



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113439247 A

(43) 申请公布日 2021.09.24

(21) 申请号 201980089332.2

(74) 专利代理机构 北京市柳沈律师事务所  
11105

(22) 申请日 2019.11.12

代理人 金玉洁

(30) 优先权数据

16/196,769 2018.11.20 US

16/198,130 2018.11.21 US

16/264,136 2019.01.31 US

(51) Int.Cl.

G05D 1/02 (2020.01)

G05D 1/00 (2006.01)

B60W 30/09 (2012.01)

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

2021.07.16

(86) PCT国际申请的申请数据

PCT/US2019/060886 2019.11.12

(87) PCT国际申请的公布数据

W02020/106492 EN 2020.05.28

(71) 申请人 伟摩有限责任公司

地址 美国加利福尼亚州

(72) 发明人 K.丁 K.雷法特 S.罗斯

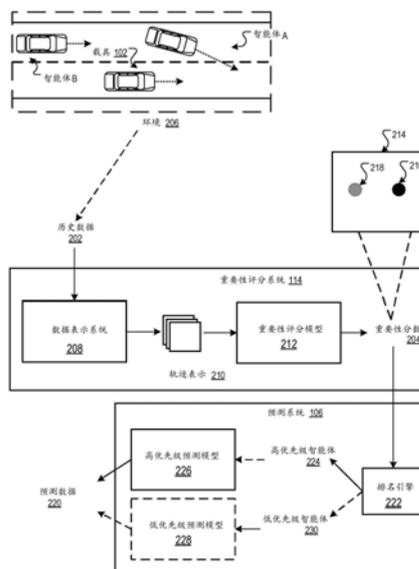
权利要求书5页 说明书19页 附图6页

(54) 发明名称

自主载具的智能体优先级划分

(57) 摘要

方法、系统和装置,包括编码在计算机存储介质上的计算机程序,用于识别载具附近的高优先级智能体。在一个方面,一种方法包括使用重要性评分模型处理表征载具在环境中的轨迹的输入以生成输出,该输出限定载具附近的环境中的多个智能体中的每一个的相应重要性分数。智能体的重要性分数表征智能体对由规划载具的将来轨迹的载具的规划系统生成的规划决策的估计的影响。高优先级智能体被识别为多个智能体中具有最高重要性分数的真子集。



1. 一种由一个或多个数据处理装置执行的方法,所述方法包括:

使用重要性评分模型处理表征载具在环境中的轨迹的输入以生成输出,所述输出限定所述载具附近的环境中的多个智能体中的每一个的相应重要性分数;

其中,智能体的重要性分数表征所述智能体对由规划所述载具的将来轨迹的所述载具的规划系统生成的规划决策的估计的影响;

将所述多个智能体中具有最高重要性分数的真子集识别为高优先级智能体;

仅对于所述多个智能体中被识别为高优先级智能体的那些智能体,使用第一预测模型生成表征所述智能体的数据;以及

将使用所述第一预测模型生成的表征所述高优先级智能体的数据提供给所述载具的规划系统,以生成规划所述载具的将来轨迹的规划决策。

2. 根据权利要求1所述的方法,还包括:

获得表征所述载具在环境中的轨迹的历史数据,对于多个先前时间点中的每一个,所述历史数据包括限定以下各项的数据:(i) 在先前时间点由所述载具占据的环境中的空间位置和(ii) 一组预定运动参数中的每个运动参数的相应值,其中,每个运动参数的值表征在先前时间点所述载具的运动的相应特征;

生成所述载具在环境中的轨迹的表示,其中:

所述载具在环境中的轨迹的表示是多个通道的级联;

每个通道被表示为数据值的二维数组;

每个通道中的每个位置与环境中的相应空间位置对应;

不同通道中的对应位置与环境中的相同空间位置对应;

所述通道包括时间通道和与所述一组预定运动参数中的每个运动参数对应的相应运动通道;以及

对于在特定先前时间点由所述载具占据的环境中的每个特定空间位置:

与所述特定空间位置对应的所述时间通道中的位置限定所述特定先前时间点;以及

对于每个运动通道,与所述特定空间位置对应的所述运动通道中的位置限定在所述特定先前时间点与所述运动通道对应的运动参数的值;

其中,处理表征所述载具在环境中的轨迹的输入包括处理包括所述载具在环境中的轨迹的表示的输入。

3. 根据权利要求2所述的方法,其中:

所述重要性评分模型的输出包括被表示为数据值的二维数组的输出通道;

所述输出通道中的每个位置与环境中的相应空间位置对应;以及

对于在当前时间点由所述多个智能体中的智能体占据的环境中的每个空间位置,与该空间位置对应的所述输出通道中的位置限定所述智能体的重要性分数。

4. 根据权利要求3所述的方法,还包括,对于所述多个智能体中的每个智能体:

生成所述智能体的相应特征表示,包括:

从所述输出通道生成所述智能体的一个或多个重要性分数特征;

基于由所述载具的一个或多个传感器捕获的传感器数据生成所述智能体的一个或多个附加特征;以及

从所述智能体的重要性分数特征和所述智能体的附加特征生成所述智能体的特征表

示；

使用重要性分数完善模型处理所述智能体的特征表示，以生成所述智能体的完善的重要性分数，所述完善的重要性分数表征所述智能体对由规划所述载具的将来轨迹的所述载具的规划系统生成的规划决策的估计的影响。

5. 根据权利要求2-4中任一项所述的方法，其中，获得在先前时间点所述一组预定运动参数中的每个运动参数的相应值包括以下中的一个或多个：

获得表征所述载具在所述先前时间点的速度的速度运动参数的值；

获得表征所述载具在所述先前时间点的加速度的加速度运动参数的值；以及

获得表征所述载具在所述先前时间点的航向的航向运动参数的值。

6. 根据权利要求2-5中任一项所述的方法，其中，由所述重要性评分模型处理的输入还包括以下中的一个或多个：(i) 表示环境的已知几何结构的道路图通道、(ii) 通过载具边界框表示在当前时间点所述载具在环境中的空间位置的载具定位通道以及(iii) 通过相应边界框表示在当前时间点所述多个智能体在环境中的相应空间位置的辅助定位通道。

7. 根据权利要求2-6中任一项所述的方法，还包括生成所述载具附近的环境中的所述多个智能体的轨迹的联合表示，其中，由所述重要性评分模型处理的输入还包括所述多个智能体的轨迹的联合表示。

8. 根据权利要求7所述的方法，其中：

环境中的所述多个智能体的轨迹的联合表示包括辅助时间通道和与所述一组预定运动参数中的每个运动参数对应的相应辅助运动通道；

每个通道被表示为数据值的二维数组，并且每个通道中的每个数据值与环境中的相应空间位置对应；以及

对于在特定先前时间点由所述多个智能体中的特定智能体占据的环境中的每个特定空间位置：

与所述特定空间位置对应的所述辅助时间通道中的数据值限定所述特定先前时间点；以及

对于每个辅助运动通道，与所述特定空间位置对应的所述辅助运动通道中的数据值限定表征在特定先前时间点所述特定智能体的运动的相应特征的与辅助运动通道对应的运动参数的值。

9. 根据权利要求1-8中任一项所述的方法，其中，将所述多个智能体中具有最高重要性分数的真子集识别为高优先级智能体包括：

将所述多个智能体中具有最高重要性分数的预定数量的智能体识别为高优先级智能体。

10. 根据权利要求1-9中任一项所述的方法，还包括：

对于所述多个智能体中未被识别为高优先级智能体的一个或多个智能体，使用第二预测模型生成表征所述一个或多个智能体的数据，

其中，所述第一预测模型具有第一数量的模型参数，所述第二预测模型具有第二数量的模型参数，并且所述第一数量的模型参数多于所述第二数量的模型参数；以及

除了使用所述第一预测模型生成的表征所述高优先级智能体的数据之外，还将使用所述第二预测模型生成的表征所述一个或多个智能体的数据提供给所述规划系统。

11. 一种系统,包括:

一个或多个计算机;以及

通信地联接到所述一个或多个计算机的一个或多个存储设备,其中,所述一个或多个存储设备存储指令,所述指令在由所述一个或多个计算机运行时使所述一个或多个计算机执行操作,所述操作包括:

使用重要性评分模型处理表征载具在环境中的轨迹的输入以生成输出,所述输出限定所述载具附近的环境中的多个智能体中的每一个的相应重要性分数;

其中,智能体的重要性分数表征所述智能体对由规划所述载具的将来轨迹的所述载具的规划系统生成的规划决策的估计的影响;

将所述多个智能体中具有最高重要性分数的真子集识别为高优先级智能体;

仅对于所述多个智能体中被识别为高优先级智能体的那些智能体,使用第一预测模型生成表征所述智能体的数据;以及

将使用所述第一预测模型生成的表征所述高优先级智能体的数据提供给所述载具的规划系统,以生成规划所述载具的将来轨迹的规划决策。

12. 根据权利要求11所述的系统,其中,所述操作还包括:

获得表征所述载具在环境中的轨迹的历史数据,对于多个先前时间点中的每一个,所述历史数据包括限定以下各项的数据:(i) 在先前时间点由所述载具占据的环境中的空间位置和(ii) 一组预定运动参数中的每个运动参数的相应值,其中,每个运动参数的值表征在先前时间点所述载具的运动的相应特征;

生成所述载具在环境中的轨迹的表示,其中:

所述载具在环境中的轨迹的表示是多个通道的级联;

每个通道被表示为数据值的二维数组;

每个通道中的每个位置与环境中的相应空间位置对应;

不同通道中的对应位置与环境中的相同空间位置对应;

所述通道包括时间通道和与所述一组预定运动参数中的每个运动参数对应的相应运动通道;以及

对于在特定先前时间点由所述载具占据的环境中的每个特定空间位置:

与所述特定空间位置对应的所述时间通道中的位置限定所述特定先前时间点;以及

对于每个运动通道,与所述特定空间位置对应的所述运动通道中的位置限定在所述特定先前时间点与所述运动通道对应的运动参数的值;

其中,处理表征所述载具在环境中的轨迹的输入包括处理包括所述载具在环境中的轨迹的表示的输入。

13. 根据权利要求12所述的系统,其中:

所述重要性评分模型的输出包括被表示为数据值的二维数组的输出通道;

所述输出通道中的每个位置与环境中的相应空间位置对应;以及

对于在当前时间点由所述多个智能体中的智能体占据的环境中的每个空间位置,与该空间位置对应的所述输出通道中的位置限定所述智能体的重要性分数。

14. 根据权利要求13所述的系统,其中,所述操作还包括对于所述多个智能体中的每个智能体:

生成每个智能体的相应特征表示,包括:

从所述输出通道生成所述智能体的一个或多个重要性分数特征;

基于由所述载具的一个或多个传感器捕获的传感器数据生成所述智能体的一个或多个附加特征;以及

从所述智能体的重要性分数特征和所述智能体的附加特征生成所述智能体的特征表示;

使用重要性分数完善模型处理所述智能体的特征表示,以生成所述智能体的完善的重要性分数,所述完善的重要性分数表征所述智能体对由规划所述载具的将来轨迹的所述载具的规划系统生成的规划决策的估计的影响。

15. 根据权利要求12-14中任一项所述的系统,其中,获得在先前时间点所述一组预定运动参数中的每个运动参数的相应值包括以下中的一个或多个:

获得表征所述载具在所述先前时间点的速度的速度运动参数的值;

获得表征所述载具在所述先前时间点的加速度的加速度运动参数的值;以及

获得表征所述载具在所述先前时间点的航向的航向运动参数的值。

16. 一个或多个存储指令的非暂时性计算机存储介质,所述指令在由一个或多个计算机运行时使所述一个或多个计算机执行操作,所述操作包括:

使用重要性评分模型处理表征载具在环境中的轨迹的输入以生成输出,所述输出限定所述载具附近的环境中的多个智能体中的每一个的相应重要性分数;

其中,智能体的重要性分数表征所述智能体对由规划所述载具的将来轨迹的所述载具的规划系统生成的规划决策的估计的影响;

将所述多个智能体中具有最高重要性分数的真子集识别为高优先级智能体;

仅对于所述多个智能体中被识别为高优先级智能体的那些智能体,使用第一预测模型生成表征所述智能体的数据;以及

将使用所述第一预测模型生成的表征所述高优先级智能体的数据提供给所述载具的规划系统,以生成规划所述载具的将来轨迹的规划决策。

17. 根据权利要求16所述的非暂时性计算机存储介质,其中,所述操作还包括:

获得表征所述载具在环境中的轨迹的历史数据,对于多个先前时间点中的每一个,所述历史数据包括限定以下各项的数据:(i) 在先前时间点由所述载具占据的环境中的空间位置和(ii) 一组预定运动参数中的每个运动参数的相应值,其中,每个运动参数的值表征在先前时间点所述载具的运动的相应特征;

生成所述载具在环境中的轨迹的表示,其中:

所述载具在环境中的轨迹的表示是多个通道的级联;

每个通道被表示为数据值的二维数组;

每个通道中的每个位置与环境中的相应空间位置对应;

不同通道中的对应位置与环境中的相同空间位置对应;

所述通道包括时间通道和与所述一组预定运动参数中的每个运动参数对应的相应运动通道;以及

对于在特定先前时间点由所述载具占据的环境中的每个特定空间位置:

与所述特定空间位置对应的所述时间通道中的位置限定所述特定先前时间点;以及

对于每个运动通道,与所述特定空间位置对应的所述运动通道中的位置限定在所述特定先前时间点与所述运动通道对应的运动参数的值;

其中,处理表征所述载具在环境中的轨迹的输入包括处理包括所述载具在环境中的轨迹的表示的输入。

18. 根据权利要求17所述的非暂时性计算机存储介质,其中:

所述重要性评分模型的输出包括被表示为数据值的二维数组的输出通道;

所述输出通道中的每个位置与环境中的相应空间位置对应;以及

对于在当前时间点由所述多个智能体中的智能体占据的环境中的每个空间位置,与该空间位置对应的所述输出通道中的位置限定所述智能体的重要性分数。

19. 根据权利要求18所述的非暂时性计算机存储介质,其中,所述操作还包括,对于所述多个智能体中的每个智能体:

生成每个智能体的相应特征表示,包括:

从所述输出通道生成所述智能体的一个或多个重要性分数特征;

基于由所述载具的一个或多个传感器捕获的传感器数据生成所述智能体的一个或多个附加特征;以及

从所述智能体的重要性分数特征和所述智能体的附加特征生成所述智能体的特征表示;

使用重要性分数完善模型处理所述智能体的特征表示,以生成所述智能体的完善的重要性分数,所述完善的重要性分数表征所述智能体对由规划所述载具的将来轨迹的所述载具的规划系统生成的规划决策的估计的影响。

20. 根据权利要求17-19中任一项所述的非暂时性计算机存储介质,其中,获得在先前时间点所述一组预定运动参数中的每个运动参数的相应值包括以下中的一个或多个:

获得表征所述载具在所述先前时间点的速度的速度运动参数的值;

获得表征所述载具在所述先前时间点的加速度的加速度运动参数的值;以及

获得表征所述载具在所述先前时间点的航向的航向运动参数的值。

## 自主载具的智能体优先级划分

[0001] 相关申请的交叉引用

[0002] 本申请要求于2019年1月31日提交的美国专利申请第16/264,136号的优先权,该美国专利申请是于2018年11月21日提交的、题为“自主载具的智能体优先级划分 (AGENT PRIORITIZATION FOR AUTONOMOUS VEHICLES)”的美国专利申请第16/198,130号的部分继续并要求其优先权,并且是于2018年11月20日提交的、题为“行为预测系统中的轨迹表示 (TRAJECTORY REPRESENTATION IN BEHAVIOR PREDICTION SYSTEMS)”的美国专利申请第16/196,769号的部分继续并要求其优先权。出于所有目的,将前述申请的公开内容通过引用整体并入本文。

### 背景技术

[0003] 本说明书涉及自主载具。

[0004] 自主载具包括自动驾驶汽车、船只和飞机。自主载具使用各种机载传感器和计算机系统来检测附近的对象,并使用这样的检测来做出控制和导航决策。

### 发明内容

[0005] 本说明书描述了一种被实现为载具上的计算机程序的系统,该系统基于智能体对由载具的规划系统生成的规划决策的估计的影响生成载具附近的智能体的预测数据。

[0006] 根据第一方面,提供一种由一个或多个数据处理装置执行的方法,该方法包括:使用重要性评分模型处理表征载具在环境中的轨迹的输入以生成输出,该输出限定载具附近的环境中的多个智能体中的每一个的相应重要性分数,其中,智能体的重要性分数表征智能体对由规划载具的将来轨迹的载具的规划系统生成的规划决策的估计的影响;将多个智能体中具有最高重要性分数的真子集识别为高优先级智能体;仅对于多个智能体中被识别为高优先级智能体的那些智能体,使用第一预测模型生成表征智能体的数据;以及将使用第一预测模型生成的表征高优先级智能体的数据提供给载具的规划系统,以生成规划载具的将来轨迹的规划决策。

[0007] 在一些实施方式中,该方法还包括:获得表征载具在环境中的轨迹的历史数据,对于多个先前时间点中的每一个,历史数据包括限定以下各项的数据:(i)在先前时间点由载具占据的环境中的空间位置和(ii)一组预定运动参数中的每个运动参数的相应值,其中,每个运动参数的值表征在先前时间点载具的运动的相应特征;生成载具在环境中的轨迹的表示,其中:载具在环境中的轨迹的表示是多个通道的级联;每个通道被表示为数据值的二维数组;每个通道中的每个位置与环境中的相应空间位置对应;不同通道中的对应位置与环境中的相同空间位置对应;通道包括时间通道和与所述一组预定运动参数中的每个运动参数对应的相应运动通道;并且对于在特定先前时间点由载具占据的环境中的每个特定空间位置:与该特定空间位置对应的时间通道中的位置限定该特定先前时间点;以及对于每个运动通道,与该特定空间位置对应的运动通道中的位置限定在特定先前时间点与运动通道对应的运动参数的值;其中,处理表征载具在环境中的轨迹的输入包括处理包括载具在

环境中的轨迹的表示的输入。

[0008] 在一些实施方式中,重要性评分模型的输出包括被表示为数据值的二维数组的输出通道;输出通道中的每个位置与环境中的相应空间位置对应;并且对于在当前时间点由多个智能体中的智能体占据的环境中的每个空间位置,与该空间位置对应的输出通道中的位置限定该智能体的重要性分数。

[0009] 在一些实施方式中,该方法还包括,对于多个智能体中的每个智能体:生成智能体的相应特征表示,包括:从输出通道生成智能体的一个或多个重要性分数特征;基于由载具的一个或多个传感器捕获的传感器数据生成智能体的一个或多个附加特征;以及从智能体的重要性分数特征和智能体的附加特征生成智能体的特征表示;使用重要性分数完善模型处理智能体的特征表示,以生成智能体的完善的重要性分数,完善的重要性分数表征智能体对由规划载具的将来轨迹的载具的规划系统生成的规划决策的估计的影响。

[0010] 在一些实施方式中,获得在先前时间点所述一组预定运动参数中的每个运动参数的相应值包括以下中的一个或多个:获得表征载具在先前时间点的速度的速度运动参数的值;获得表征载具在先前时间点的加速度的加速度运动参数的值;和获得表征载具在所述先前时间点的航向(heading)的航向运动参数的值。

[0011] 在一些实施方式中,由重要性评分模型处理的输入还包括以下中的一个或多个:(i)表示环境的已知几何结构的道路图通道、(ii)通过载具边界框表示在当前时间点载具在环境中的空间位置的载具定位通道以及(iii)通过相应边界框表示在当前时间点多个智能体在环境中的相应空间位置的辅助定位通道。

[0012] 在一些实施方式中,该方法还包括生成载具附近的环境中的多个智能体的轨迹的联合表示,其中,由重要性评分模型处理的输入还包括多个智能体的轨迹的联合表示。

[0013] 在一些实施方式中,环境中的多个智能体的轨迹的联合表示包括辅助时间通道和与所述一组预定运动参数中的每个运动参数对应的相应辅助运动通道;每个通道被表示为数据值的二维数组,并且每个通道中的每个数据值与环境中的相应空间位置对应;并且对于在特定先前时间点由多个智能体中的特定智能体占据的环境中的每个特定空间位置:与该特定空间位置对应的辅助时间通道中的数据值限定该特定先前时间点;并且对于每个辅助运动通道,与该特定空间位置对应的辅助运动通道中的数据值限定表征在特定先前时间点特定智能体的运动的相应特征的与辅助运动通道对应的运动参数的值。

[0014] 在一些实施方式中,将多个智能体中具有最高重要性分数的真子集识别为高优先级智能体包括:将多个智能体中具有最高重要性分数的预定数量的智能体识别为高优先级智能体。

[0015] 在一些实施方式中,该方法还包括:对于多个智能体中未被识别为高优先级智能体的智能体中的一个或多个智能体,使用第二预测模型生成表征所述一个或多个智能体的数据,其中,第一预测模型具有第一数量的模型参数,第二预测模型具有第二数量的模型参数,并且第一数量的模型参数多于第二数量的模型参数;以及除了使用第一预测模型生成的表征高优先级智能体的数据之外,还将使用第二预测模型生成的表征一个或多个智能体的数据提供给规划系统。

[0016] 根据第二方面,提供了一种由一个或多个数据处理装置执行的用于训练重要性评分模型的方法,其中,重要性评分模型被配置为处理载具附近的智能体的特征表示以生成

该智能体的重要性分数,其中,智能体的重要性分数表征智能体对由规划载具的将来轨迹的载具的规划系统生成的规划决策的影响,该方法包括:生成多个训练示例,其中,每个给定训练示例包括:(i)在给定时间点给定载具的给定附近的多个给定智能体的相应特征表示,和(ii)限定给定载具的给定附近的给定智能体按照它们对由规划给定载具的将来轨迹的给定规划系统生成的给定规划决策的影响的顺序的给定排名的数据,其中,生成特定训练示例包括:对于在特定时间点特定载具的特定附近的多个特定智能体中的每一个,使用行为预测系统(例如,神经网络)生成表征该特定智能体的预测的将来行为的相应数据;对于在特定时间点在特定载具的特定附近的特定智能体中的每一个,将表征该特定智能体的预测的将来行为的相应数据提供给特定规划系统;从特定规划系统接收规划特定载具的将来轨迹的特定规划决策;和基于特定规划决策,确定在特定时间点特定载具的特定附近的特定智能体按照它们对特定规划决策的影响的顺序的特定排名;和基于训练示例训练重要性评分模型,包括对于每个给定训练示例:训练重要性评分模型以针对由给定训练示例表征的给定智能体生成符合由给定训练示例指定的给定排名的相应重要性分数。

[0017] 在一些实施方式中,生成训练示例包括基于真实或模拟驾驶数据日志生成训练示例。

[0018] 在一些实施方式中,训练重要性评分模型以针对由给定训练示例表征的给定智能体生成符合由给定训练示例指定的给定排名的相应重要性分数包括:处理由给定训练示例表征的第一智能体的第一特征表示以生成第一重要性分数;处理由给定训练示例表征的第二智能体的第二特征表示以生成第二重要性分数;基于第一重要性分数和第二重要性分数是否符合由给定训练示例指定的给定排名来确定损失;和基于损失更新重要性评分模型的当前参数值。

[0019] 在一些实施方式中,规划特定载具的将来轨迹的特定规划决策中的每一个包括:(i)要由特定载具执行的动作,和(ii)在特定载具的特定附近的促使特定规划系统生成该特定规划决策的特定智能体。

[0020] 在一些实施方式中,基于特定规划决策,确定在特定时间点特定载具的特定附近的特定智能体按照它们对特定规划决策的影响的顺序的特定排名包括:基于特定智能体促使特定规划系统生成的任何动作,确定每个特定智能体的相应规划分数;和基于特定智能体的相应规划分数确定特定智能体的特定排名。

[0021] 在一些实施方式中,每个训练示例包括由载具的对象检测系统检测到的载具附近的每个智能体的相应特征表示。

[0022] 在一些实施方式中,给定智能体的给定排名限定:(i)将智能体划分为多个组,其中,每个组包括一个或多个给定智能体,和(ii)对于包括第一组和第二组的每对组,第一组中的给定智能体是否比第二组中的给定智能体对给定规划决策具有更大的影响。

[0023] 根据第三方面,提供了一个或多个存储指令的非暂时性计算机存储介质,所述指令在由一个或多个计算机运行时使所述一个或多个计算机执行包括前述方法的操作的操作。

[0024] 根据第四方面,提供了一种系统,包括数据处理装置;和存储器,所述存储器与数据处理装置进行数据通信并存储指令,所述指令使数据处理装置执行包括前述方法的操作的操作。

[0025] 可以实现本说明书中描述的主题的特定实施例以实现以下优点中的一个或多个。

[0026] 为了使载具的规划系统生成使载具沿着安全且舒适的轨迹行驶的规划决策,必须给规划系统提供载具附近的智能体的及时且准确的预测数据(例如,行为预测数据)。然而,生成载具附近的智能体的预测数据可能需要大量计算资源(例如,存储器、计算能力或两者)。在某些情形下,环境中的大量其他智能体可能在载具附近(例如,当载具正在沿着繁忙的公路行驶时)。在这些情形下,载具上可用的有限计算资源可能不足以及时生成载具附近的所有智能体的预测数据。

[0027] 本说明书中描述的机载系统可以将载具上可用的有限计算资源(例如,存储器、计算能力或两者)集中于仅对可能对由规划系统生成的规划决策具有最大影响的那些智能体生成精确的预测数据。该系统可以使用在计算上更有效的预测模型来生成其余“低优先级”智能体的预测数据。以这种方式,尽管载具上可用的计算资源有限,本说明书中描述的机载系统也可以及时地生成预测数据,其使得规划系统能够生成使载具沿着安全和舒适的轨迹行驶的规划决策。

[0028] 本说明书中描述的机载系统使用数据表示系统来生成轨迹表示数据,该轨迹表示数据将载具的轨迹和一个或多个智能体的轨迹限定为二维(2D)“通道(channel)”的集合。机载系统可以使用卷积神经网络处理轨迹表示数据,以生成限定智能体中的每一个的相应重要性分数的输出。作为2D通道的集合的轨迹的表示比作为3D通道的集合的表示更紧凑,并且与1D表示不同,可以通过卷积神经网络中的多维卷积滤波器进行处理。因此,通过将轨迹表示为2D通道的集合,与机载系统将轨迹表示为3D通道的集合的情况将消耗的相比,机载系统会消耗更少的计算资源(例如,存储器、计算能力或两者)。此外,卷积神经网络可以通过使用多维卷积滤波器处理表示轨迹的2D通道的集合来学习利用轨迹表示数据的不同空间区域之间的复杂交互,从而生成更准确的重要性分数。

[0029] 本说明书中描述的机载系统可以处理使用重要性评分模型(即,处理被表示为2D通道的集合的轨迹表示数据的重要性评分模型)生成的重要性分数和基于由载具的传感器捕获的传感器数据的附加特征,以生成“完善的”重要性分数。完善的重要性分数会比由重要性评分模型生成的重要性分数更准确。

[0030] 本说明书主题的一个或多个实施例的细节在附图和以下描述中阐述。本主题的其他特征、方面和优点将从描述、附图和权利要求中变得明显。

## 附图说明

[0031] 图1是示例机载系统的框图。

[0032] 图2是示例重要性评分系统和示例预测系统的框图。

[0033] 图3是示例数据表示系统的框图。

[0034] 图4是数据表示系统可以通过其生成载具时间通道、载具速度通道和载具航向通道的示例过程的图示。

[0035] 图5是用于生成要提供给规划系统的预测数据的示例过程的流程图。

[0036] 图6是用于生成可用于训练重要性评分模型的训练示例的示例过程的流程图。

[0037] 各图中相同的参考编号和标记指示相同的元件。

## 具体实施方式

[0038] 本说明书描述了载具的机载系统如何能够生成载具附近的智能体的预测数据(例如,行为预测数据)。载具附近的智能体可以是例如行人、骑行者或其他载具。为了生成预测数据,机载系统确定载具附近的每个智能体的相应的重要性分数。智能体的重要性分数表征智能体对由规划载具的将来轨迹的载具的规划系统生成的规划决策的估计的影响。机载系统基于重要性分数识别载具附近的哪些智能体是“高优先级”智能体,并使用预测模型生成这些高优先级智能体的精确预测数据。对于载具附近的不是高优先级智能体的其余智能体,机载系统可以使用计算密集度较低(但可能不太精确)的预测模型来生成预测数据。可替代地,机载系统可以避免生成未被确定为高优先级智能体的智能体中的一些或全部的预测数据。下面更详细地描述这些特征和其他特征。

[0039] 图1是示例机载系统100的框图。机载系统100包括硬件和软件组件,其中的一些或全部物理地位于载具102上。在一些情况下,机载系统100可以生成规划载具102的将来轨迹的规划决策,向载具102的驾驶员呈现信息以帮助驾驶员安全地操作载具,或两者。例如,响应于确定另一载具的轨迹可能与载具102的轨迹交叉,机载系统100可以生成调整载具102的将来轨迹以(例如,通过制动)避免碰撞的规划决策。作为另一示例,响应于确定另一载具的轨迹可能与载具102的轨迹交叉,机载系统100可以呈现提示载具102的驾驶员调整载具102的轨迹以避免碰撞的警报消息。

[0040] 尽管图1中的载具102被描绘为汽车,并且本说明书中的示例是参考汽车来描述的,但通常载具102可以是任何种类的载具。例如,除了汽车之外,载具102可以是船只或飞机。此外,机载系统100可以包括除了图1中描绘的组件之外的组件(例如,碰撞检测系统或导航系统)。

[0041] 机载系统100包括传感器系统104,其使得机载系统100能够“看到”载具102附近的环境。更具体地,传感器系统104包括一个或多个传感器,其中的一些传感器被配置为从在载具102附近的环境接收电磁辐射的反射。例如,传感器系统104可以包括一个或多个激光传感器(例如,LIDAR激光传感器),其被配置为检测激光的反射。作为另一示例,传感器系统104可以包括一个或多个雷达传感器,其被配置为检测无线电波的反射。作为另一示例,传感器系统104可以包括一个或多个相机传感器,其被配置为检测可见光的反射。

[0042] 传感器系统104连续地(即,在多个时间点中的每一个处)捕获原始传感器数据,其可以指示反射的辐射的方向、强度和行进的距离。例如,传感器系统104中的传感器可以在特定方向上发射一个或多个电磁辐射脉冲,并且可以测量任何反射的强度以及接收到反射的时间。可以通过确定在发射脉冲和接收到其反射之间经过的时间来计算距离。每个传感器可以在角度、方位角或两者上连续地扫描特定空间。例如,方位角上的扫描可以允许传感器检测沿着同一视线的多个对象。

[0043] 机载系统100可以使用由传感器系统104连续地生成的传感器数据来跟踪载具102附近的环境中的智能体(例如,行人、骑行者、其他载具等)的轨迹。智能体的轨迹是指对于多个时间点中的每一个限定在该时间点由环境中的智能体占据的空间位置以及在该时间点智能体的运动的特性的数据。智能体在某个时间点的运动的特性可以包括,例如,智能体的速度(例如,以英里每小时-mph进行测量)、智能体的加速度(例如,以英尺每平方秒进行测量)以及智能体的航向(例如,以度进行测量)。智能体的航向是指智能体的行进方向,并

且可以表达为相对于环境中的给定参考系(例如,北-南-东-西参考系)限定的角度数据(例如,在0度到360度的范围内)。

[0044] 为了跟踪载具102附近的环境中的智能体的轨迹,机载系统100可以(例如,在物理数据存储设备中)保持限定直到当前时间点的智能体的轨迹的历史数据。机载系统100可以使用由传感器系统104连续地生成的传感器数据来连续地更新(例如,每0.1秒)限定智能体的轨迹的历史数据。在给定时间点,历史数据可以包括限定以下的数据:直到该给定时间点的(i)载具102附近的智能体的相应轨迹,以及(ii)载具102自身的轨迹。

[0045] 在任何给定时间点,环境中的一个或多个智能体可以在载具102附近。载具102附近的智能体可以是例如行人、骑行者或其他载具。机载系统100使用预测系统106来连续地(即,在多个时间点中的每一个处)生成预测数据108,其表征载具102附近的智能体中一些或全部。例如,对于载具102附近的多个智能体中的每一个,预测数据108可以是行为预测数据,其限定智能体做出预定数量的可能的驾驶决策(例如,让行、变道、超车、制动或加速)中的每一个的相应概率。作为另一示例,对于载具102附近的多个智能体中的每一个,预测数据108可以是分类预测数据,其限定智能体是预定数量的可能智能体类型(例如,动物、行人、骑行者、汽车或卡车)中的每一个的相应概率。

[0046] 机载系统100可以将由预测系统106生成的预测数据108提供给规划系统110、用户接口系统112或两者。

[0047] 当规划系统110接收预测数据108时,规划系统110可以使用预测数据108来生成规划决策144,其规划载具102的将来轨迹。由规划系统110生成的规划决策144可以包括,例如:让行(例如,向行人)、停止(例如,在“停止”标志处)、超过其他载具、调整车道位置以适应骑行者、在学校或施工区中减速、合并(例如,到公路上)和驻车。在特定示例中,机载系统100可以向规划系统110提供指示另一载具的将来轨迹可能与载具102的将来轨迹交叉、潜在地导致碰撞的行为预测数据。在该示例中,规划系统110可以生成用于应用载具102的制动器以避免碰撞的规划决策144。

[0048] 由规划系统110生成的规划决策144可以被提供给载具102的控制系统142。载具的控制系统142可以通过实现由规划系统生成的规划决策144来控制载具的操作中的一些或全部。例如,响应于接收应用载具的制动器的规划决策144,载具102的控制系统142可以将电子信号传输到载具的制动控制单元。响应于接收到该电子信号,制动控制单元可以机械地应用载具的制动器。

[0049] 当用户接口系统112接收到预测数据108时,用户接口系统112可以使用预测数据108向载具102的驾驶员呈现信息以帮助驾驶员安全地操作载具102。用户接口系统112可以通过任何适当的方式向载具102的驾驶员呈现信息,例如,通过通过载具102的扬声器系统传输的音频消息或通过载具中的视觉显示系统(例如,载具102的仪表板上的LCD显示器)上显示的警报。在特定示例中,机载系统100可以向用户接口系统112提供指示另一载具的将来轨迹可能与载具102的将来轨迹交叉、潜在地导致碰撞的预测数据108。在该示例中,用户接口系统112可以向载具102的驾驶员呈现警报消息,带有用于调整载具102的轨迹以避免碰撞的指令。

[0050] 为了使规划系统110生成使载具102沿着安全且舒适的轨迹行驶的规划决策,机载系统100必须向规划系统110提供及时且准确的预测数据108。然而,预测系统106可能需要

大量计算资源(例如,存储器、计算能力或两者)来生成载具附近的智能体的预测数据108。在某些情形下,环境中的大量其他智能体可能在载具102附近(例如,当载具102沿着繁忙的公路行驶时)。在这些情形下,载具102上可用的有限计算资源可能不足以使预测系统106及时生成载具102附近的所有智能体的预测数据108。

[0051] 为了使预测系统106能够及时生成预测数据108,机载系统100可以将载具102附近的智能体中的一个或多个识别为“高优先级”智能体。在一些情况下,机载系统100仅将载具102附近的智能体的一部分识别为高优先级智能体。预测系统106然后被配置为使用预测模型(例如,预测神经网络)生成高优先级智能体的精确预测数据108。预测系统106可以使用计算密集度较低(但可能不太精确)的行为预测模型生成未被识别为高优先级智能体并且在本说明书中将被称为“低优先级”智能体的任何其他智能体的预测数据108。替代地,机载系统100可以避免生成低优先级智能体中的一些或全部的任何预测数据108。在本说明书中,“预测模型”应被理解为实现预测算法。

[0052] 机载系统100使用重要性评分系统114确定载具102附近的哪些智能体要指定为高优先级智能体。重要性评分系统114被配置为使用重要性评分模型生成载具102附近的每个智能体的相应重要性分数116。重要性评分模型可以被实现为例如神经网络模型、随机森林模型、支持向量机(SVM)模型或被实现为任何其他类型的可训练机器学习模型。

[0053] 更具体地,重要性评分模型被配置为根据重要性评分模型的经训练参数值处理包括表征载具102的轨迹(以及,可选地,载具102附近的一个或多个智能体的轨迹)的数据的输入,以生成限定载具附近的智能体的重要性分数116的输出。智能体的重要性分数116表征智能体对规划载具102的将来轨迹的由规划系统110生成的规划决策的估计的影响。在生成重要性分数116之后,机载系统100可以将载具附近的智能体中具有最高重要性分数的一个或多个确定为高优先级智能体。

[0054] 在特定示例中,在特定交叉路口处可能存在:(i)迎面驶来的载具,其可能转到载具102的路径中,以及(ii)骑行者,其远远落后于载具102并且不太可能规划系统110的规划决策。在这个示例中,重要性评分系统114可以对迎面而来的载具生成比对骑行者高的重要性分数,潜在地导致迎面而来的载具被指定为高优先级智能体而骑行者被指定为低优先级智能体。

[0055] 通过基于重要性分数116生成预测数据108,机载系统100可以将其有限的计算资源集中于仅对可能对由规划系统110生成的规划决策具有最大影响的那些智能体生成精确的预测数据108。以这种方式,尽管载具102上可用的计算资源有限,机载系统100也可以及时地生成预测数据108,其使得规划系统110能够生成使载具沿着安全且舒适的轨迹行驶的规划决策。

[0056] 在一些情况下,机载系统100可以直接向规划系统110提供重要性分数116。规划系统110可以通过例如在生成规划决策144时分配更多量的计算资源来处理表征高优先级智能体而不是低优先级智能体的数据来使用重要性分数116。更一般地,机载系统的任何处理模块(包括但不限于预测系统106和规划系统110)可以使用重要性分数116以分配更多量的计算资源来处理表征高优先级智能体而不是低优先级智能体的数据。

[0057] 为了允许重要性评分系统114准确地对智能体划分优先级,训练系统120可以确定重要性评分系统114中包括的重要性评分模型的经训练参数值122。训练系统120通常托管

在数据中心124内,其可以是具有一个或多个位置的数百或数千个计算机的分布式计算系统。

[0058] 训练系统120包括训练重要性评分模型126,其被配置为处理包括表征载具的轨迹的数据的输入以生成限定载具附近的智能体的对应重要性分数140的输出。训练系统120包括具有实现训练重要性评分模型126的操作的软件或硬件模块的多个计算设备。例如,如果训练重要性评分模型126是重要性评分神经网络,则训练系统120包括具有根据训练重要性评分神经网络的架构实现训练重要性评分神经网络的每个层的相应操作的软件或硬件模块的多个计算设备。训练重要性评分模型126通常是与机载重要性评分模型相同的模型(或几乎相同的模型)。例如,如果训练重要性评分模型是神经网络,则它通常具有与重要性评分系统114中包括的机载重要性评分神经网络(至少部分)相同的架构。

[0059] 训练重要性评分模型126可以使用存储在模型参数130的集合中的参数的当前值128来计算训练重要性评分模型126的操作。尽管被示出为在逻辑上分开,但模型参数130和执行操作的软件或硬件模块实际上可以位于同一计算设备上或同一存储器设备上。

[0060] 训练系统120使用包括多个训练示例134的训练数据集132来对训练重要性评分模型126进行训练。训练示例134可以从真实或模拟驾驶日志获得。训练示例134中的每一个可以包括:(i)包括表征载具在相应时间点的轨迹(以及,可选地,载具附近的智能体的轨迹)的轨迹表示数据的训练重要性评分模型的输入以及(ii)限定智能体的按照它们对由载具的规划系统生成的规划决策的影响的排序的排名的标签。参考图6描述用于生成训练示例134的示例过程。参考图3更详细地描述用于生成轨迹表示数据的示例数据表示系统。

[0061] 训练重要性评分模型126可以处理来自训练示例134的输入,以针对每个训练示例134生成限定相应重要性分数140的输出。训练引擎136将重要性分数140与由训练示例134中的标签限定的智能体的排名进行比较。例如,当训练重要性评分模型126是神经网络时,训练引擎136可以计算表征重要性分数140与由训练示例134中的标签限定的智能体的排名之间的差异的损失函数的梯度。训练引擎126可以使用该梯度来生成更新的模型参数138。

[0062] 在特定示例中,训练重要性评分模型126可以被配置为生成包括被表示为数据值的二维数组的输出通道的输出。输出通道中的每个位置与环境中的相应空间位置对应。对于环境中被智能体占据的每个空间位置,与该空间位置对应的输出通道中的位置限定该智能体的重要性分数。智能体的重要性分数可以是指示智能体是“高优先级”智能体的概率的概率值(例如,0和1之间的数值)。对于每个训练示例,限定智能体的排名的标签可以限定智能体中的每一个是“高优先级”智能体还是“低优先级”智能体。在该示例中,损失函数可以是基于训练重要性评分模型的输出限定的重要性分数是否准确地分类每个智能体是否为高优先级智能体的交叉熵分类损失函数。

[0063] 训练引擎136通过使用适当的机器学习训练技术(例如,随机梯度下降)生成更新的模型参数值138。训练引擎136然后可以使用更新的模型参数值138来更新模型参数130的集合。

[0064] 在某些情况下,如将参考图5进一步描述的,机载系统可以包括重要性分数完善模型。重要性分数完善模型被配置为处理每个智能体的特征表示(包括基于重要性评分模型的输出而生成的“重要性分数特征”)以生成可能比原始重要性分数更准确的“完善的”重要性分数。重要性分数完善模型可以以与重要性评分模型类似的方式进行训练。在特定示例

中,重要性分数完善模型的损失函数可以表征由完善的重要性分数限定的智能体对的排名是否与由训练示例中的标签限定的智能体对的排名一致。

[0065] 在训练完成之后,训练系统120可以向机载系统100提供一组经训练参数值122以用于在生成使得能够生成及时和准确的行为预测数据108的重要性分数时使用。训练系统120可以通过到机载系统100的有线或无线连接来提供该组经训练参数值122。

[0066] 图2是示例重要性评分系统114和示例预测系统106的框图。重要性评分系统114和预测系统106是被实现为一个或多个位置的一个或多个计算机上的计算机程序的系统的示例,在其中实现下面描述的系统、组件和技术。

[0067] 重要性评分系统114被配置为处理表征至少载具102的轨迹(以及,可选地,载具102附近的智能体的轨迹)的(由载具102的传感器系统104生成的)历史数据202,以生成载具102附近的每个智能体的相应重要性分数204。智能体的重要性分数204表征智能体对规划载具102的将来轨迹的由载具102的规划系统生成的规划决策的估计的影响。

[0068] 在图2中描绘的特定示例中,环境206是道路,并且两个载具,表示为智能体A和智能体B,在载具102附近。智能体A正在机动以插入在载具102前面,而智能体B正平行于载具102行驶。在该示例中,重要性评分系统114可以将比智能体B高的重要性分数分配给智能体A,具体来说,因为智能体A可能对由载具102的规划系统110生成的规划决策具有更大的影响。例如,载具102的规划系统110可以生成使载具102制动以避免与智能体A的碰撞的规划决策。在一个示例中,重要性评分系统114可以针对智能体A生成0.9的重要性分数,而针对智能体B生成0.65的重要性分数。

[0069] 为了生成重要性分数204,重要性评分系统114使用数据表示系统208处理历史数据202,该数据表示系统208被配置为生成轨迹表示数据210。如将参考图3更详细地描述的,轨迹表示数据210包括直到当前时间点的载具102的轨迹的表示。可选地,轨迹表示数据210还可以包括以下中的一个或多个:(i)直到当前时间点的载具附近的智能体的轨迹的表示、(ii)在当前时间点之后载具的候选将来轨迹的表示或(iii)在当前时间点之后一个或多个智能体的预测的将来轨迹的表示。在某些情况下,载具附近的其他智能体的轨迹的表示是联合表示(joint representation)。

[0070] 重要性评分系统114使用重要性评分模型212处理轨迹表示210以生成限定载具102附近的智能体中的每一个的相应重要性分数204的输出。例如,重要性评分模型212可以生成包括被表示为数据值的2D数组的输出通道的输出。在该示例中,输出通道中的每个位置与环境中的相应空间位置对应。对于环境中被智能体占据的每个空间位置,与该空间位置对应的输出通道中的位置限定该智能体的重要性分数。在特定示例中,214描绘了与图2中描绘的示例环境206对应的输出通道。在该示例中,输出通道中的空间位置216与环境206中的智能体A对应并且具有值0.9,而输出通道中的空间位置218与环境206中的智能体B对应并且具有值0.65。

[0071] 在一些情况下,重要性评分系统114处理基于由载具的传感器捕获的传感器数据的一个或多个“附加特征”(即,除了轨迹表示210之外)。例如,对于每个智能体,附加特征可以包括:(1)智能体距载具的距离、(2)智能体是否在载具前面、(3)智能体的当前速度、(4)智能体的当前加速度、(5)智能体的类型(例如,骑行者、汽车、行人或儿童)、(6)智能体距载具的候选将来轨迹的距离、(7)直到载具的候选将来轨迹最接近智能体的时间量、(8)直到

智能体的预测的将来轨迹与载具的候选将来轨迹相交的时间量以及(9)如果不采取行动则智能体会与载具碰撞的最小时间。附加特征可以表示为数值的向量(或以任何其他适当的格式表示)。

[0072] 重要性分数204中的每一个被表示为相应的数值。重要性评分模型212可以被实现为任何适当的模型,例如,实现为神经网络(具有任何适当的架构)、随机森林或支持向量机。

[0073] 由重要性评分系统114生成的重要性分数204被预测系统106使用以生成表征载具附近的一个或多个智能体的预测数据220。例如,预测数据220可以是表征载具102附近的智能体中的一个或多个的预测的将来行为的行为预测数据。在该示例中,对于载具102附近的智能体中的一个或多个,预测数据220可以限定智能体做出预定数量的可能的驾驶决策(例如,让行、变道、超车、制动或加速)中的每一个的相应概率。作为另一示例,预测数据220可以是分类预测数据,其限定智能体是预定数量的可能智能体类型(例如,动物、行人、骑行者、汽车或卡车)中的每一个的相应概率。参考图5描述预测数据的其他示例。

[0074] 预测系统106使用排名引擎222来处理重要性分数204以识别载具102附近的哪些(如果有的话)智能体是高优先级智能体。例如,排名引擎222可以将具有满足预定阈值的重要性分数的每个智能体识别为高优先级智能体。在特定示例中,排名引擎可以将具有超过0.8的预定阈值的重要性分数的每个智能体识别为高优先级智能体。作为另一示例,排名引擎222可以将具有最高重要性分数的预定数量的智能体识别为高优先级智能体。在特定示例中,排名引擎222可以将具有最高重要性分数的三个智能体识别为高优先级智能体。作为另一示例,排名引擎可以基于载具上当前可用于行为预测的计算资源将具有最高重要性分数的动态地确定数量的智能体识别为高优先级智能体。

[0075] 在识别高优先级智能体224之后,预测系统106使用高优先级预测模型226生成高优先级智能体224中的每一个的相应预测数据220。高优先级预测模型226可以通过例如使用预测神经网络处理直到当前时间点智能体的轨迹的表示,来生成该智能体的预测数据220。

[0076] 预测系统106可以使用低优先级预测模型228来生成智能体中排名引擎222没有识别为高优先级智能体224的其余智能体(即低优先级智能体230)中的每一个的相应预测数据220。在一些情况下,预测系统106用相同的低优先级预测模型处理低优先级智能体230中的每一个。在一些情况下,预测系统106包括具有不同数量的模型参数的多个低优先级预测模型,并且用具有更多模型参数的低优先级行为预测模型处理具有更高重要性分数的低优先级智能体。通常,高优先级预测模型226比低优先级预测模型228具有更大数量的模型参数,因此可以比低优先级预测模型228生成更精确的预测数据220。然而,低优先级预测模型228可以比高优先级预测模型226消耗更少的计算资源(例如,存储器、计算能力或两者)。在特定示例中,高优先级预测模型226可以被实现为具有数千个模型参数的深度神经网络,而低优先级预测模型228可以被实现为具有数十或数百个模型参数的线性模型。

[0077] 在一些情况下,预测系统106可以避免生成低优先级智能体230中的一些或全部的预测数据220。例如,预测系统106可以推迟生成低优先级智能体230的行为预测数据直到有更多计算资源可用的稍后时间点。在这些示例中,预测系统106可以要求以至少最小频率(例如,每秒一次)生成载具附近的智能体中的每一个(不管其优先级如何)的预测数据。

[0078] 由高优先级预测模型226针对高优先级智能体224生成的预测数据220,以及由低优先级预测模型228针对低优先级智能体生成的任何预测数据220被提供给规划系统110用于在生成规划决策时使用。

[0079] 图3是示例数据表示系统208的框图。数据表示系统208是被实现为一个或多个位置的一个或多个计算机上的计算机程序的系统的示例,在其中实现下面描述的系统、组件和技术。

[0080] 数据表示系统208处理历史数据202以生成轨迹表示数据210。轨迹表示数据210由多个“通道(channel)”组成。每个通道是数据值的二维(2D)数组,其表示载具附近的环境的“自上而下(top-down)”视角。每个通道中的每个位置与环境中的相应空间位置对应并且可以由相应坐标进行索引。通道中的每一个具有相同的维度(dimensionality)(即相同数量的行和列)、环境的相同的自上而下视角并且彼此对齐(即,配准)。也就是说,在不同通道中由相同坐标索引的位置与环境中的相同空间位置对应。换句话说,不同通道中的对应位置与环境中的相同空间位置对应。

[0081] 为了表示载具的轨迹,轨迹表示数据210包括载具时间通道和与预定数量的运动参数中的每一个对应的相应载具运动参数通道。运动参数中的每一个表征载具的运动的相应特性,例如载具的速度、加速度或航向。如图3所描绘的,轨迹表示数据210可以包括载具时间通道302、载具速度通道304、载具加速度通道306和载具航向通道308。

[0082] 载具时间通道和载具运动参数通道表示直到当前时间点载具的先前轨迹,以及可选地,在当前时间点之后载具的候选将来轨迹。载具的候选将来轨迹是指在当前时间点之后载具的可能轨迹。更具体地,载具的候选将来轨迹对于当前时间点之后的多个将来时间点中的每一个指定在该将来时间点可能被智能体占据的环境中的空间位置。对于多个将来时间点中的每一个,候选将来轨迹还指定表征在该将来时间点载具的运动的预定数量的运动参数中的每一个的可能值。

[0083] 为简洁起见,以下描述涉及表示直到当前时间点载具的先前轨迹的载具时间通道和载具运动参数通道。应当理解,除了直到当前时间点载具的先前轨迹之外,载具时间通道和载具运动参数通道还可以类似地表示在当前时间点之后载具的候选将来轨迹。

[0084] 载具时间通道表示载具占据载具的先前轨迹中的环境中的不同空间位置的相应时间点。每个运动参数通道表示表征当载具占据载具的先前轨迹中的环境中的不同空间位置时载具的运动的相应运动参数的值。具体地,对于由载具占据的环境中的每个空间位置,与该空间位置对应的载具时间通道中的数据值限定载具占据该空间位置的时间点。此外,与该空间位置对应的每个相应的载具运动参数通道中的数据值限定表征当载具占据环境中的该空间位置时载具的运动的相应运动参数的值。

[0085] 通常,环境可以包括不包括在载具的先前轨迹或候选将来轨迹中的多个空间位置。对于这些空间位置,数据表示系统208可以将与这些空间位置对应的载具时间通道和载具运动参数通道中的数据值设置为默认值(例如,值0)。

[0086] 当环境中的同一空间位置在多个时间点被载具占据时,则系统208可以将与该空间位置对应的载具时间通道和运动参数通道中的相应数据值设置为任何适当的值。例如,系统208可以根据载具占据该空间位置的最后时间点,设置与该空间位置对应的载具时间通道和运动参数通道中的相应数据值。也就是说,系统208可以将与该空间位置对应的载具

时间通道中的数据值设置为限定载具占据该空间位置的最后时间点。此外,系统208可以将载具运动参数通道中的相应数据值设置为限定表征当载具最后占据该空间位置时载具的运动的相应运动参数的值。

[0087] 为了表示载具附近环境中的智能体的轨迹,轨迹表示数据可选地包括辅助时间通道和与预定数量的运动参数中的每一个对应的相应辅助运动参数通道。如图3所描绘的,轨迹表示数据210可以包括辅助时间通道310、辅助速度通道312、辅助加速度通道314和辅助航向通道316。

[0088] 辅助时间通道和辅助运动参数通道联合地表示直到当前时间点智能体的先前轨迹,并且可选地,表示在当前时间点之后智能体的预测的将来轨迹。系统208可以获得智能体的预测的将来轨迹作为自先前时间点起的行为预测神经网络的行为预测输出。智能体的预测的将来轨迹对于在当前时间点之后的多个将来时间点中的每一个指定在该将来时间点可能由该智能体占据的环境中的空间位置。对于多个将来时间点中的每一个,预测的将来轨迹还指定表征在该将来时间点智能体的运动的预定数量的运动参数中的每一个的可能值。

[0089] 为简洁起见,以下描述涉及表示直到当前时间点智能体的先前轨迹的辅助时间通道和辅助运动参数通道。应当理解,除了直到当前时间点智能体的先前轨迹之外,辅助时间通道和辅助运动参数通道还可以类似地表示在当前时间点之后智能体的预测的将来轨迹。

[0090] 辅助时间通道联合地表示智能体占据智能体的先前轨迹中的环境中的不同空间位置的相应时间点。每个辅助运动参数通道表示表征当智能体占据智能体的先前轨迹中的环境中的不同空间位置时智能体的运动的相应运动参数的值。具体地,对于环境中被智能体之一占据的每个空间位置,与该空间位置对应的辅助时间通道中的数据值限定智能体占据该空间位置的时间点。此外,与该空间位置对应的每个相应辅助运动参数通道中的数据值限定表征当智能体占据环境中的该空间位置时智能体的运动的相应运动参数的值。

[0091] 通常,环境可以包括不包括在任何智能体的先前轨迹或预测的将来轨迹中的多个空间位置。对于这些空间位置,数据表示系统208可以将与这些空间位置对应的辅助时间通道和辅助运动参数通道中的数据值设置为默认值(例如,值0)。

[0092] 当环境中的同一空间位置在多个时间点被智能体占据时,则系统208可以将与该空间位置对应的辅助时间通道和辅助运动参数通道中的相应数据值设置为任何适当的值。例如,系统208可以根据智能体之一占据该空间位置的最后时间点,设置与该空间位置对应的辅助时间通道和辅助运动参数通道中的相应数据值。

[0093] 通过使用单个辅助时间通道和与每个运动参数对应的单个辅助运动参数通道联合地表示智能体的轨迹,系统208可以生成具有预定维度的轨迹表示数据,而不管智能体的(可变)数量如何。以这种方式,由系统110生成的轨迹表示数据210可以容易地由重要性评分模型处理,该重要性评分模型被配置为处理预定维度的轨迹表示数据210。

[0094] 在一些实施方式中,除了时间通道和运动参数通道之外,系统208可以在轨迹表示数据210中包括其他通道。例如,轨迹表示数据210可以包括以下中的一个或多个:道路图通道、载具定位通道和辅助定位通道。道路图通道表示载具102附近环境的已知几何结构(geometry)。例如,道路图通道可以表示环境的不同特征的位置,包括:道路、道路中的不同车道、人行横道、交通灯、施工区、学校区等。载具定位通道表示在当前时间点载具在环境中

的空间位置(例如,由边界框限定)。辅助定位通道(例如,辅助定位通道318)联合地表示在当前时间点智能体中的每一个在环境中的位置(例如,由边界框限定)。在图3中描绘的示例中,道路图通道和载具定位通道叠加到单个通道320上。

[0095] 系统110通过对齐和按通道级联生成的通道来确定轨迹表示数据210,如322所描绘。也就是说,轨迹表示数据210是生成的通道的级联(concatenation)。通过以这种格式隐式地表示载具和智能体的相应轨迹,系统208生成既紧凑又可以由重要性评分模型有效地处理的表示。特别地,重要性评分模型可以是卷积神经网络模型。重要性评分模型可以使用由多维(例如,二维或三维)卷积滤波器限定的卷积神经网络层处理轨迹表示数据,从而使重要性评分模型能够学习环境的不同空间区域之间的复杂空间关系。

[0096] 图4是示例过程的图示,通过该示例过程,数据表示系统208可以生成载具时间通道402、载具速度通道404和载具航向通道406,它们表示直到当前时间点载具的先前轨迹和当前时间点之后载具的候选将来轨迹。

[0097] 以表格式408表示限定载具的先前轨迹(例如,如由数据表示系统208从历史数据202获得的)和载具的候选将来轨迹的数据。表的每一行限定时间点、在该时间点载具在环境中占据的空间位置、在该时间点载具的速度以及在该时间点载具的航向。

[0098] 例如,表408的第一行限定在时间点-3(例如,当前时间点之前的3秒),载具在环境中占据的空间位置由通道参考系中的坐标 $[-3, -2]$ 限定,载具的速度为45mph,并且载具的航向为45度(例如,从北起顺时针)。坐标 $[-3, -2]$ 在通道参考系中表达,并且可以映射以表达环境参考系中的空间位置。例如,通道参考系中的坐标可以表示以载具为中心的北-南-东-西环境参考系中的5英尺增量。在该示例中,通道参考系中的坐标 $[-3, -2]$ 可以表示环境中的空间位置,该空间位置位于在当前时间点载具占据的空间位置往西15英尺和往南10英尺。作为另一示例,表408的最后一行限定在时间点+2(例如,当前时间点之后2秒),载具占据的空间位置(即,根据候选将来轨迹)由通道参考系中的坐标 $[2, 0]$ 限定,载具的速度为49mph,并且载具的航向为90度。

[0099] 数据表示系统208将与空间位置 $[-3, -2]$ 、 $[-2, -1]$ 、 $[-1, 0]$ 、 $[0, 0]$ 、 $[1, 0]$ 和 $[2, 0]$ 对应的载具时间通道中的数据值设置为载具占据相应的空间位置的相应时间点-3、-2、-1、0、+1和+2。为清楚起见,与其他空间位置对应的载具时间通道中的数据值被示为空白。通常,数据表示系统208将与其他空间位置对应的载具时间通道中的数据值设置为默认值(例如,值0)。类似地,数据表示系统208将与空间位置 $[-3, -2]$ 、 $[-2, -1]$ 、 $[-1, 0]$ 、 $[0, 0]$ 、 $[1, 0]$ 和 $[2, 0]$ 对应的载具速度通道中的数据值设置为限定当载具占据相应的空间位置时载具的速度(以mph为单位)的相应速度值45、47、51、49、49和49。类似地,数据表示系统208将与空间位置 $[-3, -2]$ 、 $[-2, -1]$ 、 $[-1, 0]$ 、 $[0, 0]$ 、 $[1, 0]$ 和 $[2, 0]$ 对应的载具航向通道中的数据值设置为限定当载具占据相应的空间位置时载具的航向(以度为单位)的相应航向值45、45、90、90、90和90。

[0100] 在一些实施方式中,数据表示系统208确定通道参考系以使得在当前时间点由载具占据的空间位置与通道中的每一个的“中心”中的数据值对应。生成具有一致的通道参考系的轨迹表示数据可以促进在轨迹表示数据上训练重要性评分模型。

[0101] 图5是用于生成要提供给规划系统的预测数据的示例过程500的流程图。为方便起见,过程500将被描述为由位于一个或多个位置的一个或多个计算机的系统执行。例如,根

据本说明书被适当编程的机载系统,例如图1的机载系统100,可以执行过程500。

[0102] 系统生成表示载具的轨迹的轨迹表示数据(502)。可选地,轨迹表示数据还可以包括以下中的一个或多个:(i) 载具附近的环境中的智能体的轨迹的联合表示、(ii) 表示载具附近的环境的已知几何结构的道路图通道、(iii) 表示在当前时间点载具在环境中的空间位置的载具定位通道以及(iv) 表示在当前时间点智能体中的每一个在环境中的位置的辅助定位通道。参考图3描述了用于生成轨迹表示数据的示例数据表示系统。

[0103] 系统通过使用重要性评分模型处理轨迹表示数据来生成载具附近的每个智能体的相应重要性分数(504)。重要性评分模型可以被实现为任何适当的预测模型,例如,实现为神经网络、随机森林或支持向量机。在特定示例中,重要性评分模型可以是卷积神经网络,即包括一个或多个卷积层的神经网络。卷积神经网络可以被配置为生成被表示为数据值的二维数组的输出通道,其中,输出通道中的每个位置与环境中的相应空间位置对应。对于在环境中由智能体占据的每个空间位置,输出通道中与该空间位置对应的位置限定该智能体的重要性分数。在该示例中,系统可以将每个智能体的重要性分数确定为由与环境中被该智能体占据的空间位置对应的输出通道中的位置限定的值。

[0104] 可选地,系统使用重要性分数完善模型来完善智能体的重要性分数(506)。更具体地,系统部分地基于由重要性评分模型生成的输出通道来生成载具附近的每个智能体的相应特征表示。此后,系统使用重要性分数完善模型处理每个智能体的特征表示,以生成每个智能体的“完善的”重要性分数,其可以比由初始重要性评分模型生成的重要性分数更准确。重要性分数完善模型可以是任何适当的机器学习模型,例如随机森林模型、梯度提升决策树模型、神经网络模型或线性模型。重要性分数完善模型可以以与如参考图1所述的重要性评分模型类似的方式进行训练。在特定示例中,损失函数可以是交叉熵或逻辑损失函数,其表征由完善的重要性分数限定的智能体对的排名是否与由训练示例中的标签限定的智能体对的排名一致。特别地,可以通过对智能体对进行采样、确定每个智能体的相应重要性分数并基于智能体中的每一个的相应重要性分数是否与由对应训练示例的标签限定的智能体对的排名一致调整重要性分数完善模型参数来训练重要性分数完善模型。

[0105] 为了生成智能体的特征表示,系统可以从由重要性评分模型生成的输出通道提取一个或多个“重要性分数特征”。特别地,系统可以提取与智能体在环境中的空间位置对应的输出通道中的位置周围的各种大小的输出通道的区域中的值的统计量(例如,最大值和平均值)。对于每个智能体,系统还可以基于由载具的传感器捕获的传感器数据生成一个或多个“附加特征”。例如,对于每个智能体,附加特征可能包括:(1) 智能体距载具的距离、(2) 智能体是否在载具前面、(3) 智能体的当前速度、(4) 智能体的当前加速度、(5) 智能体的类型(例如,骑行者、汽车、行人或儿童)、(6) 智能体距载具的候选将来轨迹的距离、(7) 直到载具的候选将来轨迹最接近智能体的时间量、(8) 直到智能体的预测的将来轨迹与载具的候选将来轨迹相交的时间量以及(9) 如果不采取行动则智能体会与载具碰撞的最小时间。系统可以通过组合(例如,级联)智能体的重要性分数特征和附加特征来确定每个智能体的特征表示。

[0106] 在某些情况下,重要性评分模型可以生成限定位于载具周围的空间区域(例如,以载具为中心的正方形区域)内的智能体的重要性分数而不限定于该空间区域外的智能体的重要性分数的输出。例如,重要性评分模型可以是计算密集型神经网络模型,出于计算效

率的原因,该模型生成仅限定位于载具周围的空间区域内的智能体的重要性分数的输出。然而,对于载具周围的空间区域外的智能体,系统仍然可以基于从由载具生成的传感器数据导出的附加特征来生成智能体的特征表示(如上所述)。对于与重要性分数特征对应的特征表示的分量(如上所述),特征表示可以包括默认值或被理解为指示重要性分数特征缺失的值(例如,“NaN(非数)”值)。系统可以使用重要性分数完善模型处理载具周围的空间区域外的智能体的特征表示,以生成智能体的重要性分数。

[0107] 一般而言,由重要性分数完善模型产生的完善的重要性分数会比由重要性评分模型生成的重要性分数更准确。特别地,重要性分数完善模型可以将表征载具附近的智能体的手工设计特征(例如,其指示智能体的类型)与能够表征各种智能体之间的交互的重要性分数特征相结合。

[0108] 系统基于重要性分数识别载具附近的高优先级智能体(508)。例如,系统可以将具有满足预定阈值的重要性分数的每个智能体识别为高优先级智能体。作为另一示例,系统可以将具有最高重要性分数的预定数量的智能体识别为高优先级智能体。在某些情形下,系统可以将载具附近的所有智能体识别为高优先级智能体或将载具附近的智能体都不识别为高优先级智能体。

[0109] 系统使用预测模型生成高优先级智能体的预测数据(510)。在一些实施方式中,预测模型可以生成分类预测数据,该分类预测数据预测智能体的类型(例如,动物、推车的行人、指挥交通的行人、骑滑板车的行人、汽车、卡车等)。在一些实施方式中,行为预测模型可以生成表征智能体的预测的将来行为(例如,制动、加速、变道等)的行为预测数据。在这些实施方式中,行为预测模型可以通过例如使用行为预测神经网络处理直到当前时间点智能体的轨迹的表示来生成该智能体的行为预测数据。下面是几个示例。

[0110] 在一些实施方式中,智能体的行为预测数据针对环境中的多个空间位置中的每一个限定该智能体将在当前时间点之后的指定时间点占据该空间位置的相应概率。在这些实施方式中,行为预测神经网络的输出层可以是具有与环境中的空间位置中的每一个对应的相应神经元的S型(sigmoid)层。智能体将在当前时间点之后的指定时间点占据特定空间位置的概率可以限定为与该特定空间位置对应的S型输出层中的神经元的激活。

[0111] 在一些实施方式中,智能体的行为预测数据限定智能体的候选将来轨迹是智能体的实际将来轨迹的概率。在这些实施方式中,行为预测神经网络的输出层可以包括单个神经元,其中,神经元的激活被限定为具有 $[0,1]$ 的输出范围的激活函数(例如,S型激活函数)的输出。智能体的候选将来轨迹是智能体的实际将来轨迹的概率可以限定为输出层中该单个神经元的激活。

[0112] 在一些实施方式中,智能体的行为预测数据限定该智能体将做出预定数量的可能的驾驶决策中的每一个的相应概率。例如,可能的驾驶决策可以包括以下中的一个或多个:让行、变道、超车、制动和加速。在这些实施方式中,行为预测神经网络的输出层可以是具有与可能的驾驶决策中的每一个对应的相应神经元的S型层。智能体将在当前时间点之后做出特定驾驶决策的概率可以限定为与该特定驾驶决策对应的S型输出层中的神经元的激活。

[0113] 可选地,系统使用一个或多个预测模型生成任何低优先级智能体(即,未被指定为高优先级智能体的智能体)的预测数据,该预测模型的计算密集度低于用于生成高优先级

智能体的预测数据的预测模型(512)。例如,用于生成低优先级智能体的预测数据的(一个或多个)预测模型可以具有比用于生成高优先级智能体的预测数据的预测模型少的模型参数。在特定示例中,预测模型可以是神经网络,并且用于低优先级智能体的(一个或多个)神经网络可以具有比用于高优先级智能体的(一个或多个)神经网络少的神经网络权重。在一些情况下,系统可以确定不生成低优先级智能体中的一些或全部的任何预测数据(例如,如果它们相应的重要性分数不满足预定阈值)。

[0114] 系统将(对于高优先级智能体,并且可选地,对于任何低优先级智能体)生成的预测数据提供给载具的规划系统(514)。规划系统使用预测数据来生成规划载具的将来轨迹的规划决策。

[0115] 图6是用于生成可用于训练重要性评分模型的训练示例的示例过程600的流程图。为方便起见,过程600将被描述为由位于一个或多个位置的一个或多个计算机的系统执行。例如,根据本说明书被适当地编程的训练系统,例如图1的训练系统120,可以执行过程600。

[0116] 系统获得表征在给定时间点载具附近的环境的传感器数据(602)。该系统可以从存储在物理数据存储设备或逻辑数据存储区中的传感器数据日志获得传感器数据。传感器数据可以是表征载具附近的真实世界环境的真实传感器数据,或者表征模拟载具附近的模拟环境的模拟传感器数据。如参考图1所述,传感器数据可以由载具的一个或多个传感器生成,所述一个或多个传感器包括以下中的一个或多个:激光传感器、雷达传感器和相机传感器。

[0117] 系统生成载具附近的智能体的相应预测数据(604)。例如,该系统可以生成由载具的对象检测系统识别的载具附近的每个智能体的相应的预测数据。由系统针对每个智能体生成的行为预测数据表征智能体的预测的将来行为。例如,对于载具附近的智能体中的每一个,行为预测数据可以限定该智能体做出预定数量的可能的驾驶决策(例如,让行、变道、超车、制动或加速)中的每一个的相应概率。为了生成智能体的行为预测数据,系统可以使用行为预测模型来处理直到给定时间点的智能体的轨迹的表示。

[0118] 系统将行为预测数据提供给规划系统,该规划系统被配置为处理行为预测数据以生成规划决策,该规划决策规划载具的将来轨迹(606)。例如,由规划系统生成的规划决策可以包括:让行(例如,向其他载具)、停止(例如,在停止标志处)、超过其他载具、调整车道位置以适应骑行者、在学校或施工区中减速、合并(例如,到公路上)和驻车。

[0119] 系统处理由规划系统生成的规划决策以确定在给定时间点载具附近的智能体的按照它们对规划决策的影响的排序的排名(608)。系统可以基于每个智能体的行为在多大程度上促使规划系统生成将改变载具的将来轨迹的规划决策来确定智能体的排名。例如,系统可以基于每个智能体在多大程度上促使规划系统生成将改变载具的将来轨迹的规划决策来确定每个智能体的分数,然后使用该分数确定智能体的排名。在特定示例中,系统可以确定智能体A的分数为12,智能体B的分数为0,并且智能体C的分数为4.5,在这种情况下,系统可以将智能体的排名确定为:[A,C,B]。

[0120] 例如,规划决策中的每一个可以限定:(i)要由载具执行的动作(例如,加速、减速、停止或转向),以及(ii)促使规划系统生成该规划决策(如果适用)的载具附近的智能体。在该示例中,系统可以为不促使规划系统生成任何规划决策的智能体生成0的分数。对于确实促使规划系统生成规划决策的智能体,系统可以将智能体的分数确定为由规划决策指定的

动作的预定函数。例如,如果规划决策指定以10英尺每平方秒制动的动作,则系统可以将智能体的分数确定为10。如果单个智能体促使规划系统生成多个规划决策(例如,制动和转向),则系统可以将智能体的分数确定为针对多个规划决策中的每一个生成的相应分数的总和(或其他组合)。

[0121] 智能体的排名可以广义地理解为限定载具附近的某些智能体比载具附近的某些其他智能体对规划决策具有更大影响的任何数据。例如,智能体的排名可以限定智能体从最高排名到最低排名的显式排序,其中,每个智能体被分配不同的排名。作为另一示例,智能体的排名可以限定将智能体划分为多个组,其中,每个组包括一个或多个智能体。对于包括第一组和第二组的每对组,排名可以限定第一组中的智能体是否比第二组中的智能体对规划决策具有更大的影响。给定组内的智能体可以被理解为对规划决策具有同等影响。

[0122] 系统生成训练示例,其包括:(i)包括表征在相应时间点载具的轨迹的数据的训练重要性评分模型的输入,以及(ii)限定载具附近的智能体的排名的标签数据(610)。如参考图3所述,系统可以使用数据表示系统生成训练示例中包括的训练重要性评分模型的输入。

[0123] 本说明书与系统和计算机程序组件有关地使用术语“被配置”。对于一个或多个计算机的系统被配置为执行特定操作或动作的意思是系统在其上安装有软件、固件、硬件或它们的组合,在操作时,软件、固件、硬件或它们的组合使系统执行操作或动作。对于一个或多个计算机程序被配置为执行特定操作或动作的意思是一个或多个程序包括指令,当指令在由数据处理装置执行时使装置执行操作或动作。

[0124] 本说明书中描述的主题和功能操作的实施例可以在数字电子电路中、在有形地实现的计算机软件或固件中、在计算机硬件(包括本说明书中公开的结构及其结构等效物)中或在它们中的一个或多个的组合中实现。本说明书中描述的主题的实施例可以被实现为一个或多个计算机程序,即编码在有形非暂态存储介质上以供数据处理装置执行或控制数据处理装置的操作的计算机程序指令的一个或多个模块。计算机存储介质可以是机器可读存储设备、机器可读存储基片、随机或串行存取存储器设备或它们中的一个或多个的组合。可替代地或额外地,程序指令可以编码在人工生成的传播的信号(例如,机器生成的电、光或电磁信号)上,该信号被生成为编码信息以传输到合适的接收器装置以供数据处理装置运行。

[0125] 术语“数据处理装置”指数据处理硬件并且涵盖用于处理数据的所有种类的装置、设备和机器,举例来说包括可编程处理器、计算机或多个处理器或计算机。该装置还可以是或者进一步包括专用逻辑电路,例如FPGA(现场可编程门阵列)或ASIC(专用集成电路)。除了硬件之外,该装置可以可选地包括为计算机程序创建运行环境的代码,例如,构成处理器固件、协议栈、数据库管理系统、操作系统或它们中的一个或多个的组的代码。

[0126] 计算机程序(其也可以被称为或被描述为程序、软件、软件应用、app、模块、软件模块、脚本或代码)可以以任何形式的编程语言编写,包括编译或解释性语言、声明性或过程语言,并且其可以以任何形式部署,包括作为独立程序或作为模块、组件、子例程或其他适于在计算环境中使用的单元。程序可以但不必与文件系统中的文件对应。程序可以存储在保持其他程序或数据的文件的一部分(例如,存储在标记语言文档中的一个或多个脚本)中、在专用于所针对程序的单个文件中或在多个协作的文件(例如,存储一个或多个模块、子程序或代码的一些部分的文件)中。计算机程序可以部署为在一个或多个计算机上运行,

所述多个计算机位于一个站点或跨多个站点分布并通过数据通信网络互连。

[0127] 在本说明书中,术语“引擎”被用于广义地指基于软件的系统、子系统或被编程为执行一个或多个特定功能的过程。通常,引擎将被实现为安装在一个或多个位置的一个或多个计算机上的一个或多个软件模块或组件。在一些情况下,一个或多个计算机将专用于特定引擎;在其他情况下,多个引擎可以安装在相同的计算机或多个计算机上并在其上运行。

[0128] 本说明书中描述的过程和逻辑流程可以由运行一个或多个计算机程序的一个或多个可编程计算机执行,从而通过对输入数据执行操作并生成输出来执行功能。所述过程和逻辑流程也可以由专用逻辑电路(例如FPGA或ASIC)执行,或者由专用逻辑电路和一个或多个经编程计算机的组合来执行。

[0129] 适用于运行计算机程序的计算机可以基于通用或专用微处理器或二者,或者任何其他种类的中央处理单元。通常,中央处理单元将从只读存储器或随机存取存储器或二者接收指令和数据。计算机的基本元件是用于执行或运行指令的中央处理单元和用于存储指令和数据的一个或多个存储器设备。中央处理单元和存储器可以由专用逻辑电路来补充或可以结合到其中。一般来说,计算机也将包括用于存储数据的一个或多个大容量存储设备(例如,磁盘、磁光盘或光盘)或可以操作性地联接一个或多个大容量存储设备以从其接收数据或将数据传送到其处或者接收和传送二者。然而,计算机不必具有这样的设备。另外,计算机可以嵌入到另一设备(例如,仅举例几个,移动电话、个人数字助理(PDA)、移动音频或视频播放器、游戏控制台、全球定位系统(GPS)接收器或便携式存储设备(例如通用串行总线(USB)快闪驱动器)中。

[0130] 适用于存储计算机程序指令和数据的计算机可读介质包括所有形式的非易失性存储器、介质和存储器设备,举例来说,包括半导体存储器设备,例如EPROM、EEPROM和闪存设备;磁盘,例如内部硬盘或可移动盘;磁光盘;以及CD-ROM和DVD-ROM盘。

[0131] 为了提供与用户的交互,本说明书中描述的主题的实施例可以实现在具有用于向用户显示信息的显示设备和键盘及指向设备的计算机上,显示设备例如为CRT(阴极射线管)或LCD(液晶显示器)监视器,用户可以通过键盘和指向设备(例如为鼠标或轨迹球)向计算机提供输入。也可以使用其他种类的设备来提供与用户的交互;例如,提供给用户的反馈可以是任何形式的感觉反馈,例如视觉反馈、听觉反馈或触觉反馈;并且可以以任何形式接收来自用户的输入,包括声学、语音或触觉输入。此外,计算机可以通过向由用户使用的设备发送文档和接收来自该设备的文档与用户交互;例如,通过响应于从web浏览器接收的请求而将网页发送到用户的设备上的web浏览器。另外,计算机可以通过将文本消息或其他形式的消息发送到个人设备(例如,运行消息传递应用的智能电话)并且作为回应从用户接收响应消息来与用户交互。

[0132] 用于实现机器学习模型的数据处理装置还可以包括例如用于处理机器学习训练或生产的一般和计算密集部分(即,推断、工作负荷)的专用硬件加速器单元。

[0133] 机器学习模型可以使用机器学习框架(例如,TensorFlow框架、微软认知工具包框架、Apache Singa框架或Apache MXNet框架)来实现和部署。

[0134] 本说明书中描述的主题的实施例可以在计算系统中实现,该计算系统包括后端组件(例如作为数据服务器)或包括中间件组件(例如应用服务器)或包括前端组件(例如具有

图形用户界面、web浏览器或app的客户端计算机,用户可通过其与本说明书中描述的主题的实施方式进行交互),或者一个或多个这样的后端、中间件或前端组件的任意组合。可以通过任意形式或媒介的数字数据通信(例如通信网络)将系统的组件互连。通信网络的示例包括局域网(LAN)和广域网(WAN),例如互联网。

[0135] 计算系统可以包括客户端和服务端。客户端和服务端一般彼此远离,并且通常通过通信网络交互。通过运行在相应计算机上并且彼此具有客户端-服务器关系的计算机程序而形成的客户端和服务端的关系。在一些实施例中,服务端向充当客户端的用户设备传输数据(例如,HTML页面)(例如,用于向与设备交互的用户显示数据和从其接收用户输入的目的)。在用户设备处生成的数据(例如,用户交互的结果)可以在服务端处从该设备接收。

[0136] 尽管本说明书包含许多具体的实施方式细节,但是这些细节不应当被解释为对任何发明的范围或对可能请求保护的范​​围进行限制,而应该被解释为可能特定于特定发明的特定实施例的特征的描述。在本说明书中在分开的实施例的背景下描述的某些特征也可以以组合方式实现在单个实施例中。相反,在单个实施例的背景下描述的各种特征也可以在多个实施例中分开实施或以任何合适的子组合实施。此外,尽管特征可以如上被描述为以某些组合起作用并且甚至最初也这样地请求保护,但在一些情况下,来自所请求保护的组合的一个或多个特征可以从组合中删除,并且所请求保护的组合可以指向子组合或子组合的变体。

[0137] 类似地,尽管在附图中以特定顺序描绘了操作并且在权利要求中以特定顺序记载了操作,但是这不应当被理解为要求以所示的特定顺序或以相继的顺序来执行这样的操作或者要求执行所有示意的操作来实现期望的结果。在某些情况下,多任务和并行处理可能是有利的。另外,在上述实施例中各种系统模块和组件的分离不应当被理解为在所有实施例中要求这样的分离,而是应当理解,所描述的程序组件和系统可一般地在单个软件产品中被集成在一起或者被封装成多个软件产品。

[0138] 已经描述了主题的特定实施例。其他实施例在所附权利要求的范围内。例如,记载在权利要求中的动作可以以不同的顺序执行而仍然实现期望的结果。作为一个示例,附图中描绘的过程不一定要求所示的特定顺序或者相继的顺序来实现期望的结果。在一些情况下,多任务和并行处理可能是有利的。

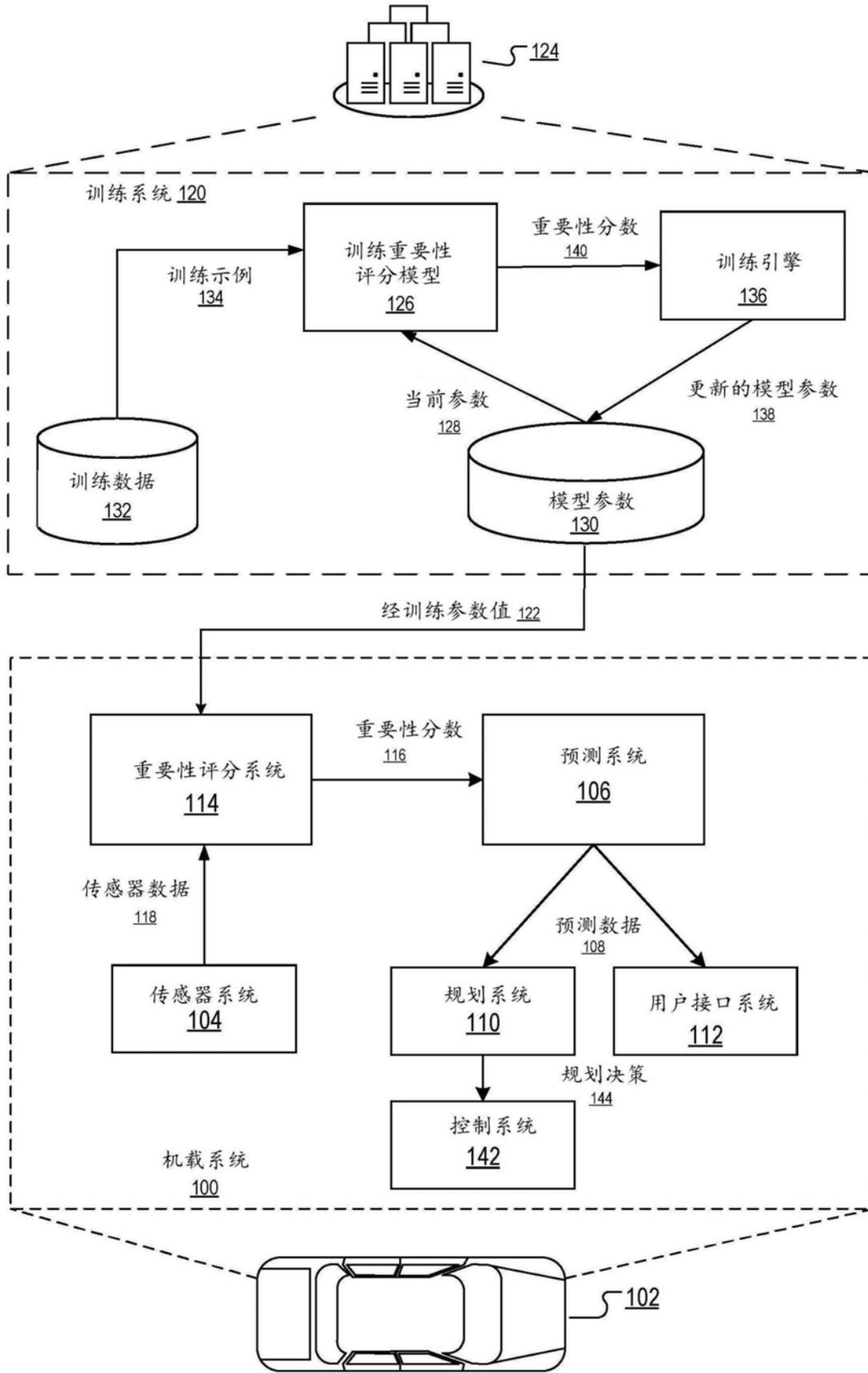


图1

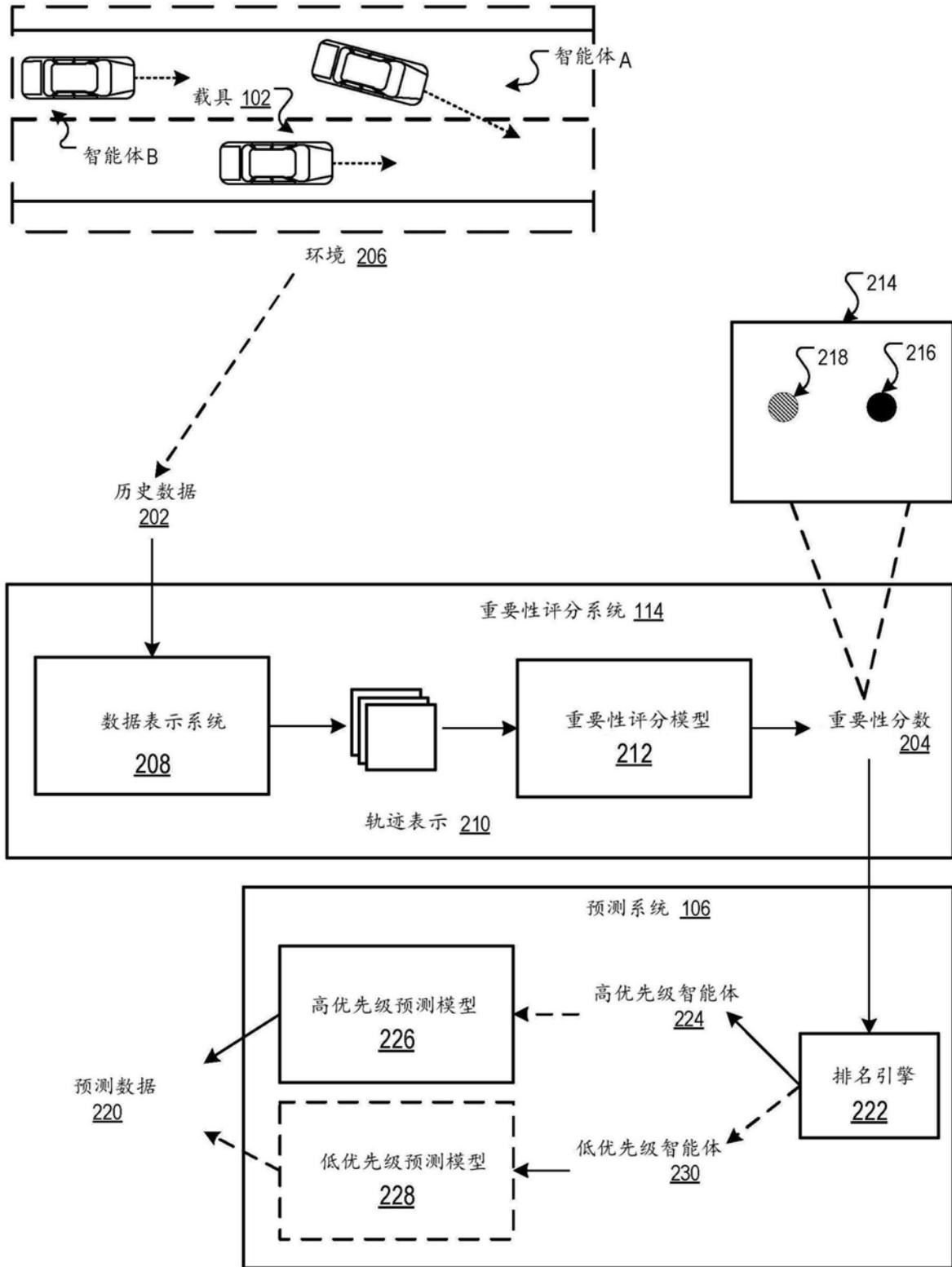


图2

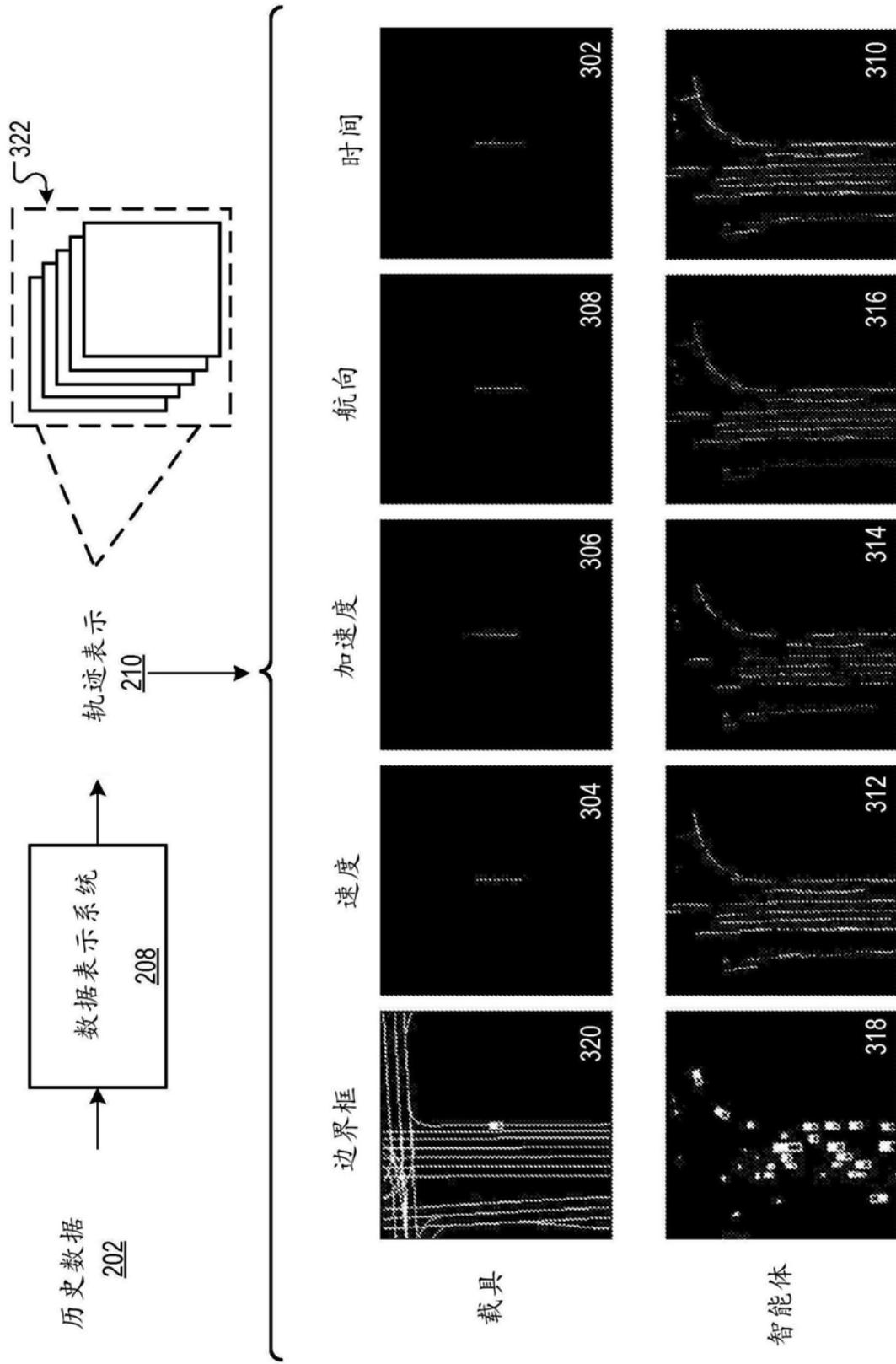


图3

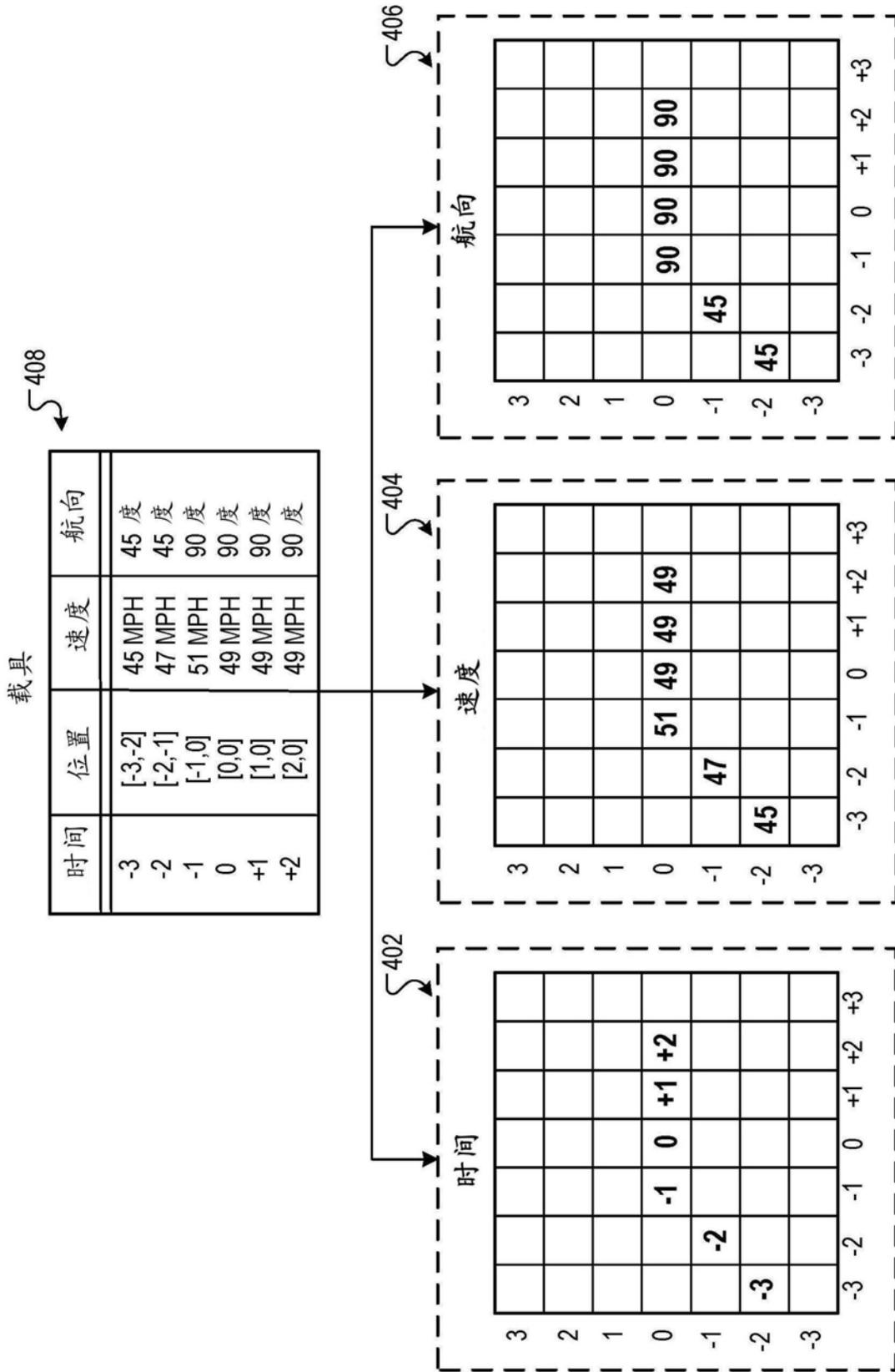


图4

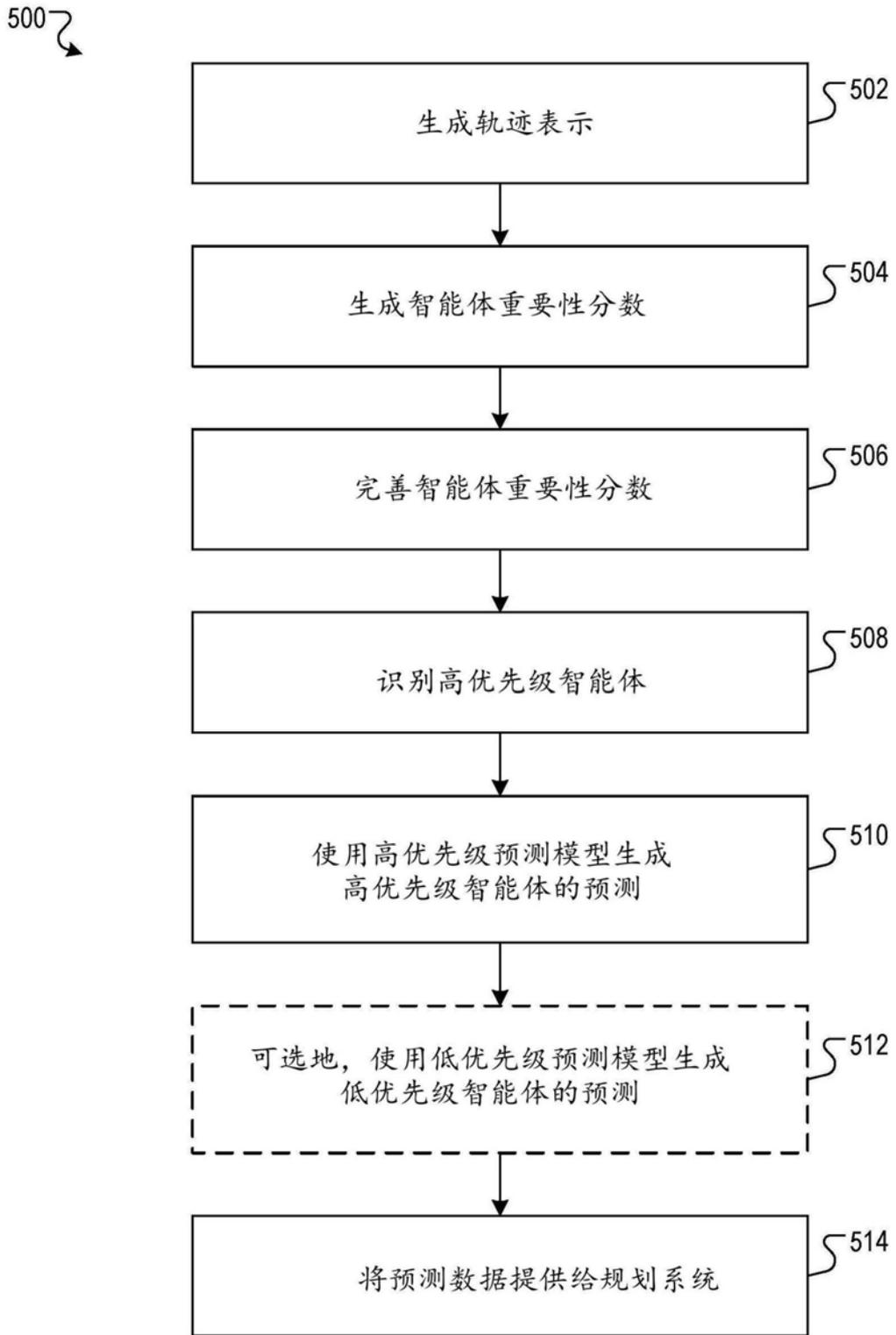


图5

600 ↘

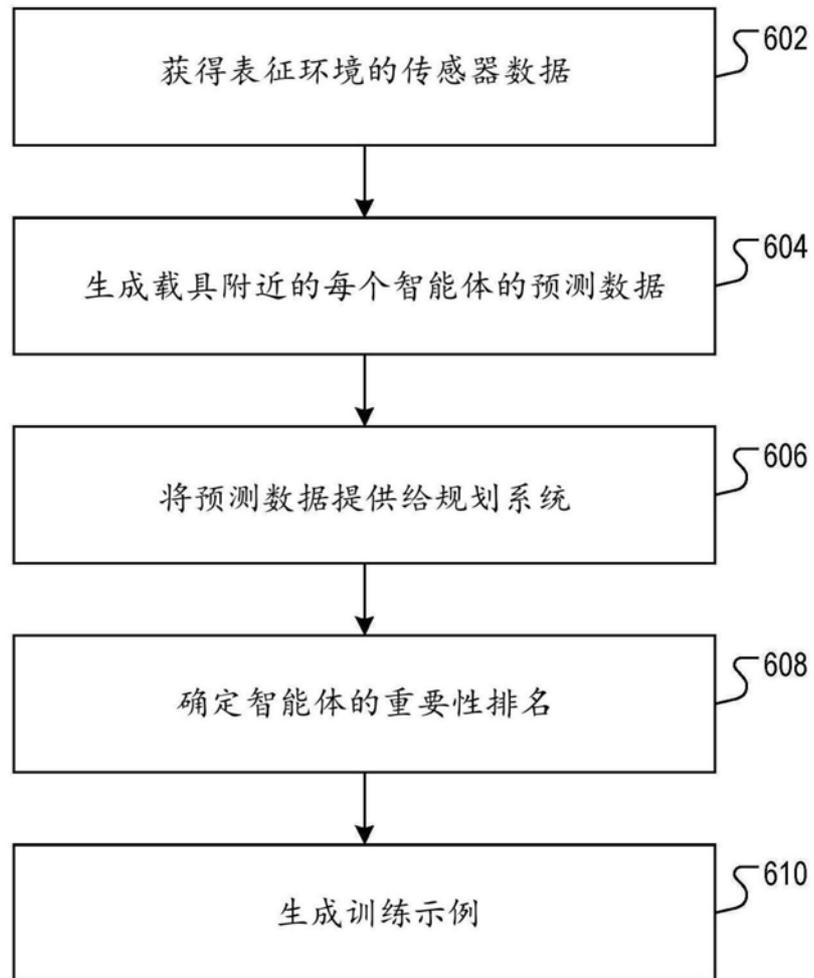


图6