G06N 3/045 (2023.01)
G06N 3/084 (2023.01)

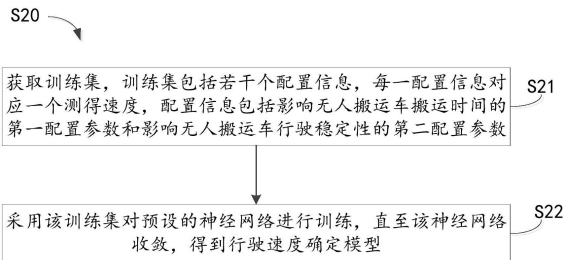
权利要求书2页 说明书15页 附图6页

(54) 发明名称

行驶速度确定模型的训练方法、行驶速度确定方法及设备

(57) 摘要

本申请实施例涉及智能搬运技术领域,尤其涉及一种行驶速度确定模型的训练方法、行驶速度确定方法及设备,该训练方法采用的训练集考虑了影响无人搬运车搬运时间的第一配置参数和影响无人搬运车行驶稳定性的第二配置参数,其中,搬运时间为无人搬运车完成搬运任务所需要的时间,行驶稳定性是指无人搬运车在行驶途中维持搬运物体的稳定性,从而,神经网络能够学习第一配置参数和第二配置参数分别与行驶速度之间的内在联系和规律,使得训练好的行驶速度确定模型在输出行驶速度时能够考虑到搬运时间和行驶稳定性分别对行驶速度的影响,即能够输出兼顾搬运时间和行驶稳定性的行驶速度,有利于无人搬运车能尽可能快速且稳定安全地完成搬运任务。



1. 一种行驶速度确定模型的训练方法,其特征在于,所述方法包括:

获取训练集,所述训练集包括若干个配置信息,每一所述配置信息对应一个测得速度,所述配置信息包括影响无人搬运车搬运时间的第一配置参数和影响所述无人搬运车行驶稳定性的第二配置参数;

采用所述训练集对预设的神经网络进行训练,直至所述神经网络收敛,得到所述行驶速度确定模型。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述第一配置参数包括所述无人搬运车中伺服电机的转速和/或所述无人搬运车中伺服电机的扭矩。

3. 根据权利要求1或2所述的方法,其特征在于,所述第二配置参数包括所述无人搬运车的承载面大小和/或负载重量。

4. 根据权利要求1-3任意一项所述的方法,其特征在于,所述获取训练集,包括:

获取各配置参数的取值范围,且一所述配置参数取至少三个水平数;

将各所述配置参数的至少三个水平数按预设组合规则进行组合,以获取所述若干个配置信息;

获取所述若干个配置信息分别对应的测得速度,将所述若干个配置信息及与所述若干个配置信息分别对应的测得速度作为所述训练集。

5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述预设组合规则为正交试验组合。

6. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,一所述配置参数的至少三个水平数呈等差数列分布。

7. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述神经网络为误差反向传播神经网络,所述误差反向传播神经网络包括输入层、隐含层和输出层,所述隐含层的数量为1,所述隐含层中神经元节点数的初始值为 $(m \times n)^{0.5} + 1$,其中,m为所述输入层中神经元节点数,n为所述输出层中神经元节点数。

8. 一种行驶速度确定方法,其特征在于,所述方法包括:

获取无人搬运车的配置信息,所述配置信息包括影响所述无人搬运车搬运时间的第一配置参数和影响所述无人搬运车行驶稳定性的第二配置参数;

将所述配置信息输入采用如权利要求1-7中任意一项所述的方法训练得到的行驶速度确定模型,以获取所述无人搬运车的行驶速度。

9. 一种训练设备,其特征在于,包括:

处理器,以及

与所述处理器通信连接的存储器,其中,

所述存储器存储有可被所述处理器执行的指令,所述指令被所述处理器执行,以使所述处理器能够执行权利要求1-7任一项所述的方法。

10. 一种可读存储介质,其特征在于,所述可读存储介质存储有程序或指令,所述程序或指令被处理器执行时实现如权利要求1-8任一项所述的方法。

11. 一种无人搬运车,其特征在于,包括:

车本体;

可编程逻辑控制器,用于控制所述车本体运行;

处理器和存储器,所述存储器存储有程序或指令,所述处理器用于执行所述程序或指

令实现如权利要求8所述的方法,以获取所述无人搬运车的行驶速度;

所述处理器还用于将所述行驶速度发送给所述可编程逻辑控制器,以使所述可编程逻辑控制器控制所述车本体按所述行驶速度运行。

12. 一种电动车换电系统,其特征在于,包括若干个如权利要求11所述的无人搬运车。

行驶速度确定模型的训练方法、行驶速度确定方法及设备

技术领域

[0001] 本申请实施例涉及智能搬运技术领域,尤其涉及一种行驶速度确定模型的训练方法、行驶速度确定方法及设备。

背景技术

[0002] 电动汽车采用电能可以解决传统油车带来的能源消耗及温室气体排放等问题,实现节能减排,环保可持续发展。对于推进电动汽车的普及而言,解决续航问题的配套设备,是一重要项目。充电桩作为主要的配套设备,充电时间长,影响电动汽车的持续运营。采用换电站,能够将电动汽车的亏电电池更换为满电电池的时间降低至与燃油车加油的时间接近,实现电动汽车的电池快速更换。从而,换电站在增加电动汽车的续航里程的同时,还不影响电动汽车的持续运营。

[0003] 在换电过程中,用于搬运电池的无人搬运车的行驶速度是影响换电时间的重要因素。目前,无人搬运车的速度是按经验设置的,过慢的行驶速度影响换电时间(搬运时间),过快的行驶速度影响行驶过程中的稳定性,例如速度过快导致电池从无人搬运车上摔落,也即,在搬运时间和行驶稳定性上,无法兼顾达到平衡。

发明内容

[0004] 本申请实施例提供一种行驶速度确定模型的训练方法、行驶速度确定方法及设备,采用该训练方法训练得到的行驶速度确定模型,能够输出兼顾搬运时间和行驶稳定性的行驶速度。

[0005] 第一方面,本申请实施例提供一种行驶速度确定模型训练方法,包括获取训练集,该训练集包括若干个配置信息,每一配置信息对应一个测得速度,该配置信息包括影响无人搬运车搬运时间的第一配置参数和影响无人搬运车行驶稳定性的第二配置参数,在获取到该训练集后,采用该训练集对预设的神经网络进行训练,直至神经网络收敛,得到行驶速度确定模型。

[0006] 在本申请上述实施方式中,具体阐述了一种行驶速度确定模型的训练过程,该训练过程用到的训练集考虑了影响无人搬运车搬运时间的第一配置参数和影响无人搬运车行驶稳定性的第二配置参数,其中,搬运时间为无人搬运车完成搬运任务所需要的时间,行驶稳定性是指无人搬运车在行驶途中维持搬运物体的稳定性,例如搬运物体不会从无人搬运车上摔落等,从而,神经网络能够学习第一配置参数和第二配置参数分别与行驶速度之间的内在联系和规律,使得训练好的行驶速度确定模型在输出行驶速度时能够考虑到搬运时间和行驶稳定性分别对行驶速度的影响,即能够输出兼顾搬运时间和行驶稳定性的行驶速度,有利于无人搬运车能尽可能快速且稳定安全地完成搬运任务。

[0007] 在第一方面的一种可能实现方式中,第一配置参数包括无人搬运车中伺服电机的转速和/或无人搬运车中伺服电机的扭矩。

[0008] 在本申请上述实施方式中,第一配置参数包括无人搬运车中伺服电机的转速和无

人搬运车中伺服电机的扭矩中的至少一个。伺服电机的转速和扭矩均能直接影响行驶速度,即直接影响搬运时间。将伺服电机的转速和扭矩中的至少一个作为第一配置参数,引入训练集,使得神经网络能够学习伺服电机的转速和/或扭矩分别与行驶速度之间的内在联系和规律,使得训练好的行驶速度确定模型在输出行驶速度时能够考虑到伺服电机的转速和/或扭矩对行驶速度的影响,即使得行驶速度能够与伺服电机的转速和/或扭矩相适应。

[0009] 在第一方面的一种可能实现方式中,第二配置参数包括无人搬运车的承载面大小和/或负载重量。

[0010] 在本申请上述实施方式中,第二配置参数包括无人搬运车的承载面大小和负载重量中的至少一个。承载面大小为无人搬运车用于承托搬运物体的平面的面积。不同的承载面对应不同体积规格的搬运货物,搬运货物的体积规格影响行驶过程中的稳定性,例如大体积的搬运货物当速度过快时容易翻车。负载重量为无人搬运车承载的搬运物体的重量,负载重量影响行驶过程中的稳定性,例如负载重时无人搬运车惯性较大,当速度过快时搬运物体因惯性而飞出的风险较大。因此,将无人搬运车的承载面大小和负载重量作为第二配置参数,引入训练集,使得神经网络能够学习承载面大小与行驶速度之间的内在联系和规律、以及负载重量与行驶速度之间的内在联系和规律,使得训练好的行驶速度确定模型在输出行驶速度时能够考虑到承载面大小和负载重量对行驶速度的影响,即使得行驶速度能够与承载面大小和负载重量相适应。

[0011] 在第一方面的一种可能实现方式中,获取训练集,具体包括:获取各配置参数的取值范围,且一配置参数取至少三个水平数;将各配置参数的至少三个水平数按预设组合规则进行组合,以获取若干个配置信息;获取若干个配置信息分别对应的测得速度,将若干个配置信息及与若干个配置信息分别对应的测得速度作为训练集。

[0012] 在本申请上述实施方式中,通过从配置参数的取值范围中取至少三个水平数,然后将不同水平数下的各配置参数进行组合,得到若干个配置信息,使得训练集涵盖了不同水平数下的配置参数组合(配置信息)与测得速度之间的对应关系,从而,使得神经网络能够学习不同水平数下的配置参数组合(配置信息)与测得速度之间的内在联系和规律,使得训练好的行驶速度确定模型具有普适性,即面对各种不同配置参数下的无人搬运车,均能输出适应的行驶速度。

[0013] 在第一方面的一种可能实现方式中,预设组合规则为正交试验组合。

[0014] 在本申请上述实施方式中,通过将各配置参数的至少三个水平数按正交试验进行组合,一方面,正交试验组合能使得各水平数下的配置参数组合具有代表性,使得训练集具有足够的样本量,从而,有利于提高训练得到的行驶速度确定模型的准确性,另一方面,相对于全组合,正交试验组合能够降低试验成本。

[0015] 在第一方面的一种可能实现方式中,一配置参数的至少三个水平数呈等差数列分布。

[0016] 在本申请上述实施方式中,通过将各配置参数的至少三个水平数设置呈等差数列分布,使得各配置参数的水平数能够均匀覆盖到配置参数的范围,不具有偏向性,从而,使得神经网络能够学习到在整个取值范围下配置参数对行驶速度的影响,不会出现因训练集中某一配置参数1#(例如承载面大小)集中在对应的取值范围的上限附近,导致训练好的行驶速度确定模型在面对配置参数1#在该取值范围的下限附近的无人搬运车时,无法输出准

确的行驶速度。也即,各配置参数的至少三个水平数呈等差数列分布,能够提高模型的准确性。

[0017] 在第一方面的一种可能实现方式中,神经网络为误差反向传播神经网络,该误差反向传播神经网络包括输入层、隐含层和输出层,隐含层的数量为1,该隐含层中神经元节点数的初始值为 $(m \times n)^{0.5+1}$,其中,m为输入层中神经元节点数,n为输出层中神经元节点数。

[0018] 在本申请上述实施方式中,误差反向传播神经网络具有较强的非线性映射能力,能够充分学习配置信息与测得速度之间的内在联系和规律,其次,该误差反向传播神经网络包括一层隐含层,计算量少,不会出现过度拟合,最后,隐含层中神经元节点数的初始值为 $(m \times n)^{0.5+1}$,使得隐含层中神经元节点数在输入层神经元节点数和输出层神经元节点数之间,能加快模型收敛,同时确保准确性。

[0019] 第二方面,本申请实施例提供一种无人搬运车行驶速度确定方法,包括:获取无人搬运车的配置信息,该配置信息包括影响无人搬运车搬运时间的第一配置参数和影响无人搬运车行驶稳定性的第二配置参数将该配置信息输入采用第一方面所述的方法训练得到的行驶速度确定模型,以获取无人搬运车的行驶速度。

[0020] 在本申请上述实施方式中,由第一方面的训练方法可知,该行驶速度确定模型在输出行驶速度时能够考虑到搬运时间和行驶稳定性分别对行驶速度的影响,即能够输出兼顾搬运时间和行驶稳定性的行驶速度,从而,在面对需要确定一无人搬运车的行驶速度时,只需输入该无人搬运车的配置信息至行驶速度确定模型,即可输出能够兼顾搬运时间和行驶稳定性的行驶速度。

[0021] 第三方面,本申请实施例提供一种训练设备,包括:处理器,以及与处理器通信连接的存储器,其中,存储器存储有可被处理器执行的指令,该指令被处理器执行,以使处理器能够执行第一方面的行驶速度确定模型的训练方法。

[0022] 第四方面,本申请实施例提供一种可读存储介质,该可读存储介质存储有程序或指令,程序或指令被处理器执行时实现第一方面的行驶速度确定模型的训练方法、以及实现第二方面的行驶速度确定方法。

[0023] 第五方面,本申请实施例提供一种无人搬运车,包括车本体、可编程逻辑控制器、处理器和存储器,其中,可编程逻辑控制器用于控制车本体运行;存储器存储有程序或指令,处理器用于执行前述程序或指令实现第二方面的行驶速度确定方法,以获取无人搬运车的行驶速度;

[0024] 该处理器还用于将该行驶速度发送给可编程逻辑控制器,以使可编程逻辑控制器控制车本体按该行驶速度运行。

[0025] 在本申请上述实施方式中,无人搬运车能够自动确定兼顾搬运时间和行驶稳定性的行驶速度,并以该行驶速度运行,使得搬运过程快速且安全稳定。

[0026] 第六方面,本申请实施例提供一种电动车换电系统,包括若干个第五方面的无人搬运车,基于无人搬运车能够自动确定兼顾搬运时间和行驶稳定性的行驶速度,并以该行驶速度运行,使得搬运过程快速且安全稳定,从而,该电动车换电系统具有较高的换电效率和较高的稳定性。

[0027] 上述说明仅是本申请技术方案的概述,为了能够更清楚了解本申请的技术手段,

而可依照说明书的内容予以实施,并且为了让本申请的上述和其它目的、特征和优点能够更明显易懂,以下特举本申请的具体实施方式。

附图说明

[0028] 一个或多个实施例通过与之对应的附图中的图片进行示例性说明,这些示例性说明并不构成对实施例的限定,附图中具有相同参考数字标号的元件表示为类似的元件,除非有特别申明,附图中的图不构成比例限制。

[0029] 图1(a)为本申请一些实施例的换电站中一换电过程的示意图;

[0030] 图1(b)为本申请一些实施例的换电站中一换电过程的示意图;

[0031] 图1(c)为本申请一些实施例的换电站中一换电过程的示意图;

[0032] 图1(d)为本申请一些实施例的换电站中一换电过程的示意图;

[0033] 图2为本申请一些实施例的神经网络的结构示意图;

[0034] 图3为本申请一些实施例的行驶速度确定系统的结构示意图;

[0035] 图4为本申请一些实施例的行驶速度确定模型的训练方法的流程示意图;

[0036] 图5为图4所示方法中步骤S21的一子流程示意图;

[0037] 图6为本申请一些实施例的行驶速度确定方法的流程示意图;

[0038] 图7为本申请一些实施例的训练设备的结构示意图;

[0039] 图8为本申请一些实施例的无人搬运车的结构示意图。

具体实施方式

[0040] 下面结合具体实施例对本申请进行详细说明。以下实施例将有助于本领域的技术人员进一步理解本申请,但不以任何形式限制本申请。应当指出的是,对本领域的普通技术人员来说,在不脱离本申请构思的前提下,还可以做出若干变形和改进。这些都属于本申请的保护范围。

[0041] 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,此处所描述的具体实施例仅用以解释本申请,并不用于限定本申请。

[0042] 需要说明的是,如果不冲突,本申请实施例中的各个特征可以相互结合,均在本申请的保护范围之内。另外,虽然在装置示意图中进行了功能模块划分,在流程图中示出了逻辑顺序,但是在某些情况下,可以以不同于装置中的模块划分,或流程图中的顺序执行所示出或描述的步骤。此外,本文所采用的“第一”、“第二”、“第三”等字样并不对数据和执行次序进行限定,仅是对功能和作用基本相同的相同项或相似项进行区分。

[0043] 除非另有定义,本说明书所使用的所有的技术和科学术语与属于本申请的技术领域的技术人员通常理解的含义相同。本说明书中在本申请的说明书中所使用的术语只是为了描述具体的实施方式的目的,不是用于限制本申请。本说明书所使用的术语“和/或”包括一个或多个相关的所列项目的任意的和所有的组合。

[0044] 此外,下面所描述的本申请各个实施方式中所涉及到的技术特征只要彼此之间未构成冲突就可以相互组合。

[0045] 目前,从政策和电动车市场形势的发展来看,电动车的市场规模会快速扩大,产量

和销量均会快速增加。随着电动车的普及和发展,为解决电动车续航问题的基础配套设施作为新基建,正在加快建设。基础配套设施主要包括充电桩和换电站。其中,充电桩为电动车进行整车充电,需要几十分钟到几个小时不等,影响电动车的连续运营。换电站是通过更换电动车的电池,即将亏电电池取出后安装满电电池,整个换电过程需要几分钟就可以解决续航问题,相比于充电桩,能缩短停车时间,提高电动车的运营效率。

[0046] 在换电过程中,一般通过无人搬运车运输电池,能节约人力成本,实现自动化换电。具体地,如图1(a)至图1(d)所示,待更换电池的电动车100停在换电站的预设位置,无人搬运车200在接收到更换电池请求后,从待机区300出发行驶至电动车100的车底,对准电动车100的电池安装区域,无人搬运车200的承载面上升,接触亏电电池101后,亏电电池101被释放在承载面上,承载面下降,然后,无人搬运车200开始出发,行驶至缓存区400,货叉402将亏电电池101放置至在设置于缓存区400的缓存架401上,此后,货叉402会将满电电池102放置于无人搬运车200的承载面上,无人搬运车200将满电电池102运输至电动车100的车底,对准电动车100的电池安装区域,升高承载面,使得满电电池102安装于电动车100上。当满电电池102安装好后,无人搬运车200从电动车100的车底离开。

[0047] 本发明人注意到,无人搬运车的行驶速度是影响换电效率的重要因素。然而,目前主要通过操作人员根据经验设置一个预设速度,并将该预设速度存储于无人搬运车的可编程逻辑控制器中,可编程逻辑控制器控制无人搬运车以该预设速度行驶搬运电池。一方面,该预设速度是根据经验设置的,存在过慢或过快的问题,当预设速度过慢时,影响搬运时间(换电时间),当预设速度过快时,影响行驶过程中的稳定性,例如预设速度过快导致电池从无人搬运车上摔落,也即在搬运时间和行驶稳定性上,无法兼顾达到平衡;另一方面,操作人员经验有限,在面对多种类型的无人搬运车时,无法确定行驶速度,往往需要多次实验调试,确定一个大概的行驶速度,例如一操作人员A熟悉小型无人搬运车,可以依据经验设置一个行驶速度,当其面对不熟悉的大型无人搬运车时,则无法估计出行驶速度,可能还需要多次实验才能确定一个大概的行驶速度,影响换电效率。

[0048] 为了缓解无人搬运车的行驶速度无法兼顾搬运时间和行驶稳定性的问题,以及面对不同类型的无人搬运车无法确定行驶速度的问题,申请人研究发现,可以通过训练集训练出一个通用的机器学习模型,该训练集包括若干个配置信息,每一配置信息对应一个测得速度。当输入其它的无人搬运车的配置信息至该机器学习模型中时,该机器学习模型输出无人搬运车的行驶速度,从而,在面对多种类型的无人搬运车时,都能确定行驶速度,无需额外的实验调试。例如,将该机器学习模型存储于任意一个无人搬运车的存储器中,当该无人搬运车获取其自身的配置信息后,无人搬运车的处理器调用存储器中的机器学习模型,机器学习模型接收到该无人搬运车的配置信息后,输出该无人搬运车的行驶速度,从而,无需额外的实验调试,即可确定行驶速度,还能够有效避免重复劳动。

[0049] 具体地,采用前述训练集对预设的神经网络进行训练,使得神经网络不断学习配置信息与测得速度之间的内在联系和规律,每次迭代学习时调节神经网络的参数,当神经网络收敛后,停止调节参数,得到行驶速度确定模型(即前述机器学习模型)。

[0050] 在此基础上,通过设置训练集中的配置信息包括影响无人搬运车搬运时间的第一配置参数和影响无人搬运车行驶稳定性的第二配置参数,其中,搬运时间为无人搬运车完成搬运任务(例如搬运亏电电池和满电电池)所需要的时间,行驶稳定性是指无人搬运车在

行驶途中维持搬运物体的稳定性,例如搬运物体不会从无人搬运车上摔落等,从而,神经网络能够学习第一配置参数和第二配置参数与行驶速度之间的内在联系和规律,使得训练好的行驶速度确定模型在输出行驶速度时能够考虑到搬运时间和行驶稳定性分别对行驶速度的影响,即能够输出兼顾搬运时间和行驶稳定性的行驶速度,有利于无人搬运车能尽可能快速且稳定安全地完成搬运任务。

[0051] 由于本申请实施例提供的方法涉及机器学习,为便于理解,首先对本申请实施例中涉及的神经网络和训练过程进行介绍。

[0052] (1) 神经网络

[0053] 如图2所示,神经网络可以是由神经单元组成的,具体可以理解为具有输入层、隐含层、输出层的神经网络,一般来说第一层是输入层,最后一层是输出层,中间的层数都是隐含层。其中,具有很多层隐含层的神经网络则称为深度神经网络(deep neural network, DNN)。神经网络中的每一层的工作可以用数学表达式 $y=a(W \cdot x+b)$ 来描述,从物理层面,神经网络中的每一层的工作可以理解为通过五种对输入空间(输入向量的集合)的操作,完成输入空间到输出空间的变换(即矩阵的行空间到列空间),这五种操作包括:1、升维/降维;2、放大/缩小;3、旋转;4、平移;5、“弯曲”。其中、2、3的操作由“ $W \cdot x$ ”完成,4的操作由“ $+b$ ”完成,5的操作则由“ $a()$ ”来实现。这里之所以用“空间”二字来表述是因为被分类的对象并不是单个事物,而是一类事物,空间是指这类事物所有个体的集合,其中, W 是神经网络各层的权重矩阵,该矩阵中的每一个值表示该层的一个神经元的权重值。该矩阵 W 决定着上文所述的输入空间到输出空间的空间变换,即神经网络每一层的 W 控制着如何变换空间。训练神经网络的目的,也就是最终得到训练好的神经网络的所有层的权重矩阵。因此,神经网络的训练过程本质上就是学习控制空间变换的方式,更具体的就是学习权重矩阵。

[0054] 需要注意的是,在本申请实施例中,基于机器学习所采用的模型,本质都是神经网络。

[0055] (2) 训练过程

[0056] 在训练神经网络的过程中,因为希望神经网络的输出尽可能的接近真正想要预测的值,可以通过比较当前网络的预测值和真正想要的目标值,再根据两者之间的差异情况来更新每一层神经网络的权重矩阵(当然,在第一次更新之前通常会有初始化的过程,即为神经网络中的各层预先配置参数),比如,如果网络的预测值高了,就调整权重矩阵让它预测低一些,不断的调整,直到神经网络能够预测出真正想要的目标值。因此,就需要预先定义“如何比较预测值和目标值之间的差异”,这便是损失函数(loss function)或目标函数(objective function),它们是用于衡量预测值和目标值的差异的重要方程。其中,以损失函数举例,损失函数的输出值(loss)越高表示差异越大,那么神经网络的训练就变成了尽可能缩小这个loss的过程。

[0057] 在神经网络的训练过程中,可以采用误差反向传播(back propagation, BP)算法修正初始的神经网络中参数的大小,使得神经网络的重建误差损失越来越小。反向传播算法是以误差损失为主导的反向传播运动,旨在得到最优的神经网络的参数,例如权重矩阵。具体地,前向传递输入信号直至输出会产生误差损失,通过反向传播误差损失信息来更新初始的神经网络中的参数,从而使误差满足预设条件或更新参数的次数达到预设阈值时,神经网络收敛,得到训练好的模型。

[0058] 其次,对模型的产生和应用进行介绍。具体地,结合图3对本申请实施例提供的行驶速度确定系统的系统架构进行介绍,请先参阅图3,图3为本申请实施例提供的行驶速度确定系统的一种系统架构图。在图3中,行驶速度确定系统500包括执行设备510、训练设备520、数据库530、客户设备540、数据存储系统550和数据采集设备560,执行设备510中包括计算模块511,其中,数据采集设备560用于获取开发人员需要的大规模数据集(即训练集,训练集中包括配置信息和与配置信息对应的测得速度),并将训练集存入数据库530中,训练设备520基于数据库530中的训练集对本申请构建的行驶速度确定模型501进行训练,该行驶速度确定模型501可以是图2对应实施例所描述的神经网络的结构,具体请参阅上述图2对应的实施例,此处不予赘述。训练得到的行驶速度确定模型501再在执行设备510上进行运用。执行设备510可以调用数据存储系统550中的数据、代码等,也可以将数据、指令等存入数据存储系统550中。数据存储系统550可以置于执行设备510中,也可以为数据存储系统550相对执行设备510是外部存储器。

[0059] 经由训练设备520训练得到的行驶速度确定模型501可以应用于不同的系统或设备(即执行设备510)中,具体,可以是无人搬运车,还可以是终端侧设备,例如手机、平板或电脑等。在图3中,执行设备510配置有I/O接口,与外部设备进行数据交互,“用户”可以通过客户设备540向I/O接口输入数据。如,客户设备540可以是系统500的遥控器,用户在遥控器中输入配置信息,配置信息再通过遥控器输入至执行设备510的计算模块511,由计算模块511对输入的配置信息进行计算处理,得到行驶速度,并将该行驶速度保存在执行设备510的存储介质上,以供后续调用。此外,在本申请的一些实施方式中,客户设备540也可以集成于执行设备510中,如,当执行设备510为电脑时,则可以直接通过电脑的输入端(键盘或鼠标等)获取配置信息,再由该电脑内的计算模块对该配置信息进行计算处理,得到行驶速度;如,当执行设备510为无人搬运车时,则可以直接通过无人搬运车内部存储有配置信息的存储器获取配置信息,再由无人搬运车内部的计算模块对该配置信息进行计算处理,得到行驶速度。此处对执行设备510与客户设备540的产品形态不做限定。

[0060] 值得注意的是,图3仅是本申请实施例提供的一种系统架构的示意图,图中所示设备、器件、模块等之间的位置关系不构成任何限制,例如,在图3中,数据存储系统550相对执行设备510是外部存储器,在其他情况下,也可以将数据存储系统550置于执行设备510中;在图3中,客户设备540相对于执行设备510是外部设备,在其他情况下,客户设备540也可以集成在执行设备510中。

[0061] 还需要说明的是,本申请实施例所述的行驶速度确定模型501的训练可以是在云侧实现,例如,可以由云侧的训练设备(该训练设备可设置在一个或多个服务器或者虚拟机上)获取训练集,并根据训练集内的多组配置信息、测得速度对该神经网络进行训练,得到训练好的行驶速度确定模型501,之后,该训练后的行驶速度确定模型501再发送给执行设备510进行应用,例如,发送给无人搬运车(执行设备)进行确定行驶速度。可以理解的是,上述实施例中行驶速度确定模型的训练也可以在终端侧实现,即训练设备520也可以是无人搬运车或终端侧设备,即训练后的行驶速度确定模型501就可以直接在无人搬运车或终端侧设备中使用。具体本申请实施例对行驶速度确定模型501在哪个设备(云侧或终端侧)上进行训练或应用不做限定。

[0062] 由于行驶速度确定模型具有两个阶段,分别为训练阶段和推理阶段,其中,训练阶

段对应行驶速度确定模型的训练,推理阶段对应行驶速度确定模型的应用。下面分别从这两个阶段对本申请实施例提供的行驶速度确定模型的训练方法和行驶速度确定方法的具体流程进行描述。

[0063] 一、训练阶段

[0064] 本申请实施例中,训练阶段指的是上述图3中训练设备520对神经网络执行训练操作得到行驶速度确定模型501的过程。具体地,请参阅图4,图4为本申请实施例提供的行驶速度确定模型的训练方法的一种流程示意图,该方法S20具体可以包括如下步骤:

[0065] S21:获取训练集,训练集包括若干个配置信息,每一配置信息对应一个测得速度,配置信息包括影响无人搬运车搬运时间的第一配置参数和影响无人搬运车行驶稳定性的第二配置参数。

[0066] S22:采用该训练集对预设的神经网络进行训练,直至该神经网络收敛,得到行驶速度确定模型。

[0067] 训练集是供神经网络进行学习的训练数据。训练集包括若干个配置信息,每一配置信息对应一个测得速度,例如训练集包括300个(配置信息,测得速度),具体训练集的数据量可由本领域技术人员根据实际情况而设置,可以理解的是,数据量也可以为100个、200个或500个等。

[0068] 配置信息反映无人搬运车的状态。每一配置信息包括影响无人搬运车搬运时间的第一配置参数和影响无人搬运车行驶稳定性的第二配置参数。搬运时间为无人搬运车每完成一次搬运任务所需要的时间,例如无人搬运车对一电动汽车进行服务时运输亏电电池和满电电池所需的之间和。行驶稳定性是指无人搬运车在行驶途中维持搬运物体(例如电池)的稳定性,例如搬运物体不会从无人搬运车上摔落等。

[0069] 可以理解的是,在换电站中,无人搬运车的行驶路径为结构化路径,即事先规定好的路径,行驶路径的长度一定,行驶速度越大,所需的搬运时间越短,换电效率越高,但行驶稳定性较低(容易因行驶速度过快而发生翻车);行驶速度越小,行驶稳定性较高,然而所需的搬运时间较长,换电效率较低。

[0070] 该第一配置参数即为影响无人搬运车搬运时间的配置参数,相当于,影响无人搬运车行驶速度的配置参数,例如第一配置参数可以为无人搬运车中电机的功率或无人搬运车的车轮大小等。第二配置参数即为影响无人搬运车行驶稳定性的配置参数,例如第二配置参数为反映无人搬运车装载情况的参数或为反映无人搬运车行驶路径的参数。

[0071] 可以理解的是,训练集中各配置信息分别取自于不同的无人搬运车。在一些实施例中,配置信息对应的测得速度可以是本领域技术人员通过实际测试得到的较优的速度。例如,让具有该配置信息的无人搬运车分别按多个速度运输电池,确定能让无人搬运车尽可能快速行驶又能保持行驶过程稳定安全的速度为测得速度。可以理解的是,训练集中各配置信息越丰富,训练得到的行驶速度确定模型适用于无人搬运车的类型也越丰富。

[0072] 在获得到训练集后,采用该训练集对预设的神经网络进行训练,直至所述神经网络收敛,得到所述行驶速度确定模型。这里,关于神经网络的结构及训练,如前述“(1)神经网络和(2)训练过程”所描述,在此,不再赘述。

[0073] 基于训练集包括影响无人搬运车搬运时间的第一配置参数和影响无人搬运车行驶稳定性的第二配置参数,神经网络能够学习第一配置参数和第二配置参数分别与行驶速

度之间的内在联系和规律,使得训练好的行驶速度确定模型在输出行驶速度时能够考虑到搬运时间和行驶稳定性分别对行驶速度的影响,即能够输出兼顾搬运时间和行驶稳定性的行驶速度,有利于无人搬运车能尽可能快速且稳定安全地完成搬运任务。

[0074] 根据本申请的一些实施例,可选地,第一配置参数包括无人搬运车中伺服电机的转速和/或无人搬运车中伺服电机的扭矩。

[0075] 伺服电机是无人搬运车的主要硬件,其将电压信号转化为扭矩和转速以驱动无人搬运车行驶,可以精准控制无人搬运车的速度和位置。其中,伺服电机的功率与扭矩和转速的乘积呈正比,即伺服电机的扭矩和转速直接决定了伺服电机的功率,而伺服电机的功率直接影响行驶速度,相当于,伺服电机的转速和扭矩均能直接影响行驶速度,即直接影响搬运时间。

[0076] 可以理解的是,不同类型的无人搬运车所配置的伺服电机的转速和扭矩均不同。市面上,伺服电机的转速和扭矩均有一个工作范围,例如用于运载重物的大型无人搬运车,转速和扭矩可能均相对较大,用于运载轻物的小型无人搬运车,转速和扭矩可能均相对较小。进一步的,由于电动车的电池的规格(尺寸和重量)在一定范围内,所以,为了配合电动车的电池的运输,用于运输电动车的电池的无人搬运车的转速和扭矩也在一定范围内。

[0077] 第一配置参数包括无人搬运车中伺服电机的转速和无人搬运车中伺服电机的扭矩中的至少一个,即将伺服电机的转速和扭矩中至少一个引入训练集。可以理解的是,训练集涵盖不同类型的无人搬运车的配置信息,因此,训练集中伺服电机的扭矩和转速也涵盖了不同类型的无人搬运车的伺服电机的扭矩和转速。

[0078] 将伺服电机的转速和扭矩中的至少一个作为第一配置参数,引入训练集,使得神经网络能够学习伺服电机的转速和/或扭矩分别与行驶速度之间的内在联系和规律,使得训练好的行驶速度确定模型在输出行驶速度时能够考虑到伺服电机的转速和/或扭矩对行驶速度的影响,即使得行驶速度能够与伺服电机的转速和/或扭矩相适应。此外,由于训练集中伺服电机的扭矩和转速也涵盖了不同类型的无人搬运车的伺服电机的扭矩和转速,从而,当训练好的行驶速度确定模型在面对不同的伺服电机的扭矩和转速时,均能输出与伺服电机的转速和/或扭矩相适应的行驶速度,即使得行驶速度确定模型适用范围广泛。

[0079] 根据本申请的一些实施例,可选地,第二配置参数包括无人搬运车的承载面大小和/或负载重量。

[0080] 无人搬运车的承载面即为在运输过程中用于承托搬运物体(例如电动车的电池)的水平面。可以理解的是,对于用于搬运电池的无人搬运车,承载面需要与所承载的电池的底面积匹配,对于承载面较大的无人搬运车,装载的电池的体积较大,对于承载面较小的无人搬运车,装载的电池的体积较小。由于在无人搬运车的运输行驶过程中,电池的体积大小会影响无人搬运车的行驶稳定性,例如,若电池的体积较大,行驶速度较快则会容易翻车,若电池的体积较小,行驶速度较慢则会导致过度稳定,影响搬运效率。因此,通过承载面大小能够准确表征影响行驶稳定性的一个因素。基于,市面上的电池体积是在一定范围内,则承载面大小也在一定范围内。

[0081] 无人搬运车的负载重量即为额定重量,即能装载搬运物体(例如电动车的电池)的最大重量。可以理解的是,电池的型号不同,其重量也不同,因此,需要对应不同负载重量的无人搬运车。由于在无人搬运车的运输行驶过程中,电池的重量(负载重量)会影响无人搬

运车的行驶稳定性,例如,若电池的重量较大,行驶速度较快则电池会因惯性大而飞出,若电池的重量较小,行驶速度过慢会导致过度稳定,影响搬运效率。因此,通过负载重量能够准确表征影响行驶稳定性的一个因素。

[0082] 将无人搬运车的承载面大小和负载重量作为第二配置参数,引入训练集,使得神经网络能够学习承载面大小与行驶速度之间的内在联系和规律、以及负载重量与行驶速度之间的内在联系和规律,使得训练好的行驶速度确定模型在输出行驶速度时能够考虑到承载面大小和负载重量对行驶速度的影响,即使得行驶速度能够与承载面大小和负载重量相适应。此外,由于训练集中承载面大小和负载重量也涵盖了不同类型的无人搬运车的承载面大小和负载重量,从而,当训练好的行驶速度确定模型在面对不同的承载面大小和负载重量时,均能输出与承载面大小和负载重量相适应的行驶速度,即使得行驶速度确定模型适用范围广泛。

[0083] 根据本申请的一些实施例,可选地,请参阅图5,上述步骤S21,具体包括:

[0084] S211:获取各配置参数的取值范围,且一配置参数取至少三个水平数。

[0085] S212:将各配置参数的至少三个水平数按预设组合规则进行组合,以获取若干个配置信息。

[0086] S213:获取若干个配置信息分别对应的测得速度,将若干个配置信息及与若干个配置信息分别对应的测得速度作为训练集。

[0087] 这里的各配置参数包括训练集中的第一配置参数和第二配置参数,例如包括伺服电机扭矩、伺服电机转速、承载面大小和负载重量。配置参数的取值范围可以是本领域技术人员通过统计现有无人搬运车的配置参数得到的,例如伺服电机转速的取值范围为 $[P1, P3]$ (rpm),伺服电机扭矩的取值范围为 $[\alpha 1, \alpha 3]$ (N.m),承载面大小的取值范围为 $[T1, T3]$ (s^{-2}),负载重量的取值范围为 $[\Omega 1, \Omega 3]$ (kg)。

[0088] 一个配置参数取至少三个水平数,例如取3个水平数,4个水平数,或5个水平数等。以取三个水平数为例进行示例性说明,例如伺服电机转速取 $P1, P2$ 和 $P3$ 这三个水平数,可以理解的是, $P2$ 在取值范围 $[P1, P3]$ 内即可。相应地,伺服电机扭矩取 $\alpha 1, \alpha 2$ 和 $\alpha 3$ 这三个水平数,承载面大小取 $T1, T2$ 和 $T3$ 这三个水平数,负载重量取 $\Omega 1, \Omega 2$ 和 $\Omega 3$ 这三个水平数。

[0089] 将各配置参数的至少三个水平数按预设组合规则进行组合,得到若干个配置信息。例如,一配置信息可以为 $(P1, \alpha 2, T1, \Omega 2)$ 。其中,预设组合规则可以为全面实验组合,在全面实验组合下有 $3*3*3*3=81$ 种组合,可以理解的是,每一种组合即为一配置信息,各配置参数的水平数决定了组合的种类,组合的种类越丰富,训练集中的样本数量越大,训练得到的行驶速度确定模型具有更好的性能,当训练集中样本数量超过一定值时,会出现过拟合现象,行驶速度确定模型的性能达到饱和,不再增加。因此,可以根据行驶速度确定模型的性能,确定训练集中的样本数量,进而确定各配置参数的水平数。

[0090] 在获取到若干个配置信息后,可以通过实验测试等手段,获取与这若干个配置信息分别对应的测得速度,从而,若干个配置信息及与若干个配置信息分别对应的测得速度可以构成训练集。

[0091] 通过从配置参数的取值范围中取至少三个水平数,然后将不同水平数下的各配置参数进行组合,得到若干个配置信息,使得训练集涵盖了不同水平数下的配置参数组合(配置信息)与测得速度之间的对应关系,从而,使得神经网络能够学习不同水平数下的配置参

数组组合(配置信息)与测得速度之间的内在联系和规律,使得训练好的行驶速度确定模型具有普适性,即面对各种不同配置参数下的无人搬运车,均能输出适应的行驶速度。

[0092] 根据本申请的一些实施例,可选地,预设组合规则为正交试验组合。例如,在上述各配置参数取三个水平数的例子中,采用正交实验组合的方式将各配置参数的三个水平数按正交实验组合,得到如下表1中9种组合。

[0093] 表1采用正交实验组合的结果

[0094]

标号	承载面大小	伺服电机转速	伺服电机扭矩	负载重量	测得速度
1	T1	P1	α_1	Ω_1	V1
2	T1	P2	α_2	Ω_2	V2
3	T1	P3	α_3	Ω_3	V3
4	T2	P1	α_2	Ω_3	V4
5	T2	P2	α_3	Ω_1	V5
6	T2	P3	α_1	Ω_2	V6
7	T3	P1	α_3	Ω_2	V7
8	T3	P2	α_1	Ω_3	V8
9	T3	P3	α_2	Ω_1	V9

[0095] 通过将各配置参数的至少三个水平数按正交试验进行组合,一方面,正交试验组合能使得各水平数下的配置参数组合具有代表性,使得训练集具有足够的样本量,从而,有利于提高训练得到的行驶速度确定模型的准确性,另一方面,相对于全组合,正交试验组合能够降低试验成本。

[0096] 根据本申请的一些实施例,可选地,一配置参数的至少三个水平数呈等差数列分布。例如伺服电机转速取三个水平数P1,P2和P3,则 $P_2 = 0.5 * (P_1 + P_3)$,即P1,P2和P3呈等差数列分布。再例如承载面大小取4个T1,T2,T4和T3,则T1,T2,T4和T3呈等差数列分布。

[0097] 通过将各配置参数的至少三个水平数设置呈等差数列分布,使得各配置参数的水平数能够均匀覆盖到配置参数的范围,不具有偏向性,例如,承载面大小在取值范围[T1,T3],其水平数均匀分布于这个范围内,不会出现集中在T1附近或T3附近的情况。从而,使得神经网络能够学习到在整个取值范围下承载面大小对行驶速度的影响,不会出现因承载面大小集中在对应的取值范围的上限T1附近,导致训练好的行驶速度确定模型在面对承载面大小在该取值范围的下限T3附近的无人搬运车时,无法输出准确的行驶速度。也即,各配置参数的至少三个水平数呈等差数列分布,能够提高模型的准确性。

[0098] 根据本申请的一些实施例,可选地,神经网络为误差反向传播神经网络,该误差反向传播神经网络包括输入层、隐含层和输出层,隐含层的数量为1,该隐含层中神经元节点数的初始值为 $(m \times n)^{0.5} + 1$,其中,m为输入层中神经元节点数,n为输出层中神经元节点数。

[0099] 神经网络的结构和训练过程如前述“(1)神经网络和(2)训练过程”所描述,在此,不再赘述。

[0100] 在一些实施例中,输入层中神经元节点数m与配置信息中配置参数的数量相等,例如当配置信息包括伺服电机扭矩、伺服电机转速、承载面大小和负载重量这4个配置参数时,输入层中神经元节点数m可以为4。在一些实施例中,输出层中神经元节点数n与输出量

的数量相同,输出量为行驶速度,则输出层中神经元节点数 n 为1。隐含层中神经元节点数的初始值为3。

[0101] 在误差反向传播神经网络的迭代训练中,随着模型参数的调节,隐含层中神经元节点数也会从初始值逐渐增加,选择神经网络收敛时的模型参数和隐含层神经元节点数作为行驶速度确定模型的模型参数和隐含层神经元节点数。可以理解的是,相比于隐含层神经元节点数的初始值为1,隐含层中神经元节点数的初始值为 $(m \times n)^{0.5} + 1$,使得隐含层中神经元节点数在输入层神经元节点数和输出层神经元节点数之间,能加快模型收敛,同时确保准确性。

[0102] 误差反向传播神经网络具有较强的非线性映射能力,能够充分学习配置信息与测得速度之间的内在联系和规律,其次,该误差反向传播神经网络包括一层隐含层,计算量少,不会出现过度拟合,最后,隐含层中神经元节点数的初始值为 $(m \times n)^{0.5} + 1$,使得隐含层中神经元节点数在输入层神经元节点数和输出层神经元节点数之间,能加快模型收敛,同时确保准确性。

[0103] 二、推理阶段

[0104] 本申请实施例中,推理阶段指的是上述图3中执行设备510利用训练后的行驶速度确定模型501对输入的配置信息进行计算处理的过程。

[0105] 具体地,请参阅图6,图6为本申请实施例提供的行驶速度确定方法的流程示意图,该方法S30具体可以包括如下步骤:

[0106] S31:获取无人搬运车的配置信息,该配置信息包括影响无人搬运车搬运时间的第一配置参数和影响无人搬运车行驶稳定性的第二配置参数。

[0107] S32:将配置信息输入上述训练阶段训练得到的行驶速度确定模型,以获取无人搬运车的行驶速度。

[0108] 这里,无人搬运车为待确定行驶速度的无人搬运车,首先,获取其配置信息。配置信息反映无人搬运车的状态。配置信息包括影响无人搬运车搬运时间的第一配置参数和影响无人搬运车行驶稳定性的第二配置参数。搬运时间为无人搬运车完成搬运任务所需要的时间,例如无人搬运车运输亏电电池和满电电池所需的之间和。行驶稳定性是指无人搬运车在行驶途中维持搬运物体(例如电池)的稳定性,例如搬运物体不会从无人搬运车上摔落等。

[0109] 将上述配置信息输入训练阶段训练得到的行驶速度确定模型后,行驶速度确定模型输出行驶速度。

[0110] 该行驶速度确定模型在输出行驶速度时能够考虑到搬运时间和行驶稳定性分别对行驶速度的影响,即能够输出兼顾搬运时间和行驶稳定性的行驶速度,从而,在面对需要确定一无人搬运车的行驶速度时,只需输入该无人搬运车的配置信息至行驶速度确定模型,即可输出能够兼顾搬运时间和行驶稳定性的行驶速度。

[0111] 根据本申请的一些实施例,请参阅图7,本申请还提供了一种训练设520,包括处理器521,以及与处理器521通信连接的存储器522,其中,存储器522存储有可被处理器521执行的指令,该指令被处理器521执行,以使处理器521能够执行上述训练阶段中行驶速度确定模型的训练方法实施例的各个过程,且能达到相同的技术效果,为避免重复,这里不再赘述。

[0112] 其中,存储器522可以包括只读存储器和随机存取存储器,并向处理器提供指令和数据。存储器522的一部分还可以包括非易失性随机存取存储器(non-volatile random accedd memory,NVRAM)。存储器522存储有操作指令、可执行模块或者数据结构,或者它们的子集,或者它们的扩展集。

[0113] 处理器521可以是一种集成电路芯片,具有信号的处理能力。在实现过程中,上述训练方法的各步骤可以通过处理器521中的硬件的集成逻辑电路或者软件形式的指令完成。上述的处理器521可以是通用处理器、数字信号处理器(digital signal processing,DSP)、微处理器或微控制器,还可进一步包括专用集成电路(application specific integrated circuit,ASIC)、现场可编程门阵列(field-programmable gate array,FPGA)或者其它可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件。该处理器可实现或者执行训练阶段对应的实施例中训练方法。

[0114] 根据本申请的一些实施例,本申请还提供了一种可读存储介质,该可读存储介质存储有程序或指令,该程序或指令被处理器执行时实现上述训练阶段中行驶速度确定模型的训练方法实施例的各个过程、以及实现上述推理阶段中无人搬运车行驶速度确定方法实施例的各个过程,且能达到相同的技术效果,为避免重复,这里不再赘述。

[0115] 可读存储介质包括计算机可读存储介质,如计算机只读存储器(Read-Only Memory,ROM)、随机存取存储器(Random Access Memory,RAM)、磁碟或者光盘等。

[0116] 根据本申请的一些实施例,请参阅图8,本申请还提供了一种无人搬运车200,包括车本体210、可编程逻辑控制器220、处理器230和存储器240,其中,可编程逻辑控制器220用于控制车本体210运行;存储器240存储有程序或指令,处理器230用于执行前述程序或指令实现上述推理阶段中无人搬运车行驶速度确定方法,以获取无人搬运车200的行驶速度;该处理器230还用于将该行驶速度发送给可编程逻辑控制器220,以使可编程逻辑控制器220控制车本体210按该行驶速度运行。

[0117] 其中,车本体210为无人搬运车200的硬件结构,包括机械模块、动力模块和驱动模块。机械模块包括车体、车轮和转向装置等,动力模块包括供电电池,驱动模块包括伺服电机。供电电池给伺服电机供电,伺服电机转动带动车轮转动,使得车体移动。

[0118] 可编程逻辑控制器220是一种具有微处理器的用于自动化控制的数字运算控制器,可以将控制指令随时载入内存进行储存与执行。可编程控制器220由微处理器、指令及数据内存、输入/输出接口、电源、数字模拟转换等功能单元组成。

[0119] 当无人搬运车200接收到待搬运的电池后,获取自身的配置信息。可以理解的是,该配置信息可以存储于存储器240中,供处理器230根据该配置信息通过存储于存储器240中的行驶速度确定模型计算确定对应的行驶速度。在一些实施例中,配置信息中关于无人搬运车200自身硬件配置部分可存储于存储器240中,例如伺服电机扭矩、转速和承载面大小等,配置信息中关于负载的部分(例如负载重量)可由无人搬运车200上的重量传感器采集,并传输给处理器。

[0120] 在处理器230确定行驶速度后,将反映行驶速度的速度指令发送给可编程逻辑控制器220,从而,可编程逻辑控制器220按该行驶速度控制车本体210行驶。

[0121] 无人搬运车200能够自动确定兼顾搬运时间和行驶稳定性的行驶速度,并以该行驶速度运行,使得搬运过程快速且安全稳定。

[0122] 根据本申请的一些实施例,本申请还提供了一种电动车换电系统,包括若干个上述实施例中的无人搬运车。

[0123] 用于更换电动车电池的电动车换电系统是换电站中的主要设施。电动车换电系统还可以包括中控台,该中控台用于控制和调度无人搬运车。可以理解的是,中控台可以为电脑或服务器。

[0124] 基于各无人搬运车能够自动确定兼顾搬运时间和行驶稳定性的行驶速度,并以该行驶速度运行,使得搬运过程快速且安全稳定,从而,该电动车换电系统具有较高的换电效率。

[0125] 根据本申请的一些实施例,本申请提供了一种行驶速度确定模型的训练方法,采用的训练集包括若干个配置信息,每一配置信息对应一个测得速度,一配置信息包括4个配置参数:无人搬运车中伺服电机的转速、扭矩、承载面大小和负载重量,其中,转速和扭矩为影响无人搬运车搬运时间的第一配置参数,承载面大小和负载重量为影响无人搬运车行驶稳定性的第二配置参数。具体地,每一配置参数在其取值范围内取3个水平数,例如同服电机转速的取值范围为 $[P1, P3]$ (rpm),伺服电机转速取呈等差数列分布的 $P1, P2$ 和 $P3$ 这三个水平数,其中, $P2=0.5*(P1, P3)$,将各配置参数的3个水平数按正交实验组合进行组合,得到9种组合,每种组合可以对应多个配置信息。在获取到训练集后,采用该训练集对误差反向传播神经网络进行训练,直至收敛,得到行驶速度确定模型。其中,误差反向传播神经网络包括输入层、隐含层和输出层,隐含层的数量为1,该隐含层中神经元节点数的初始值为 $(m \times n)^{0.5+1}$,其中, m 为输入层中神经元节点数, n 为输出层中神经元节点数。

[0126] 基于上述训练集的设置,将伺服电机的转速和扭矩作为第一配置参数,引入训练集,使得神经网络能够学习伺服电机的转速和扭矩分别与行驶速度之间的内在联系和规律,使得训练好的行驶速度确定模型在输出行驶速度时能够考虑到伺服电机的转速和扭矩对行驶速度的影响,即使得行驶速度能够与伺服电机的转速和扭矩相适应。将无人搬运车的承载面大小和负载重量作为第二配置参数,引入训练集,使得神经网络能够学习承载面大小与行驶速度之间的内在联系和规律、以及负载重量与行驶速度之间的内在联系和规律,使得训练好的行驶速度确定模型在输出行驶速度时能够考虑到承载面大小和负载重量对行驶速度的影响,即使得行驶速度能够与承载面大小和负载重量相适应。将各配置参数的呈等差数列分布的3个水平数按正交实验组合进行组合,得到多个配置信息,构成训练集,使得训练集能够均匀涵盖不同水平数下的配置参数组合(配置信息)与测得速度之间的对应关系,神经网络能够学习不同水平数下的配置参数组合(配置信息)与测得速度之间的内在联系和规律,使得训练好的行驶速度确定模型具有普适性,即面对各种不同配置参数下的无人搬运车,均能输出适应的行驶速度。

[0127] 此外,误差反向传播神经网络具有较强的非线性映射能力,能够充分学习配置信息与测得速度之间的内在联系和规律,其次,该误差反向传播神经网络包括一层隐含层,计算量少,不会出现过度拟合,最后,隐含层中神经元节点数的初始值为 $(m \times n)^{0.5+1}$,使得隐含层中神经元节点数在输入层神经元节点数和输出层神经元节点数之间,能加快模型收敛,同时确保准确性。

[0128] 需要说明的是,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,其中所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可

以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部模块来实现本实施例方案的目的。

[0129] 通过以上的实施方式的描述,本领域普通技术人员可以清楚地了解到各实施方式可借助软件加通用硬件平台的方式来实现,当然也可以通过硬件。本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的程序可存储于一计算机可读取存储介质中,该程序在执行时,可包括如上述各方法的实施例的流程。其中,所述的存储介质可为磁碟、光盘、只读存储记忆体(Read-Only Memory,ROM)或随机存储记忆体(Random Access Memory,RAM)等。

[0130] 最后应说明的是:以上实施例仅用以说明本申请的技术方案,而非对其限制;在本申请的思路下,以上实施例或者不同实施例中的技术特征之间也可以进行组合,步骤可以以任意顺序实现,并存在如上所述的本申请的不同方面的许多其它变化,为了简明,它们没有在细节中提供;尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本申请各实施例技术方案的范围。

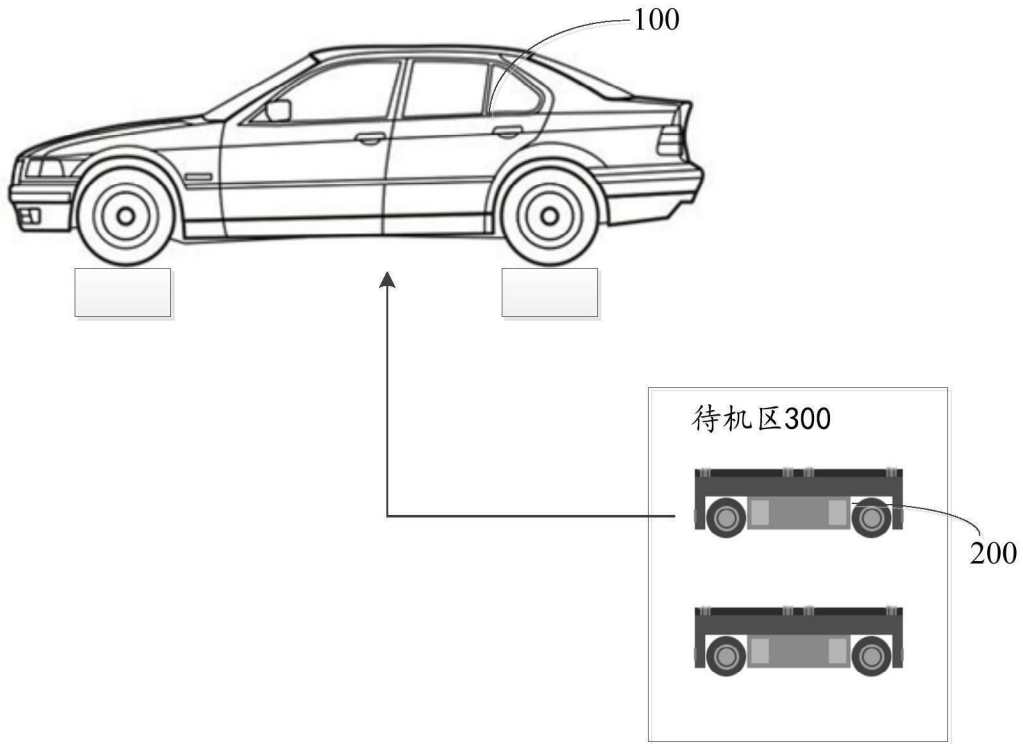


图1 (a)

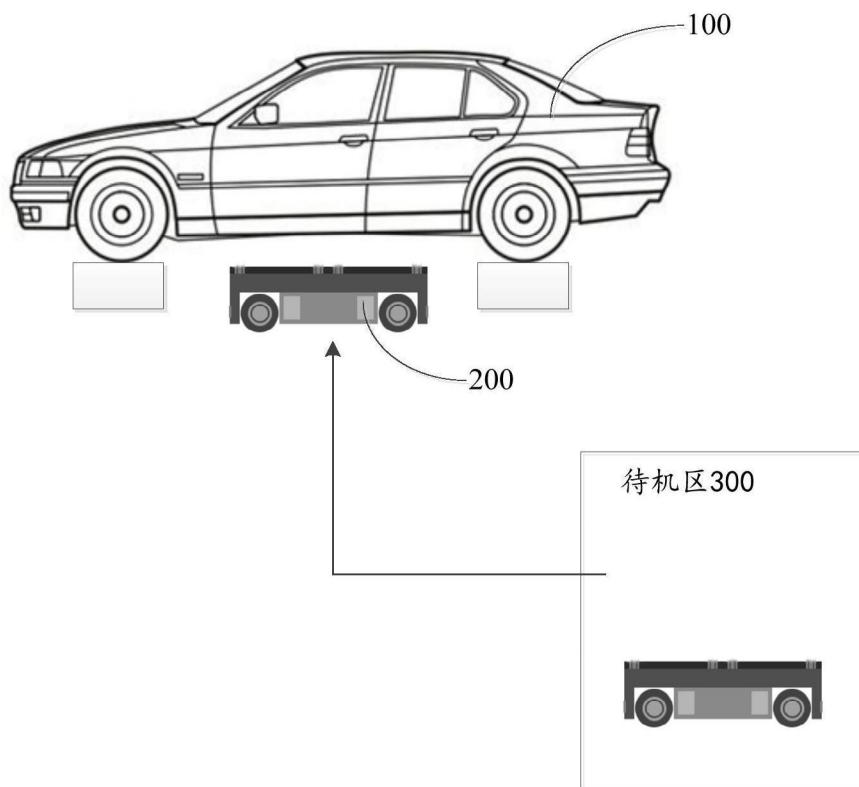


图1 (b)

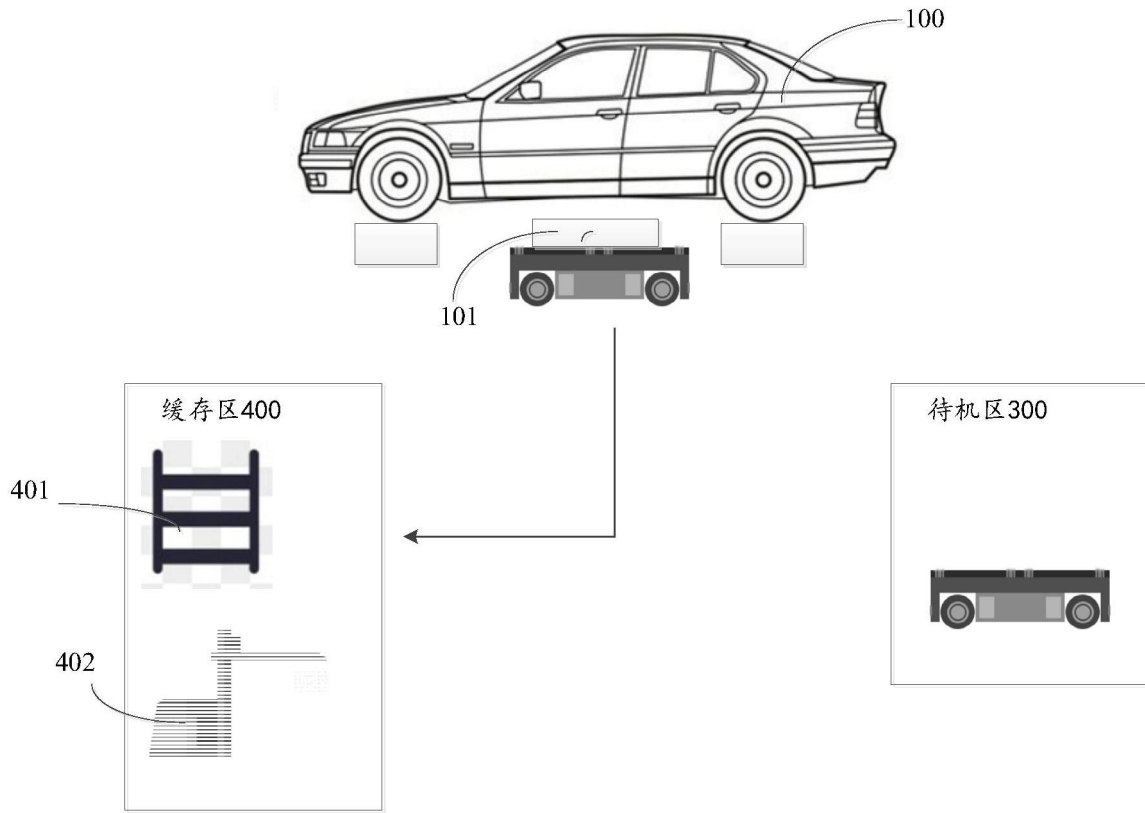


图1(c)

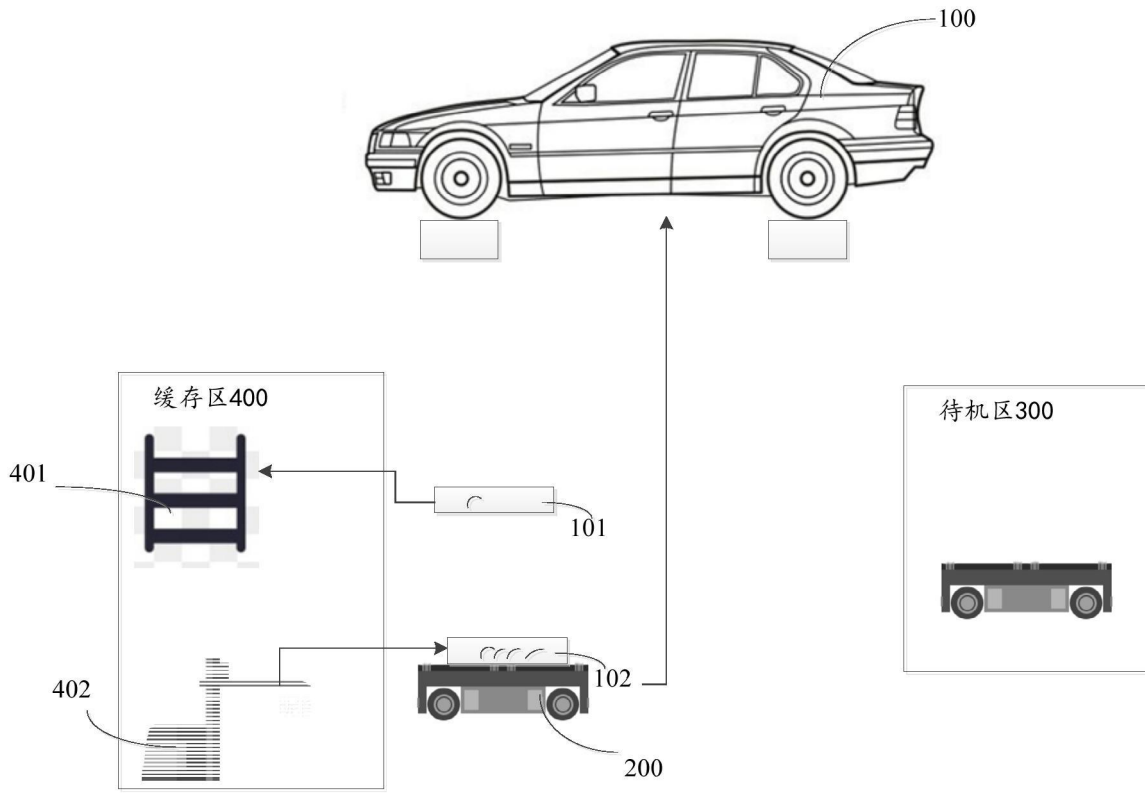


图1 (d)

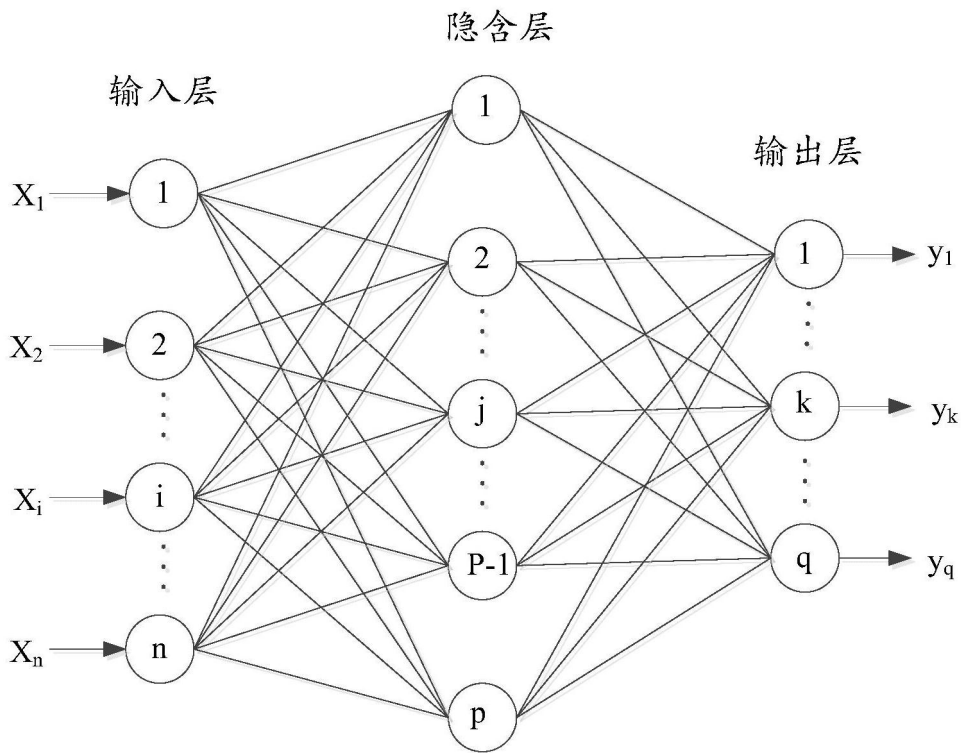


图2

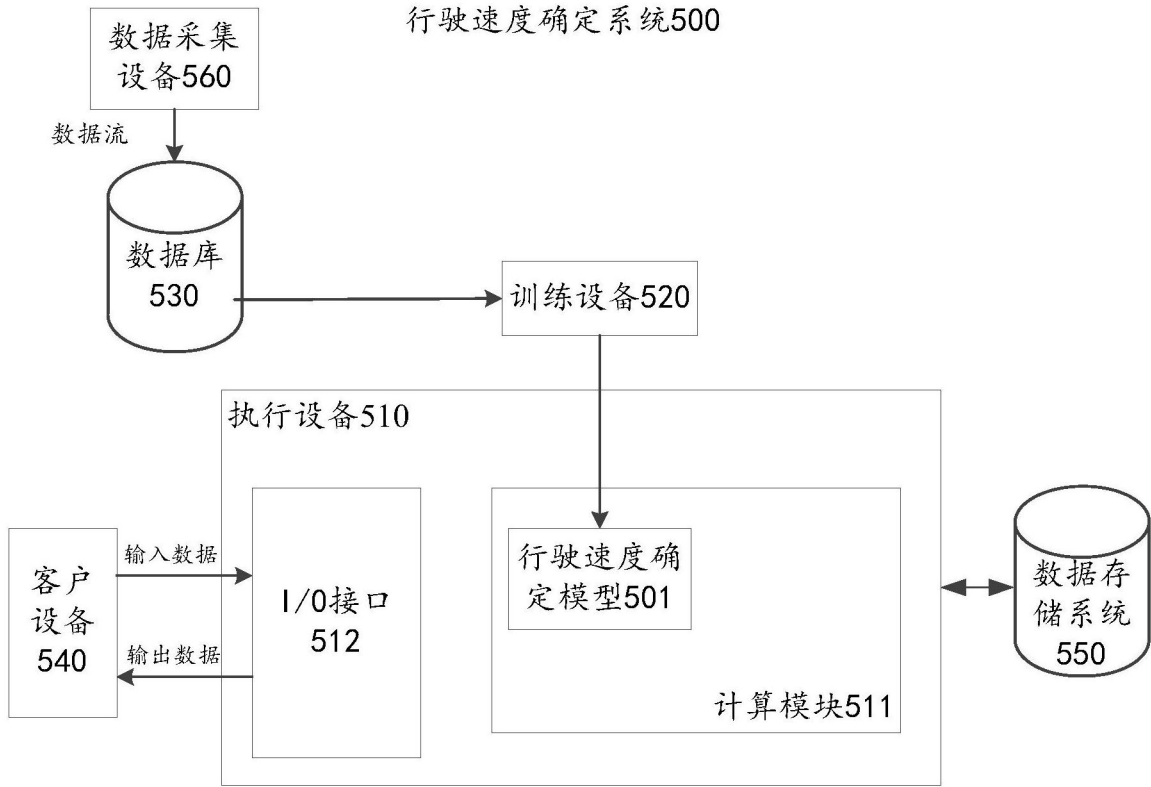


图3

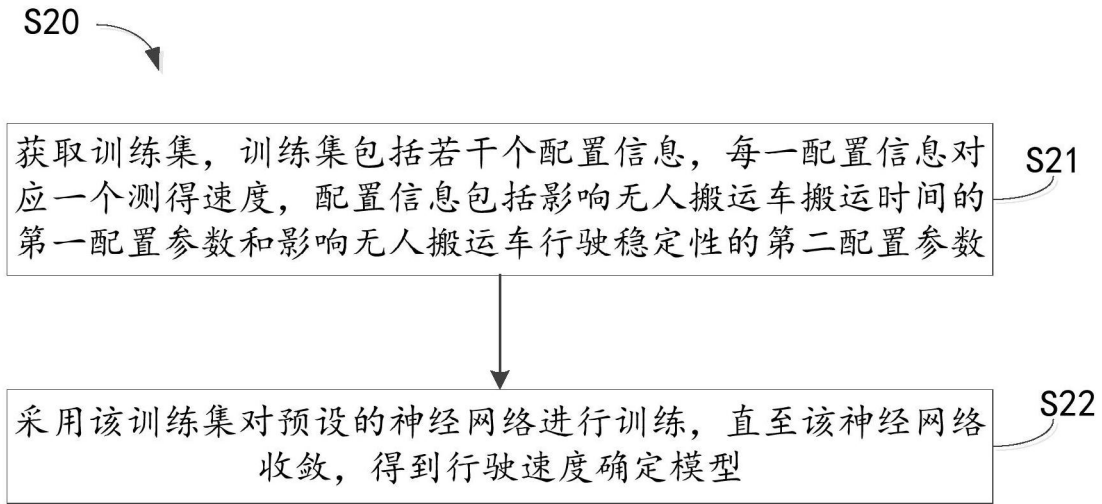


图4

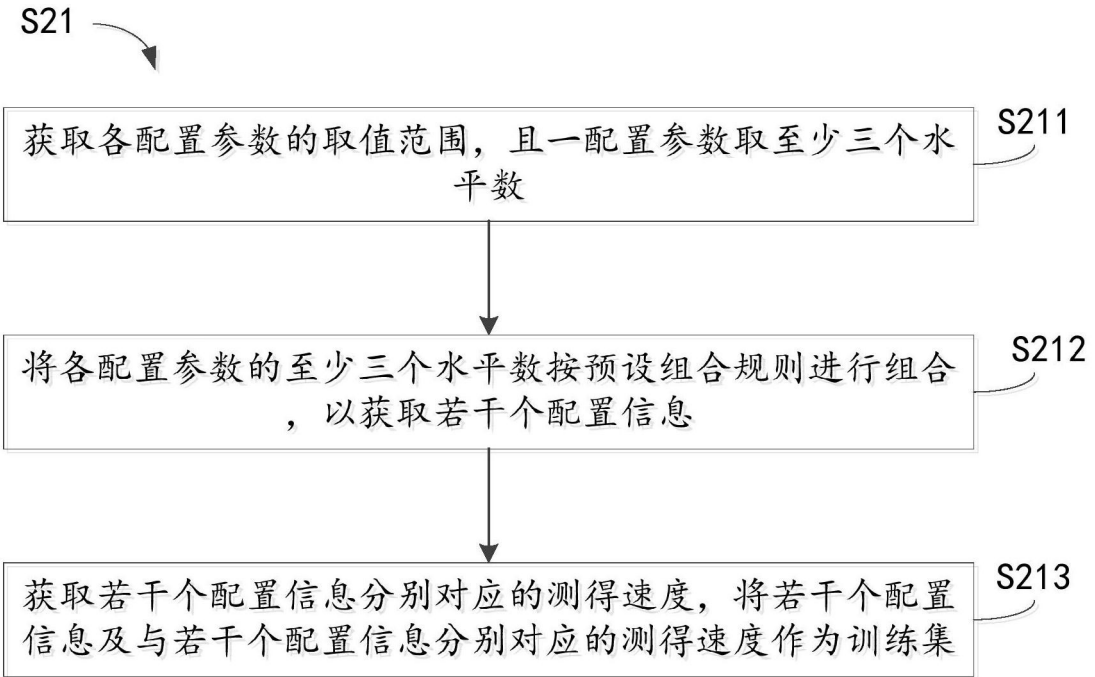


图5

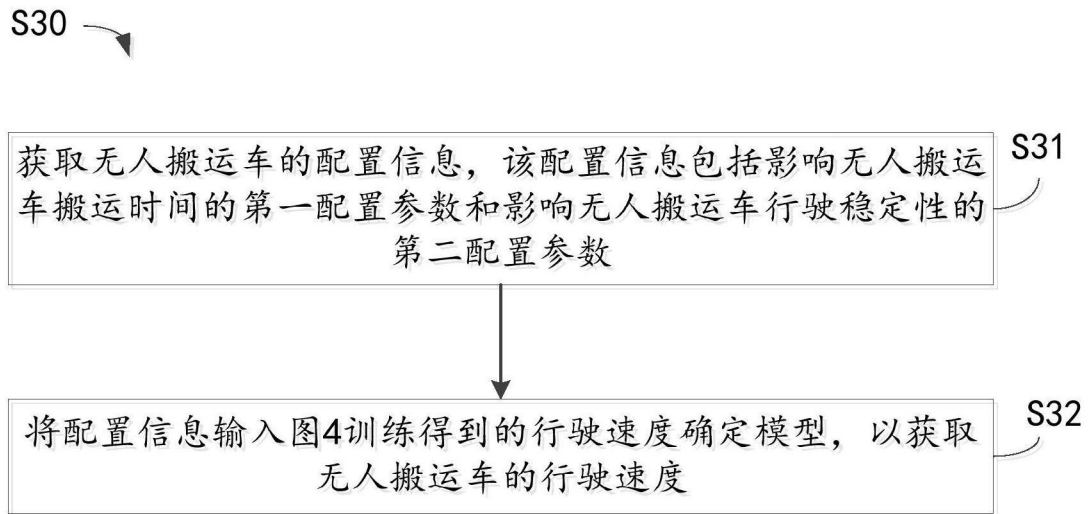


图6

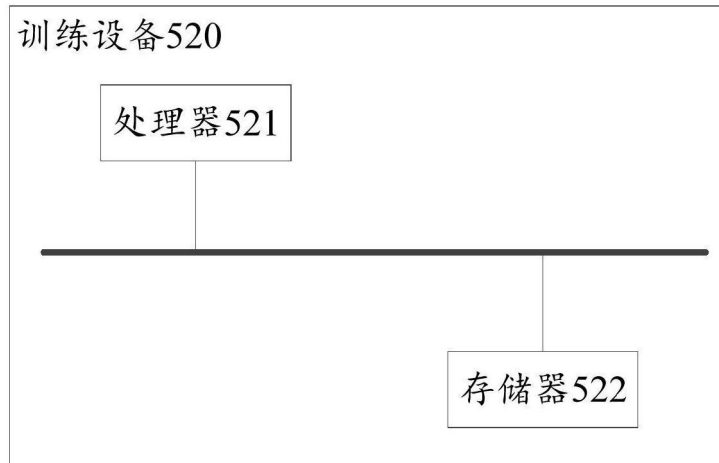


图7

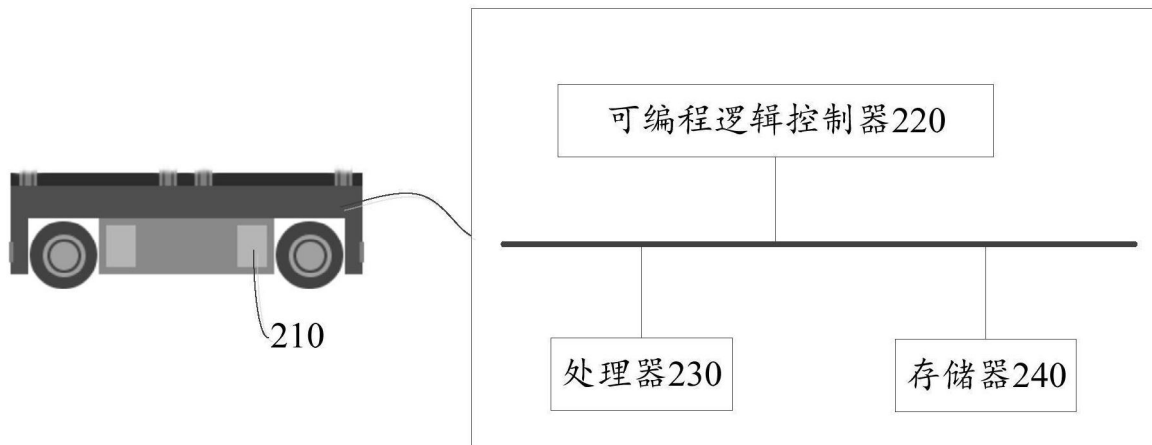


图8