

基于加权最优速度的自适应巡航车辆建模及仿真

徐一凡, 李志鹏

同济大学信息与通信工程系信息处理与智能交通系统实验室, 上海

收稿日期: 2026年3月9日; 录用日期: 2026年4月10日; 发布日期: 2026年4月20日

摘要

随着智能网联汽车快速发展, 自适应巡航控制系统在提升驾驶安全性与舒适性方面发挥着重要作用。本文基于经典最优速度模型, 提出一种考虑历史车间距信息的加权最优速度跟驰模型, 该模型通过引入多历史时刻车间距的加权调节项, 使车辆的加速度决策不仅依赖当前车间距, 还参考过去一段时间内的车间距变化趋势, 从而实现对交通流扰动的有效抑制。本文首先通过线性稳定性分析推导了模型的临界稳定性条件, 随后在环形车道场景下开展数值仿真, 验证了理论分析的正确性, 研究结果表明: 引入历史车间距信息能够显著扩大交通流的稳定区域。本文工作为自适应巡航系统的参数优化和控制策略设计提供了理论依据, 有助于在缺失车车通信场景下提升交通流稳定性与通行效率。

关键词

跟驰模型, 交通流, 自适应巡航控制

Modeling and Simulation of Adaptive Cruise Control Vehicles Based on Weighted Optimal Velocity

Yifan Xu, Zhipeng Li

Information Processing and Intelligent Transportation System Laboratory, Department of Information and Communication Engineering, Tongji University, Shanghai

Received: March 9, 2026; accepted: April 10, 2026; published: April 20, 2026

Abstract

With the rapid development of intelligent and connected vehicles, Adaptive Cruise Control (ACC)

systems play a significant role in enhancing driving safety and comfort. Based on the classical Optimal Velocity Model (OVM), this paper proposes a weighted optimal velocity car-following model that incorporates historical headway information. By introducing a weighted adjustment term of multi-step historical headway, the model enables the vehicle's acceleration decision to depend not only on the current headway but also on the trend of headway variation over a past period, thereby effectively suppressing traffic flow disturbances. This paper first derives the critical stability condition of the model through linear stability analysis, and then conducts numerical simulations in a ring-road scenario to verify the correctness of the theoretical analysis. The results indicate that incorporating historical headway information can significantly expand the stable region of traffic flow. This work provides a theoretical basis for parameter optimization and control strategy design of ACC systems, contributing to the improvement of traffic flow stability and efficiency in the absence of Vehicle-to-Vehicle (V2V) communication.

Keywords

Car-Following Model, Traffic Flow, Adaptive Cruise Control

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着汽车产业向智能化、网联化深度转型, 先进驾驶辅助系统(Advanced Driver Assistance Systems, ADAS)已成为提升车辆主动安全性的核心技术。作为 ADAS 的关键组成部分, 自适应巡航控制(Adaptive Cruise Control, ACC)系统通过车载传感器实时感知环境信息(前方车辆的距离、速度和相对位置), 在实现定速巡航功能的基础上, 能够帮助驾驶员在注意力不集中、疲劳驾驶等不利条件下调整车速以保持安全跟车距离, 显著减轻驾驶员操作负担[1] [2]。研究表明, ACC 的广泛应用对于改善交通流稳定性、提升道路通行效率同样具有积极意义[3] [4]。为此研究人员提出众多交通模型, 一般来说研究分为宏观模型和微观模型: 宏观模型将道路上的车队视为连续流体, 考虑大量车辆的整体行为而不考虑单辆车的个体行为, 其研究方法在时间和空间上均为连续, 包括格子流体动力学模型[5]-[7]、气体动力学模型[8] [9]和连续模型[10] [11]; 微观模型则侧重交通系统中单辆车的个体行为, 研究车辆之间的相互作用和影响, 其研究方法在时间和空间上均较为离散, 包括元胞自动机模型[12]-[14]和跟驰模型[15]-[17]。

随着车联网(Vehicle to Everything, V2X)技术的快速发展, 协同自适应巡航控制(Cooperative Adaptive Cruise Control, CACC)车辆能够通过智能交通系统(Intelligent Transportation System, ITS)实时获取道路上其他车辆的状态信息, 并据此控制自身加速度。虽然 CACC 技术在道路通行能力、交通安全、交通流稳定性和尾气排放方面表现出色, 但仍存在一定局限性: CACC 系统依赖感知与控制以及低延迟通信等先进技术, 而这些技术的发展仍面临诸多挑战。例如, CACC 系统性能高度依赖车车(Vehicle to Vehicle, V2V)通信质量。然而, 在当前技术条件下, 理想的 V2V 通信难以实现, 数据丢失和其他通信故障不可避免地由延迟、网络攻击和网络中断引起; 此外, CACC 所需的 V2X 技术, 前期基础设施开发投入巨大, 需要耗费大量财力物力, 目前大多国家和地区无法承担这一成本, 因而仅有少数国家开放部分路段用于研究 [18]。在无法进行 V2V 通信的情况下, 我们利用历史车间距信息进行加速度控制, 显著增强交通流稳定性, 并缩短 ACC 车辆与前方车辆之间的安全时间间隔, 该优化模型可以在道路通行能力、交通安全、交通流稳定性方面部分实现 CACC 技术的性能。

本文剩余部分结构如下: 第 2 节介绍基于加权最优速度的 ACC 车辆模型构建; 第 3 节中对模型进行线性稳定性分析; 第 4 节进行数值仿真及性能评估; 最后, 在第 5 节中对本文工作进行总结。

2. 基于加权最优速度的自适应巡航车辆模型构建

1995 年, Bando [19] 基于驾驶员在车辆行驶过程中对最优速度的考虑, 提出了最优速度模型(Optimal Velocity Model, OVM)。该建模方法假设车辆在下一时间步长的加速度取决于当前速度与最优速度(Optimal Velocity, OV)之间的差值, 是微观交通流建模中一个里程碑式的工作, 为此后大量跟驰模型的研究奠定了简洁而深刻的理论基础。该模型可以用数学公式简洁地表示为:

$$a_n(t) = a \left[V_{\text{opt}}(\Delta x_n(t)) - v_n(t) \right] \quad (1)$$

其中, $a_n(t)$ 与 $v_n(t)$ 分别是第 n 辆车在 t 时刻的加速度和速度; a 为驾驶员的灵敏度系数; $V_{\text{opt}}(\cdot)$ 是最优速度函数, 它是车头间距 $\Delta x_n(t)$ 的单调递增函数, 通常用一个平滑的 S 形函数(如双曲正切函数)来描述, 意味着车间距越大期望速度 $V_{\text{opt}}(\Delta x_n(t))$ 越大, 但存在上限:

$$V_{\text{opt}}(\Delta x_n(t)) = \frac{v_{\text{max}}}{2} \left[\tanh(\Delta x_n(t) - h_c) + \tanh(h_c) \right] \quad (2)$$

其中, v_{max} 表示最大车速; h_c 表示安全车距。OVM 通过一个简单的微分方程来描述车辆的行驶行为, 揭示出许多真实的交通流特性, 如交通拥堵机制与“停车-启动波”的形成, 且具备良好的可扩展性。我们在其基础上将历史车间距信息引入最优速度函数中, 提出基于加权最优速度的自适应巡航车辆跟驰模型, 其数学表达式为:

$$a_n(t) = a \left\{ V_{\text{opt}} \left[\Delta x_n(t) + \beta \sum_{b=1}^N \frac{1}{N} (\Delta x_n(t) - \Delta x_n(t - b\tau)) \right] - v_n(t) \right\} \quad (3)$$

其中, β 为调节项的影响系数, 可以理解为驾驶员的“预见性”或“记忆效应”强度; τ 为模型的采样时间间隔, 对应传感器的采样周期; N 为模型考虑的历史时刻数, 决定了历史信息的记忆深度, 与 τ 共同构成记忆总时长 $N\tau$ 。经典 OVM 模型仅依赖当前时刻的车头间距 $\Delta x_n(t)$ 来决定期望速度, 相当于假设驾驶员(或控制器)只对当前瞬时刺激作出反应, 忽略了驾驶过程中的历史信息。该优化模型通过在最优速度函数中引入调节项, 使车辆决策不仅基于当前车间距, 还能参考过去一段时间内的车间距变化趋势。这种“记忆效应”更符合人类驾驶员的认知——驾驶员通常会根据前车在过去几秒内的动态趋势(逐渐靠近或逐渐远离)来调整操作, 从而作出更平滑、更具预见性的反应。

当车间距发生波动时, 仅依靠当前车间距作出反应往往存在滞后性, 容易导致过度加速或减速, 引发“幽灵堵车”。优化模型通过检测 $\Delta x_n(t) - \Delta x_n(t - b\tau)$ 这一差值, 可以感知到车间距是在扩大还是在缩小, 从而提前采取补偿措施, 能够有效抑制车流震荡; 另外由于引入了历史信息, 车辆系统对扰动的阻尼作用增强, 使得整个交通流能够在更高的车辆密度下保持稳定, 延缓或消除“停车-启动波”的产生, 提升交通流的通行能力和稳定性。

3. 跟驰模型线性稳定性分析

交通拥堵的形成与传播本质上是交通密度波在车流中的演化过程。线性稳定性分析的核心任务, 正是探究微小扰动在均匀流中是衰减消散还是逐渐增长。对于具有历史记忆效应的跟驰模型, 扰动波的传播特性将受到历史车间距信息的影响。本节对优化跟驰模型进行线性稳定性分析, 得到线性稳定性图像, 深入理解历史车间距信息加权机制对交通流的影响及调控作用。不难得知:

$$\frac{d\Delta x_n}{dt} = v_{n-1}(t) - v_n(t) \quad (4)$$

对公式(3)、公式(4)分别作 Laplace 变换可得公式(5):

$$\begin{aligned} \frac{SV_n(S)}{a} &= V'_{\text{opt}}(h) \cdot \left[\Delta X_n(S) + \beta \sum_{b=1}^N \frac{1}{N} \cdot \Delta X_n(S) \cdot (1 - e^{-Sb\tau}) \right] - V_n(S) \\ S\Delta X_n(S) &= V_{n-1}(S) - V_n(S) \end{aligned} \quad (5)$$

整理得到传递函数 $G(S)$:

$$G(S) = \frac{V_n(S)}{V_{n-1}(S)} = \frac{aV'_{\text{opt}}(h) \cdot \left(1 + \beta \sum_{b=1}^N \frac{1 - e^{-Sb\tau}}{N} \right)}{S^2 + aS + aV'_{\text{opt}}(h) \cdot \left(1 + \beta \sum_{b=1}^N \frac{1 - e^{-Sb\tau}}{N} \right)} \quad (6)$$

为推导稳定性条件, 进行以下变换式:

$$\|G(S)\|_{\infty} = \sup_{\omega \in [0, +\infty)} |G(j\omega)| \leq 1 \quad (7)$$

$$\begin{aligned} |G(j\omega)|^2 &= G(j\omega) \cdot G(-j\omega) \\ &= \frac{aV'_{\text{opt}}(h) \cdot \left(1 + \beta \sum_{b=1}^N \frac{1 - e^{-j\omega b\tau}}{N} \right)}{-\omega^2 + j\omega a + aV'_{\text{opt}}(h) \cdot \left(1 + \beta \sum_{b=1}^N \frac{1 - e^{-j\omega b\tau}}{N} \right)} \\ &\quad \cdot \frac{aV'_{\text{opt}}(h) \cdot \left(1 + \beta \sum_{b=1}^N \frac{1 - e^{j\omega b\tau}}{N} \right)}{-\omega^2 - j\omega a + aV'_{\text{opt}}(h) \cdot \left(1 + \beta \sum_{b=1}^N \frac{1 - e^{j\omega b\tau}}{N} \right)} \\ &\leq 1 \end{aligned} \quad (8)$$

将指数项泰勒展开, 得到公式(9)如下:

$$\begin{aligned} e^{-j\omega b\tau} &= 1 - j\omega b\tau - \frac{(\omega b\tau)^2}{2} \\ e^{j\omega b\tau} &= 1 + j\omega b\tau - \frac{(\omega b\tau)^2}{2} \end{aligned} \quad (9)$$

将公式(9)代入公式(8)并整理可得:

$$\omega^2 \cdot \left[1 - a\beta\tau^2 \frac{(N+1)(2N+1)}{6} \cdot V'_{\text{opt}}(h) \right] + \left[1 + (N+1)\beta\tau \cdot V'_{\text{opt}}(h) \right] a^2 - 2aV'_{\text{opt}}(h) \geq 0 \quad (10)$$

得到线性稳定性条件如下:

$$\begin{cases} a \geq \frac{2V'_{\text{opt}}(h)}{1 + (N+1)\beta\tau \cdot V'_{\text{opt}}(h)} \\ \frac{6}{a\beta \cdot V'_{\text{opt}}(h)} \geq (N+1)(2N+1) \cdot \tau^2 \end{cases} \quad (11)$$

上式给出了交通流在面对小扰动时能否稳定下来的判断条件：当驾驶员的灵敏度系数 a 大于等于右侧临界值时，交通流是稳定的，任意微小扰动将随时间衰减；反之若灵敏度系数 a 小于该临界值，扰动将被放大并逐渐演化为交通拥堵波。该稳定性条件清晰地揭示了模型参数对交通流稳定性的定量影响：分母中的 $(N+1)\beta\tau \cdot V'_{\text{opt}}(h)$ 体现了历史车间距信息对稳定性的贡献。当影响系数 β 为零即忽略历史车间距信息时，公式(11)简化为 $a \geq 2V'_{\text{opt}}(h)$ ，正是经典 OVM 的稳定性条件，表明本文模型具有良好的兼容性；而当 $\beta > 0$ 时，稳定域得以扩展，说明引入历史车间距信息有助于交通流的稳定。此外，另一个条件限制了 N 与 τ 的上边界，说明并不是越大的 N 、 τ ，模型对交通流中扰动的抑制效果越好。

如图 1 所示，在相同采样时间间隔 τ 下，随着选取历史时刻的数量 N 增加，灵敏度系数 a 的下界逐渐下移，稳定域逐渐扩大，说明交通流稳定性提升，但与此同时，理论分析中灵敏度系数 a 的上界也逐渐下移直到与下界相交，说明超过一定阈值后，交通流稳定性会再次下降；另外从图中也能看出，使用多历史时刻车间距信息自稳总是比单一历史时刻的自稳效果更好。公式(9)中我们对传递函数式中的指数项 $e^{-j\omega\tau}$ 进行二阶泰勒展开，这种近似在小参数范围内是有效的，但当 $\omega\tau$ 较大时，泰勒展开的截断误差不可忽略，从而影响灵敏度系数边界的准确性。为验证近似线性稳定性条件的准确性，揭示 N 、 τ 较大时系统失稳的机制，通过直接扫描传递函数不同 ω 下的 $|G(j\omega)|$ 值，绘制精确的稳定性边界并与近似灵敏度系数临界值进行对比。图 2 中绿点位于稳定区域，红点位于不稳定区域，可以发现当 N 值较小时，理论分析推导的灵敏度系数临界值较为精准，但当 N 值逐渐增大时，灵敏度系数临界值图像中央不稳定区域出现突起，说明此时系统失稳，交通流稳定性下降。

如图 3 所示，在选取同样多数量 N 的历史车间距自稳情况下，随着采样时间间隔 τ 的增加，灵敏度系数 a 的下界在逐渐下移，稳定域逐渐扩大，交通流稳定性提升，但与此同时灵敏度系数 a 的上界也逐渐下移直至与下界相交，整个图像说明交通流稳定性随着 τ 的增大先提升，超过某个阈值后会再下降。同样地，在图 4 中将理论推导的灵敏度系数临界值与真实图像进行对比，可以得到类似的结论：当 τ 值较小时，两者区别可以忽略不计，随着 τ 值逐渐增大，真实图像中央的不稳定区域出现突起，说明过大的 τ 值也会导致系统失稳。

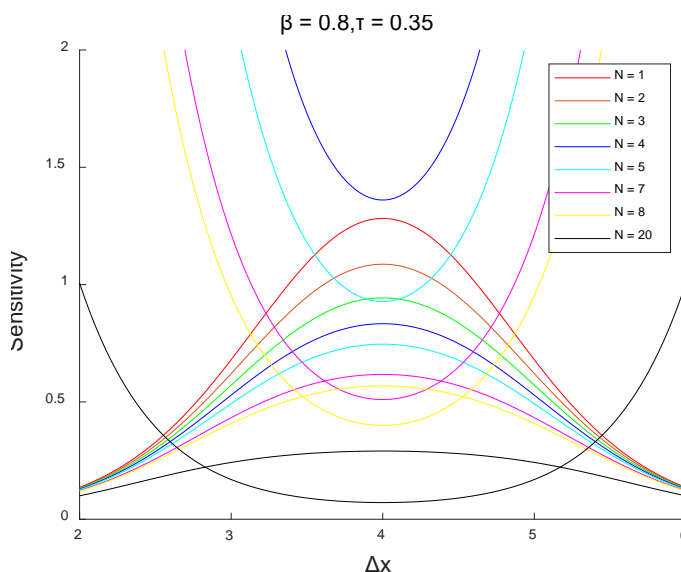


Figure 1. Image of the critical value of sensitivity coefficient with N when $\beta = 0.8$, $\tau = 0.35$

图 1. $\beta = 0.8$, $\tau = 0.35$ 时，灵敏度系数临界值随 N 的变化图像

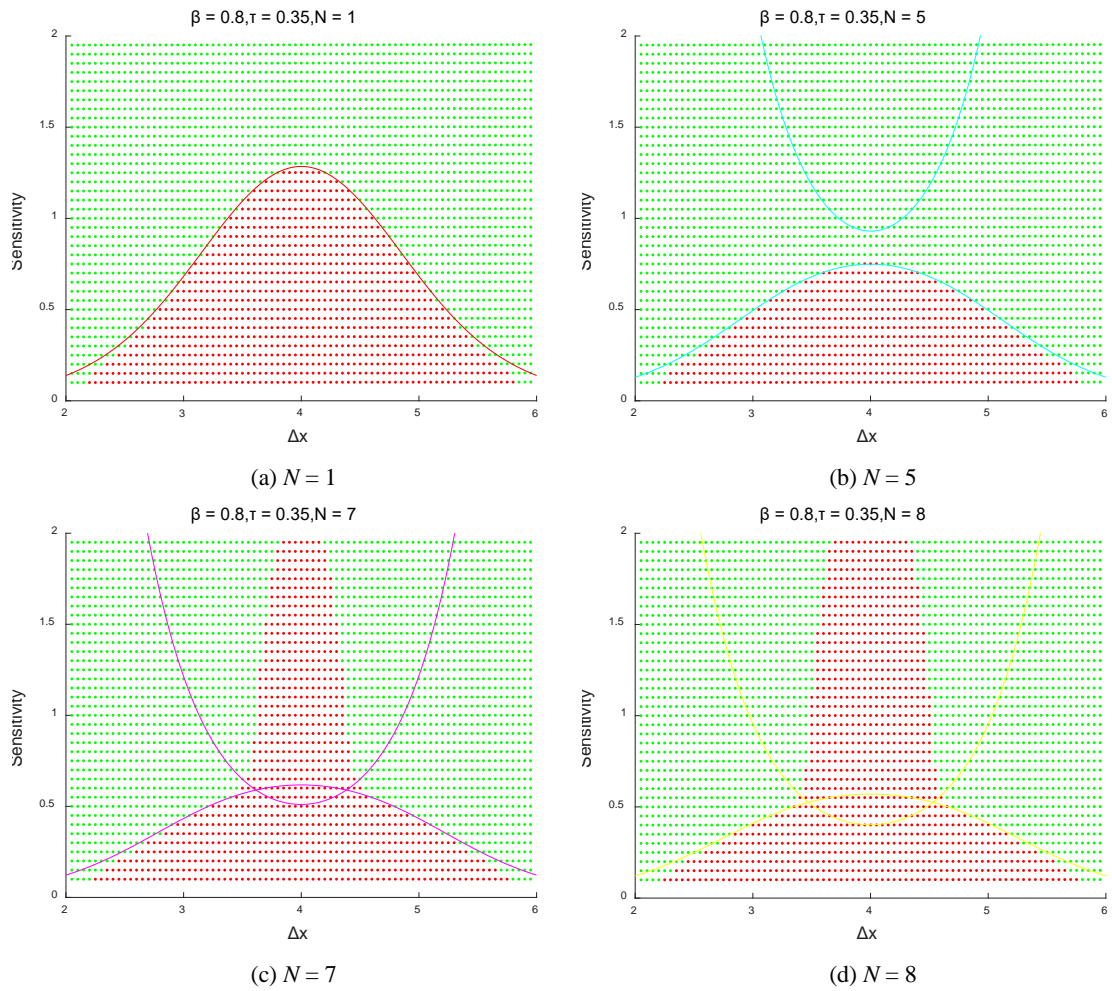


Figure 2. Images of real sensitivity coefficient with different N when $\beta = 0.8, \tau = 0.35$
图 2. $\beta = 0.8, \tau = 0.35$ 时, 不同 N 值下的真实灵敏度系数图像

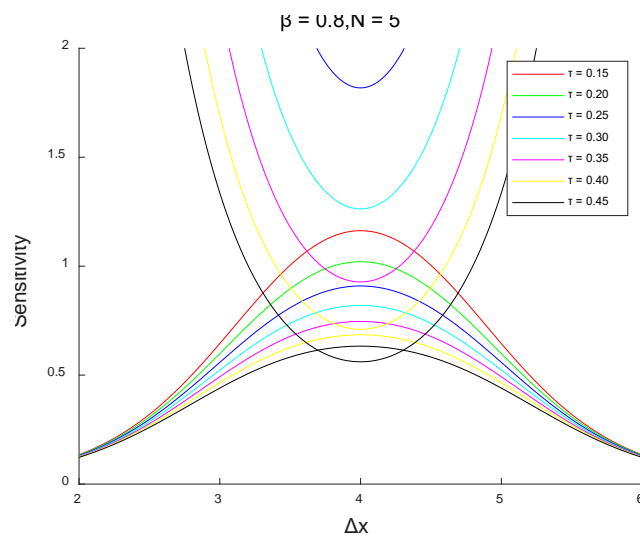


Figure 3. Image of the critical value of sensitivity coefficient with τ when $\beta = 0.8, N = 5$
图 3. $\beta = 0.8, N = 5$ 时, 灵敏度系数临界值随 τ 的变化图像

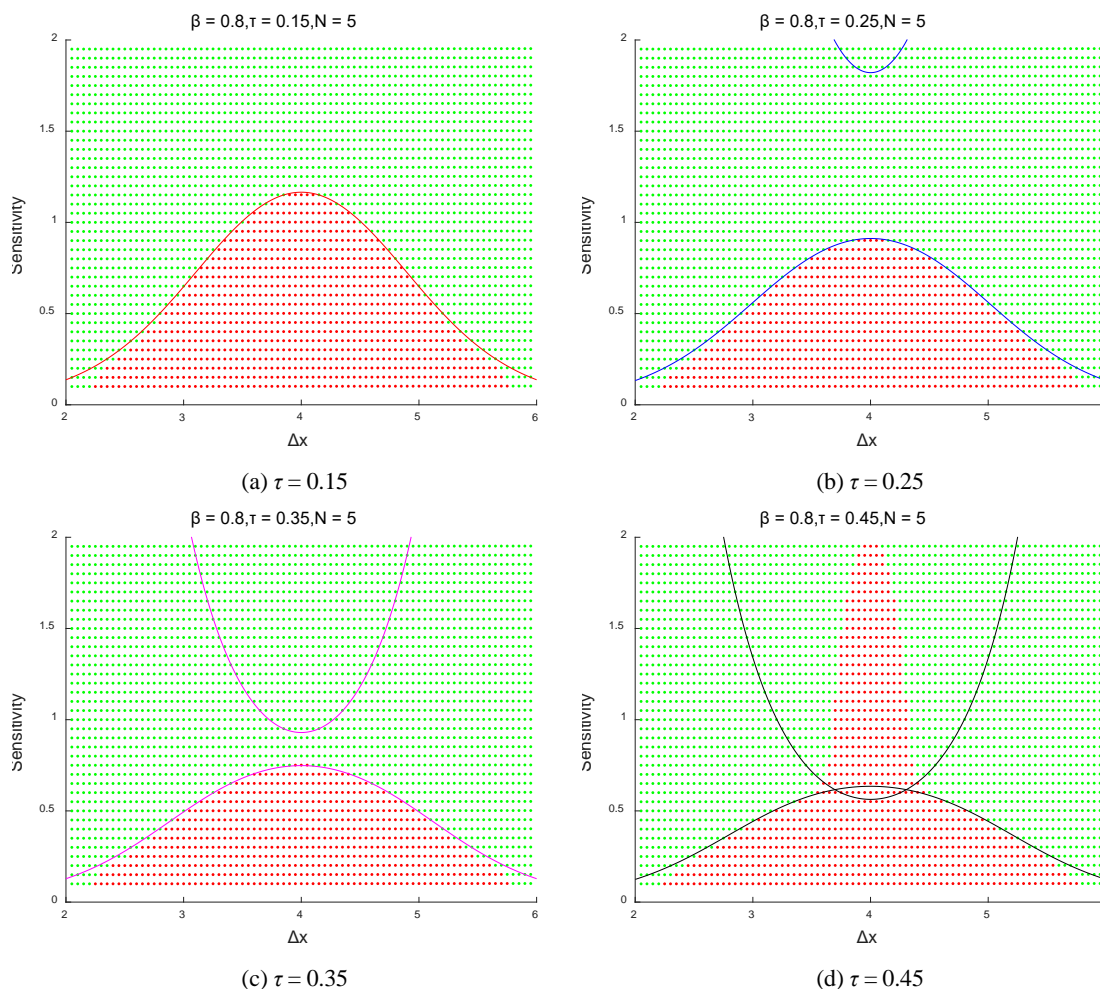


Figure 4. Images of real sensitivity coefficient with different τ when $\beta = 0.8$, $N = 5$
图 4. $\beta = 0.8$, $N = 5$ 时, 不同 τ 值下的真实灵敏度系数图像

4. 数值仿真验证

本节对提出的加权最优速度跟驰模型进行数值仿真, 探讨不同历史时刻数 N 、采样时间间隔 τ 对交通流稳定性的影响, 验证上一节中线性稳定性理论分析的正确性, 通过仿真对比不同参数组合下小扰动的传播特性, 定量说明优化模型相比原始 OVM 对交通流稳定性具有显著的提升作用。

仿真环境为总长 400 m 的环形车道, 车道上均匀分布着 100 辆车, 即车辆的车头间距 $h_c = 4$ m, 根据公式(2)中的最优速度函数求得期望速度 $V_{opt}(h_c)$, 指定一辆领导车, 其在环形车道上的位置为原点, 记为位置 0, 从而车队的初始位置依次为 0, 4 m, 8 m, ……所有车辆最初以期望速度 $V_{opt}(h_c)$ 行驶, 加速度为 0, 车头间距为 h_c 保持匀速行驶, 人类驾驶员的反应时间(感知、决策、执行)通常在 0.8 s~1.5 s 范围内, 因此灵敏度系数设为 $a = 1/0.8 \text{ s} = 1.25 \text{ s}^{-1}$; β 作为历史车间距信息调节项的影响系数, 过小时会导致模型改善效果不明显, 过大会对历史噪声过度敏感导致失稳, 仿真时取 $\beta = 0.8$, 在此条件下整个交通流初始是稳定的。为了探究模型利用历史车间距信息抑制交通流中扰动的能力, 在 $t = 0$ 时引入一个小扰动, 用公式表示为:

$$\Delta x_1(0) = \Delta x_1(0) - \frac{h_c}{2}, \Delta x_2(0) = \Delta x_2(0) + \frac{h_c}{2} \quad (12)$$

该扰动会破坏交通流初始的稳定状态, 经过足够时间后, 通过观察车间距波动来评估交通流状态: 若车间距波动恢复平稳或波动可忽略不计, 则认为交通流是稳定的; 反之, 交通流是不稳定的。

引入小扰动后, 环形仿真车道使扰动随时间向后传播, 最终波及交通流中的所有车辆。如图 5(a)所示, $N=1$ 时, 在经历足够时间后交通流不能完全稳定下来, 存在略微起伏的波动; 随着 N 的增加, 交通流逐渐稳定下来, 体现在同一时刻车间距所绘制的波形幅度逐渐减小趋于初始车间距 $h_c = 4\text{ m}$, 如图 5(b)所示; 然而当 N 超过临界阈值后, 交通流再次变得不稳定, 表现为振幅逐渐变大, 如图 5(c)、图 5(d)所示。仿真结果与第 3 节中线性稳定性分析的理论预测一致: 固定采样时间间隔 τ 时, 随着 N 的增加, 交通流从不稳定转变为稳定, 但当 N 过大时反而会导致交通流失稳。

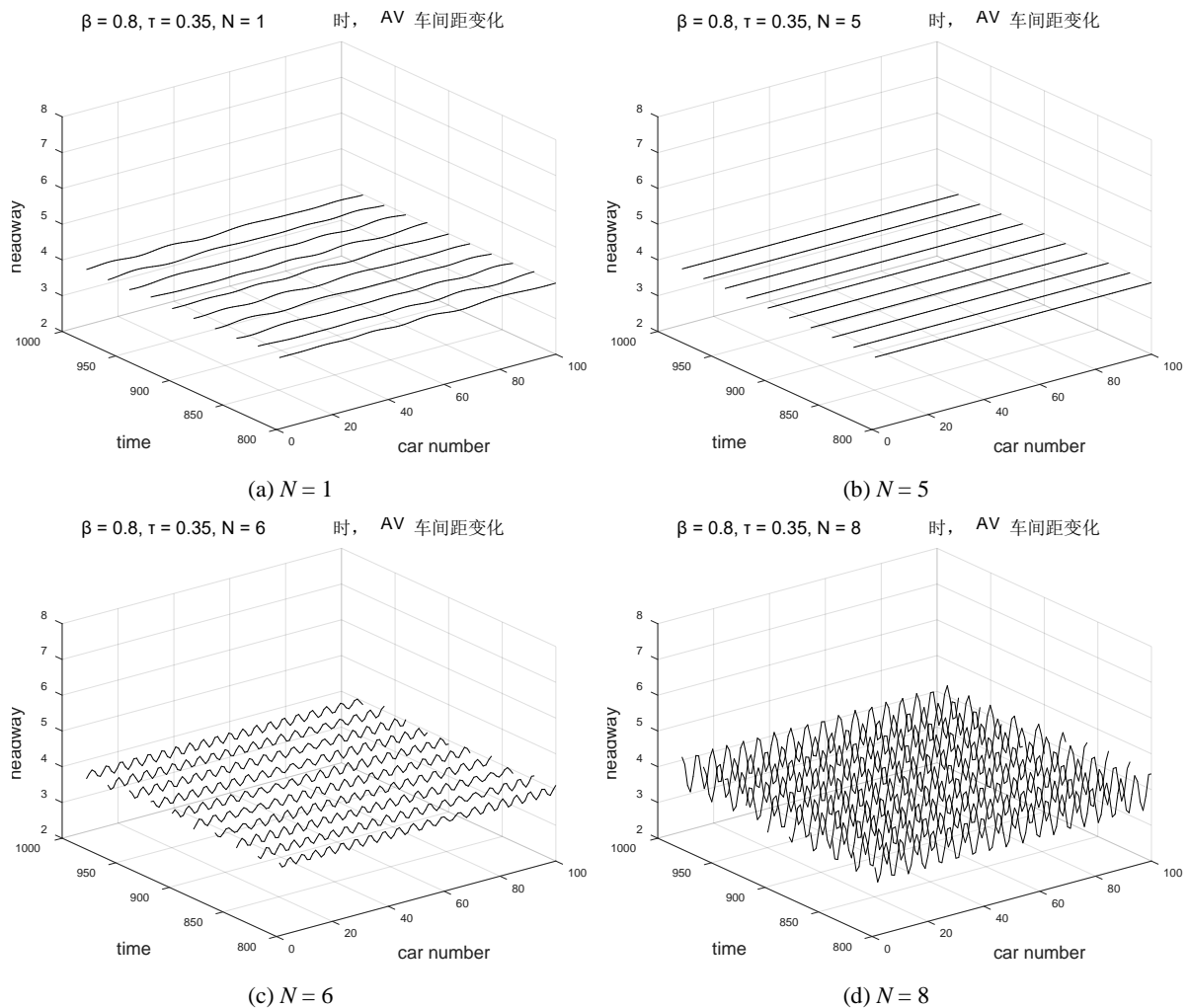


Figure 5. Simulation images with different N when $\beta = 0.8, \tau = 0.35, a = 1.25$

图 5. $\beta = 0.8, \tau = 0.35, a = 1.25$ 时, 不同 N 值的仿真图像

如图 6 所示, 当固定历史时刻数 N 时, 随着采样时间间隔 τ 增加, 交通流从不稳定转变为稳定, 如图 6(a)、图 6(b)、图 6(c)所示; 当 τ 超过临界阈值后, 交通流再次变得不稳定, 如图 6(d)所示, 这也与第 3 节中的理论分析一致: 并不是越大的 N, τ , 模型对扰动的抑制效果越好, 短时历史车间距信息对交通流的稳定起积极作用, 长时历史信息反而会加剧交通拥塞。

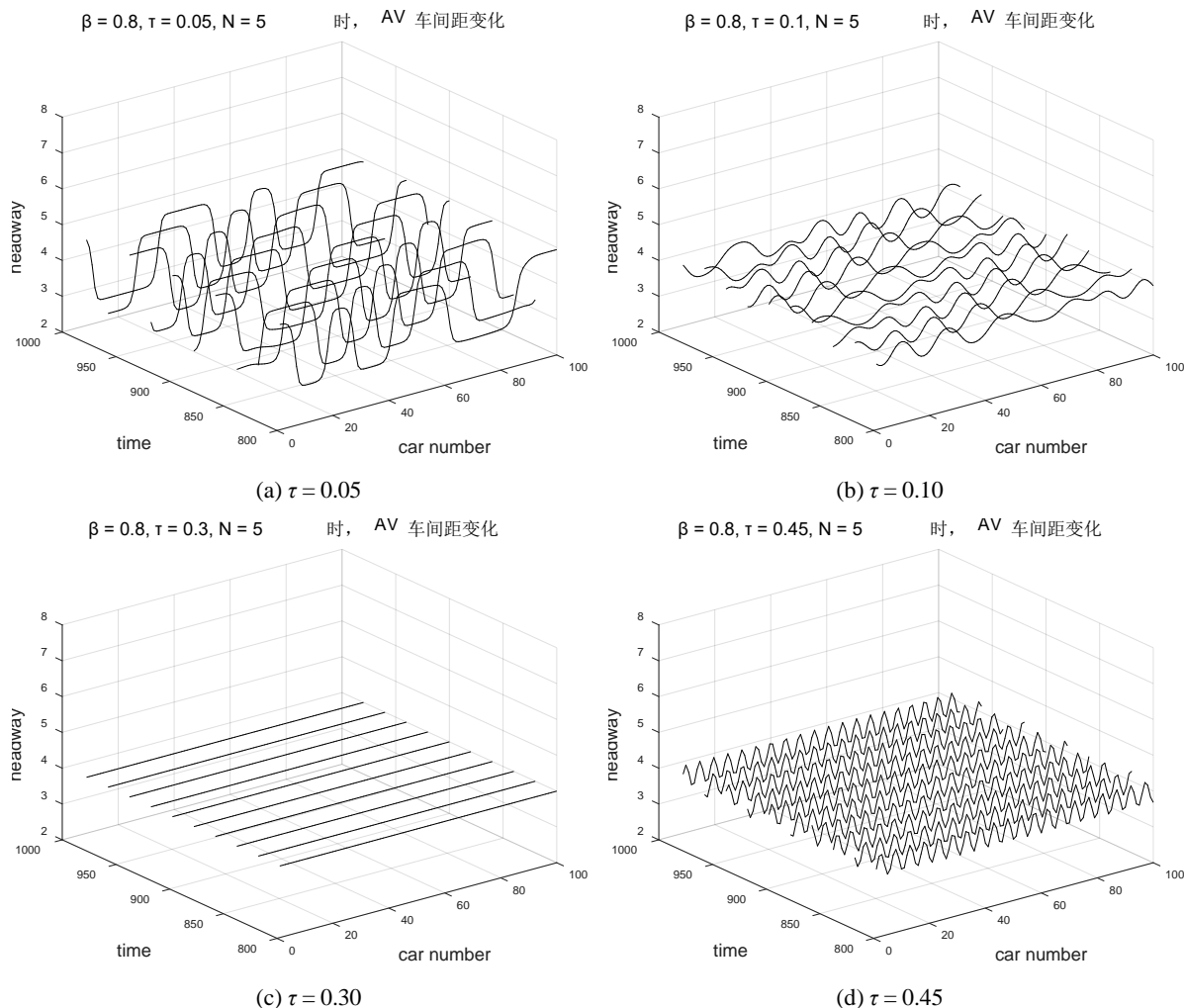


Figure 6. Simulation images with different τ when $\beta = 0.8, N = 5, a = 1.25$

图 6. $\beta = 0.8, N = 5, a = 1.25$ 时, 不同 τ 值的仿真图像

5. 小结

本文针对自适应巡航车辆在缺失车车通信条件下的跟驰控制问题, 基于经典最优速度模型, 提出了一种考虑历史车间距的加权最优速度改进模型。该模型在最优速度函数中引入多历史时刻车间距的加权项, 使车辆能够感知前车在过去一段时间内的动态趋势, 从而作出更具预见性的加速度响应。理论推导给出了临界稳定条件, 揭示了历史车间距参数(β 、 N 、 τ)对稳定域的非单调影响。环形车道仿真验证表明: 短时历史车间距信息能有效抑制扰动, 但长时历史车间距信息会导致稳定性衰减、交通流失稳。本文工作作为缺失车车通信场景下自适应巡航控制策略设计提供了理论参考。

基金项目

国家自然科学基金的资助(资助号: 61773290); 中央高校基础科研基金的资助(资助号: 22120230311)。

参考文献

- [1] 冯莉, 曾辉. 考虑道路坡度的汽车自适应巡航控制策略[J]. 重庆: 重庆交通大学学报(自然科学版), 2023, 42(12): 143-150.

- [2] 杨薪敬. 考虑路面附着系数的汽车自适应巡航控制策略研究[D]: [硕士学位论文]. 重庆: 重庆交通大学, 2023.
- [3] 汪敏, 涂辉招, 李浩. 基于跟驰行为谱的跟驰风险状态预测[J]. 上海: 同济大学学报(自然科学版), 2021, 49(6): 843-852.
- [4] Yadav, S. and Redhu, P. (2023) Self-Stabilization Control on Traffic Flow of Connected and Automated Vehicles under Cyberattacks. *The European Physical Journal Plus*, **138**, Article No. 1160. <https://doi.org/10.1140/epjp/s13360-023-04791-8>
- [5] Qin, S., Ge, H. and Cheng, R. (2018) A New Control Method Based on the Lattice Hydrodynamic Model Considering the Double Flux Difference. *Chinese Physics B*, **27**, Article ID: 050503. <https://doi.org/10.1088/1674-1056/27/5/050503>
- [6] 岑炳玲. 智能网联环境下交通流多尺度建模、稳定性分析与控制策略的研究[D]: [博士学位论文]. 南宁: 广西大学, 2025.
- [7] Yuan, S. and Chen, Q. (2025) Harmony in Heterogeneous Traffic Flow: A Lattice Hydrodynamic Model with Perception Diversity and Predictive Effect Coordinated by Bilaterally Controlled CAVs. *Chaos, Solitons & Fractals*, **196**, Article ID: 116370. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2025.116370>
- [8] Hoogendoorn, S.P. and Bovy, P.H.L. (2001) Generic Gas-Kinetic Traffic Systems Modeling with Applications to Vehicular Traffic Flow. *Transportation Research Part B: Methodological*, **35**, 317-336. [https://doi.org/10.1016/s0191-2615\(99\)00053-3](https://doi.org/10.1016/s0191-2615(99)00053-3)
- [9] Tampère, C.M.J., van Arem, B. and Hoogendoorn, S.P. (2003) Gas-Kinetic Traffic Flow Modeling Including Continuous Driver Behavior Models. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, **1852**, 231-238. <https://doi.org/10.3141/1852-28>
- [10] Jiang, R. and Wu, Q. (2005) The Traffic Flow Controlled by the Traffic Lights in the Speed Gradient Continuum Model. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, **355**, 551-564. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2005.04.001>
- [11] Jiang, R., Wu, Q. and Zhu, Z. (2002) A New Continuum Model for Traffic Flow and Numerical Tests. *Transportation Research Part B: Methodological*, **36**, 405-419. [https://doi.org/10.1016/s0191-2615\(01\)00010-8](https://doi.org/10.1016/s0191-2615(01)00010-8)
- [12] 黄晨, 屠媛, 王予, 等. 融合多源信息的元胞自动机交通流模型[J]. 江苏: 江苏大学学报(自然科学版), 2023, 44(6): 680-686.
- [13] 张建旭, 胡帅. 混有 CACC 和 ACC 车辆的连续型元胞自动机交通流模型[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(15): 6340-6346.
- [14] 张锦. 混合交通流元胞自动机模型研究[D]: [硕士学位论文]. 合肥: 安徽建筑大学, 2021.
- [15] 潘义勇, 全勇俊, 管星宇. 考虑异质交通流的随机参数优化速度跟驰模型[J]. 深圳大学学报(理工版), 2024, 41(4): 415-422.
- [16] 林志坤, 吴小竹. 考虑驾驶员驾驶风格的车辆跟驰模型[J]. 北京: 地球信息科学学报, 2023, 25(9): 1798-1812.
- [17] 秦严严, 廖小丽. 考虑速度差特性的网联车辆弯道跟驰模型[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2024, 38(5): 10-17.
- [18] 梅亦茹. 基于自稳控制的宏观交通流模型研究[D]: [博士学位论文]. 上海: 同济大学, 2022.
- [19] Bando, M., Hasebe, K., Nakayama, A., Shibata, A. and Sugiyama, Y. (1995) Dynamical Model of Traffic Congestion and Numerical Simulation. *Physical Review E*, **51**, 1035-1042. <https://doi.org/10.1103/physreve.51.1035>