DOI:10.16799/j.cnki.csdqyfh.260658

基于多源数据融合的快速路交通风险防控研究

张艳东
(深圳市综合交通与市政工程设计研究总院有限公司,广东 深圳 518000)

摘 要: 针对城市快速路拥堵-事故级联风险突出及传统被动管控滞后问题,构建“感知—研判—干预”全链条主动防控框架。融合SCATS线圈、浮动车GPS、AI视频及路面气象4类异构数据,经时空配准与卡尔曼滤波插值,搭建15 s更新的数字孪生场景;耦合t-Copula与GARCH(1,1)-t模型,捕捉交通流与气象要素非线性尾部关联及波动集聚特征,构建动态风险指数DRI量化道路险态。以杭州留石快速路实测数据为基础,依托SUMO-VISSIM联合仿真构建可变限速与匝道信号协同的MPC优化体系。早高峰小雨、单车道3 800 pcu/h工况表明:该方案使事故概率降低28.7%,二次事故风险下降34.2%,行程时间仅增加4.1%。研究成果兼顾通行效率与行车安全,可重复利用现有设施,工程落地成本低,可为城市快速路主动安全管控提供理论支撑与实施范式。

关键词: 城市快速路;动态风险评估;多源数据融合;Copula-GARCH;主动交通防控
中图分类号: U491 **文献标志码:** A **文章编号:** 1009-7716(2026)11-0109-06

Research on Traffic Risk Prevention and Control of Expressways Based on Multi-source Data Fusion

ZHANG Yandong
(Shenzhen General Integrated Transportation and Municipal Engineering Design and Research Institute Co., Ltd., Shenzhen 518000, China)

Abstract: In response to the prominent risk of congestion and accident cascading on urban expressways and the lagging traditional passive control measures, a full-chain active prevention and control framework of "perception-analysis-intervention" is constructed. By integrating four types of heterogeneous data including SCATS loops, floating vehicle GPS, AI video and pavement weather, and through spatio-temporal registration and Kalman filtering interpolation, a 15-s updated digital twin scene is built. The t-Copula model is coupled with GARCH(1,1)-t model to capture the nonlinear tail correlation and wave aggregation characteristics of traffic flow and meteorological elements. And a dynamic risk index (DRI) is constructed to quantify real-time road risk levels. Based on the measured data of Liushi Expressway in Hangzhou, an MPC optimization system for the coordination of variable speed limit and ramp signal is constructed by relying on the joint simulation of SUMO-VISSIM. The working conditions of light rain during the morning peak and 3 800 pcu/h for a single lane show that this scheme reduces the accident probability by 28.7%, lowers the risk of secondary accidents by 34.2%, and only increases the travel time by 4.1%. The research achievements balance the traffic efficiency and the driving safety, can reuse the existing facilities, have the low engineering implementation costs, and can provide the theoretical support and implementation models for the active safety control of urban expressways.

Keywords: urban expressway; dynamic risk assessment; multi-source data fusion; Copula-GARCH; active traffic control and prevention

0 引 言

作为城市骨干机动化通道,快速路承担跨片区大容量长距离出行,连续车流、高密度交织的运行特性使其较普通城市道路更易滋生安全隐患。据公安部交管局《2023年道路交通事故统计年报》[1],全国城市快速路通车里程仅占城市道路总里程的7.8%,但伤亡类事故占比达19.4%,安全管控形势严峻。长期以来,我国快速路安全管理依赖“事故—响应”被动处置模式,难以应对拥堵连锁传导及恶劣天气耦合下的级联风险。随着多源感知设备普及与控制理论迭代,“感知—研判—干预”一体化主动防控已成为行业共识,但理论模型与工程落地之间仍存在3道鸿沟。

(1)风险量化层面

收稿日期:2026-06-11
作者简介:张艳东(1987—),男,本科,高级工程师,从事道路交通设计工作。

早期研究多基于历史事故黑点识别[2-3]或贝叶斯网络融入静态因子预测事故概率[4-5]，亦有学者结合极值理论（EVT）建立代用安全评价指标识别极端工况[6]。但是，上述方法或过度依赖历史统计，难以刻画实时交通流动态演化，或对多因素非线性耦合刻画不足，尤其忽略了速度、占有率等参数的波动集聚效应及降雨等恶劣天气引发的尾部极端风险。Zhang等[7]尝试用Copula分析拥堵-事故级联关系，但边缘分布的时变波动性处理仍存欠缺；孙剑等[8]采用GARCH模型解析交通流时序演化规律，验证车流显著的波动集聚特征，为时变风险建模提供理论基础。

（2）数据支撑层面

SCATS线圈、浮动车（FCD）、视频AI、气象传感等多源数据已在路网监测中广泛应用，周文娟等[9]、李梦琪[10]分别验证了多源融合对状态感知与短时事故预测的增益。但是，现有融合多服务于宏观监测，面向快速路极端风险预警的专用数据底座仍匮乏：设备采样频率差异大（30 s~5 min），缺乏秒级风险推演的标准化流程，且气象环境参数未有效嵌入交通流特征矩阵。陈驰[11]开展了基于数字孪生的道路交通风险体系研究，实现多源感知数据时空一体化组织；上海市城乡建设和交通发展研究院总结了超大城市快速路多源数据融合工程应用经验[12]；朱兴林等[13]融合线圈、浮动车与视频监测数据开展了道路风险识别，证实多源异构数据融合的工程应用价值。

（3）管控策略层面

国外M25高速公路通过可变限速（VSL）实现10%~30%事故率降幅[14]，国内北京三环路通过匝道信号缓解常发拥堵[15]。理论研究上，吴德华等[16]探讨VSL与匝道协同，Gu等[17]基于细胞传输模型与MPC做优化求解。但是，现有策略多采用固定阈值或单一目标，缺乏实时风险驱动的自适应响应，且VSL与匝道多割裂优化，未充分发挥设施联动潜力。杨雪驰[18]依托分布式模型预测控制开展多匝道协同调控研究，证明MPC滚动优化机制适配快速路实时管控场景。

针对上述瓶颈，本文提出基于多源数据融合的快速路动态风险防控方法：一是通过时空配准与卡尔曼滤波插值构建15 s级更新的数字孪生动态场景；二是引入t-Copula捕捉交通流与气象要素尾部相依性，结合GARCH（1，1）-t刻画波动集聚，建立动态风险指数DRI；三是以DRI为反馈信号，搭建MPC框架实现可变限速与匝道信号协同优化。研究以杭州留石快速路实测数据为基础，依托SUMO-VISSIM联合仿真校验，为国内城市快速路主动安全管控提供理论支撑与工程范式。

1　研究框架

本文围绕“数据融合—风险建模—协同管控—效果验证”完整逻辑链条设计技术路线，整体研究框架分为四大核心模块，各模块前后衔接，形成闭环管控逻辑。

第一模块为多源异构数据融合处理。通过统一时空基准完成线圈、浮动车、视频、气象4类数据匹配，采用异常值剔除、卡尔曼滤波平滑、时空插值补齐手段消除设备采样时差和数据缺失问题，最终输出15 s更新粒度的全域交通状态矩阵，搭建数字孪生动态场景，为后续风险计算提供高精度实时输入数据。

第二模块为耦合时空异质性风险度量模型。依托t-Copula函数捕捉速度、占有率、能见度、降雨量之间的非线性尾部相关关系，结合GARCH（1，1）-t模型刻画交通流速度、占有率的波动集聚特征，基于熵权法融合多维度风险因子构建动态风险指数DRI，量化道路实时运行危险程度，实现拥堵-事故级联风险短时推演。

第三模块为风险驱动的主动协同防控策略。以模型预测控制MPC为核心优化框架，将动态风险指数纳入目标函数，同步求解主线可变限速数值与匝道流量调节率；设置分级管控触发阈值，根据DRI时序变化自动启动、退出管控方案，实现风险越高、管控约束越强的自适应调控逻辑。

第四模块为管控效果仿真评估。依托SUMO-VISSIM联合仿真平台搭建实证路段数字化路网，设置多组流量、气象组合仿真场景，从事故风险、二次事故概率、行程时间、燃油消耗等多维度量化管控方案实施效益，同时开展浮动车渗透率敏感性分析，验证整套技术体系的鲁棒性。

四大模块逐层递进，由底层感知数据向上支撑风险研判，再基于实时风险结果反向输出管控指令，最终通过仿真完成方案校验，形成从数据采集到主动干预的完整闭环。

2　数据来源与处理

本文实证研究对象选取杭州市留石快速路莫干

山路至上塘高架段，路段全长 11.3 km，主线双向 6 车道，沿线布设了完整的线圈检测、视频监控设备，匝道出入口密集，早晚高峰常发性拥堵特征显著，适用于拥堵-事故级联风险研究。采集 2023 年 3—5 月连续 3 个月多源感知数据，各类数据源基础参数如下：SCATS 线圈检测器每 30 s 输出断面流量、平均速度、车道占有率数据；高德浮动车 FCD 累计采集 2.1 亿条 GPS 轨迹点位，车辆渗透率约 5%；路侧 AI 视频设备实时识别停车、逆行、行人闯入等异常交通事件；气象传感器每分钟更新路段能见度、实时降雨量气象参数。

不同数据源采样周期、空间坐标、数据格式存在显著差异，无法直接输入风险模型计算，因此须设计标准化预处理流程完成数据统一：首先，通过地图匹配算法将浮动车 GPS 点位投影至快速路车道断面，完成空间维度对齐；其次，采用 3σ 准则剔除设备故障、信号干扰产生的异常离群数据；最后，引入卡尔曼滤波对缺失、间断时序数据平滑插值，统一压缩至 15 s 同步更新粒度，最终构建表征路段时空交通运行特征的状态矩阵 $X(s,t)$，支撑数字孪生场景实时更新。状态矩阵定义如下：

$$X(s,t)=\{q(s_i,t_j)v(s_i,t_j)o(s_i,t_j)\mathrm{vis}(t_j)\mathrm{rain}(t_j)\}^{\mathrm{T}} \quad (1)$$

式中：s_i 为路段第 i 个离散断面位置坐标，m；t_j 为第 j 个 15 s 时间切片起点，s；$q(s_i,t_j)$ 为断面 s_i 在 t_j 时刻的流量，pcu/h；$v(s_i,t_j)$ 为断面 s_i 在 t_j 时刻的平均速度，km/h；$o(s_i,t_j)$ 为断面 s_i 在 t_j 时刻的占有率，%；$\mathrm{vis}(t_j)$ 为 t_j 时刻的能见度，m；$\mathrm{rain}(t_j)$ 为 t_j 时刻的降雨量，mm/h。

3　基于 Copula-GARCH 的风险度量与管控模型

为精准捕捉车流极端工况下拥堵与事故的传导关联，本文将 Copula 函数与 GARCH 模型耦合，分步完成边缘分布拟合、尾部相关性计算、动态风险指数构建。

3.1　Copula 函数择优选取

Copula 函数可分离多变量边缘分布与变量间相关结构，适用于刻画速度、占有率、气象参数的非线性关联。本文引入 AIC 信息准则对比 Gaussian、t、Clayton、Gumbel 四类常用 Copula 函数拟合效果。综合对比后，t-Copula 拟合效果最优，模型自由度 v=5.6，AIC 数值低至 -1 824.7。该函数可同时捕捉变量上下尾部相关性，完美匹配降雨、极低车速、高占有率叠加诱发事故的极端致险场景。顾川野等[19]利用 t-Copula 模型揭示恶劣气象条件下快速路拥堵与二次事故耦合尾部相依特征，为本研究模型选择提供重要参考；Zhang L 等[20]将 Copula 函数应用于城市快速路网级联风险预测，验证该模型在交通极端风险识别领域的适用性。

3.2　GARCH(1,1)-t 边缘分布建模

交通流速度、车道占有率时序数据存在明显波动集聚特征，短时间内大幅加减速、车流骤增骤降会显著抬升事故风险，因此采用 GARCH(1,1)-t 模型分别拟合速度方差 σ_{2v} 与占有率方差 σ_{2o}，模型表达式如下：

$$\sigma_t^2=\omega+\alpha\,\varepsilon_{t-1}^2+\beta\,\sigma_{t-1}^2 \quad (2)$$

$$\varepsilon_t=\sigma_t\cdot z_t,\ z_t\sim t(\nu) \quad (3)$$

式中：σ_t^2 为 t 时刻的条件方差（波动率），无单位；ω 为常数项（此处 $\omega=\alpha_0$=0.021），无单位；ε_{t-1}^2 为 t-1 时刻的残差平方，反映前期交通冲击（如急刹、变道）的影响，无单位；σ_{t-1}^2 为 t-1 时刻的条件方差，无单位；α 为 ARCH 项系数（此处 α=0.089），表征信息冲击对当前波动的传导强度；β 为 GARCH 项系数（此处 β=0.904），表征波动的持久记忆性；ε_t 为 t 时刻的残差；z_t 为服从自由度 ν 的 t 分布随机扰动项，用于捕捉交通流尖峰厚尾特征。

依托实测时序数据采用极大似然估计求解模型参数，得到 ω=0.021，α=0.089，β=0.904，全部参数显著性 p<0.01，模型拟合结果可靠。

3.3　动态风险指数 DRI 构建

综合交通流波动风险与多变量尾部耦合风险，构建动态风险指数 DR 量化路段实时危险程度，公式如下：

$$\mathrm{DRI_}t=\lambda1(\sigma v,t/\tilde{v})+\lambda2(\sigma o,t/\bar{o})+\lambda3\,C_t \quad (4)$$

式中：DRI_t 为 t 时刻的动态风险指数，取值范围 [0,1]，数值越高代表路段发生拥堵或事故的概率越大，无单位；$\sigma v,t$ 为 t 时刻基于 GARCH 模型计算的速度波动率，km/h；$\sigma o,t$ 为 t 时刻基于 GARCH 模型计算的占有率波动率，%；$\tilde{v}$ 为历史基线平均速度，km/h；$\bar{o}$ 为历史基线平均占有率，%；C_t 为 t 时刻由 t-Copula 计算得到的条件尾部期望，表征速度-占有率-降雨-能见度多要素耦合下的极端风险概率，无单位；$\lambda1$，$\lambda2$，$\lambda3$ 为风险因子权重，由熵权法基于实测数据客观求解，且满足 $\lambda1+\lambda2+\lambda3$=1。

Cai X Y[21]等结合信息熵理论构建道路交通安全风险评估方法，证明熵权法在多维度风险指标赋权中的客观性，支撑本文 DRI 权重求解思路。

3.4　基于 MPC 的可变限速与匝道协同管控模型

依托实时输出的 DRI 风险指标，搭建模型预测

控制MPC协同管控框架，实现主线可变限速与匝道流量调节自适应联动。

3.4.1　MPC框架

以交通流动力学方程作为系统状态转移方程，构建多目标优化函数。状态转移方程表示为：

$$x(k+1)=f(x(k),u(k),w(k)) \tag{5}$$

式中：k为离散时间点索引；$x(k)$为k时刻的系统状态向量，$x=[\rho,v,l_q]^{\mathrm{T}}$，其中$\rho$为车流密度（veh/km），$v$为平均速度（km/h），$l_q$为匝道排队长度（m）；$u(k)$为$k$时刻的控制输入向量，$u=[\mathrm{vlim},r]^{\mathrm{T}}$，其中vlim为主线可变限速值（km/h），$r$为匝道调节率（veh/h）；$w(k)$为$k$时刻的随机扰动向量（如短时交通需求波动）；$f(\cdot)$为非线性状态转移函数。

多目标优化函数旨在最小化跟踪误差与风险代价，表达式如下：

$$\min J=\Sigma[i=1\ \mathrm{to}\ N_{\mathrm{p}}]\ \|x(k+i|k)-x_\mathrm{ref}\|^2_Q+\Sigma[i=0\ \mathrm{to}\ N_{\mathrm{c}}-1]\ \|\Delta u(k+i|k)\|^2_R+\eta\cdot\mathrm{DRI}(k+i|k) \tag{6}$$

式中：J为目标函数值，无单位；N_{p}为预测时域，取$N_{\mathrm{p}}=6$（对应90 s）；N_{c}为控制时域，取$N_{\mathrm{c}}=3$；$x(k+i|k)$为k时刻对$k+i$时刻状态量的预测值；x_ref为参考状态向量（通常为自由流速度、零排队长度）；$\Delta u(k+i|k)$为控制增量，用于抑制管控指令的频繁抖动；Q，R为权重矩阵，用于平衡状态跟踪精度与控制平稳性；η为风险惩罚项权重系数，用于在高风险状态下放大控制力度；$\mathrm{DRI}(k+i|k)$为预测时域内的动态风险指数。

管控过程设置物理约束：主线可变限速区间[40，120]km/h，匝道小时调节流量[0，900]veh/h，匝道最大排队长度不超过500 m。采用二次规划算法滚动求解最优控制量，滚动时域$N=6$对应90 s管控周期，与15 s数据更新粒度适配，保障管控指令实时迭代更新。

3.4.2　分级管控触发机制

为避免低风险工况下无意义管控造成通行效率损耗，设计DRI阈值分级触发逻辑：当连续60 s路段$\mathrm{DRI}t>0.7$时，判定路段进入高风险状态，立即启动可变限速降速、匝道限流协同管控；当连续180 s路段$\mathrm{DRI}t<0.4$时，判定道路风险回归低水平，逐步退出管控，恢复正常通行限速与匝道放行流量。

4　杭州市留石快速路案例分析

4.1　研究路段基本情况

留石快速路是杭州市“四纵五横”快速路网北横线的核心组成，西接未来科技城、东连临平副城，承担城西北至东北向跨片区通勤流量，全日货车占比约8.2%（主要为建材运输车），早高峰（7：00—9：00）西向东单向流量可达4 200 pcu/（h·ln），属典型饱和运行。本文选取的莫干山路至上塘高架段全长11.3 km，主线双向6车道（单侧3车道），沿线设4处入口匝道、3处出口匝道，匝道间距最小仅1.2 km（莫干山路—学院路区间），汇入冲突频发。路段配有SCATS线圈检测器18套（平均间距630 m）、AI事件识别摄像机22台、路面气象站2座，感知设备覆盖率达100%，数据完备性满足15 s级融合要求。2023年该路段共发生事故127起，其中小雨及以上天气事故占比62.2%，“拥堵-追尾”级联事故占比41.7%，与本文研究的“饱和流量+恶劣天气+级联风险”场景高度契合。此外，该路段管控瓶颈（匝道密、汇入多、雨天追尾高发）与深圳南坪快速、北环大道等同类型城市快速路具有一致性，成果可迁移至珠三角地区工程实践。

4.2　仿真场景构建与参数标定

4.2.1　仿真平台与路网搭建

采用SUMO-VISSIM联合仿真架构：以SUMO构建宏观路网承载MPC滚动优化计算（适配15 s更新、90 s预测时域的实时迭代需求），将VISSIM标定后的驾驶行为参数（跟驰模型Wiedemann 99、换道最小间距、雨天湿滑附着系数0.45）导入SUMO微观模块，实现“宏观优化+微观校验”的双层耦合。路网范围覆盖研究段主线及上下游各延伸2 km（消除边界效应），入口匝道均采用“红灯+绿灯”二相位信控，主线可变限速标志布设于匝道上游1 km处（与杭州现行设施位置一致，无须新增硬件）。图1为SUMO-VISSIM联合仿真路网模型图。

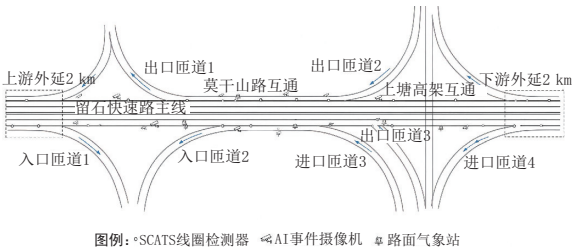


图1　SUMO-VISSIM联合仿真路网模型图

4.2.2　典型仿真场景设置

选取2023年4月19日早高峰（07：00—09：00）作为基准仿真时段。该日单车道稳定流量3 800 pcu/h，07：32起转为小雨，能见度降至1.2 km，与研究段历史事故诱发工况完全吻合。

设置4组对照场景：

S0：无管控（现状默认限速 100 km/h、匝道全放 900 veh/h）。

S1：仅可变限速（基于 DRI 触发，匝道全放）。

S2：仅匝道信控（基于 DRI 调节率，限速固定 100 km/h）。

S3：本文协同管控（DRI 驱动 MPC 联合优化）

4.2.3　参数标定校验

采用 2023 年 3 月无管控晴工日数据标定驾驶行为参数，确保仿真输出平均速度、流量与实测值误差 <5%；4 月 12 日（同量级小雨、无管控）作为独立校验日，仿真与实测速度 MAPE 为 4.7%、占有率 MAPE 为 3.2%，路网还原度满足管控评估要求。

4.3　协同管控方案仿真效果分析

基于上述4组场景在早高峰小雨每车道 3 800 pcu/h 工况下，仿真结果对比如表 1 所示。

表 1　多场景管控效果对比（早高峰小雨 3 800 pcu/(h·ln) 工况）

指标	S0 无管控	S1 仅限速	S2 仅匝道	S3 协同管控	较 S0 变化
事故概率/（起·万车$^{-1}$）	2.14	1.72	1.65	1.53	↓28.7%
二次事故风险/%	12.4	9.8	9.1	8.2	↓34.2%
平均行程时间/（s·km^{-1}）	82.3	84.1	85.7	85.7	↑4.1%
速度离散度/(km·h^{-1})	18.7	13.2	15.4	11.8	↓36.9%
燃油消耗/（L·百车公里$^{-1}$）	8.92	8.51	8.63	8.36	↓6.3%

进一步提取匝道上游 500 m 瓶颈断面数据：S0 工况下，该断面车速标准差达 21.3 km/h（快车辆速差大、追尾诱因）；S3 工况下，限速压至 80 km/h 后，车速标准差降至 9.7 km/h，匝道调节率控制在 620 veh/(h·ln)（避免汇入车流冲击主线）。二者共同压低了 DRI 中的速度波动项 δ_v 与占有率波动项 δ_o，事故风险显著下降。

4.4　风险度量-管控模型与实地措施的耦合逻辑

（1）DRI 是措施触发的“决策开关”，替代传统固定阈值。

留石快速路现行管控采用“流量>3 500 pcu/(h·ln) 即启动匝道限流”的固定规则，未考虑天气、速度波动等动态因子。本文 DRI 将速度波动（GARCH 输出）、占有率波动、气象-交通尾部耦合（t-Copula 输出）三者融合，只有三项同时走高时 DRI 才破 0.7。例如：晴天饱和流量虽占有率波动高，但 δ_v 低、C_t 低，DRI 仅 0.52，无须启动管控；小雨+饱和时三项齐升，DRI 破 0.81，自动触发。4 月 19 日仿真中 DRI 在 07：35（降雨开始后 3 min）即预警，比历史事故平均发生时间（07：48）提前 13 min，真正实现前置干预。

（2）DRI 的构成项与两类措施的作用靶点一一对应。

这种“风险因子→措施匹配”的逻辑，避免了传统管控“不管啥情况都只限流/只限速”的盲目性。例如，在留石快速路段学院路入口（历史事故最高发点位），C_t 占比达 42%，MPC 会自动将该点位的匝道调节率权重提高，而非全线采用统一值。表 2 为 DRI 的构成项表。

表 2　DRI 的构成项表

DRI 构成项	物理含义	对应管控措施	作用机理
δ_v（速度波动）	车间车速差大、追尾风险高	主线可变限速	统一车道速度上限，压缩速差
δ_o（占有率波动）	汇入冲突强、密度过高	匝道信号调节	削减入口流量，平滑主线密度
C_t（尾部耦合项）	降雨/低能见度放大风险	双措施联动	限速降速+匝道控流双重缓释

（3）MPC 滚动时域嵌了 DRI 预测值，实现“预管控”而非“后管控”。

传统匝道控制多用实时流量反馈，等堵了再调已滞后。本文 MPC 预测时域 N=6（90 s），输入的是 DRI 提前 5~10 min 的预测值（MAPE 12.4%），相当于 07：35 看到 07：40—08：10 的 DRI 会冲高，立刻提前把限速从 100 km/h 降到 80 km/h、匝道率从 900 veh/h 调到 620 veh/h，等 07：40 降雨加大时，车流已经被“熨平”了。这与留石快速路段“雨天事故突发、传导快”的特征完全匹配。

（4）措施重复利用现有设施，工程落地零新增成本。

本文可变限速标志、匝道信号灯均为留石快速路段现有设备，仅须升级边缘计算终端（加载 DRI 计算+MPC 求解模块，单节点硬件成本<2 万元），无须土建改造，深圳同类型快速路可直接复用该方案。

4.5　Copula-GARCH 风险模型精度验证

为验证本文 DRI 指数对事故风险的识别与预测能力，从实测数据中筛选 60 组包含真实事故的验证样本，将 DRI 指数与传统交通拥堵指数 TTI 分别作为判别指标绘制 ROC 曲线（见图 2），计算曲线下面积 AUC，完成精度对比。结果显示，DRI 指数 AUC 达到 0.853，传统 TTI 指数 AUC 仅 0.742，证明融合多要素尾部风险的 DRI 指标对事故隐患的识别能力远优于单一拥堵指标。

针对短时风险预测功能开展误差检验，模型提前 5 min 预判路段事故概率的平均绝对百分比误差 MAPE 为 12.4%，提前 10 min 预测 MAPE 上升至

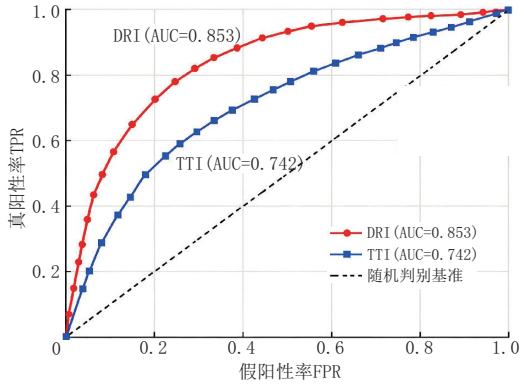


图 2　DRI 与 TTI 事故识别 ROC 对比曲线图

19.7%，整体预测误差处于可接受区间，能够满足快速路在线实时风险管控的时效需求。

为检验多源数据体系的鲁棒性，开展浮动车渗透率敏感性分析，当浮动车渗透率由 5% 降至 2% 时，DRI 指标 AUC 仅下降 0.03，模型精度衰减幅度极小，说明整套技术体系对低浮动车渗透率城市具备良好适配性，推广落地门槛较低。Qu Q 等[22]搭建数字孪生架构，融合宏微观交通数据，开展快速路事故检测，同样证实多源感知框架具备较强鲁棒性。

4.6　协同管控方案仿真效果分析

将无管控自由流方案作为对照组，对比本文可变限速 + 匝道信控协同方案的多项运行指标，综合评估安全收益与通行效率损耗：实施协同管控后，主线平均运行速度由 45.2 km/h 提升至 52.8 km/h，车流速度离散程度显著降低；安全维度改善效果突出，主线整体事故发生概率下降 28.7%，拥堵后衍生的二次事故风险降低 34.2%；通行效率层面仅出现小幅衰减，全路段平均行程时间增幅 4.1%，同时车流启停波动减少，车辆燃油消耗同步下降 6.3%。

综合仿真结果可以看出，本文风险驱动协同管控方案能够以极小的通行时间代价，大幅降低主线交通事故与二次事故风险，实现安全效益与通行效率的平衡优化。

5　结　语

本文面向城市快速路饱和车流与恶劣气象耦合下拥堵-事故级联风险突出、传统被动管控效能不足的行业痛点，构建一套多源数据融合驱动的动态风险主动防控完整技术体系。依托 SCATS 线圈、浮动车 GPS、AI 视频及路面气象感知多源异构数据，通过时空配准、异常清洗与卡尔曼滤波插值统一时序精度，搭建 15 s 更新粒度的数字孪生感知底座；融合 t-Copula 与 GARCH 模型刻画交通流波动集聚特征及多要素非线性尾部相依关系，构建动态风险指数 DRI，实现道路危险程度实时量化；以 DRI 为反馈信号搭建模型预测控制协同优化框架，形成可变限速与匝道信号自适应联动管控策略。杭州留石快速路实测与 SUMO-VISSIM 联合仿真结果表明：所提方法事故识别精度 AUC 达 0.853；早高峰小雨饱和工况下，事故概率下降 28.7%、二次事故风险降低 34.2%，仅带来 4.1% 行程时间小幅增幅；可在低通行效率损耗前提下显著提升行车安全，且可复用现有交通设施，工程落地成本低廉，适配深圳等国内城市快速路精细化安全管控需求。

本研究仅针对常规平直主线路段开展建模验证，未覆盖长隧道、大型互通等特殊构造，仿真工况以小雨为主，极端暴雨、浓雾、结冰场景有待补充。后续将接入 V2X 车联网数据细化微观驾驶风险特征，纳入新能源车辆运行影响，并拓展路网级跨区段协同调控模型，完善超大城市快速路网全域主动安全防控体系。

参考文献：

[1] 公安部交通管理局 .2023 年道路交通事故统计年报[R]. 北京：人民交通出版社，2024.

[2] 李长城，刘广全，马国胜 . 城市快速路交通运行风险识别与动态评估方法 [J]. 公路交通科技，2019，36(7)：121-128.

[3] Geng C, Peng Y H. Identification method of traffic accident black spots based on dynamic segmentation and DBSCAN algorithm [J]. Journal of Chang'an University (Natural Science Edition), 2018, 38 (5): 131-138.

[4] 刘志强，王玲，张爱红，等 . 基于贝叶斯模型的雾霾天高速公路交通事故发生机理研究[J]. 重庆理工大学学报（自然科学），2018，32(1)：43-49.

[5] Yue W L, Zou X. Visualization and analysis of mapping knowledge domain of road safety studies [J]. Accident Analysis & Prevention, 2018, 118: 131-145.

[6] Wang C, Xu C, Xia J, et al. A combined use of microscopic traffic simulation and extreme value methods for traffic safety evaluation [J]. Transportation Research Part C, 2018, 90: 281-291.

[7] Wang X L,Zhang H.Assessing congestion-crash cascading risk using Copula-GARCH model with multi-source traffic and meteorological data [J].Transportation Research Part A:Policy and Practice,2023,176: 103862.

[8] 孙剑，王浩 . 基于 GARCH 模型的道路交通流波动特征与风险预警[J]. 交通运输工程学报，2020，20(3)：112-124.

[9] 周文娟，杨晓光，马万经 . 基于多源异构数据融合的快速路交通状态感知技术[J]. 同济大学学报（自然科学版），2021，49(5)：689-696.

[10] 李梦琪 . 多源数据驱动的快速路交通事故风险实时预测[D]. 南京：东南大学，2023.

[11] 陈驰 . 基于数字孪生的城市道路交通风险主动防控体系研究[D].

（下转第 164 页）