

考虑相关性的雨天城市道路交通拥堵概率预测

吴 中,张津玮,杨海飞*,吴 琼

(河海大学 土木与交通学院,江苏 南京 210098)

摘要:雨天城市道路交通拥堵频发,交通运行在道路网络各路段间的交互影响较晴天明显增强。本文针对传统出行时间预算模型应用的局限性,考虑雨天各路段间行车延误的相互影响,改进了走行时间方差的计算方法,提出一种雨天城市道路交通拥堵概率预测方法。选取南京市某行车路径进行验证,通过 4 种工况、3 种模型走行时间的比较,发现考虑相关性的分段组合模型更接近整体路径分布情况,且拥堵概率预测准确率大于 90%。研究结果表明:本文提出的预测模型能有效预测城市道路雨天拥堵情况,可为雨天道路适应性评价和交通管控提供依据。

关键词:交通运输系统工程;拥堵概率预测;雨天;走行时间;路段相关性

中图分类号:U491 **文献标识码:**A

城市道路网络的运行是一个复杂的随机过程,在常发性恶劣天气降雨作用下,因路面附着系数降低^[1]、水膜溜滑^[2]、制动距离增大、视距受阻^[3]、驾驶员操作行为波动^[4]等原因,会影响路网交通流的正常运行。由于雨天易诱发城市道路局部交通需求聚集,导致交通行为秩序混乱,造成城市道路间影响程度加深、拥堵加剧。

雨天对车辆运行速度和延误有直接的负面影响^[5-6]。目前对城市道路雨天拥堵现象的研究较多,且随着移动网络技术的普及,交通拥堵预测研究已初现雏形。以晴好天气的路段旅行时间为研究对象,Chen 等^[7]提出了一种基于卷积的深度神经网络周期性交通数据建模方法 PCNN,短时预测交通拥堵情况;Sun 等^[8]将交通拥堵状态看作交通流参数的映射函数,采用并行 k-means 聚类法获得拥堵预测的可能性分布;王殿海^[9]、陈明明^[10]等以历史数据拟合结果为依据,用整体路径和串并联理论估计路段独立时组合路径的行程时间可靠性,未考虑不同天气和交通状态条件时路段相关性的差异。对雨天的预测也有一些研究, Lee 等^[11]利用多元线性回归分析法,考虑天气对旅游区交通拥堵造成的影响;刘畅等^[12]分别考虑时段和天气对交通

状况的影响,基于随机森林算法短时预测交通拥堵指数,多是对拥堵等级进行分级预测,缺少对城市道路雨天和不同时段交通状态的综合拥堵概率预测,且雨天这一复杂天气下的预测精度也有待提高。

本文以雨天城市道路为研究对象,考虑路径中各组合路段的相关关系,根据路径走行时间的分布,建立城市道路雨天拥堵概率的计算模型,为雨天交通管理与控制和道路适应性评价提供依据。

1 基础模型

1.1 传统出行时间预测模型

美国联邦公路局的 BPR 路阻函数^[13]定义了不同交通荷载情况下车辆的走行时间,用于表示城市道路上车辆因交通拥堵或交通负载变化所引起走行时间的改变。

$$t_p = t_p^0 \left[1 + \lambda \left(\frac{Q_p}{C_p} \right)^\theta \right] \quad (1)$$

式中: t_p 为车辆在路径 p 上的走行时间; t_p^0 是零流时间; Q_p 是路径 p 的交通负载; C_p 是路径 p 的最大通过能力; λ 、 θ 是待标定参数。

以往文献所提供的常规参数不考虑天气变化和其他随机因素对走行时间的影响,也不考虑交叉口的延误。式(1)只是一般意义上道路走行时间

期望值的估算公式。而雨天城市交通的延误相当一部分是由交叉口延误产生的,应将其计算在内。

1.2 路段拥堵的概率解释

城市道路出行者一般会根据以往的交通经验,在不同交通状态下设定或预测某一路段的走行时间。当实际走行时间超过预测或设定的走行时间时,即可认为发生了交通拥堵。假定出行者对交通拥堵的认知一致,预测和设定的交通拥堵时间用式(2)表达,发生拥堵的情况用式(3)解释:

$$\xi_p(\alpha) = E[\xi | P(T_p \leq \xi) \geq \alpha], \quad (2)$$

$$\eta_p(\alpha) = \{T_p | T_p \geq \xi_p(\alpha)\}. \quad (3)$$

式中: ξ_p 、 T_p 、 η_p 分别为路径 p 的晴天预测走行时间、实际随机走行时间和拥堵发生时对应的走行时间; α 为置信水平,是指满足某种条件的总体走行时间值落在走行时间样本统计分布某一区域内的概率。

式(2)和式(3)是根据以往数据建立的统计模型,它们包括了影响走行时间的各方面因素。为区分不同交通状况,式(2)计算的 $\xi_p(\alpha)$ 可按高峰时段、平峰时段分别建模,以提高预测的准确性。

由于交通状态变化的随机性,一般认为出行者在路径 p 行驶的走行时间符合对数正态分布,记为

$\ln T_p \sim N(\mu_p, \sigma_p^2)$ 。在此基础上 Lo 等^[14]提出了 TTB 模型,路径 p 上置信水平为 α 的走行时间 $\xi_p(\alpha)$ 为:

$$\xi_p(\alpha) = \exp(\sqrt{2}\sigma_p \text{erf}^{-1}(2\alpha - 1) + \mu_p). \quad (4)$$

式中: erf^{-1} 为高斯误差函数的逆函数,

$$\text{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x \exp(-t^2) dt.$$

如果 μ_p 和 σ_p 对应晴天统计数据,式(4)所计算的时间值即为式(2)描述的晴天时 α 置信水平下的预计时间。

2 模型构建

2.1 雨天延误特征分析

在城市同一条路径上,即使在相同的交通需求下,雨天和晴天的走行时间也不完全相同。由于道路条件恶化,路段间的相互影响增强,雨天会产生更大的行车延误。一般认为晴天的预测时间 $\xi_p(\alpha)$ 为最大非延误走行时间,且雨天延误也以晴天为判断标准。根据以往实际行车 GPS 数据,得到雨天和晴天走行时间分布情况(图 1)。图中分别为对应天气下走行时间的概率密度曲线和累计概率分布曲线。

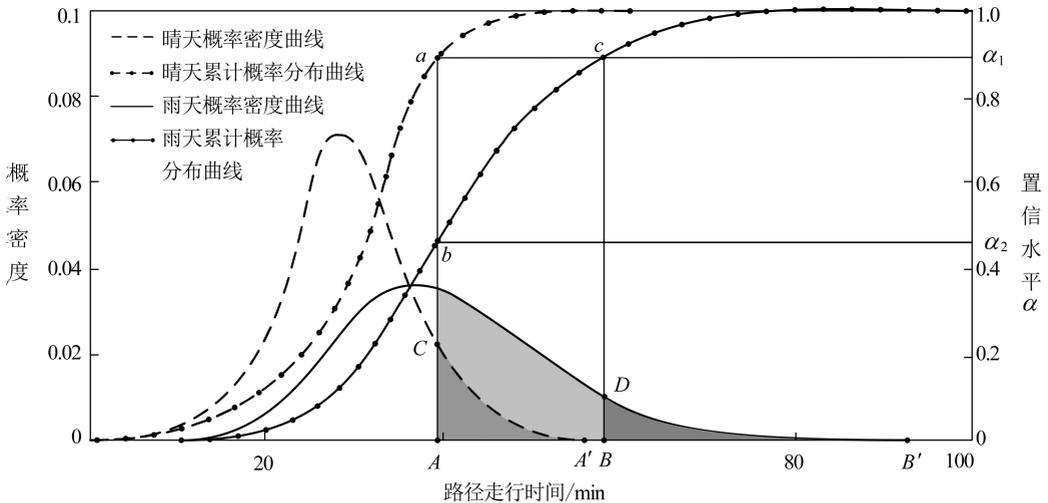


图 1 雨天和晴天走行时间的概率分布图

Fig.1 Probability distribution of travel time on rainy and sunny days

从图中的概率密度曲线可以看出:雨天走行时间总体上大于晴天;概率密度曲线呈现峰值降低、曲线扁平状态,反映出雨天走行时间更长、时间值分布更加宽广、方差更大的特征。

根据交通工程惯例,为表示模型的普遍适用

性,晴天置信度水平 α 一般取 0.95。图 1 中晴天分布上的 A 点值,即为 α 置信水平下车辆完成走行不计拥堵的最大时间。直线 Aa 与晴天走行时间累计概率曲线的交点 a 在置信水平轴上的投影即为 $\alpha_1=0.95$;对于晴天也发生延误的车辆,其置信水平

(概率)为 $1 - \alpha_1 = 0.05$ 。以 A 点时间值作为判断是否发生拥堵或延误的标准,则直线 Aa 在雨天行走时间的累计概率分布曲线上的交点 b 在置信水平轴上的投影点 α_2 ,表达了雨天情况下路径 p 上车辆不发生拥堵的概率大小,即雨天发生拥堵的概率为 $1 - \alpha_2$ 。

雨天与晴天的同置信水平在概率密度曲线上呈现不同的表达。晴天与雨天延误的置信度分别由阴影部分 ACA' 和 BDB' 的面积与整个概率密度曲线和横轴包围的面积之比表示,即为拥堵发生概率。可以看出, B 点位于 A 点右侧, BB' 的长度大于 AA' ,说明相同置信水平下,雨天拥堵判别时间更长,延误时间分布带宽更长。利用图 1 和式(4)就可以对雨天发生拥堵的概率进行预测。

2.2 考虑相关性的路径行走时间

交通拥堵概率的求解建立在数理统计理论基础之上,依赖于路径行走时间的均值与方差进行计算。在城市道路上各路段间的行走时间并非完全独立,交通流的拥堵状态会在路段间进行传递^[15],尤其是在雨天这种恶劣的天气时。由雨天城市道路各路段行走时间历史数据预测路径行走时间与拥堵概率时,应考虑路段间的相互影响关系。

假设各路段相互独立,路径行走时间的均值与方差等于各路段均值与方差之和。晴天时各路段间相关性小,可假设各路段相互独立。当某路径 p 由 n 条路段组成,各路段行走时间为 $T_i, i = 1, 2, \dots, n$,则 p 的行走时间均值和方差为:

$$\mu_p = E(T_p) = E\left(\sum_{i=1}^n T_i\right) = \sum_{i=1}^n \mu_i, \quad (5)$$

$$\sigma_p^2 = \text{var}(T_p) = \text{var}\left(\sum_{i=1}^n T_i\right) = \sum_{i=1}^n \sigma_i^2. \quad (6)$$

式中: μ_i 为路径 p 中路段 i 行走时间的均值; σ_i^2 为路径 p 中路段 i 行走时间的方差。

雨天和高峰时各路段之间不再适用相互独立的假设,需在计算行走时间时考虑路径中各组成路段的相关关系。此时,路径 p 行走时间的均值由式(5)计算。但由于路径中各路段行走时间的协方差存在,其方差可表示为:

$$\begin{aligned} \sigma_p^2 &= \text{var}(T_p) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \text{cov}(T_i, T_j) \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \rho_{ij} \sigma_i \sigma_j. \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $\text{cov}(T_i, T_j)$ 为路径 p 中路段 i 和路段 j

上行走时间的协方差; ρ_{ij} 为路径 p 中路段 i 和路段 j 上行走时间的相关系数。

则路径间的相关性可以由式(8)表达:

$$\begin{aligned} \sigma_p^2 &= \text{cov}(T_p) \\ &= \begin{bmatrix} \sigma_1 \sigma_1 & \rho_{12} \sigma_1 \sigma_2 & \cdots & \rho_{1n} \sigma_1 \sigma_n \\ \rho_{21} \sigma_2 \sigma_1 & \sigma_2 \sigma_2 & \cdots & \rho_{2n} \sigma_2 \sigma_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{n1} \sigma_n \sigma_1 & \rho_{n2} \sigma_n \sigma_2 & \cdots & \sigma_n \sigma_n \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (8)$$

式中: $\rho_{ij} \sigma_i \sigma_j (i \neq j)$ 为路段 i 和路段 j 行走时间的协方差; $\rho_{ii} = 1, |\rho_{ij}| \leq 1, 1 \leq i \leq n$ 。

2.3 雨天拥堵概率计算

由于雨天的拥堵需要晴天行走时间的大置信水平值作为判别的标准,故雨天概率的计算必然也需要涉及到晴天行走时间的概率密度模型。根据式(4)~式(8)和图 1 的延误分析,雨天拥堵的概率 β 可由下式计算:

$$\begin{aligned} \beta &= P[T_p > \xi_p^*(\alpha_1)] \\ &= \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \text{erf}\left[\frac{\sqrt{2}}{2} \cdot \frac{(\mu_{\text{rain}} - \ln \xi_p^*(\alpha_1))}{\sigma_{\text{rain}}}\right]. \end{aligned} \quad (9)$$

式中: $\xi_p^*(\alpha_1)$ 为路径 p 在晴天的预计行走时间;置信水平 $\alpha_1 = 0.95; \mu_{\text{rain}}, \sigma_{\text{rain}}$ 为雨天路径 p 的行走时间均值和方差。

3 实例验证与分析

将南京市某条约 19 km 的行车路径分为 4 段(图 2),对其 2017-07-01~2018-02-28 期间的车辆 GPS、363 6 条有效路段行走时间数据进行整理,并按天气和交通状况分为雨天、晴天和高峰、平峰

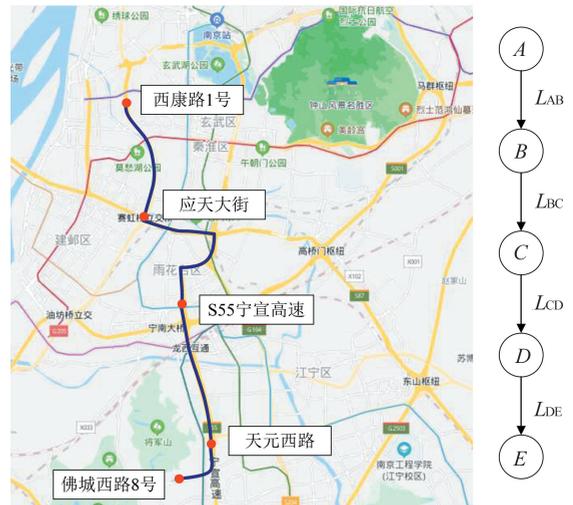


图 2 实例路径示意图

Fig.2 Instance path diagram

4 种工况,分别采用整体路径走行时间数据、传统独立路径走行时间数据和分段组合路径走行时间数据,进行模型计算比较。

整体路径模型是利用车辆在整个路径上的走行时间均值和方差构建模型;传统独立模型是在各路段相互独立假设下由走行时间均值和方差构建的模型;分段组合路径模型则是根据组成路径各个

路段的走行时间均值与方差,利用式(5)、(7)、(9)组建由分段数据计算整条路径走行时间概率的模型。由于分段路径走行时间包括了交叉口的延误时间,计算发现分段组合模型所得到的走行时间均值和方差与整体数据相差不大,且优于传统独立模型(表 1)。

表 1 不同工况路径走行时间的均值与方差统计

Tab.1 Mean and variance of travel time under different conditions

工 况	实测走行时间		整体路径模型 走行时间		传统独立模型 走行时间		分段组合模型 走行时间	
	均值 / min	方差	μ_p	σ_p	μ_p	σ_p	μ_p	σ_p
雨天高峰	44.689 3	203.297 8	3.756 8	0.297 7	3.763 7	0.268 5	3.763 7	0.311 4
雨天平峰	33.903 7	47.733 0	3.505 9	0.192 8	3.507 8	0.177 4	3.507 8	0.201 7
晴天高峰	41.762 2	81.224 1	3.711 6	0.207 8	3.704 5	0.234 5	3.704 5	0.213 4
晴天平峰	32.008 2	41.055 4	3.450 7	0.187 4	3.447 3	0.193 3	3.447 3	0.198 2

表 2 不同工况路径走行时间和拥堵概率预测表

Tab.2 Prediction of travel time and congestion probability under different conditions

工 况	预测走	实测拥	整体路径		传统独立		分段组合	
	行时间/ min	堵概率/ %	拥堵概率	P	拥堵概率	P	拥堵概率	P
雨天高峰	68.719 3	16.000 0	15.954 7	100.000 0	14.027 9	69.853 6	17.605 8	90.879 4
雨天平峰	44.996 4	10.465 1	9.467 7	100.000 0	7.843 3	74.947 1	10.653 6	98.230 4
晴天高峰	56.653 6	7.299 3	4.999 8	100.000 0	5.098 8	87.674 3	6.838 6	100.000 0
晴天平峰	41.514 9	6.069 4	4.999 8	100.000 0	5.346 1	88.084 1	5.795 2	100.000 0

当统计样本足够时,即使模型所用数据并不完全同步,其产生的统计误差也可满足估算精度要求。在进行城市道路网络拥堵概率计算时,完全可以利用各个路段的走行时间均值和方差数据,这就使得由其组合路径数据预测拥堵概率成为可能。

在对拥堵概率预测结果进行分析时,定义 P 为预测结果的准确率,代表模型预测拥堵结果为真的比率。

$$P = \frac{\theta_{TP}}{\theta_{TP} + \theta_{FP}} \quad (10)$$

式中: θ_{TP} 为预测结果为拥堵、真实情况也为拥堵,预测为真的走行时间数据; θ_{FP} 为预测结果为拥

堵、真实情况不是拥堵,预测为假的走行时间数据。

如表 2 所示,表中的预测走行时间显示了出行者对不同工况时城市道路拥堵程度的估计情况。在高峰工况下,雨天的预测时间比晴天长 12.065 7 min、拥堵概率高 8.700 7%;在平峰时段工况下,雨天的预测时间比晴天长 3.481 5 min、拥堵概率高 4.386 7%。出行者在雨天的拥堵判别时间更长、分布带宽更长,会预留更长的走行时间以规避拥堵风险。

由 3 种模型所得的拥堵概率预测结果来看:整体路径模型预测结果更接近实测拥堵概率,且 4 种工况的预测结果准确率均为 100%,预测发生拥堵的走行时间全部符合真实情况;传统独立模型预测

的拥堵概率和准确率 P 均较低,低估了雨天拥堵发生的可能性;分段组合模型预测的拥堵概率高于整体路径模型,对拥堵概率的估计相对保守,但此时4种工况预测结果的准确率均超过90%, P 值远高于传统独立模型,表明通过各个路段分段组合计算路径拥堵概率的模型方法可行。

此外,根据模型计算的拥堵延误时间和拥堵概率还可以为雨天道路适应性评价和交通管理控制措施的制定提供理论支持:即针对城市特定路段或路径,以此方法计算的不同天气、不同交通状态下的预测走行时间和拥堵概率为依据,可判定雨天和高峰时该道路的适应性程度,进一步采取调整信号时长、加强向附近畅通路段的引导、自适应限流等措施来缓解道路拥堵情况。

4 结论

根据上述探讨,得出以下结论:

(1) 本文将雨天这一天气因素作为拥堵预报的主体对象,针对城市道路雨天更为严重的拥堵问题,提出一种雨天拥堵概率计算模型,并以南京市某行车路径为例进行验证。

(2) 预测模型考虑了路径中各组合路段间的相关性,在走行时间方差的计算中加入路段协方差,改进了走行时间方差的计算方法,其计算结果更接近实际整体路径情况。

(3) 实例表明:城市道路雨天拥堵概率计算模型可以反映出行路径发生拥堵的可能性,分段组合模型计算的拥堵概率预测准确率 P 大于90%,能有效预测城市道路雨天的拥堵情况。

(4) 本文提出的城市道路雨天拥堵概率预测方法可为雨天道路适应性评价和交通管控提供依据。在后续的研究中,可尝试根据降雨量细分雨天影响,进一步提高预测精度,并考虑超额延误时间对拥堵概率的影响,基于本文所建模型开展更复杂路网的拥堵概率预测研究。

参考文献:

[1] 王笑. 暴雨天气下城市快速路交通流特性研究[D]. 北京:北京

交通大学,2015.

- [2] 季天剑,黄晓明,刘清泉,等. 道路表面水膜厚度预测模型[J]. 交通运输工程学报,2004(3):1-3.
- [3] WANG Y Q, LUO J. Study of rainfall impacts on freeway traffic flow characteristics[J]. Transportation Research Procedia, 2017, 25: 1533-1543.
- [4] 祝站东,荣建,周伟. 不良天气条件下的驾驶行为研究[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2010,34(5):1040-1043.
- [5] KONDYLI A, ST GEORGE B, ELEFTERIADOU L, et al. Defining, measuring, and modeling capacity for the highway capacity manual[J]. Journal of Transportation Engineering, Part A: Systems, 2017, 143(3):38-47.
- [6] ASAMER J, VAN ZUYLEN H J. Saturation flow under adverse weather conditions[J]. Journal of the Transportation Research Record, 2011(2258): 103-109.
- [7] CHEN M, YU X H, LIU Y. PCNN: deep convolutional networks for short-term traffic congestion prediction[J]. 2018 IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (TITS), 2018(99): 1-10.
- [8] SUN Z Q, LI Z, ZHAO Y L. Traffic congestion forecasting based on possibility theory[J]. International Journal of Intelligent Transportation Systems Research, 2016, 14(2):85-91.
- [9] 王殿海,汤月华,陈茜,等. 基于GPS数据的公交站点区间行程时间可靠性影响因素[J]. 东南大学学报(自然科学版),2015, 45(2): 404-412.
- [10] 陈明明. 基于统计分布的城市道路行程时间可靠性研究[D]. 西安:长安大学,2016.
- [11] LEE J W, HONG B H, LEE K M, et al. A prediction model of traffic congestion using weather data[J]. 2015 IEEE International Conference on Data Science and Data Intensive Systems, 2015(96): 81-88.
- [12] 刘畅,胡东明,周芯玉,等. 广州道路交通拥堵的降雨影响分析及短时预报[J]. 广东气象,2019(4): 46-50.
- [13] Transportation Research Board Business Office. Highway capacity manual 2008[M]. Washington, D.C.: National Research Council, 2009.
- [14] LO H K, LUO X W, SIU B. Degradable transport network: travel time budget of travelers with heterogeneous risk aversion[J]. Transportation Research Part B, 2006, 40(9):792-806.
- [15] DAGANZO C F. Requiem for second-order fluid approximations of traffic flow[J]. Transportation Research Part B, 1995, 29(4): 277-286.

(责任编辑:曾 晶)

(下转第104页)