



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 106767874 B

(45) 授权公告日 2021.02.23

(21) 申请号 201611271496.1

(22) 申请日 2016.11.19

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 106767874 A

(43) 申请公布日 2017.05.31

(30) 优先权数据
62/257551 2015.11.19 US
15/352011 2016.11.15 US

(73) 专利权人 通用汽车环球科技运作有限责任公司
地址 美国密执安州

(72) 发明人 F·白 D·E·博加诺夫斯基
D·K·格林 M·沃纳 O·尖霍尼

(74) 专利代理机构 中国专利代理(香港)有限公司 72001

代理人 孟璞 安文森

(51) Int.Cl.
G01C 21/34 (2006.01)

审查员 裴治棋

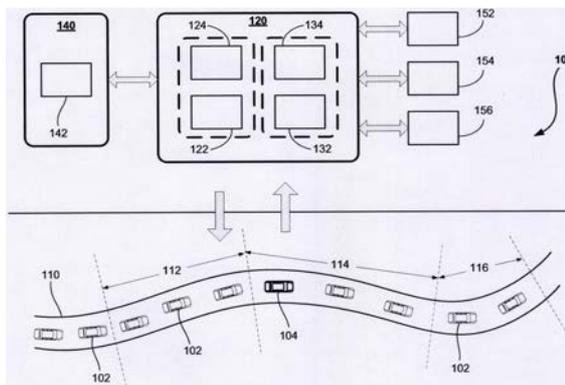
权利要求书3页 说明书12页 附图5页

(54) 发明名称

用于通过在车辆导航系统中的群体感知的燃料消耗预测和成本估计的方法及装置

(57) 摘要

一种用于向车辆驾驶员提供导航路线选择的系统和方法,包括估计的燃料消耗和燃料成本。服务器从大量行驶不同路线的道路车辆中收集数据,其中所述数据包括道路坡度、平均速度、停止/启动和加速/减速信息以及车辆规格,并且该数据经由远程信息处理系统或其它无线系统收集。服务器还从其各自的提供者接收地图数据、兴趣点数据和实时交通数据。当道路车辆的驾驶员请求从起始点到目的地的导航路线时,服务器提供多条路线选择,不仅包括每条路线选择的距离和时间,还包括燃料消耗和成本。估计的燃料消耗利用基于来自行驶路线的其它车辆的群体感知数据的模型计算,其中该模型包括基于物理的模型和机器学习模型。



1. 一种用于在车辆导航系统中为行驶路线提供估计的燃料消耗的方法,所述方法包括:

向服务器计算机提供来自多个道路车辆的车辆操作数据,其中所述车辆操作数据由所述道路车辆上的传感器收集并无线地提供给所述服务器计算机,并且所述车辆操作数据包括表征行驶经过一个或多个路段的每个所述道路车辆的数据,包括就每个所述路段的每个所述道路车辆的燃料消耗;

在所述服务器计算机上创建一个或多个燃料消耗模型,其中所述一个或多个燃料消耗模型基于所述车辆操作数据、路段性质和驾驶员的行为特点,计算就每个所述路段的每个所述道路车辆的燃料消耗;

通过主车辆的乘员利用所述主车辆中的导航系统请求从起始点到目的地的导航指示;

确定从所述起始点到所述目的地的一条或多条行驶路线;

利用所述一个或多个燃料消耗模型,为所述主车辆就行驶所述一条或多条行驶路线中的每条,计算估计的燃料消耗和燃料成本;以及

在所述导航系统上显示所述一条或多条行驶路线,并具有就所述一条或多条行驶路线中的每条的燃料消耗和燃料成本。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中所述车辆操作数据包括车辆与发动机型号,道路坡度,交通流量速度,单独的车辆加速/制动模式,单独的车辆与平均交通速度的偏差,以及由停车标志、交通灯和拥堵造成的怠速。

3. 根据权利要求2所述的方法,其中所述车辆操作数据还包括海拔和外部空气温度。

4. 根据权利要求1所述的方法,其中所述一个或多个燃料消耗模型包括车辆运动学的基于物理的模型,所述车辆运动学的基于物理的模型模拟车辆力与运动以计算就路段的燃料消耗。

5. 根据权利要求4所述的方法,其中,就每个路段,所述车辆运动学的基于物理的模型包括车辆动态曲线,所述车辆动态曲线就路段作为时间的函数模拟车辆运动;发动机转速曲线,所述发动机转速曲线基于所述车辆动态曲线计算;以及发动机扭矩曲线,所述发动机扭矩曲线基于所述车辆动态曲线和影响车辆的力计算;并且通过计算所述发动机速度曲线和所述发动机扭矩曲线的时间积分估计就路段的燃料消耗。

6. 根据权利要求1所述的方法,其中所述一个或多个燃料消耗模型包括机器学习模型,所述机器学习模型将所述车辆操作数据与就每个路段的燃料消耗相关联。

7. 根据权利要求6所述的方法,其中所述机器学习模型是神经网络模型,并且所述神经网络模型包括训练模式以及测试模式,在所述训练模式中,利用来自多个道路车辆的车辆操作数据和燃料消耗数据校准所述神经网络模型;在所述测试模式中,所述神经网络模型预测就所述主车辆的燃料消耗。

8. 根据权利要求6所述的方法,其中所述机器学习模型是统计学习模型,并且所述统计学习模型包括训练模式以及测试模式,在所述训练模式中,利用来自多个道路车辆的车辆操作数据和燃料消耗数据校准所述统计学习模型;在所述测试模式中,所述统计学习模型预测就所述主车辆的燃料消耗。

9. 根据权利要求1所述的方法,其中计算估计的燃料消耗和燃料成本由所述服务器计算机执行,并且所述估计的燃料消耗和燃料成本被下载到所述主车辆中的所述导航系统。

10. 根据权利要求1所述的方法, 其中, 利用从所述服务器计算机下载到所述导航系统的所述一个或多个燃料消耗模型, 计算估计的燃料消耗和燃料成本由所述主车辆中的所述导航系统执行。

11. 根据权利要求1所述的方法, 进一步包括由所述服务器计算机接收来自补充数据提供者的地图数据、兴趣点数据和实时交通数据, 将所述地图数据和所述实时交通数据包含到所述燃料消耗模型中, 并将所述兴趣点数据包含到在所述导航系统上显示的行驶路线和燃料成本中。

12. 根据权利要求11所述的方法, 进一步包括由所述服务器计算机向所述补充数据提供者提供更新的数据。

13. 一种用于在车辆导航系统中为行驶路线提供估计的燃料消耗的方法, 所述方法包括:

向服务器计算机提供来自多个道路车辆的车辆操作数据, 其中所述车辆操作数据由所述道路车辆上的传感器收集并无线地提供给所述服务器计算机, 并且所述车辆操作数据包括表征行驶经过一个或多个路段的每个所述道路车辆的数据, 包括就每个所述路段的每个所述道路车辆的燃料消耗, 其中所述车辆操作数据包括车辆和发动机型号, 道路坡度, 交通流量速度, 单独的车辆加速/制动模式, 单独的车辆与平均交通速度的偏差, 由停车标志、交通灯和拥堵造成的怠速, 海拔和外部空气温度;

由所述服务器计算机接收来自补充数据提供者的地图数据、兴趣点数据和实时交通数据;

在所述服务器计算机上创建一个或多个燃料消耗模型, 其中所述一个或多个燃料消耗模型基于所述车辆操作数据、路段性质、驾驶员的行为特点和来自所述补充数据提供者的数据, 计算就每个所述路段的每个所述道路车辆的燃料消耗; 并且其中所述一个或多个燃料消耗模型选择自包括车辆运动学的基于物理的模型和机器学习模型的组, 所述车辆运动学的基于物理的模型模拟车辆力和运动以计算就路段的燃料消耗, 所述机器学习模型将所述车辆操作数据与就每个路段的燃料消耗相关联;

通过主车辆的乘员利用所述主车辆中的导航系统请求从起始点到目的地的导航指示;

确定从所述起始点到所述目的地的一条或多条行驶路线;

利用所述一个或多个燃料消耗模型, 就所述主车辆行驶所述一条或多条行驶路线中每条, 计算估计的燃料消耗和燃料成本; 以及

在所述导航系统上显示所述一条或多条行驶路线, 并具有就所述一条或多条行驶路线中的每条的燃料消耗、燃料成本和兴趣点数据。

14. 一种用于在车辆导航系统中为行驶路线提供估计的燃料消耗的系统, 所述系统包括:

服务器计算机, 所述服务器计算机包括处理器和存储器, 所述服务器计算机被配置为接收来自行驶经过多个路段的多个车辆的操作数据, 并且被进一步配置为计算一个或多个燃料消耗模型, 所述一个或多个燃料消耗模型基于所述操作数据、路段性质和驾驶员行为特点计算就行使每个路段的每个车辆的燃料消耗; 以及

主车辆中的导航系统, 所述导航系统被配置为与所述服务器计算机无线地通信,

当所述主车辆的乘员利用所述导航系统请求从起始点到目的地的导航指示时, 确定一

个或多个导航路线选择以响应于所述请求,并且利用所述一个或多个燃料消耗模型计算就每个路线选择的估计的燃料消耗,并且所述就每个路线选择的估计的燃料消耗被提供给所述主车辆的乘员。

15. 根据权利要求14所述的系统,其中所述操作数据包括车辆和发动机型号,道路坡度,交通流量速度,单独的车辆加速/制动模式,单独的车辆与平均交通速度的偏离,以及由停车标志、交通灯和拥堵造成的怠速。

16. 根据权利要求15所述的系统,其中所述操作数据还包括海拔和外部空气温度。

17. 根据权利要求14所述的系统,其中所述一个或多个燃料消耗模型包括车辆运动学的基于物理的模型,所述车辆运动学的基于物理的模型模拟车辆动力和运动以计算就路段的燃料消耗。

18. 根据权利要求17所述的系统,其中,就每个路段,所述车辆运动学的基于物理的模型包括车辆动态曲线,所述车辆动态曲线就路段作为时间的函数模拟车辆运动;发动机转速曲线,所述发动机转速曲线基于所述车辆动态曲线计算;以及发动机扭矩曲线,所述发动机扭矩曲线基于所述车辆动态曲线和影响车辆的力计算;并且通过计算所述发动机速度曲线和所述发动机扭矩曲线的时间积分估计就路段的燃料消耗。

19. 根据权利要求14所述的系统,其中所述一个或多个燃料消耗模型包括机器学习模型,所述机器学习模型将所述操作数据与就每个路段的燃料消耗相关联。

20. 根据权利要求19所述的系统,其中所述机器学习模型是神经网络模型,并且所述神经网络模型包括训练模式以及测试模式,在所述训练模式中,利用来自多个道路车辆的操作数据和燃料消耗数据校准所述神经网络模型;在所述测试模式中,所述神经网络模型预测就所述主车辆的燃料消耗。

21. 根据权利要求19所述的系统,其中所述机器学习模型是统计学习模型,并且所述统计学习模型包括训练模式以及测试模式,在所述训练模式中,利用来自多个道路车辆的操作数据和燃料消耗数据校准所述统计学习模型;在所述测试模式中,所述统计学习模型预测就计算所述主车辆的燃料消耗。

22. 根据权利要求14所述的系统,其中计算估计的燃料消耗和燃料成本由所述服务器计算机执行,并且所述估计的燃料消耗和燃料成本被下载到所述主车辆中的导航系统。

23. 根据权利要求14所述的系统,其中,利用从所述服务器计算机下载到所述导航系统的所述一个或多个燃料消耗模型,计算估计的燃料消耗和燃料成本由所述主车辆中的所述导航系统执行。

24. 根据权利要求14所述的系统,进一步包括由所述服务器计算机接收来自补充数据提供者的地图数据、兴趣点数据和实时交通数据,将所述地图数据和所述实时交通数据包含到所述燃料消耗模型中,并将所述兴趣点数据包含到在所述导航系统上显示的行驶路线和燃料成本中。

25. 根据权利要求24所述的系统,进一步包括由所述服务器计算机向所述补充数据提供者提供更新的数据。

用于通过在车辆导航系统中的群体感知的燃料消耗预测和成本估计的方法及装置

[0001] 相关申请的交叉引用

[0002] 本申请要求于2015年11月19日提交的、名称为“Method and Apparatus for Fuel Consumption Prediction and Cost Estimation Via Crowd-Sensing in Vehicle Navigation System”的美国临时专利申请序列号62/257,551的优先权和权益。

技术领域

[0003] 本发明总体上涉及一种车辆导航系统,并且更具体地,涉及一种用于向车辆驾驶员或自动车辆导航系统提供导航路线选择的系统和方法,其中由系统提供的导航路线均包括估计的燃料消耗和燃料成本,并且其中利用基于来自行驶路线的其它车辆的群体感知数据的模型来计算估计的燃料消耗。

背景技术

[0004] 近年来,导航系统已经变得越来越受到车辆驾驶员的欢迎,这是由于这种系统的功能性和可靠性已经得到显著地提升。许多新车辆带有由车辆制造者交付的作为原厂设备的导航系统,该导航系统通常和远程信息处理系统以及车辆音频/视频系统集成在一起。其它类型的导航系统包括独立的设备,所述设备可以被购买并简单地放置在车辆中,甚至包括装有导航应用软件的智能电话。对于所有这些类型的导航系统而言,都提供有路线规划、视觉地图显示和逐向(turn-by-turn)驾驶员指导。总的来说,这些特征使得导航系统对于许多驾驶员而言是必不可少的。

[0005] 在上述任何导航系统中,驾驶员可以请求从起始点到目的地的用于行驶的导航指示。大多数导航系统能够提供不止一条从起始点到目的地的路线。例如,导航系统可以提供到目的地的三条不同的路线,其中一条路线仅包括高限速路线,但具有最长的距离;第二条路线具有最短的距离,但涉及主要是低速道路与街道;以及第三条路线包括的限速和距离位于前述两个路线选择之间。现有的导航系统通常估计总行驶距离和行驶每条可选路线所花费的时间。虽然所有的这些特征都是有帮助的,驾驶员和/或自动驾驶系统可以从导航路线选择的附加信息中获得帮助,这可以帮助驾驶员或系统决定采用哪条路线。

发明内容

[0006] 根据本发明的教导,公开了一种用于向车辆驾驶员或自动驾驶系统提供导航路线选择的系统和方法,其中由系统提供的导航路线各自包括估计的燃料消耗和燃料成本。服务器从路上的大量行驶不同路线的车辆中收集数据,其中所述数据包括道路坡度、平均速度、停止/启动和加速/减速、海拔(海平面以上的高度)以及外部空气温度与相关天气信息以及车辆参数,并且该数据经由远程信息处理系统或其它无线传输来收集。服务器还从其各自的提供者接收地图数据、兴趣点数据和实时交通数据。当道路车辆的驾驶员请求从起始点到目的地的导航路线时,服务器提供多条路线选择,不仅包括每条路线选择的距离和

时间,还包括燃料消耗和成本。估计的燃料消耗利用基于来自行驶路线的其它车辆的群体感知数据的模型来计算,其中该模型包括基于物理的模型和机器学习的模型。

[0007] 从下面的描述和所附权利要求中并结合相应附图,本发明的附加特征将变得显而易见。

[0008] 本文还公开了以下方案:

[0009] 1. 一种用于在车辆导航系统中为行驶路线提供估计的燃料消耗的方法,所述方法包括:

[0010] 向服务器计算机提供来自多个道路车辆的车辆操作数据,其中所述车辆操作数据由所述道路车辆上的传感器收集并无线地提供给所述服务器计算机,并且所述车辆操作数据包括表征行驶经过一个或多个路段的每个所述道路车辆的数据,包括就每个所述路段的每个所述道路车辆的燃料消耗;

[0011] 在所述服务器计算机上创建一个或多个燃料消耗模型,其中所述一个或多个燃料消耗模型基于所述车辆操作数据、路段性质和驾驶员的行为特点,计算就每个所述路段的每个所述道路车辆的燃料消耗;

[0012] 通过主车辆的乘员利用所述主车辆中的导航系统请求从起始点到目的地的导航指示;

[0013] 确定从所述起始点到所述目的地的一条或多条行驶路线;

[0014] 利用所述一个或多个燃料消耗模型,为所述主车辆就行驶所述一条或多条行驶路线中的每条,计算估计的燃料消耗和燃料成本;以及

[0015] 在所述导航系统上显示所述一条或多条行驶路线,并具有就所述一条或多条行驶路线中的每条的燃料消耗和燃料成本。

[0016] 2. 根据方案1的方法,其中所述车辆操作数据包括车辆与发动机型号,道路坡度,交通流量速度,单独的车辆加速/制动模式,单独的车辆与平均交通速度的偏差,以及由停车标志、交通灯和拥堵造成的怠速。

[0017] 3. 根据方案2的方法,其中所述车辆操作数据还包括海拔和外部空气温度。

[0018] 4. 根据方案1的方法,其中所述一个或多个燃料消耗模型包括车辆运动学的基于物理的模型,所述车辆运动学的基于物理的模型模拟车辆力与运动以计算就路段的燃料消耗。

[0019] 5. 根据方案4的方法,其中,就每个路段,所述车辆运动学的基于物理的模型包括车辆动态曲线,所述车辆动态曲线就路段作为时间的函数模拟车辆运动;发动机转速曲线,所述发动机转速曲线基于所述车辆动态曲线计算;以及发动机扭矩曲线,所述发动机扭矩曲线基于所述车辆动态曲线和影响车辆的力计算;并且通过计算所述发动机速度曲线和所述发动机扭矩曲线的时间积分估计就路段的燃料消耗。

[0020] 6. 根据方案1的方法,其中所述一个或多个燃料消耗模型包括机器学习模型,所述机器学习模型将所述车辆操作数据与就每个路段的燃料消耗相关联。

[0021] 7. 根据方案6的方法,其中所述机器学习模型是神经网络模型,并且所述神经网络模型包括训练模式以及测试模式,在所述训练模式中,利用来自多个道路车辆的车辆操作数据和燃料消耗数据校准所述神经网络模型;在所述测试模式中,所述神经网络模型预测就所述主车辆的燃料消耗。

[0022] 8. 根据方案6的方法,其中所述机器学习模型是统计学习模型,并且所述统计学习模型包括训练模式以及测试模式,在所述训练模式中,利用来自多个道路车辆的车辆操作数据和燃料消耗数据校准所述统计学习模型;在所述测试模式中,所述统计学习模型预测就所述主车辆的燃料消耗。

[0023] 9. 根据方案1的方法,其中计算估计的燃料消耗和燃料成本由所述服务器计算机执行,并且所述估计的燃料消耗和燃料成本被下载到所述主车辆中的所述导航系统。

[0024] 10. 根据方案1所述的方法,其中,利用从所述服务器计算机下载到所述导航系统的所述一个或多个燃料消耗模型,计算估计的燃料消耗和燃料成本由所述主车辆中的所述导航系统执行。

[0025] 11. 根据方案1的方法,进一步包括由所述服务器计算机接收来自补充数据提供者的地图数据、兴趣点(POI)数据和实时交通数据,将所述地图数据和所述实时交通数据包含到所述燃料消耗模型中,并将所述POI数据包含到在所述导航系统上显示的行驶路线和燃料成本中。

[0026] 12. 根据方案11的方法,进一步包括由所述服务器计算机向所述补充数据提供者提供更新的数据。

[0027] 13. 一种用于在车辆导航系统中为行驶路线提供估计的燃料消耗的方法,所述方法包括:

[0028] 向服务器计算机提供来自多个道路车辆的车辆操作数据,其中所述车辆操作数据由所述道路车辆上的传感器收集并无线地提供给所述服务器计算机,并且所述车辆操作数据包括表征行驶经过一个或多个路段的每个所述道路车辆的数据,包括就每个所述路段的每个所述道路车辆的燃料消耗,其中所述车辆操作数据包括车辆和发动机型号,道路坡度,交通流量速度,单独的车辆加速/制动模式,单独的车辆与平均交通速度的偏差,由停车标志、交通灯和拥堵造成的怠速,海拔和外部空气温度;

[0029] 由所述服务器计算机接收来自补充数据提供者的地图数据、兴趣点(POI)数据和实时交通数据;

[0030] 在所述服务器计算机上创建一个或多个燃料消耗模型,其中所述一个或多个燃料消耗模型基于所述车辆操作数据、路段性质、驾驶员的行为特点和来自所述补充数据提供者的数据,计算就每个所述路段的每个所述道路车辆的燃料消耗;并且其中所述一个或多个燃料消耗模型选择自包括车辆运动学的基于物理的模型和机器学习模型的组,所述车辆运动学的基于物理的模型模拟车辆力和运动以计算就路段的燃料消耗,所述机器学习模型将所述车辆操作数据与就每个路段的燃料消耗相关联;

[0031] 通过主车辆的乘员利用所述主车辆中的导航系统请求从起始点到目的地的导航指示;

[0032] 确定从所述起始点到所述目的地的一条或多条行驶路线;

[0033] 利用所述一个或多个燃料消耗模型,就所述主车辆行驶所述一条或多条行驶路线中每条,计算估计的燃料消耗和燃料成本;以及

[0034] 在所述导航系统上显示所述一条或多条行驶路线,并具有就所述一条或多条行驶路线中的每条的燃料消耗、燃料成本和POI数据。

[0035] 14. 一种用于在车辆导航系统中为行驶路线提供估计的燃料消耗的系统,所述系

统包括：

[0036] 服务器计算机，所述服务器计算机包括处理器和存储器，所述服务器计算机被配置为接收来自行驶经过多个路段的多个车辆的操作数据，并且被进一步配置为计算一个或多个燃料消耗模型，所述一个或多个燃料消耗模型基于所述操作数据、路段性质和驾驶员行为特点计算就行使每个路段的每个车辆的燃料消耗；以及

[0037] 主车辆中的导航系统，所述导航系统被配置为与所述服务器计算机无线地通信，

[0038] 当所述主车辆的乘员利用所述导航系统请求从起始点到目的地的导航指示时，确定一个或多个导航路线选择以响应于所述请求，并且利用所述一个或多个燃料消耗模型计算就每个路线选择的估计的燃料消耗，并且所述就每个路线选择的估计的燃料消耗被提供给所述主车辆的乘员。

[0039] 15. 根据方案14的系统，其中所述操作数据包括车辆和发动机型号，道路坡度，交通流量速度，单独的车辆加速/制动模式，单独的车辆与平均交通速度的偏离，以及由停车标志、交通灯和拥堵造成的怠速。

[0040] 16. 根据方案15的系统，其中所述操作数据还包括海拔和外部空气温度。

[0041] 17. 根据方案14的系统，其中所述一个或多个燃料消耗模型包括车辆运动学的基于物理的模型，所述车辆运动学的基于物理的模型模拟车辆动力和运动以计算就路段的燃料消耗。

[0042] 18. 根据方案17的系统，其中，就每个路段，所述车辆运动学的基于物理的模型包括车辆动态曲线，所述车辆动态曲线就路段作为时间的函数模拟车辆运动；发动机转速曲线，所述发动机转速曲线基于所述车辆动态曲线计算；以及发动机扭矩曲线，所述发动机扭矩曲线基于所述车辆动态曲线和影响车辆的力计算；并且通过计算所述发动机速度曲线和所述发动机扭矩曲线的时间积分估计就路段的燃料消耗。

[0043] 19. 根据方案14的系统，其中所述一个或多个燃料消耗模型包括机器学习模型，所述机器学习模型将所述操作数据与就每个路段的燃料消耗相关联。

[0044] 20. 根据方案19的系统，其中所述机器学习模型是神经网络模型，并且所述神经网络模型包括训练模式以及测试模式，在所述训练模式中，利用来自多个道路车辆的操作数据和燃料消耗数据校准所述神经网络模型；在所述测试模式中，所述神经网络模型预测就所述主车辆的燃料消耗。

[0045] 21. 根据方案19的系统，其中所述机器学习模型是统计学习模型，并且所述统计学习模型包括训练模式以及测试模式，在所述训练模式中，利用来自多个道路车辆的操作数据和燃料消耗数据校准所述统计学习模型；在所述测试模式中，所述统计学习模型预测就计算所述主车辆的燃料消耗。

[0046] 22. 根据方案14的系统，其中计算估计的燃料消耗和燃料成本由所述服务器计算机执行，并且所述估计的燃料消耗和燃料成本被下载到所述主车辆中的导航系统。

[0047] 23. 根据方案14的系统，其中，利用从所述服务器计算机下载到所述导航系统的所述一个或多个燃料消耗模型，计算估计的燃料消耗和燃料成本由所述主车辆中的所述导航系统执行。

[0048] 24. 根据方案14的系统，进一步包括由所述服务器计算机接收来自补充数据提供者的地图数据、兴趣点(POI)数据和实时交通数据，将所述地图数据和所述实时交通数据包

含到所述燃料消耗模型中,并将所述POI数据包含到在所述导航系统上显示的行驶路线和燃料成本中。

[0049] 25. 根据方案24的系统,进一步包括由所述服务器计算机向所述补充数据提供者提供更新的数据。

附图说明

[0050] 附图1是来自常规导航系统的显示的示意图,示出了从起始点到目的地的三条可能的路线,并带有与每条路线相关的距离和时间;

[0051] 附图2是示出用于收集团体感知车辆行驶数据和其它数据,并计算所请求的导航路线的估计燃料消耗的系统框架的框图;

[0052] 附图3是用于基于大量道路拓扑和驾驶员行为参数来估计燃料消耗的神经网络模型的示意图;

[0053] 附图4是用于在车辆导航系统中提供燃料消耗预测和燃料成本估计的方法的流程图;以及

[0054] 附图5是根据所公开发明实施例的导航系统的显示的示意图,示出了如附图1中的三条导航路线和数据,并且还包含每条路线的燃料消耗和成本。

具体实施方式

[0055] 以下关于本发明实施例的讨论涉及一种用于在车辆导航系统中提供燃料消耗预测和燃料成本估计的系统和方法,该讨论本质上仅仅是示例性的,并且不旨在限制本发明或其应用或用途。例如,下面所讨论的实施例在驾驶员使用车载导航系统的背景下描述;然而,为各种路线选择计算并提供燃料消耗数据的发明概念同样适用于基于网络的地图程序,该基于网络的地图程序经由计算机或手持移动设备访问。该概念还适用于自动驾驶系统,该自动驾驶系统执行自动重新规划路线功能,并自主地或基于来自车辆管理员或乘员的输入偏好来选择路线。

[0056] 导航系统在本领域中是公知的,导航系统提供路线规划、视觉地图显示和逐向驾驶员导航引导。当驾驶员请求用于从起始点到目的地的行使导航指示时,大多数导航系统有能力提供多于一个路线选择,并且为每个路线选择提供基本距离和时间估计。在一些情况下,导航系统仅提供一个路线选择,因为只有一条路线是有意义的,但在许多其他情况下,提供多于一个路线选择。

[0057] 附图1是来自如本领域公知的常规车载导航系统的显示10的示意图。显示10表示驾驶员已经请求从起始点20到目的地30的导航指示的情景。起始点20通常默认为车辆和驾驶员的当前位置,但也可以是任何地方。显示10示出了从起始点20到目的地30的三条可能的路线,包括路线40、路线50和路线60。路线40涉及三个路线选择中行驶距离最长的,但是可以包括没有或几乎没有停止的全高速公路行使。路线60是行驶距离最短的,但可以包括低速行驶路段和在停车标志和停车灯处的频繁停止。路线50行驶距离居中(比路线40短但比路线60长),并且行进速度适中。

[0058] 由于路线选择的不同特点,导航系统向驾驶员提供与每条路线相关联的距离和时间是已知的。对于路线40/50/60的每一条而言,表70包括总距离和估计的时间。当然,距离

和时间还可以用表70之外的形式显示给驾驶员,例如附加到路线40/50/60中的每个的边注。时间估计和距离数据可以帮助驾驶员决定采取哪条路线。然而,利用下面所讨论的系统和方法,可以向驾驶员提供更多的信息以帮助驾驶员在更知情的条件下就关于沿哪条路线行进作出决定。

[0059] 附图2是系统框架100的框图图示,该系统框架100用于收集团体感知车辆行驶数据和其它数据,并计算所请求的导航路线的估计的燃料消耗。如附图2所示,多个车辆102示出为行驶在道路110上。道路110划分成路段112、114、116等,其中路段通常由地图提供者来确定,并且每个路段是具有—致属性和特点的相当短的路程。例如,住宅区中的路段可以是一个街区长,其中就整个路段而言,道路具有恒定的车道数和限速。在高速公路上,车道数、限速、入口/出口匝道、道路坡度和道路曲率都可以用于确定每个路段的范围。

[0060] 尽管在附图2中仅示出了道路110,但是在框架100实际的执行中,大量的车辆102将在许多不同的道路上行驶。车辆104将请求导航指示,如下文所述的那样。

[0061] 车辆102和104与服务器120无线地通信。车辆102/104和服务器120之间的无线通信可以使用任何合适的技术,包括但不限于专用远程信息处理系统、蜂窝通信、卫星通信、使用专用短程通信(DSRC)或其它技术等的车辆到车辆(V2V)通信和车辆到基础设施(V2I)通信。进一步地,车辆102/104和服务器120之间的通信可以经过各种互联网路由器、专用通信网络和服务器,以及其他中间路由设备。在框架100中,车辆102/104仅需要能够以双向方式与服务器120实时或接近实时地通信。

[0062] 当然,并非在任何道路上的每个车辆都将与服务器120通信,因为许多车辆没被配备用于通信。服务器120将就其范围内的所有道路从尽可能多的车辆收集数据,并且如果提供数据的车辆比服务器120维持良好质量燃料消耗模型所需的更多,则服务器120将选择性地接收来自优选数量的车辆的数据。

[0063] 如熟悉计算机的任何人所理解的那样,服务器120具有计算能力和存储能力。服务器120用两种不同类型的燃料消耗预测模型中的至少一种来编程,该两种模型即基于物理的模型和机器学习模型。数据收集模块122从车辆102收集数据用于基于物理的模型124,并且数据收集模块132从车辆102收集数据用于机器学习模型134。由数据收集模块122和132收集的数据可以稍有不同,并且下面详细讨论数据收集和模型。

[0064] 一个或多个车辆制造者专用服务器140向服务器120提供专有车辆模型数据142,并且还可以从服务器120接收回数据。车辆模型数据142可以用于基于物理的模型124和/或机器学习模型134以估计车辆104的燃料消耗,如下文还将进一步讨论的那样。

[0065] 外部数据提供者152/154/156向服务器120提供数据以供在燃料消耗模型中使用。外部数据提供者152/154/156包括主要兴趣在于加油站位置数据的兴趣点(POI)数据提供者152、地图数据提供者154和实时交通数据提供者156。还可以提供其它类型的外部数据,以改进燃料消耗预测(例如,当前天气和预报的天气信息)。服务器120和外部数据提供者152/154/156之间的通信本质上可以是双向的,因为服务器120可以从车辆102收集数据,这些数据比外部数据提供者152/154/156所拥有的数据更准确和/或更新。

[0066] 为了概括框架100,服务器120连续地收集来自许多道路车辆102和其它数据源(142、152-156)的数据,并且连续地改善燃料消耗估计模型124和134。当车辆104请求导航路线指示时,服务器120为每个路线选择提供至少一个(并且经常多于一个)路线选择,包括

就所述路线选择中的每个的距离、估计的时间和估计的燃料消耗和成本。以下讨论模型124和134如何操作。

[0067] 顾名思义,基于物理的模型124利用基于发动机性能、车辆参数和车辆环境的计算来估计就特定车辆和驾驶员在特定导航路线的路段上的燃料消耗。当简化为基本原理时,车辆104(或作为燃料消耗计算的对象的任何车辆)的运动通过牛顿第二定律来表征,其表示了作用在车辆104上的合力等于其质量乘以其加速度。当扩展到包括其它影响燃料消耗的等效力时,牛顿第二定律方程可以写为:

$$[0068] \quad m \frac{dv}{dt} = F_{eng} - F_{fric} - F_{grav} - F_{aero} - F_{idle} - F_{elec} - F_{brake}, (1)$$

[0069] 其中 m 是车辆104的质量, $\frac{dv}{dt}$ 是车辆加速度(纵向速度的变化率), F_{eng} 是车辆发动机提供的力, F_{fric} 是路面摩擦力, F_{grav} 是纵向作用在车辆上的重力的力(如果存在道路坡度的话), F_{aero} 是车辆上的空气动力阻力, F_{idle} 是作用在车辆上与沿着道路停止和启动相关联的等效力, F_{elec} 是与车辆电气系统相关联的等效力, F_{brake} 是制动力。

[0070] 方程(1)中的每个力可以使用车辆参数、发动机参数、道路和驾驶员参数以及经验数据的组合来建模。具体地,力可以建模如下:

$$[0071] \quad F_{eng} = k_0 \frac{\eta \cdot \gamma \cdot \gamma_{final}}{R_{wheel}} T, (2)$$

[0072] 其中 F_{eng} 是由于发动机而在车辆上的向前力(推力), k_0 是常数, η 是发动机效率, γ 是传动效率, γ_{final} 是最终驱动效率, T 是发动机扭矩以及 R_{wheel} 是车轮半径。利用发动机模型,可以确定与特定发动机力 F_{eng} 相关联的燃料消耗。

[0073] 继续构建方程(1)的力项:

$$[0074] \quad F_{fric} = k_1 m \cos \alpha (r_0 + r_1 v), (3)$$

[0075] 其中 F_{fric} 是来自道路的车辆上的摩擦力, k_1 是常数, m 是车辆质量, α 是道路坡度, r_0 是路面摩擦阻力值, r_1 是滚动阻力系数, v 是车辆速度。

[0076] 继续构建方程(1)的力项:

$$[0077] \quad F_{grav} = k_2 m g \sin \alpha, (4)$$

[0078] 其中 F_{grav} 是由于道路坡度而在车辆上的重力的纵向分量, k_2 是常数, m 是车辆质量, g 是重力加速度, α 是道路坡度。

[0079] 继续构建方程(1)的力项:

[0080]
$$F_{aero} = k_3 \frac{1}{2} \rho A C_d v^2, (5)$$

[0081] 其中 F_{aero} 是车辆上的空气动力阻力, k_3 是常数, ρ 是空气密度, A 是车辆的前部面积, C_d 是基于车辆形状的阻力系数, v 车辆速度。

[0082] 继续构建方程(1)的力项:

[0083]
$$F_{idle} = k_4 m v^2 \left(\frac{ST + TL}{dist} \right), (6)$$

[0084] 其中 F_{idle} 是车辆上的与怠速相关的等效力, k_4 是常数, m 是车辆质量, v 是车辆速度, $ST + TL$ 是在路段上每单位距离 $dist$ 遇到的停车标志和交通灯的数量。

[0085] 继续构建方程(1)的力项:

[0086]
$$F_{elec} = k_5 p_e, (7)$$

[0087] 其中 F_{elec} 是车辆上的与电气系统能耗相关的等效力, k_5 是常数, p_e 是电气系统损耗系数。

[0088] 对于方程(1)的最终项, F_{brake} 是车辆上的制动力, 其可以由纵向加速度或者通过制动系统(诸如防抱死制动系统)中的传感器来确定。在带有再生制动系统的车辆中, 其中一些制动力矩作为动能或电能被捕获, 这可以在模型中考虑, 由此制动力 F_{brake} 不将被视为纯粹浪费的能量。

[0089] 对于单独的车辆104而言, 方程(1)-(7)中出现的一些参数可以从一个驾驶行程到另一个行驶行程而变化。例如, 如果车辆104仅有驾驶员在车上, 对比完全装载有5-6名成年乘客或装载重的货物, 车辆的质量 m 有着显著的不同。同样地, 在车斗中具有大体积货物或牵引拖车的皮卡车将具有比标准车辆更大的质量和更高的阻力系数。可以通过测量与学习技术的组合来实现就当前驾驶行程的配置对这些参数的调整, 其中, 例如, 车辆质量可以通过悬架中的负载传感器直接测量, 阻力系数可以通过当以恒定速度在水平道路上行驶时进行的计算而得知。

[0090] 基于物理的模型124可以利用方程(1)-(7)来构造, 由此可以就任何给定的路段计算车辆的燃料消耗。这通过利用上述的群体感知的和车辆/驾驶员的具体数据对每个路段过程的车辆动态曲线(加速、减速、停止、启动和道路坡度)进行建模来完成。一旦对车辆动态曲线进行建模, 也可以为沿路段的行驶来预测变速器档位选择以及发动机转速。发动机扭矩曲线(相对于时间)也可从方程(1)中获得, 包括移动车辆所需的扭矩以及其它阻力源与就路段的低效率(方程(3)-(7))。因此, 现在可获得在路段行驶期间的发动机转速和扭矩的基于时间的模拟。利用发动机扭矩和转速时间曲线, 作为时间的函数的燃料消耗可以写为:

[0091]
$$f(t) = C \cdot W(t) \cdot T(t), (8)$$

[0092] 其中 $f(t)$ 是作为时间的函数的燃料消耗, C 是校准常数, $W(t)$ 是作为时间的函数的发动机转速, $T(t)$ 是作为时间的函数的发动机扭矩。

[0093] 当如方程 (8) 所示, 燃料消耗被建模成时间的函数时, 用于路段 i 的总燃料消耗 F_i 可以计算为:

$$[0094] \quad F_i = \int_{t=0}^T f(t) dt \quad (9)。$$

[0095] 方程 (2)–(7) 中的常数 k 可确定为用于提供与大量车辆的实际燃料消耗数据的最佳相关, 其中实际燃料消耗数据也从车辆 102 中群体感知到。一旦基于物理的模型 124 与大量车辆 102 的实际道路数据相关, 模型 124 可以以预测的方式用于估计在任何特定路段上行驶的任何特定车辆 104 的燃料消耗。

[0096] 在过去, 不可能使用方程 (1)–(7) 为规划行驶的路线来提前准确地估计燃料消耗, 因为方程 (2)–(7) 中的许多参数不可事先地用于计算。例如, 道路坡度 α 、交通流速度 v 、单独的加速/制动模式以及与平均交通速度的偏差、以及由停车标志和交通灯引起的怠速, 这通常对于所请求的任何任意导航路线而言都是未知的。然而, 利用上面讨论的框架 100, 所有的这些数据 and 更多可以从车辆 102 被群体感知或者为单独的车辆 104 而确定, 并且可用在基于物理的模型 124 中以便估计燃料消耗。

[0097] 附图 3 是用于基于大量道路拓扑和驾驶员行为参数来估计燃料消耗的神经网络模型 200 的示意图。神经网络模型 200 是可以用作机器学习模型 134 的一种类型的模型。如本领域技术人员所理解的那样, 还可以使用其它类型的机器学习模型。

[0098] 神经网络模型 200 利用机器学习技术来构建将多个输入参数 210 与输出参数 270 相关联的模型。与基于物理的模型 124 不同, 神经网络模型 200 (或任何机器学习模型 134) 不对车辆力和运动的物理学建模, 而是使用数值技术来优化一组输入参数和输出参数之间的相关性。输入参数 210 类似于在基于物理的模型 124 中使用的输入。在一个实施例中, 使用输入参数 210 中的八个, 包括道路坡度 (以路段末端高度相对于路段始端高度的形式)、总爬升距离 (垂直)、总下降距离 (垂直)、平均速度、平均绝对加速度、停止次数、总停止持续时间和大加速度的数量。在另一个实施例中, 包括实际海拔 (海平面以上的高度; 不仅仅是路段的相对爬升/下降) 和外部空气温度作为输入。当然可以使用输入参数 210 的其它组合。目的是输入参数 210 包括在确定路段上行驶的车辆的燃料消耗时最重要的因素。

[0099] 应注意的是, 输入参数 210 中的一些参数与道路拓扑相关, 例如, 高度、爬升和下降参数。输入参数 210 的其它输入参数与驾驶员行为相关, 例如加速度数据。输入参数 210 中的另外一些其它输入参数可以涉及道路拓扑、驾驶员行为和交通状况 (例如平均速度和停止次数) 的组合。这与在基于物理的模型 124 中用作输入的参数非常相同。

[0100] 如图所示, 输入参数 210 提供给节点 220 的输入层。在这种情况下, 自适应模型核心 230 包括两层内部节点, 第一内层 240 和第二内层 250。第二内层 250 与具有单个节点的输出层 260 连接, 该单个节点表示输出参数 270, 在这种情况下, 表示燃料消耗。

[0101] 神经网络模型 200 首先在训练模式中操作, 在该模式中提供大量数据集, 其中训练数据集中的每个不仅包括输入参数 210, 而且包括就行使过的路段的输出参数 270 (实际燃料消耗)。在训练模式期间, 模型 200 构建其自身以提供就每个训练集的输入参数与输出参

数之间的最佳可能的相关。自适应模型核心230中的层数,在层240和250的每一个中的节点数,以及层220、240、250和260之间的连接性在训练模式期间都是变化的,以实现最佳的相关。反向传播信道280表示用于自适应模型训练的反馈。

[0102] 在为训练模式提供足够数量的数据集之后,神经网络模型200显示模型计算的燃料消耗与实际燃料消耗的良好相关性,然后模型200准备好在测试模式中使用。在测试模式中,模型200用于预测规划行驶特定路段(或更具体地,由许多路段组成的导航路线)的车辆(车辆104)的燃料消耗。在测试模式中,输入参数210从群体感知数据、关于车辆104及其驾驶员的数据、地图数据以及实时交通数据的组合中获得。在以上讨论的方式中,可能需要针对当前的驾驶行程具体地调整关于车辆104及其驾驶员的一些参数。当所有输入参数210可从这些源处获得,并且神经网络模型200先前已得到训练,模型200可用于预测性地估计就特定车辆、驾驶员和路段的燃料消耗。

[0103] 许多不同的机器学习技术在本领域中是已知的,并可适用于机器学习模型134(包括神经网络模型200),例如带有径向基函数(RBF)内核的支持向量机(SVM)回归。异常(异常值)检测、正则化和交叉验证也可考虑用来提高准确性。其它统计学习方法,如贝叶斯网络分析,也可以用来实现这个目标。

[0104] 附图4是利用上述的数据收集和建模技术,在车辆导航系统中提供燃料消耗预测和燃料成本估计的方法的流程图300。

[0105] 在框302中,从在多个路段上行驶的多个车辆收集车辆操作数据。这种群体感知数据由“云端”的服务器(服务器120)来收集——服务器120可以是因特网上的任何地方,或者可以是由具有专有远程信息处理系统的车辆制造者私人操作的服务器,或者任何其它具有远程数据收集功能的服务器。在框302处,收集的数据优选地从多个车辆中无线地且连续地收集。在框302处收集的车辆操作数据包括先前列出的用于基于物理的模型124和机器学习模型134的所有输入参数,以及就行驶不同路段的车辆102的实际燃料消耗。如上所述,实际燃料消耗数据用于校准和关联模型124和134。

[0106] 在框304中,补充数据由兴趣点数据提供者152、地图数据提供者154和实时交通提供者156提供给服务器计算机120。在框304处从补充数据提供者152/154/156所收集的数据包括:道路地图数据(路段,包括路面类型、车道数量、曲率、交叉口等);兴趣点(POI)数据,包括加油站的位置,以及加油站的营业时间、价格、可提供的燃料类型等;以及实时交通数据,包括平均速度低于规定速度的路段、道路建设和事故的位置等。应注意的是,在框304处提供补充数据不是强制性的,因为服务器120可能已经具有地图和POI数据,并且来自车辆102的群体感知数据可以取代实时交通数据。

[0107] 在框306中,在服务器120上为路段创建燃料消耗模型。燃料消耗模型考虑了许多因素,包括如前所述的道路坡度、平均速度、交通拥堵、停车灯和停车标志的数量、车辆和发动机类型、驾驶员加速/制动模式等。燃料消耗模型可以包括基于物理的模型124、机器学习模型134或两者都包括。模型124/134不仅基于道路特定因素、还基于车辆特定因素和驾驶员特定因素(例如车辆质量、发动机和变速器规格、加速和制动特征)来估计规划行驶路线的燃料消耗。如上所述的,在框306处创建的燃料消耗模型124/134首先利用就行使许多不同路段的许多车辆的已知燃料消耗数据来计算和校准,然后模型124/134准备好用于预测模式。

[0108] 在框308中,驾驶员请求导航路线。该请求将以常规的方式通过附图2的车辆104中的车载车辆导航系统来进行,其中驾驶员指定起始点(通常是车辆当前位置)和目的地。

[0109] 在框310中,服务器120为所请求的导航路线计算一个或多个导航路线选择。路线选择通常包括两条或三条不同的路线,所供选择的路线至少包括一些差异。在确定导航路线选择之后,在框312中服务器120利用一个或多个模型来计算每个路线的估计燃料消耗和燃料成本。燃料消耗估计可以基于物理的模型124或机器学习模型134或两者的组合。燃料成本是基于沿着路线的燃料消耗和位于沿着该路线的加油站的燃料价格计算的。

[0110] 在框314处,经由车辆内导航系统向驾驶员提供导航路线选择,其中每个路线选择不仅包括距离和时间,还包括利用模型124/124计算的燃料消耗和燃料成本。呈现给驾驶员的路线选择,特别是对于长距离导航路线,还可以包括加油站相对于沿着每个路线选择行驶范围的位置,由此对驾驶员来说沿着任何选择的路线能否方便地加油是显而易见的。

[0111] 上述过程还可以包括提供来自车辆制造者的专有数据以用在基于模型的燃料消耗预测中。例如,专有数据可以包括就特定型号车辆的动力系性能数据。

[0112] 上述过程还可以包括将来自服务器计算机120的反馈数据提供给兴趣点数据提供者152、地图数据提供者154以及实时交通提供者156。例如,驾驶员可能报告在加油站支付的价格,或者实际行驶的路段可能在某种程度上与地图数据中所表示的不同,或者驾驶员可能经历的与由实时交通提供者156所报告的那些不同的(更好或更差)交通拥堵状况。车辆102和/或104所经历的并且提供给服务器120的任何数据,如果其不同于补充数据提供者152/154/156所提供的数据,则可进行更新。

[0113] 最后,还可以想象在具有车载本地处理器的单独的车辆(诸如车辆104)上运行上述过程。这可以通过将基于物理的燃料消耗模型124或机器学习模型134或两者都下载到车辆来完成。模型下载的执行可以是定期的(推送的),或者是当请求导航路线时而基于具体需求(拉动)的。然后,当驾驶员想要规划路线时,车载导航系统不仅可以提供带有时间和距离的不同路线,而且还可以基于利用模型124/134在车辆中本地执行的计算,提供估计的燃料消耗和燃料成本。

[0114] 如本领域技术人员所很好地理解的那样,本文讨论的用于描述本发明的若干和各种步骤以及过程可以指由服务器120、另外的计算机、处理器或其它电子运算装置执行的操作,所述电子运算装置利用电现象来操纵和/或变换数据。车辆102(群体来源数据提供者)和104(请求导航路线的单独的车辆)应理解为具有用于收集数据和进行运算的车载处理器和存储器,以及用于与服务器120无线通信的通信系统。这些计算机和电子设备可以采用各种易失性和/或非易失性存储器,包括其上存储有可执行程序的非暂时性计算机可读介质,可执行程序包括能够由计算机或处理器执行的各种代码或可执行指令,其中存储器和/或计算机可读介质可以包括所有形式和类型的存储器和其它计算机可读介质。

[0115] 附图5是根据所公开发明实施例的导航系统的显示410的示意图。显示410包括表470,示出了如附图1所示的三条导航路线40/50/60以及距离和时间数据。表470还包括就每条路线如上文详细所述的计算的燃料消耗和成本。可以预期的是许多驾驶员将选择将消耗最少燃料或具有最低燃料成本的路线,特别是如果驾驶时间相对可比的情况下。如前所述,就每条路线的燃料消耗和成本数据不必须显示在表中;其可以以任何其它合适的格式显示以供驾驶员查看。

[0116] 随着燃料消耗和导航路线数据可用,导航系统可以向驾驶员提供额外的有用信息。例如,在长距离行驶中,导航系统可以估计何时车辆将需要加油,并且可以在显示410上表示指示何处存在加油站。加油站位置数据可如先前讨论的从兴趣点数据提供者152获得。导航系统还可以综合在沿着不同路线的加油站处的燃料价格(可从POI数据提供者152获得),并将其作为显示470所提供的数据的因素。例如,路线40可能经过燃料税比路线60高得多的州。当地的供应和需求也可能造成不同地点之间燃料价格的巨大差异。因此,沿路线40的每单位体积燃料的平均价格可比沿路线60的高15%。特定路线燃料购买价格可乘以估计的燃料消耗,以为每条路线提供非常准确的燃料成本估计,这对于许多司机而言可能是的决定性因素。

[0117] 一种导航系统,为不同的导航路线选择提供估计的燃料消耗和燃料成本,为驾驶员提供有价值的信息以在选择行驶路线时使用。选择使用较少燃料的行驶路线对于驾驶员个人而言产生了节省,并且还提供了社会效益。

[0118] 前述讨论仅公开和描述了本发明的示例性实施例。本领域技术人员将容易地从这样的讨论以及从相应的附图和权利要求中认识到,在不脱离的精神和如在下面权利要求中所限定的本发明范围的情况下,可以在其中进行各种改变、修改以及变化。

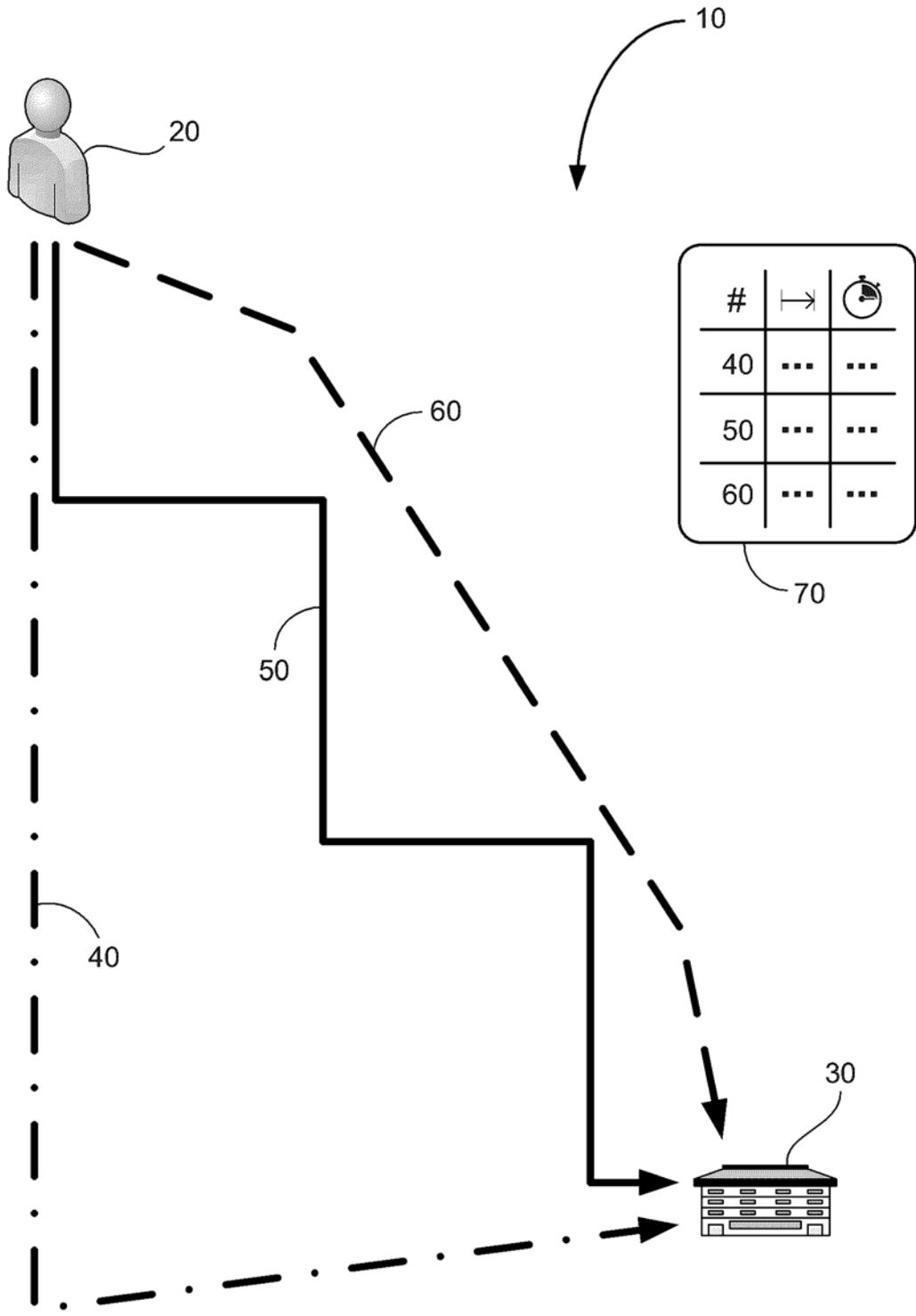


图 1

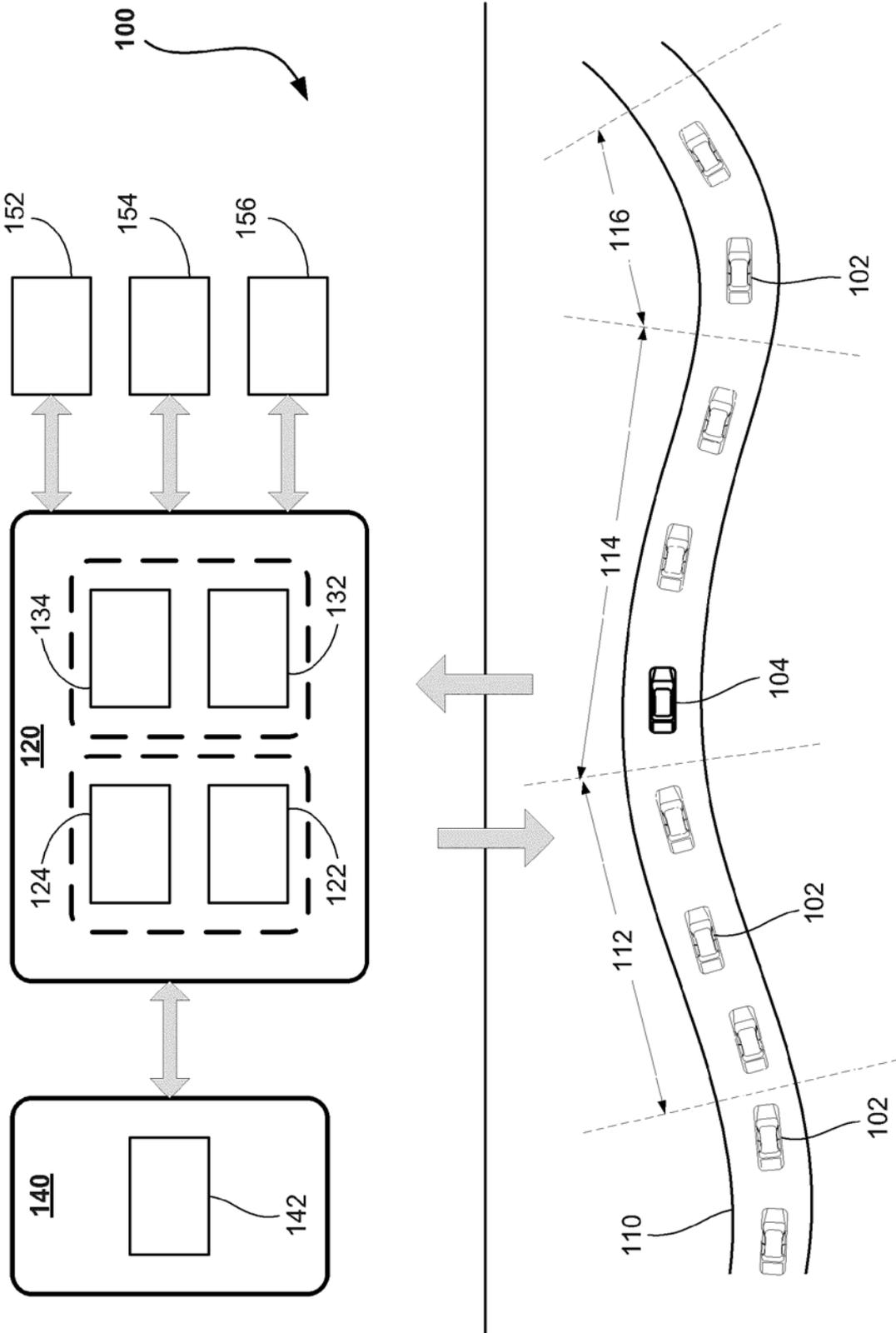


图 2

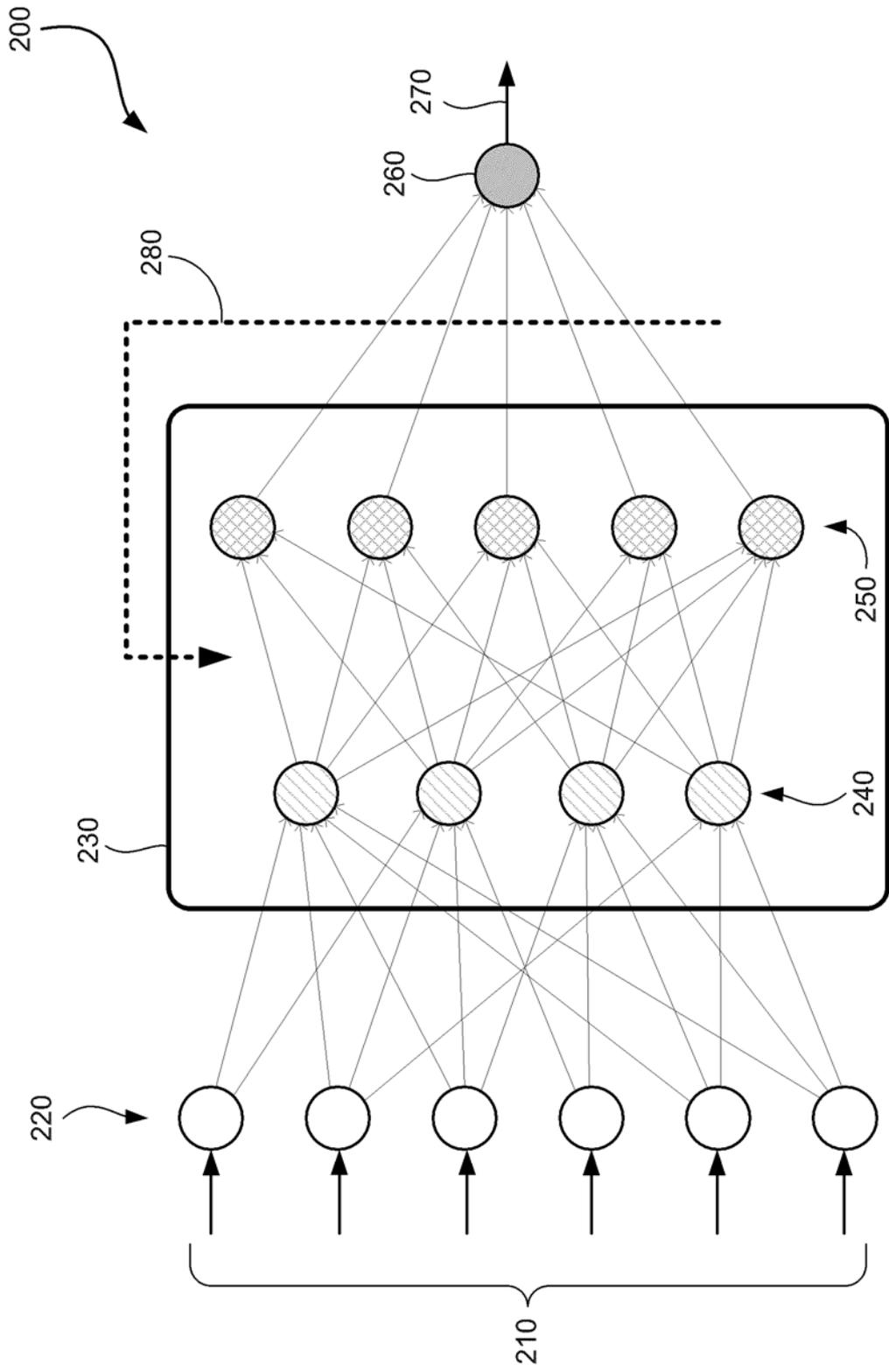


图 3

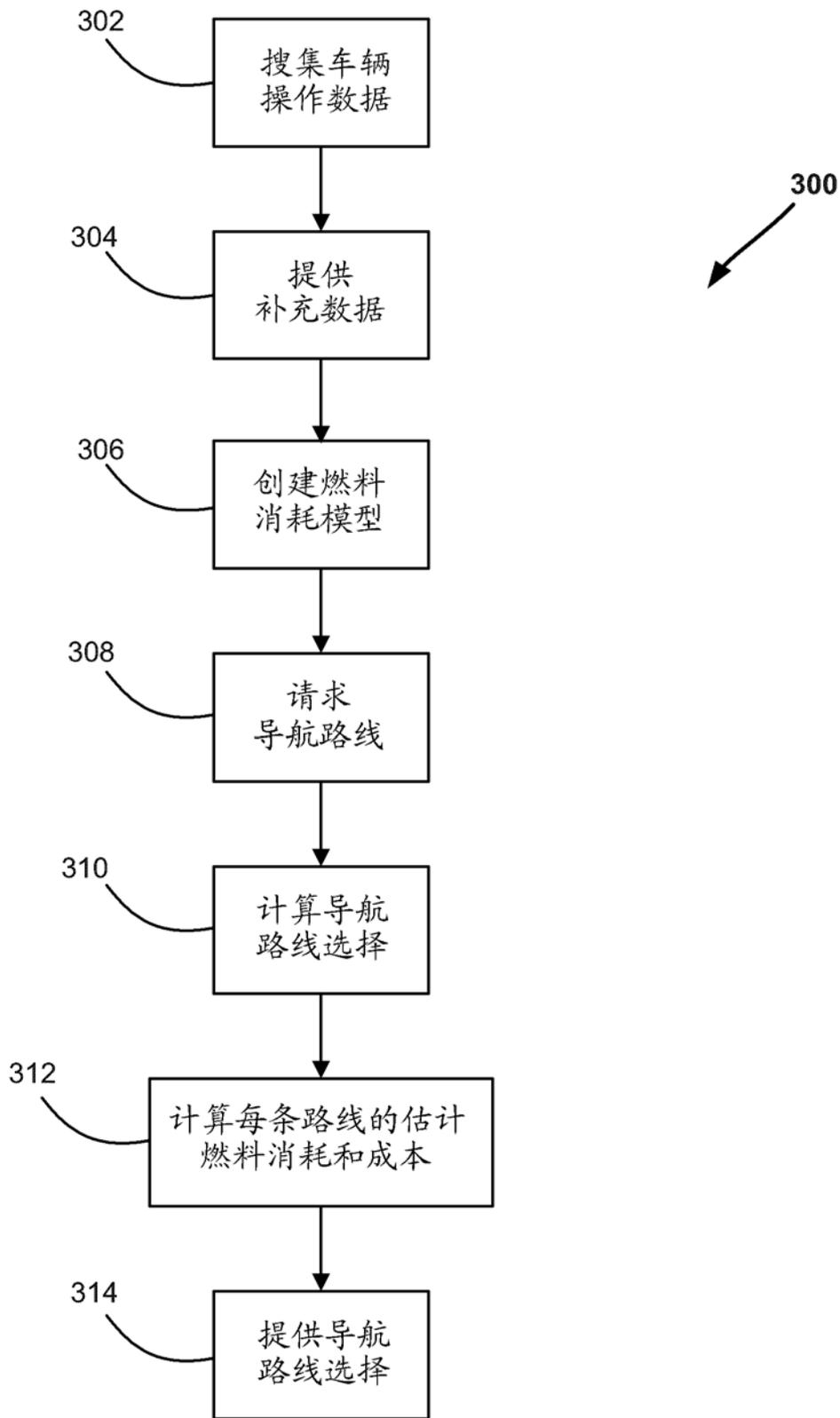


图 4

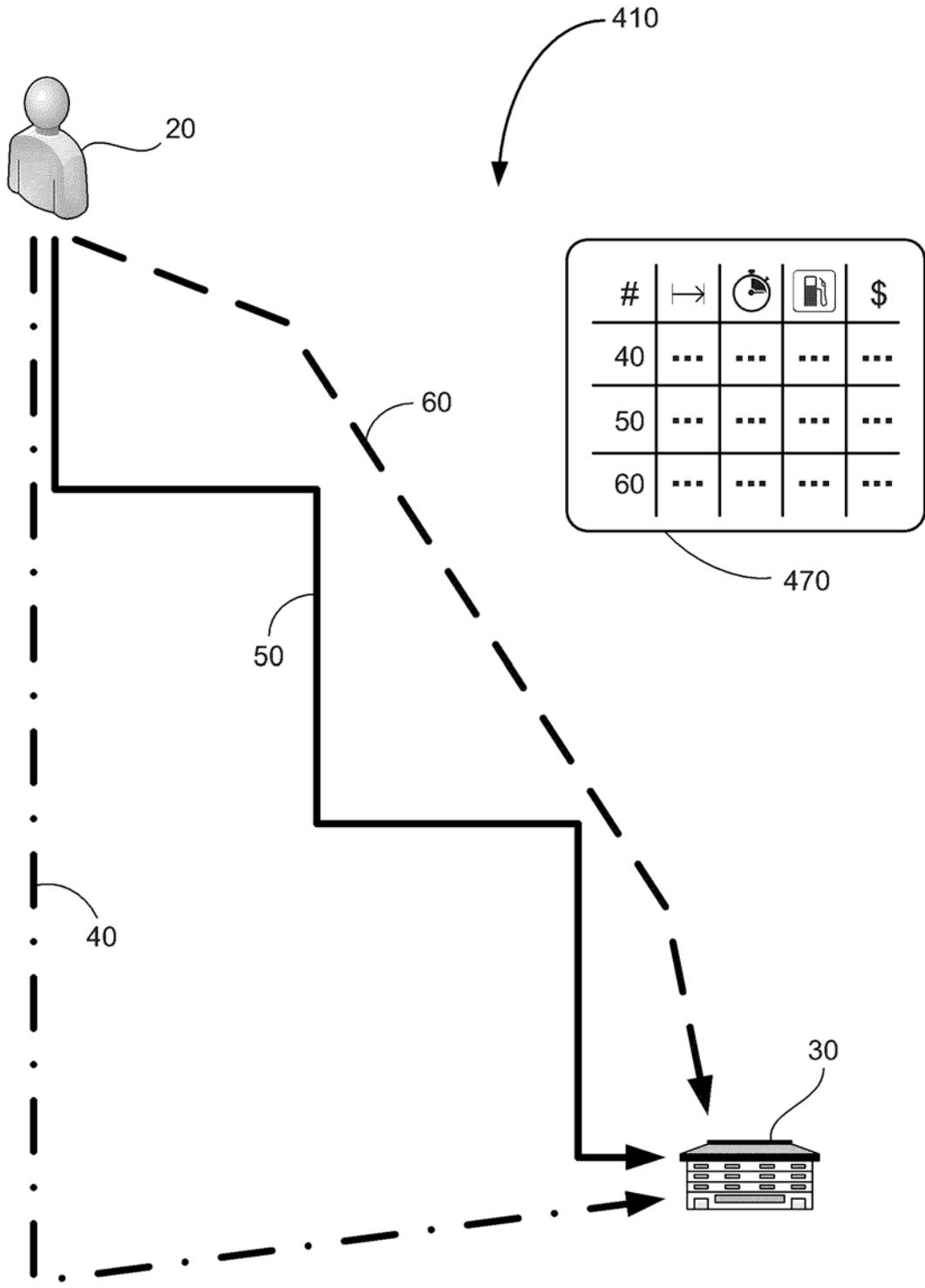


图 5