

基于社会价值取向的交通流预测方法、系统、终端及介质

技术领域

本发明属于自动驾驶技术领域，尤其涉及一种基于社会价值取向的交通流预测方法、系统、终端及介质。

背景技术

目前，城市交通流具有非线性、自组织性、时空性、随机时变性、周期相似性等特性，致使短时交通流预测技术复杂、难度大。仅在 2015 年，美国就发生了超过 45 万起变道/并线事故和 140 万起右转/左转事故。在对加州交通事故的分析中，在 57% 的事故原因是追尾，其主要原因是前车的驾驶行为出乎后车司机的意料，即交通流的预测难度较大。

以上问题的主要原因是人类驾驶员在面对同一驾驶场景时会采取不同的驾驶理念，不同性格的驾驶员在面对并线、左转、交通路口等具有博弈特性的交通场景时会采取不同风格的驾驶规划，即使是同一位驾驶员，在面对复杂、随机时变的交通场景时，其驾驶风格也会不断发生改变。综上，在交通场景由于车辆增多不断复杂化的今天，对于交通流的准确预测从而进行有效控制，进而降低不良交通状况的发生概率显得尤为重要。

针对以上问题，目前已经存在一部分研究以及成果：

专利 CN113240904A 涉及一种基于特征融合的交通流预测方法，该方法获取历史交通数据，并进行时空相关性分析，利用图卷积神经网络与卷积神经网络分别进行空时特征提取，该发明在一定程度上提升了模型在交通数据异常情况下预测性能的鲁棒性和在正常情况下的预测精度。

专利 CN112991741A 提供一种交通流预测方法和装置，该方法先通过多个智能路边单元获取目标区域内各交通参与者的感知数据，然后通过数据融合得到目标区域内各类交通参与者在第一预设时间段内的实时交通流数据，基于交通

流预测模型得到目标类交通参与者在第二预设时间段内的预测交通流数据。

专利 CN112863183A 涉及一种交通流数据融合方法及系统，检测预选定路段的交通流时，同时采用毫米波检测技术及视频图像检测技术，将视频图像检测技术所对应的显示区域、毫米波检测技术所对应的显示区域分别等分成多个第一子区域、多个第二子区域，既能大幅提高融合速度，又提升了交通流信息的完整性。

专利 CN113345233A 公开了一种道路交通流预测方法和系统，获取选定区域的一段时间内的历史道路交通流数据集，并且对该数据集进行预处理处理；建立交通流预测基础模型；利用预处理后的历史道路交通流数据集对所述交通流预测基础模型进行深度训练学习以获取最优参数，从而得到交通流最终预测模型。

专利 CN113326974A 提出了一种基于多任务超图卷积网络的多源交通客流预测方法，涉及深度学习等领域，尤其是面向超图表示以及图卷积网络的流量预测任务。相较于单一数据驱动模型，该方法可适用于多源异构交通数据。完成了轨道交通客流预测的任务，提高了预测准确率。

专利 CN113240922A 公开了一种基于交通流时空突变的交通事件预警装置，该发明通过设置浮动板，可在增强提示性的同时，还可使得灯体的可见度更高；通过设置显示器，可在提高红绿灯的功能性的同时，便于人们进行正确的道路选择。

通过上述分析，现有技术存在的问题及缺陷为：

(1) 现有的相关专利多是基于现有的传感器采集数据进行一些基本的数据处理，或采用基于规则逻辑的方法、或采用基于学习的方法，获得的结果形式均表现为从传感器数据到未来行为的映射，但是交通流运行的基本对象是人类驾驶员，他们具有随机的性格特征，因此固定的规则框架形式的预测方法无法在实际应用过程中实现较强的鲁棒性，使得预测驾驶行为数据精度偏低。

(2) 人类驾驶员的驾驶风格受其个人性格、心情等多因素影响，难以进行

准确的捕捉以及预测，因此在交通流中会普遍存在无法预测的驾驶行为，从而形成交通安全隐患。

(3) 在交通流内车与车进行的交互即人与人进行的交互，在该博弈场景内可能出现的结果是随机的，而且随着参与者数量的增多，该过程的结果的可观测性进一步降低。

(4) 目前在自动驾驶领域，规划决策的研究过程具有较长的周期性，从信息获取、处理到车辆的实际动作，整个规划决策的过程涵盖较长的时间序列，在该时段内，车辆所处环境内的周围车辆状态会存在随机性较强的变化，而目前基于车辆动力学模型的轨迹预测方案仅具有即时有效性，进而影响整个规划决策过程的有效性。

解决以上问题及缺陷的难度为：

(1) 基于车辆动力学的预测模型是通过当前车辆的速度以及横摆角速度预测目标车辆的未来动作以及行驶轨迹，该模型的建立基础为假设驾驶员在当前时刻保持现有的驾驶行为。人类驾驶员往往受环境的影响会产生随机性较强的驾驶行为变动，因此基于车辆动力学的基本模型预测结果的有效时间被限制为 1 到 2s，即人类驾驶员产生新的驾驶行为所需的转换时间。而面对较为复杂的场景时，所需长时段的交通流预测与现有基于模型的预测的即时有效性相矛盾。

(2) 复杂场景下随着车辆节点数量的逐步增多，环境复杂度随之提高。场景内节点之间的相对位置关系、社会关系等具有较强的随机变化性，使用常见的基于分类的数学模型难以涵盖所有可能的场景特征。对于车辆节点之间的社会关系，使用数学模型同样难以进行有效的描述。

(3) 人类驾驶员的驾驶风格在其驾驶车辆的未来行为轨迹的形成过程中起到了决定性的作用，但是在实际预测过程中人类驾驶员的驾驶风格是很难进行量化分析的，因此该项因素无法直接有效地纳入现有的数学模型中。

(4) 在使用交通流预测数据进行行为决策过程中，每一步决策过程均基于当下获取的环境信息进行。但是车辆的实际动作时间具有一定的滞后性，在复

杂以及高速的交通场景内（如高速公路、交通路口等），在车辆实际执行动作时，场景已经发生较大的改变，因此造成车辆行动以及行为决策的错位进而引发交通问题。

解决以上问题及缺陷的意义为：

（1）在实际应用场景内，交通流的预测要求获得的数据是连续有效的，因此瞬时有有效的预测方法并不适用。解决上述问题后可以获取更加全局的信息，为后续的行为决策提供了更加丰富有效的数据基础。

（2）将车辆节点之间的社会关系进行量化纳入预测算法的输入内，使得模型对于当下场景的理解更加全面，预测模型更加完整，从而有效提高交通流预测的准确性。

（3）将车辆动作的滞后性考虑到计算模型内，使得基于交通流预测的规划决策过程可以针对车辆实际行动的时刻（即未来时刻）进行，从而保证数据采集以及底层控制的对应关系，有效避免延迟引发的交通问题。

发明内容

为克服相关技术中存在的问题，本发明公开实施例提供了一种基于社会价值取向的交通流预测方法、系统、终端及介质。

所述技术方案如下：一种基于社会价值取向的交通流预测方法，使用博弈论捕获场景内所有交通流内车辆个体之间的动态交互，利用社会价值取向对驾驶车辆驾驶行为的自私性以及利他性进行量化，并将社会价值取向融入到全局交通流预测的计算中，对驾驶车辆驾驶行为进行更为准确的全局预测。

在一实施例中，所述基于社会价值取向的交通流预测方法包括以下步骤：

步骤一，使用社会价值取向评价驾驶车辆的驾驶行为；

步骤二，社会价值取向的实时测量与评估；

步骤三，基于社会价值取向对目标车辆进行预测。

在一实施例中，所述步骤一使用社会价值取向评价驾驶车辆的驾驶行为包

括：

将社会价值取向的效用函数 $g(\bullet)$ 集成到非合作的动态博弈中，对车辆驾驶人进行建模以获取最大化效用值；所述效用函数 $g(\bullet)$ 的加权值由社会价值取向进行计算获取，效用函数 $g(\bullet)$ 为：

$$g_i = \cos(\varphi_i) \cdot r_1(\bullet) + \sin(\varphi_i) \cdot r_2(\bullet)$$

其中， r_1 和 r_2 分别为自身效用以及其他车辆效用， φ_i 为目标车辆的社会价值取向值。

在一实施例中，所述获取的最大化效用值包括：

利他主义：不结合车辆驾驶人自身结果的情况下，最大化博弈对立方的效用，对应 $\varphi = \frac{\pi}{2}$ ；

亲社会主义：车辆驾驶人的行为意图为使整个群体获得最大化的效用，对应 $\varphi = \frac{\pi}{4}$ ；

利己主义：车辆驾驶人最大化自身的效用，不结合对立方的效用，对应 $\varphi = 0$ ；

竞争主义：车辆驾驶人最大化自身相对于对立方的效用比，对应 $\varphi = -\frac{\pi}{4}$ 。

在一实施例中，所述步骤二社会价值取向的实时测量与评估包括：步骤 1，对于不同社会价值取向形成的预期轨迹进行分类，预期轨迹的分类根据实际交通场景的变化可以进行不同的分类：

在多车道同向直驶交通场景内，根据不同的社会价值取向可以将预期轨迹分为状态保持、加速抢占车道、减速避让、向左变道、向右变道等；

在多车道对向直驶交通场景内，与同向直驶基本相同，根据不同的社会价值取向可以将预期轨迹分为状态保持、加速抢占车道、减速避让、向左变道、向右变道、向左同车道微调、向右同车道微调等；

在单车道同向直驶交通场景内，根据不同的社会价值取向可以将预期轨迹分为状态保持、微调占道、向右微调让出车道、加速直行、减速等；

在单车道对向直驶交通场景内，根据不同的社会价值取向可以将预期轨迹分为状态保持、微调占道、向右微调让出车道、向左微调抢占车道、靠边停车避让等；

在交通路口场景内，根据车辆信号灯已知车辆的计划路口行为，如直行、右转、左转、掉头等。根据不同的社会价值取向可以将预期轨迹分为保持原有计划行为、停车等待、暂缓原计划行为、取消原有计划行为、选取新的驾驶行为等；

综上，在不同的交通场景内，均可以根据不同的社会价值取向对预测轨迹进行分类；

步骤 2，分类形成预测轨迹数据集合后，与实际轨迹进行对比，此处基于一个条件是通过计算预测轨迹和实际轨迹之间的距离计算候选社会价值取向值的可能性以及分布，对社会价值取向进行实时的测量与评价，具体实施过程如下：

将不同的预测轨迹与观测获得的车辆实际轨迹进行偏差计算，偏差体现为对应轨迹点之间的欧氏距离的期望值，计算公式为：

$$\Delta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2 \right]$$

式中， Δ 为偏差计算结果， (x_i, y_i) 为预测轨迹的平面坐标， (\hat{x}_i, \hat{y}_i) 为观测获得实际轨迹的平面坐标。

步骤 3，根据不同预测轨迹的偏差值排序选择最符合的预测轨迹对应的社会价值取向作为目标车辆的社会价值取向判断值，用于后续进一步的轨迹预测；

公式表示为：

$$k = \arg \min \Delta_k$$

K 表示社会价值取向值，即为预期所求。

在一实施例中，所述步骤三基于社会价值取向对目标车辆进行预测包括：

(1) 设定当前时刻为 T_0 ，设定验证时间 ΔT 为用于判断目标车辆 SV0 值的动态更新观测时长，基于 $T_0 - \Delta T$ 时刻到当前时刻 T_0 观测获取的目标车辆的实际轨迹

信息判断目标车辆当下的最优 SV0 预测值，该预测值为实时更新值，用于后续未来轨迹的预测模型输入。

(2) 基于传感器捕捉目标车辆信息序列矩阵，包括纵向车速、纵向加速度、横摆角速度以及横摆角加速度，具体矩阵的表现形式为：

$$in = \begin{pmatrix} v_{T_0-\Delta T} & v_{\dots} & \dots & v_{T_0} \\ a_{T_0-\Delta T} & a_{\dots} & \dots & a_{T_0} \\ \omega_{T_0-\Delta T} & \omega_{\dots} & \dots & \omega_{T_0} \\ \alpha_{T_0-\Delta T} & \alpha_{\dots} & \dots & \alpha_{T_0} \end{pmatrix}$$

其中， in 为目标车辆的信息序列矩阵， v_i 为目标车辆对应时刻纵向车速， a_i 为目标车辆对应时刻纵向加速度， ω_i 为目标车辆对应时刻横摆角速度， α_i 为目标车辆对应时刻横摆角加速度；

将目标车辆的信息序列矩阵 in 输入现有的基于车辆动力学的模型可以生成其预测轨迹，为了提高预测广度从而确保预测结果包含真实轨迹，生成的预测轨迹表现为序列形式，即对目标车辆未来轨迹形成一个分布：

$$TR = (tr_1 \quad tr_2 \quad \dots \quad tr_n) = \begin{pmatrix} (x_1^1, y_1^1, t_1^1) & (x_1^2, y_1^2, t_1^2) & \dots & (x_1^n, y_1^n, t_1^n) \\ (x_2^1, y_2^1, t_2^1) & (x_2^2, y_2^2, t_2^2) & \dots & (x_2^n, y_2^n, t_2^n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (x_j^1, y_j^1, t_j^1) & (x_j^2, y_j^2, t_j^2) & \dots & (x_j^n, y_j^n, t_j^n) \end{pmatrix}$$

其中， TR 为轨迹分布矩阵， (x_j^i, y_j^i) 为目标车辆位置坐标， t_j^i 为位置坐标对应时刻，则 (x_j^i, y_j^i, t_j^i) 即为目标车辆轨迹点；

(3) 将预测轨迹的分布矩阵 TR 与基于当前社会价值取向的行为分类进行对比，获得时空位置最符合的轨迹 tr_k 作为最终预测轨迹，用于当下交通流的预测：

$$\delta_k = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \left[(x_j^k - \hat{x}_j^k)^2 + (y_j^k - \hat{y}_j^k)^2 + (t_j^k - \hat{t}_j^k)^2 \right]$$

$$k = \arg \min \delta_k$$

其中 δ_k 为预测轨迹与实际轨迹的偏差，表现为时空范围内的欧氏距离的期望值。

在一实施例中，所述步骤三后还需进行基于目标车辆的预测轨迹对交通流

进行控制，包括：

基于获取的交通流预测数据，对当下场景内的所有车辆进行全局最优的规划控制，获得每个车辆的下一步行动最优解，将运算结果下发给单车进行预期动作的控制。

本发明的另一目的在于提供一种基于社会价值取向的交通流预测系统包括：
驾驶行为评价模块，用于使用社会价值取向评价驾驶车辆的驾驶行为；
社会价值取向评估模块，用于社会价值取向的实时测量与评估；
目标车辆预测模块，用于基于社会价值取向对目标车辆进行预测。
交通流控制模块，用于基于目标车辆的预测轨迹对交通流进行控制。

本发明的另一目的在于提供一种接收用户输入程序存储介质，所存储的计算机程序使电子设备执行下列步骤：使用博弈论捕获场景内所有交通流内车辆个体之间的动态交互，利用社会价值取向对驾驶车辆驾驶行为的自私性以及利他性进行量化，并将社会价值取向融入到交通流预测的计算中，对驾驶车辆驾驶行为进行预测；

基于获取的交通流预测数据，对当下场景内的所有车辆进行全局最优的规划控制，获得每个车辆的下一步行动最优解，将运算结果下发给单车进行预期动作的控制。

本发明的另一目的在于提供一种信息数据处理终端，所述信息数据处理终端包括存储器和处理器，所述存储器存储有计算机程序，所述计算机程序被所述处理器执行时，使得所述处理器执行所述基于社会价值取向的交通流预测方法。

结合上述的所有技术方案，本发明所具备的优点及积极效果为：

本发明提出了一种基于社会价值取向的方法对交通流进行有效预测，引入了社会心理学的研究方法，使用博弈论来捕获场景内所有车辆个体之间的动态交互，进而引入了社会价值取向（SVOSocial Value Orientation）这一参数用于对人类驾驶员驾驶行为的自私性以及利他性进行量化，将这一参数融入到交

通流预测的计算中，从而帮助对其驾驶行为进行稳定有效的预测。

本发明将社会心理学工具整合到交通流预测中，以量化和预测其他驾驶员的社会行为，其中一个关键组成部分是社会价值取向（SV0），它实时量化了车辆驾驶人的自私或利他主义程度，能够更好地预测车辆驾驶人将如何与他人互动和合作，从而提高交通流预测的准确性。

相比于现有技术，本发明的优点进一步包括：

将社会心理学工具整合到自主车辆决策中，以量化和预测其他驾驶员的社会行为，其中一个关键组成部分是社会价值取向（SV0）；

使用 SV0 值对交通场景内的车辆节点之间的社会关系进行有效的数学描述，补充了轨迹预测模型的数据输入，提高了轨迹预测的全局性；

实时观测更新目标车辆的历史轨迹序列，对其 SV0 值进行实时计算更新，对于复杂交通环境内随机多变的交通状况带来的驾驶员心理波动能够有效捕捉与适应；

相比于现有的基于车辆动力学以及基于学习的轨迹预测模型，本方法可以预先获得轨迹预测值的分布从而保证预测广度，即确保实际轨迹在预测结果的集合内，再通过 SV0 值进行筛选，可以有效提高模型的计算容错率；

通过在模型内融入社会价值取向 SV0 的概念增强了目标车辆未来驾驶行为的可解释性，提高了模型对于环境的认知能力从而进行有效控制；

SV0 的融入可以解释车辆节点之间的社会关系，为后续利用该特征从而实现更大的社会效用（奖励）提供了数据基础；

本发明通过对于人类驾驶员的社会学信息进行考量延长了预测模型的有效性时长，提高了预测模型的全局性能，对于后续规划决策过程中硬件系统以及计算成本带来的固有延迟具有突出的补偿修正能力；

本发明在数据处理的部分利用了统计学相关数学工具，通过概率分布的方式提高模型计算的鲁棒性；

利用大数据的发展特点，可以借助数据集对 SV0 判断模型进行训练，从而

获得更快速的 SV0 求解模型。

当理解的是，以上的一般描述和后文的细节描述仅是示例性和解释性的，并不能限制本发明的公开。

附图说明

此处的附图被并入说明书中并构成本说明书的一部分，示出了符合本公开的实施例，并与说明书一起用于解释本公开的原理。

图 1 是本发明实施例提供的基于社会价值取向的交通流预测以及控制方法流程图。

图 2 是本发明实施例提供的加入 SV0 预测的方法与现有方法的对比图。

图 3 是本发明实施例提供的社会价值取向取（SV0）值示意图。

图 4 是本发明实施例提供的 SV0 对车辆行为影响效果示意图。

图 5 是本发明实施例提供的 SV0 估计过程图，其中，图 5（a）为 SV0 估计过程曲线图，图 5（b）为 SV0 估计过程柱状图。

图 6 是本发明实施例提供的车辆 SV0 分布统计图。

具体实施方式

为使本发明的上述目的、特征和优点能够更加明显易懂，下面结合附图对本发明的具体实施方式做详细的说明。在下面的描述中阐述了很多具体细节以便于充分理解本发明。但是本发明能够以很多不同于在此描述的其它方式来实施，本领域技术人员可以在不违背本发明内涵的情况下做类似改进，因此本发明不受下面公开的具体实施的限制。

将社会心理学工具整合到自主车辆决策中，以量化和预测其他驾驶员的社会行为，其中一个关键组成部分是社会价值取向（SV0）；

本发明实施例提供的基于社会价值取向的交通流预测以及控制方法包括：通过实时估计交通流内车辆的 SV0 实现了更加准确的轨迹预测；通过 SV0 值对

交通场景内的车辆节点之间的社会关系进行有效的数学描述，补充了轨迹预测模型的数据输入，提高了轨迹预测的全局性；通过在模型内融入社会价值取向SV0的概念增强了目标车辆未来驾驶行为的可解释性；通过对于人类驾驶员的社会学信息进行考量延长了预测模型的有效性时长，提高了预测模型的全局性能；社会价值取向（SV0）提高了车辆之间的细微合作能力，从而实现更大的社会效用（奖励）；通过概率分布的方式对轨迹进行预测，提高模型计算鲁棒性，有效控制噪声影响；利用大数据的发展特点，通过数据集对SV0求解器进行训练，从而获得覆盖性更强的求解模型。

本发明还提供一种基于社会价值取向的交通流预测系统包括：

驾驶行为评价模块，用于使用社会价值取向评价驾驶车辆的驾驶行为；

社会价值取向评估模块，用于社会价值取向的实时测量与评估；

目标车辆预测模块，用于基于社会价值取向对目标车辆进行预测。

交通流控制模块，用于基于目标车辆的预测轨迹对交通流进行控制。

下面结合具体实施例对本发明的技术方案作进一步描述。

实施例

本发明将车辆驾驶人之间的交互建模为一个最佳响应博弈，其中每个代理进行协商以最大化其自身效用。本发明在捕捉目标车辆历史轨迹的基础上计算出了它们的社会价值取向（SV0Social Value Orientation），进而给出了一种在线预测多智能体相互作用的方法。即基于社会价值取向的交通流预测以及控制方法，如图1所示，具体操作流程分为以下步骤：

S101，使用社会价值取向（SV0）评价人类驾驶员的驾驶行为：

本发明将社会价值取向（SV0）集成到一个非合作的动态博弈中，本发明对车辆驾驶人进行建模从而量化评价其社会行为。为了将社会价值取向（SV0）整合到公式中进行有效量化，本发明定义了一个效用（奖励）函数 $g(\bullet)$ ，该函数结合了本车与周围其他车辆的效用（奖励）值，加权值即由社会价值取向（SV0）进行计算确定，例如在一个双人博弈过程内，该函数可以定义为：

$$g_1 = \cos(\varphi_1) \cdot r_1(\bullet) + \sin(\varphi_1) \cdot r_2(\bullet)$$

其中， r_1 和 r_2 分别为自身效用（奖励）以及其他车辆效用（奖励）， φ_1 为目标车辆的社会价值取向（SVO）值，本发明根据该函数可以列出以下常见的 SVO 值及其对应的驾驶风格：

利他主义：车辆驾驶人在不考虑自身结果的情况下，最大化博弈对立方的效用（奖励），对应 $\varphi = \frac{\pi}{2}$ ；

亲社会主义：车辆驾驶人的行为意图为使整个群体获得最大化的效用（奖励），对应 $\varphi = \frac{\pi}{4}$ ；

利己主义：车辆驾驶人最大化自身的效用（奖励），不考虑对立方的效用（奖励），对应 $\varphi = 0$ ；

竞争主义：车辆驾驶人最大化自身相对于对立方的效用（奖励）比，对应 $\varphi = -\frac{\pi}{4}$ 。

S102，社会价值取向（SVO）的实时测量与评估：

本发明可以通过观察车辆的历史轨迹并估计社会价值取向（SVO）值对车辆的未来驾驶行为进行预测，其中 SVO 值对于轨迹预测具有决定性作用。在本发明中，图 2 是提供的加入 SVO 预测的方法与现有方法的对比图。图 3 是本发明社会价值取向取（SVO）值示意图。

如图 4，所示亲社会的社会价值取向（SVO）会生成制动轨迹预测，而利己主义的 SVO 会生成非制动轨迹预测。

如图 5(图 5(a) SVO 估计过程曲线图，图 5(b) SVO 估计过程柱状图)本发明对于不同社会价值取向（SVO）形成的预期轨迹进行分别计算，并与观测获得的实际轨迹进行对比，本发明通过计算预测轨迹和实际轨迹之间的距离来计算候选社会价值取向（SVO）值得可能性以及分布，从而对社会价值取向（SVO）进行实时的测量与评价。

S103, 基于社会价值取向 (SV0) 对目标车辆进行预测:

基于传感器捕捉的目标车辆信息矩阵, 其中包括纵向车速、纵向加速度、横摆角速度以及横摆角加速度等, 对目标车辆未来轨迹形成一个分布, 并根据预测轨迹分别在社会价值取向 (SV0) 极坐标内进行对应点的捕捉, 从而获取得到最符合当前社会价值取向 (SV0) 值的轨迹作为最终预测轨迹, 从而实现对于当下交通流的预测。

S104, 基于目标车辆的预测轨迹对交通流进行控制:

基于获取的更为准确的交通流预测数据, 对当下场景内的所有车辆进行全局最优的规划控制, 从而获得每个车辆的下一步行动最优解, 将运算结果下发给单车进行预期动作的实现。

步骤 S104 中, 基于获取的更为准确的交通流预测数据, 形成车辆节点的动态地图信息 (具体表现为图像视频的形式), 旨在将交通流运算结果可视化并通过通讯模块下发到车辆节点终端, 具体可以表现为: 对于智能网联化程度较高的车辆可以直接将信息通过云终端下发到单车; 对于智能网联化程度较低的车辆可以将信息通过人类驾驶员手持移动终端 (智能手机软件、电子地图等) 传递到单车; 从而为车辆节点提供更全局性更强的环境信息, 辅助其内部决策系统 (无人驾驶车辆体现为决策程序, 有人驾驶车辆体现为人类驾驶员大脑) 形成更优的驾驶策略, 从而对交通流进行控制优化。

下面结合实验数据和对本发明的积极效果作进一步描述。

为了验证本发明提出的方法, 本发明在 NGSIM 数据集中测试了该算法预测高速公路入口匝道进行合并车道动作目标车辆轨迹的能力。利用数据集提供的相关车辆的轨迹数据, 本发明将本发明提出的基于 SV0 的预测方法与基本的基于车辆运动学模型的预测方法进行比较, 结果如下:

预测	基本算法	SV01	SV02	SV03
基于 SV0	——	利己主义	静态 SV0	动态 SV0

轨迹均方误差	1.0	0.947	0.821	0.753
--------	-----	-------	-------	-------

本发明发现，相比于基于运动学模型的算法，融入 SV0 的预测方法普遍降低了预测的误差值，其中始终将目标车辆 SV0 设置为 $\phi_1 = 0$ 的方法将误差降低了 5%，基于当下环境判断使用静态 SV0 值的方法将误差降低了 18%，基于实时环境实时更新 SV0 值的方法将误差降低了 25%。

根据数据测试结果本发明对具有合并车道行为的车辆以及保持原车道的车辆的 SV0 值进行了统计如图 6 是本发明提供的车辆 SV0 分布统计图（粗线框代表保持车道车辆，细线框代表合并车道车辆），本发明发现合并车道行为的车辆更具有竞争性。

本领域技术人员在考虑说明书及实践这里公开的公开后，将容易想到本公开的其它实施方案。本申请旨在涵盖本公开的任何变型、用途或者适应性变化，这些变型、用途或者适应性变化遵循本公开的一般性原理并包括本公开未公开的本技术领域中的公知常识或惯用技术手段。说明书和实施例仅被视为示例性的，本公开的真正范围和精神由所附的权利要求指出。

应当理解的是，本公开并不局限于上面已经描述并在附图中示出的精确结构，并且可以在不脱离其范围进行各种修改和改变。本公开的范围应由所附的权利要求来限制。