

汽车自组织网络链路时延预测(LDP)模型的扩展及扩展后的性能分析^①

王秀峰^② 王春萌 崔刚

(哈尔滨工业大学计算机学院 哈尔滨 150001)

摘要 为了克服前期提出的汽车自组织网络(VANETs)链路时延预测(LDP)模型只能预测高速公路直行场景的链路时延的局限,扩展了LDP模型的功能,构建了扩展的LDP模型——ELDP模型,并对该模型的链路时延预测过程进行了理论分析,对其预测性能进行了仿真分析。ELDP模型考虑了两车相对速度值的分布、相对速度驶过距离的变化以及在交叉口转弯对两车之间链路时延的影响,可以动态地预测车辆转弯时的两车链路时延,能够估计任意一对汽车预期要发生的链路时延。该模型实现取决于对相对速度值的分布参数估计方法、基于指数移动平均法对相对速度值的异常处理以及对在道路交叉口汽车转弯角度对链路时延的影响的估计。仿真结果表明,ELDP模型能够非常准确地预测高速公路中两车的链路时延。

关键词 汽车自组织网络(VANETs), 链路时延, 预测模型, 相对速度, 交叉口

0 引言

汽车自组织网络(vehicular ad hoc networks, VANETs)应能提供、分发安全和娱乐等信息,为司机和乘客提供安全和舒适的交通环境^[1],这就要求两车之间的无线通信链路维持一个完整的通信阶段,因此研究链路时延的属性是一个关键问题,它直接影响许多网络性能标准,比如端到端的延迟、包的丢失和吞吐量,也能够用来优化网络拓扑结构、改善网络资源利用率和减少广播风暴^[2]。链路时延问题在容迟网络(delay tolerant network, DTN)和移动自组网(mobile Ad Hoc networks, MANET)中得到广泛研究^[3,4]。文献[5]的研究证明,在VANETs中链路时延对于单播路由是最重要的QoS特性之一。两车之间的链路时延决定了一个源到目的的每一次连接的吞吐量。

MANET中的链路时延受其汽车节点移动性(包括节点的速度、节点间距离和移动方向等)的影

响^[6]。文献[7,8]提出MANET中的链路时延能够有效地用指数分布近似。而在VANETs中,链路时延同样受上述因素影响,Shelly等人提出假设在交通流自由的状态和车速的正态分布下,链路时延能够用指数分布很好地近似^[9]。文献[10]也提出链路时延可以用指数分布近似。不过,文献[11]提出,在自由流的情况下,链路时延的概率密度函数能够用带有合适参数的对数正态分布近似。Yan等人指出,VANETs中的链路时延也能用对数正态分布近似^[12],他们假设汽车之间行进距离的概率密度函数为对数正态分布并且车速是确定的,这种分析不适用于自由流的状态。Nekovee研究了VANETs中链路时延的概率^[13],假设汽车之间的相对距离是恒定的并且忽略了汽车的移动性模型。本研究考虑了两车的相对速度、一辆车以相对速度驶过的距离、汽车的移动方向和在道路交叉口转向的角度,对文献[14]提出的链路时延预测(link duration prediction,LDP)模型的功能进行了扩展,得到了扩展的链

^① 国家自然科学基金(61272130)资助项目。

^② 女,1979年生,博士;研究方向:车联网,移动自组网;联系人,E-mail: wxf@hit.edu.cn
(收稿日期:2014-12-15)

路时延预测 (extended link duration prediction, ELDP) 模型。ELDP 模型可以动态地预测每一辆汽车和邻车的链路时延。这项研究的主要方法是近似车辆的相对速度值的分布, 通过考虑车与车之间初始距离、转弯角度的影响预测预期的链路时延。本文采用了指数移动平均 (exponential moving average, EMA) 法处理速度样本解决车速突然变化的问题。结果证明, 每一辆车需采集最近 5 s 的速度样本并且分享给邻车这些信息, 实现链路时延的预测。

1 相关工作

链路时延被认为是两节点 (汽车) 之间的链路可用的时间间隔, 具体的链路时延是两个节点停留在彼此的传输范围内的时间间隔^[14]。考虑到 MANET 中的链路时延受节点移动性的影响, Wu 等人研究了多跳移动网络中节点移动性对链路时延的影响^[6], 提出一个链路时延分析框架, 用于分析点对点的链路时延。Hass 等人在文献[15]中提出了移动投影轨迹算法, 用以估计剩余链路寿命 (residual link lifetime, RLL)。Korsness 等人使用链路已经连接的时间来估计链路剩余的时间, 并且指出链路剩余的寿命和两节点之间的相对速度相关^[16]。Hua 等人使用无迹卡尔曼滤波 (unscented kalman filter, UKF) 法, 提出了一个新的 RLL 预测算法来预测链路的寿命^[17]。这些在移动自组网里解决链路寿命预测的方法不能用在车用自组网 (VANETs) 中, 因为 VANETs 中的汽车移动性不遵循 MANET 的移动性模型。

在 VANETs 中, 链路时延研究需要分高速公路场景和城市场景进行, 因为城市道路拓扑结构和高速公路的不同, 有交通灯和建筑物的影响, 而且车速变化大, 这些都影响链路时延的预测。文献[18, 19]研究了一维高速公路场景中的链路时延, 但得出的链路时延分析模型不能扩展为城市场景所需要的模型。Artimy 等人分析了二维城市场景中的网络连接性, 并且在街道中间放置了交叉口^[20]。Hu 等人考虑了车与车之间距离、车速、在交叉口的转向频率和交通灯因素, 提出了一个具体的基于过程的马

尔科夫链模型^[21]。Wang 等人考虑了相对速度、交通灯和两车之间距离的变化, 提出了实际的链路时延预测模型^[14], 可以实时、准确地预测城市场景和高速公路场景中直行的两节点间的链路时延, 不过这项研究只注重车辆直行, 没有考虑汽车在交叉口转向问题。本文提出的扩展的链路时延预测模型 (ELDP 模型) 是一个预测高速公路场景中任意两个节点之间的链路时延的模型, 该模型考虑了汽车交叉口转向、相对速度和车与车之间距离变化等因素, 所以更适合真实的高速公路场景。

2 ELDP 模型

为了精确预测两汽车链路能连接多久, 链路时延模型必须解决两个问题: (1) 汽车在道路交叉口转向对链路时延的影响; (2) 适应车速的变化。为了解决第一个问题, ELDP 模型考虑了汽车转向的角度。为了解决第二个问题, 本文提出使用两车的相对速度值分布而不是瞬时速度值计算预期要发生的汽车之间的链路时延。

2.1 汽车驶过道路交叉口的状况

为了分析汽车转向对两车间链路时延的影响, 本文考虑了汽车在高速公路环境中的交叉口处的转向。

2.2 分析汽车转向对链路时延的影响

图 1 给出了两车驶过交叉口过程。图 2 详细给出了两车通过交叉口转弯处的行驶方向。箭头指出了汽车行驶的方向, r 是无线传输半径, d_i 表示当 ELDP 模型每一秒预测链路时延时两车之间的初始距离, $d_i < r, i = 1, 2, 3, \dots, n$, ELDP 模型在下面假

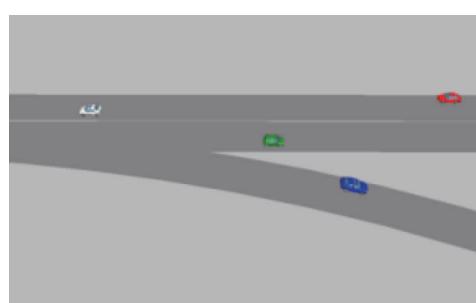
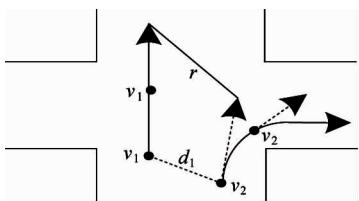


图 1 汽车在高速公路行驶

图 2 汽车 v_1 直行和汽车 v_2 转弯

设下预测两车通过交叉口的链路时延:(i)每一次预测,汽车沿着其真实轨迹的切线方向行驶直到链路断开;(ii)每一次预测,直到链路断开时,两车的速度保持恒定不变。当链路断开时,两车之间的距离是无线通信半径 r 。

2.3 计算当链路断开时一辆车以相对速度行驶过的距离 DD_0

本研究假定汽车在路上能够以任意方向向前行驶。在图 3 中,以一个汽车的位置为坐标原点建立直角坐标系,汽车 v_1 和 v_2 分别沿着 α 和 β 角度向前行驶, $\alpha, \beta \in [0, 2\pi]$, 速度向量分别为 \vec{v}_1 和 \vec{v}_2 , 坐标分别为 $\vec{v}_1 = (v_1 \cos \alpha, v_1 \sin \alpha)$ 和 $\vec{v}_2 = (v_2 \cos \beta, v_2 \sin \beta)$, 为了计算相对速度,把 \vec{v}_2 平移到 \vec{v}'_2 , 根据几何向量三角形法则计算两车的相对速度向量 \vec{l}_1 ,

$$\vec{l}_1 = \vec{v}'_2 - \vec{v}_1 \quad (1)$$

所以 \vec{l}_1 坐标用下式表示:

$$\vec{l}_1 = \vec{v}_1 - \vec{v}_2 = (v_1 \cos \alpha - v_2 \cos \beta, v_1 \sin \alpha - v_2 \sin \beta) \quad (2)$$

令 $B = v_1 \cos \alpha - v_2 \cos \beta$, $A = v_1 \sin \alpha - v_2 \sin \beta$, 则 $\vec{l}_1 = (B, A)$ 。 \vec{l}_1 的方向可以在坐标系中的第一象限、第二象限、第三象限或者第四象限。

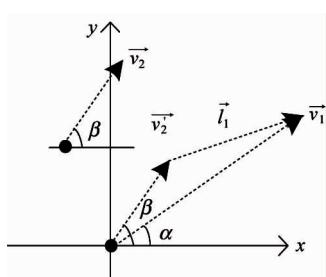


图 3 计算两车的相对速度

两车分别沿不同的方向并且以各自的速度向前行驶。如图 3 坐标系所示,根据相对运动原理,本文假定汽车 v_1 不动,汽车 v_2 则以两车的相对速度向前

行驶,所以,以汽车 v_1 的位置作为坐标原点建立新的坐标系,把原坐标系平移,建立新的坐标系如图 4 所示,新的坐标系的坐标原点为 O' 。

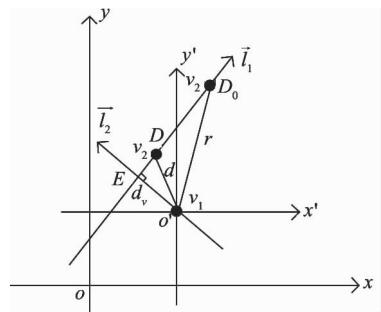


图 4 平移坐标系

图 4 中,汽车在新的坐标系中行驶,汽车 v_1 和 v_2 在原坐标系中的坐标分别为 (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) , 不过汽车 v_2 在新坐标系中坐标为 $D(x_2 - x_1, y_2 - y_1)$ 。所有下列的推导都是采用新坐标系。汽车 v_1 和 v_2 的相对速度为 \vec{l}_1 , 向量 \vec{l}_2 垂直于向量 \vec{l}_1 , 交点为 E , 两车初始距离为 d , d_v 是原点 O' 到向量 \vec{l}_1 的垂直距离, 汽车 v_2 以相对速度从点 D 到 D_0 向前行驶, 如果距离 $O'D_0$ 正好等于无线通信半径 r , 汽车 v_1 和 v_2 之间的链路将会断开,那么汽车 v_2 从点 D 行驶到点 D_0 的时间则为链路断开时间。因此我们每一秒预测的链路时延等于汽车 v_2 从点 D 行驶到 D_0 所用的时间。

为了计算距离 DD_0 , 本文给出两条直线 l_1 和 l_2 的标准方程,根据直线标准方程的原则,本研究采用点 $D(x_2 - x_1, y_2 - y_1)$ 和直线 l_1 的方向向量 \vec{l}_1 建立直线 l_1 的标准方程,如下所示:

$$l_1: \frac{x - (x_2 - x_1)}{B} = \frac{y - (y_2 - y_1)}{A} \quad (3)$$

由于直线 l_1 垂直于 l_2 ,因此,两条直线的方向向量点乘积等于 0,所以 $\vec{l}_1 \cdot \vec{l}_2 = 0$, 直线 l_2 的方向向量 $\vec{l}_2 = (-A, B)$ 。利用坐标原点 $O'(0,0)$ 和直线 l_2 的方向向量 \vec{l}_2 建立直线标准方程

$$l_2: \frac{x}{-A} = \frac{y}{B} \quad (4)$$

用式(3)和(4)建立方程组

$$\begin{cases} \frac{x}{-A} = \frac{y}{B} \\ \frac{x - (x_2 - x_1)}{B} = \frac{y - (y_2 - y_1)}{A} \end{cases} \quad (5)$$

解方程组 (5) 得到点 E 坐标

$$E\left(\frac{A^2 \cdot (x_2 - x_1) - A \cdot B \cdot (y_2 - y_1)}{A^2 + B^2}, \frac{B^2 \cdot (x_2 - x_1) - A \cdot B \cdot (y_2 - y_1)}{A^2 + B^2}\right),$$

$$\frac{A \cdot B \cdot (x_2 - x_1) - B^2 \cdot (y_2 - y_1)}{A^2 + B^2}, \text{ 向量 } \overrightarrow{DO} =$$

$(x_2 - x_1, y_2 - y_1, 0)$, 向量 $\vec{l}_1 = (B, A, 0)$, 因此,

$$|\vec{l}_1 \times \overrightarrow{DO}| = \begin{vmatrix} i & j & k \\ B & A & 0 \\ x_2 - x_1 & y_2 - y_1 & 0 \end{vmatrix} = B(y_2 - y_1) - A(x_2 - x_1) \quad (6)$$

由空间中点到直线的距离公式

$$d_v = \frac{|\vec{l}_1 \times \overrightarrow{DO}|}{|\vec{l}_1|} = \frac{B(y_2 - y_1) - A(x_2 - x_1)}{\sqrt{B^2 + A^2}} \quad (7)$$

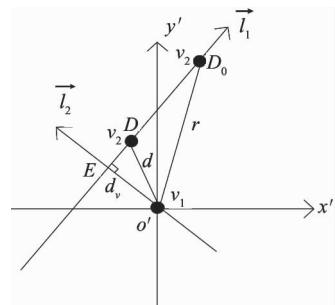
计算 d_v , 由三角形勾股定理得 $ED_0 = \sqrt{r^2 - d_v^2}$ 和

$$ED = \sqrt{d^2 - d_v^2}.$$

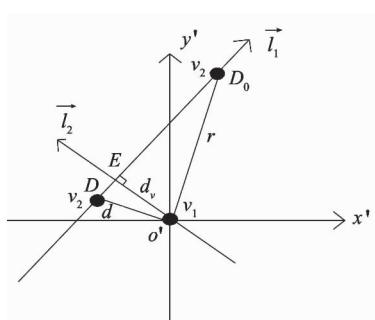
2.4 分象限讨论 DD_0 的计算

我们讨论 A 和 B 值的变化, 因为 A 和 B 的值决定了相对速度向量在哪一个象限。

2.4.1 如果 $B > 0$ 并且 $A > 0$, \vec{l}_1 在第一象限, 如图 5 所示。



(a) 点 D 在 E 的前面



(b) D 在 E 后面

图 5 点 D 的不同位置

(1) 图 5(a) 给出了点 D 的横坐标比点 E 的大,

$$(x_2 - x_1) > \frac{A^2 \cdot (x_2 - x_1) - A \cdot B \cdot (y_2 - y_1)}{A^2 + B^2}, \text{ 所}$$

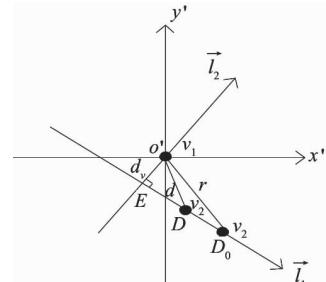
以, 有

$$DD_0 = ED_0 - ED = \sqrt{r^2 - d_v^2} - \sqrt{d^2 - d_v^2} \quad (8)$$

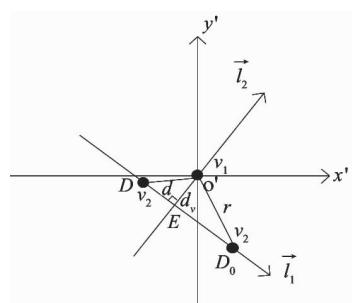
(2) 图 5(b) 给出的点 D 横坐标比点 E 的横坐标小, 即 $(x_2 - x_1) \leq \frac{A^2 \cdot (x_2 - x_1) - A \cdot B \cdot (y_2 - y_1)}{A^2 + B^2}$, 所以有

$$DD_0 = ED_0 + ED = \sqrt{r^2 - d_v^2} + \sqrt{d^2 - d_v^2} \quad (9)$$

同理, 如果 $B < 0$ 和 $A < 0$, \vec{l}_1 在第四象限, 如图 6 所示, 计算 DD_0 的方法同上。



(a) 点 D 在点 E 前面



(b) 点 D 在点 E 后面

图 6 点 D 在点 E 的前面或后面

2.4.2 如果 $B < 0$ 和 $A > 0$, \vec{l}_1 在第二象限。

(1) 图 7(a) 给出了点 D 的横坐标比点 E 小, 即 $(x_2 - x_1) \leq \frac{A^2 \cdot (x_2 - x_1) - A \cdot B \cdot (y_2 - y_1)}{A^2 + B^2}$, 所

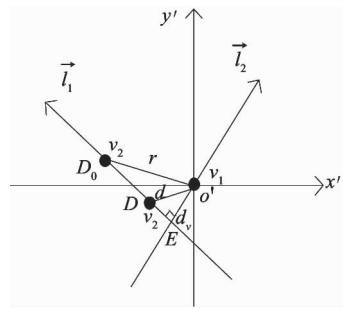
以有

$$DD_0 = ED_0 - ED = \sqrt{r^2 - d_v^2} - \sqrt{d^2 - d_v^2} \quad (10)$$

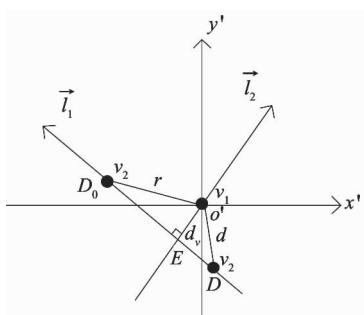
(2) 在图 7(b) 中, 点 D 的横坐标比点 E 的横坐标的大, 即 $(x_2 - x_1) >$

$\frac{A^2 \cdot (x_2 - x_1) - A \cdot B \cdot (y_2 - y_1)}{A^2 + B^2}$, 所以有

$$DD_0 = ED_0 + ED = \sqrt{r^2 - d_v^2} + \sqrt{d^2 - d_v^2} \quad (11)$$



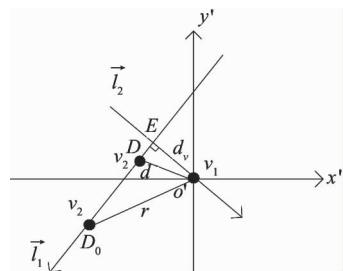
(a) 点 D 在点 E 前面



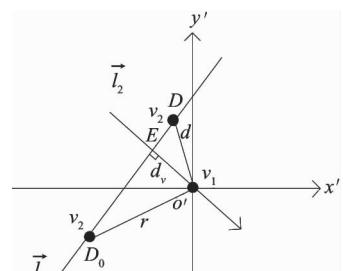
(b) D 在 E 的后面

图7 点 D 在点 E 的前面或后面

同理,如果 $B < 0$ 和 $A < 0$, \vec{l}_1 在第三象限,如图8所示,计算 DD_0 的方法同上。



(a) 点 D 在点 E 前



(b) 点 D 在点 E 后面

图8 点 D 在点 E 的前面或后面

2.5 相对速度的分布

文献[9]的研究表明车速服从正态分布。一个汽车的速度 v 是一个随机变量且服从正态分布,即 $v \sim N(\mu, \sigma^2)$, 它的概率密度函数用下式表示:

$$f(v) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(v-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (12)$$

实际上,当汽车在道路上行驶时,速度是一个向量,即 $\vec{v} = (v\cos\alpha, v\sin\alpha)$, 因此,速度不仅有值而且有方向,速度向量值为 $|\vec{v}|$, 速度向量的方向角为 α 。上文提到的车速服从正态分布,实际上是速度向量的值服从正态分布,即 $|\vec{v}|$ 服从正态分布,因为 $|\vec{v}| = \sqrt{(v\cos\alpha)^2 + (v\sin\alpha)^2} = v$, 因此,式(12)用下式重新表示:

$$f(|\vec{v}|) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(|\vec{v}|-u)^2}{2\sigma^2}} \quad (13)$$

对于两车的速度, $\vec{v}_1 = (v_1\cos\alpha, v_1\sin\alpha)$ 和 $\vec{v}_2 = (v_2\cos\beta, v_2\sin\beta)$, 那么两车的相对速度为 $\vec{v}_{12} = \vec{v}_1 - \vec{v}_2 = (v_1\cos\alpha - v_2\cos\beta, v_1\sin\alpha - v_2\sin\beta)$, 所以 $|\vec{v}_{12}|$ 服从正态分布,其概率密度函数为下式,

$$f(|\vec{v}_{12}|) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(|\vec{v}_{12}|-u)^2}{2\sigma^2}} \quad (14)$$

确定式(14)中的 μ, σ^2 成为这个概率密度函数的关键。下节中将详细阐述。

2.6 相对速度的估计

为了估计任意两车的相对速度的分布,本研究需要采集相对速度样本,一个相对速度的向量的样本集合 $\vec{V}_r = \{\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_n\}$, 那么它的向量值的集合为 $|\vec{V}_r| = \{|\vec{v}_1|, |\vec{v}_2|, \dots, |\vec{v}_n|\}$, 它们可以从正态分布的 $N(\mu, \sigma^2)$ 获得,估计 μ 和 σ^2 的标准方法为极大似然法,这种方法能够最大化似然函数 $\ln L(\mu, \sigma^2)$, 可以用下式表示:

$$-\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln\sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (|\vec{v}_i| - u)^2 \quad (15)$$

求关于 μ 和 σ^2 的导数并且产生极大似然估计

$$\hat{u} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\vec{v}_i| \quad (16)$$

其中 \hat{u} 是 μ 的估计, \hat{u} 叫做样本平均值。因为 \hat{u} 是同一最小方差的无偏(uniformly minimum variance unbiased, UMVU)估计,服从正态分布^[22]。

使用样本方差 s^2 估计 σ^2 , 平方根 s 叫做样本标准差。

$$s^2 = \frac{n}{n-1} \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (|\vec{v}_i| - \hat{\mu})^2 \quad (17)$$

其中 $\hat{\sigma}^2$ 被叫做样本方差, 因为它是样本 $\{|\vec{v}_1|, |\vec{v}_2|, \dots, |\vec{v}_n|\}$ 的方差。使用 s^2 估计 σ^2 , 因为 s^2 是无偏估计^[22]。

为了避免存储器溢出及减小预测误差, 只有相对速度的一定数量的样本被记录, 因此每一次预测, 只记录当前 5s 的样本来估计参数 μ 和 σ 。

2.7 链路时延预测的原则

本文把两车之间的链路时延看作一个随机变量 T 。这个随机变量的分布取决于以下四点:(1)两车的相对速度 v ;(2)两车之间的初始距离 d ;(3)它们相对的行驶方向;(4)两车行驶方向之间的角度。因为这四个因素在两车链接过程中会变化, 预测模型必须自适应地调整预测原则来计算准确的结果。

为了确定 T 的分布, 首先定义车辆 v_2 以相对速度行驶过的距离 DD_0 , 这个距离是每一次预测时车辆 v_2 相对速度行驶直到链路断开时所走过的距离。下面给出随机变量 T 的分布函数,

$$\begin{aligned} F(T) &= P(T \leq t) = P\left(\frac{DD_0}{|\vec{v}|} \leq t\right) \\ &= 1 - P(|\vec{v}| \leq \frac{DD_0}{t}) \end{aligned} \quad (18)$$

其中 $|\vec{v}|$ 是两车之间相对速度向量的值。两边对 t 求导得到随机变量 T 的概率密度函数为

$$f(t) = \frac{DD_0}{t^2} f_{|\vec{v}|}\left(\frac{DD_0}{t}\right) \quad (19)$$

因为相对速度向量的值 $|\vec{v}|$ 服从正态分布, 所以

$$f(t) = \frac{DD_0}{t^2} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\left(\frac{DD_0}{t}-\mu\right)^2} \quad (20)$$

式中 μ 和 σ 分别是相对速度向量值的平均值和标准差。因此, 预期的链路时延能够用下式计算:

$$E(T) = \int_0^\infty tf(t) dt \quad (21)$$

相对速度向量的值 $|\vec{v}|$ 服从正态分布, 几乎 99% 的 $|\vec{v}|$ 值分布在 $[\mu - 4\sigma, \mu + 4\sigma]$ 范围内, $|\vec{v}|$ 最大值和最小值分别为 $\mu + 4\sigma$ 和 $\mu - 4\sigma$, 因此, 定积分的积分区间从 $[0, \infty]$ 缩小为 $[DD_0/(\mu - 4\sigma), DD_0/(\mu + 4\sigma)]$ 。最后, 预期的链路时延通过下式计算:

$$E(T) = \int_{\frac{DD_0}{\mu+4\sigma}}^{\frac{DD_0}{\mu-4\sigma}} \frac{DD_0}{t} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\left(\frac{DD_0}{t}-\mu\right)^2} dt \quad (22)$$

3 链路时延的预测过程

基于扩展的链路预测(ELDP)模型, 可以预测任意一辆车和其传输范围内的所有车辆的链路时延。在某一时刻, 假设汽车 v_i 和 v_j 是连接的, 基于汽车速度向量 \vec{v}_i 和 \vec{v}_j 值的分布及汽车 v_i 和 v_j 之间的相对距离, 两车之间的链路时延能够预测。每个车存储器的滑动窗口是 5, 那么汽车 v_j 保存它的最近 5s 的速度样本 $(\vec{v}_{j1}, \vec{v}_{j2}, \dots, \vec{v}_{j5})$ 。这 5 个速度样本将被广播给其邻居汽车。因为汽车 v_i 在 v_j 的无线传输范围内, 这些速度样本将被 v_i 接收, 因此 v_i 能够计算二者的相对速度 $(\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_5)$, 其中 $\vec{v}_k = \vec{v}_{ik} - \vec{v}_{jk}$, $k = 1, 2, \dots, 5$ 。根据 5 个速度样本 $(\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_5)$, 汽车 v_i 和 v_j 之间的相对速度向量值的分布根据式(16)和(17)能够估计出来。在每一个信息包内, 也包含了一个汽车的位置信息, 所以 v_i 和 v_j 之间的初始距离 d_{ij} 也同样能够计算, DD_0 也可以计算, 因此, 用估计值 μ_{ij}, σ_{ij} 和 DD_0 代替等式(22)中的参数, v_i 和 v_j 之间的预期链路时延就可以预测了。

一辆汽车的速度会由于前面的汽车突然刹车而戏剧性地下降或者由于它超车而增加。因此在相对速度方面的突然变化能够导致链路时延结果的巨大变化。为了避免这样的问题, 本文采用指数移动平均法(EMA)解决两车相对速度的异常问题。

$$|\vec{V}_t| = \alpha \cdot |\vec{v}_t| + (1 - \alpha) \cdot |\vec{V}_{t-1}| \quad (23)$$

其中 $0 < \alpha < 1$, $|\vec{V}_t|$ 和 $|\vec{v}_t|$ 分别是 t 时刻处理的相对速度向量的值和瞬时相对速度向量的值, 因为 $|\vec{V}_t|$ 是相对速度向量值样本从 0 到 t 时刻的线性组合, 并且从 $|\vec{v}_0|$ 到 $|\vec{v}_t|$ 服从正态分布, 所以 $|\vec{V}_t|$ 也服从正态分布。也就是说, 本文提出的预测模型仍然适用于通过 EMA 法处理过的相对速度向量值的样本。

图 9 是汽车 v_i 和 v_j 链路时延预测过程的流程

图。令 $x_D = x_i - x_j$, $x_E = \frac{A^2 \cdot (x_i - x_j) - A \cdot B \cdot (y_i - y_j)}{\sqrt{A^2 + B^2}}$, 根据 ELDP 模型的分析, 当汽车 v_i 收到一个来自汽车 v_j 的信息时, 计算它们之间的相对速度和相对距离, 然后估计相对速度向量值的平均值和标准差, 最后, 根据式(22)预测链路时延。

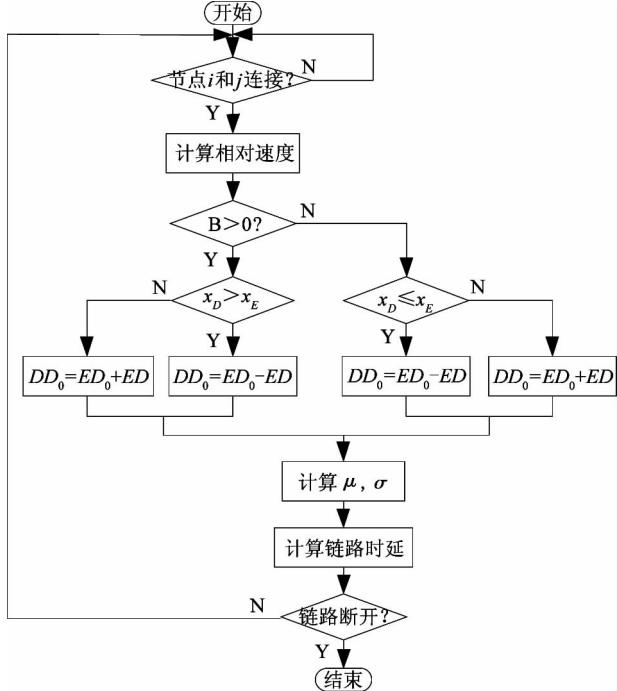


图 9 流程图

4 ELDP 模型的性能评价

VANETs 中汽车移动性模型是一个影响 ELDP 模型准确性的重要因素, 在性能评价中我们使用 VISSIM 模拟器^[23]产生汽车的运动轨迹, 这个模拟器是一个微观的交通模拟器, VISSIM 能够获得每辆车的详细状态变量信息^[24]。

当预测两个连接的汽车间的链路时延时, ELDP 模型主要考虑相对速度值的分布、汽车转向和汽车的行驶方向这些因素。为了分析 ELDP 模型的性能, 本研究构建了高速公路场景。首先, 在高速公路场景, 汽车以相对稳定的速度行驶, 本文分析相对速度值的分布将会怎样影响模型的准确性。然后, 分析汽车转向对模型预测准确性的影响。在高速公路场景, 两车相对移动方向也会极大地影响 ELDP 模型的性能。当两车彼此朝向对方行驶或互相远离时, 它们之间的相对距离会相应地减小或增加, ELDP 模型能够准确地预测它们之间的链路时延。不过, 当两车以非常相近的速度同向行驶时, 紧跟着的汽车也许超车, 也许不会超车, ELDP 模型暂时不预测, 直到相对速度变得比阈值大。

如图 1 所示高速公路场景, 表 1 配置了所有的模拟参数。交叉口在道路的中间, 汽车行驶方向和水平轴之间的夹角为 α , $\alpha \in [0, 2\pi]$ 。为了理解相对移动方向和汽车转向对 ELDP 模型的影响, 本研究把汽车对按照行驶方向分成两组: (1) 两车在交叉口前同向行驶, 一辆通过交叉口时不改变行驶方向直到链路断开, 不过, 另一辆在交叉口处转向到另一条道路, 转向角为 $\alpha < \pi/2$; (2) 两车在交叉口前对向行驶, 不过, 一辆不改变行驶方向直到链路断开, 另一辆在交叉口处转向到另一条道路, 转向角度 $\alpha < \pi/2$ 。在每一秒钟, 每一辆汽车收集自己的和邻居的速度, 并且计算相对速度和相对距离, 也记录自己和水平轴之间的夹角。然后, 基于这些参数和 ELDP 模型, 链路时延可以被预测。从车辆轨迹文件看, 很容易发现任何连接的一对汽车的链路断开时间, 这将被看作真实的两车连接的时间。

表 1 模拟参数

路长	路宽	车道	车辆行驶方向	无线通信半径	交通流	模拟时间	交叉口长度	车速	夹角
6000m	3.5m	4	2	300m	500V/h	1000s	550m	58~110km/h	$\alpha \in [0, 2\pi]$

4.1 第一组汽车对的链路时延分析

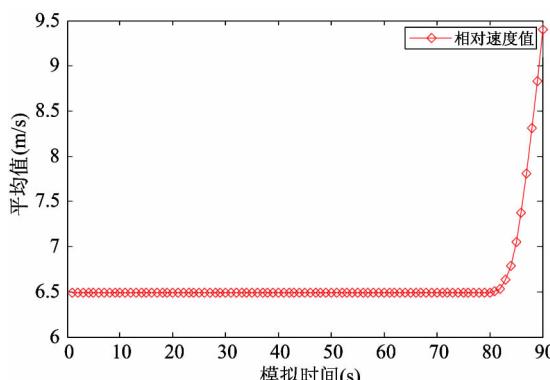
方向表述: 两车在交叉口前同向行驶, 一辆车在交叉口处转向到另一条道路, 而另一辆车不改变方向。图 10 给出了这种情况下的链路时延分析结果。

从图 10(a)看出, 相对速度值的平均值在模拟时间达到 80s 之前没有随时间改变, 但是在这之后持续增长, 因为一辆车在交叉口转向, 速度发生变化, 所以相对速度相应地变化, 这种变化趋势在图

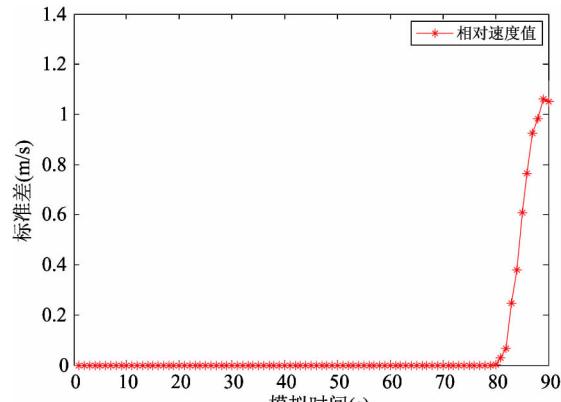
10(b) 中看得出来,即模拟时间在 80s 后相对速度值的标准差持续增长。图 10(c) 给出了 ELDP 模型预测的链路时延和模拟时延,两车在 1s 时连接,在第 90s 断开,预测和模拟时延彼此非常接近,这表明即使一辆汽车在交叉口转弯,ELDP 模型能够准确地预测两车的链路时延。图 10(d) 给出的 ELDP 模

型预测误差的分布函数可以进一步说明这一点,从图中可以看出 85% 以上的预测结果的误差小于 10%。

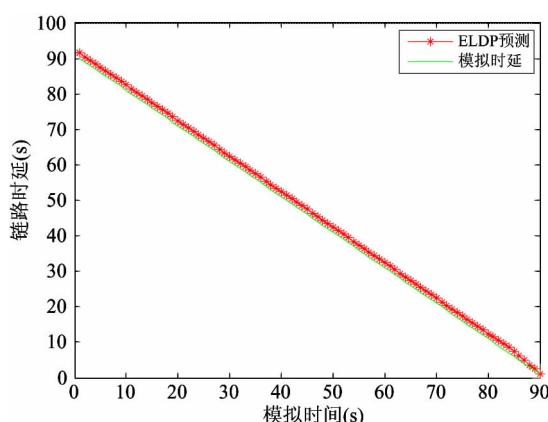
本文又随机抽取了 10 对节点的绝对平均误差并且制作了平均预测误差柱状图 10(e) 所示,正如图所示,大多数平均预测误差小于 10%。



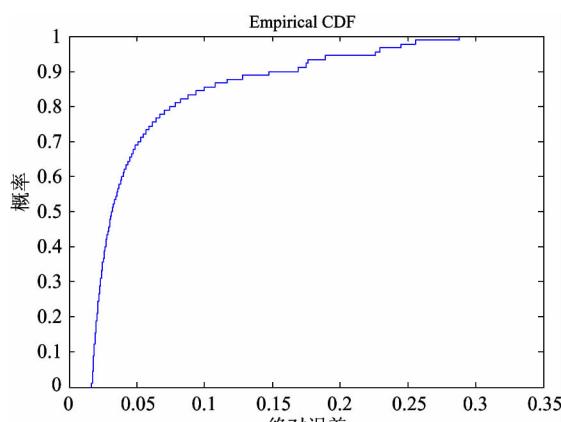
(a) 平均值



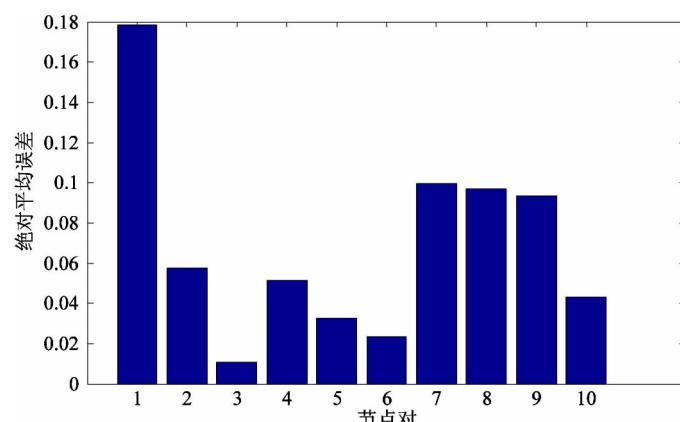
(b) 标准差



(c) 两个随机节点的链路时延



(d) 预测误差的概率分布函数



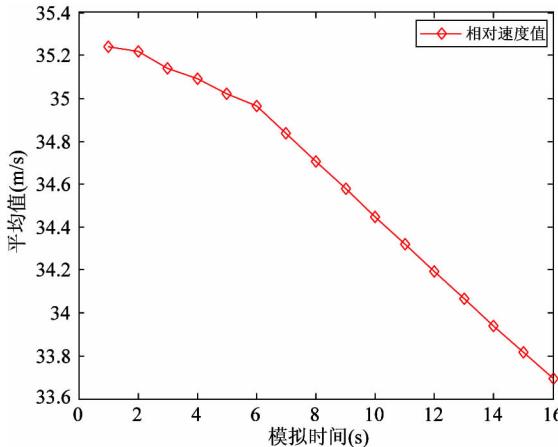
(e) 10 对随机选择的节点的平均预测误差

图 10 交叉口前两车同向行驶、交叉口处一辆车转向

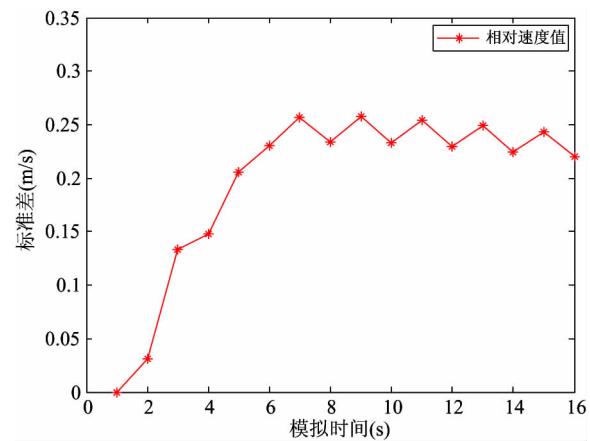
4.2 第二组汽车对的链路时延分析

方向表述:两车在交叉口前对向行驶,一个车在交叉口处转向到另一条道路,另一辆车直行,不改变

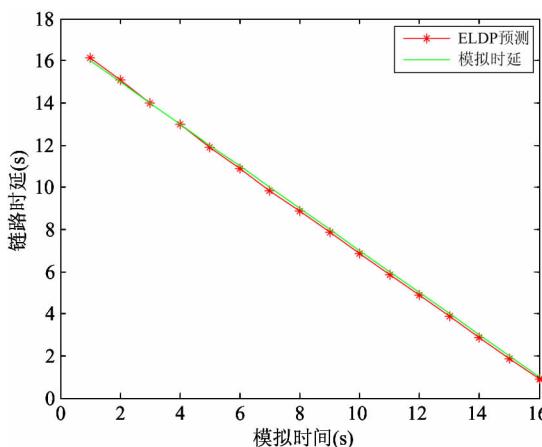
方向。图 11 给出了这种情况下的链路时延分析结果。



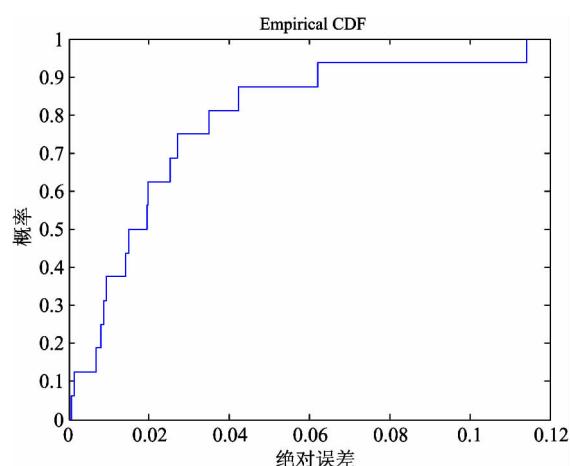
(a) 平均值



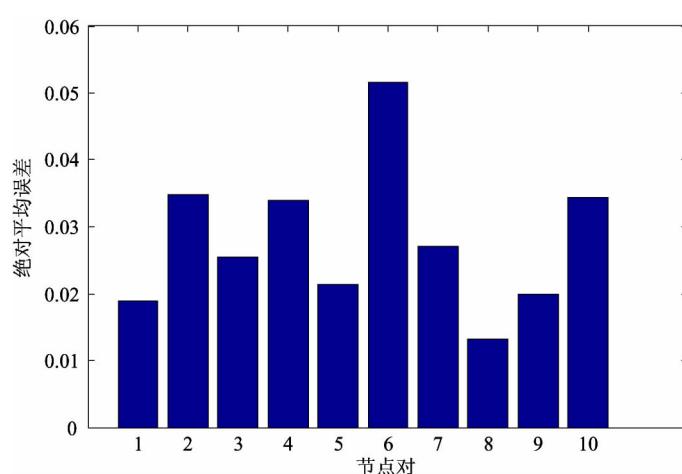
(b) 标准差



(c) 两个节点的链路时延



(d) 预测误差的分布函数



(e) 10 对节点的平均误差

图 11 交叉口前两车对向行驶、一辆车在交叉口处转向

由于一辆汽车在交叉口转向,相对速度的平均值随时间下降,如图 11(a)所示。由于一辆车 7s 之前在交叉口转向,所以两车的相对速度值在 7s 之前变化快,相对速度值在 7s 之后波动比较小,这在图 11(b)中看得出来。从图 11(c)看出,两车的链路从大约 1s 开始连接,在 16s 断开,因为两车在交叉口前对向行驶并且通过交叉口后,一辆汽车转向到另一条路上,所以连接时间比较短。从连接到断开,预测时延和模拟时延非常接近,这表明对于这种情况,ELDP 模型能够准确地预测链路时延。图 11(d)给出了预测链路时延的误差分布函数,从图中可以看出,88% 的预测结果误差小于 4.2%。本研究采用随机的 10 对节点的平均预测误差制作了图 11(d)的条形图,正如本文期盼的一样,90% 的节点的平均误差误差小于 4%。这些预测的结果表明对向行驶,并且一辆车在交叉口转向的两车的链路时延预测误差较小。

总之,即使一辆汽车在道路交叉口转向到另一条道路,ELDP 模型也能够准确地预测高速公路场景下的任意两车的链路时延,因此汽车行驶方向和 x 轴之间的夹角即汽车转弯的角度并不是影响预测误差的主要因素。从这个情况看出,平均相对速度值大于 33m/s,正是较大的平均相对速度值决定了预测的准确性。相对距离和相对速度值的标准差不是影响预测误差的主要因素。而且,本研究发现对向行驶的预测误差比同向的小,这是合理的,因为两车之间的距离比同向的变化快,相对速度比同向的大而且相对稳定,即使有一辆车在交叉口转向,结果也是这样。因此,ELDP 模型能够准确地预测高速公路场景下的两车以任意方向行驶的链路时延,比如车在交叉口转向、换道等。

4.3 ELDP 预测的链路时延的总体分析

为了理解不同参数的变化对 ELDP 模型预测链路时延的影响,图 12 给出了随着 μ, σ 和 DD_0 的变化,链路时延变化的总体趋势。在这图中, $\mu \in (0, 20)$ 和 $\sigma \in (0, 5)$, DD_0 被设置为 50m, 100m, 150m 和 200m。从图中能够看出,当 DD_0 和 σ 被固定,链路时延随着 μ 的减小而增加。特别是当 $\mu \in (0, 10)$ 时,链路时延变化大。当 μ 和 DD_0 固定,链路时

延随着 σ 减小而增加。当 σ 趋近于 0 时,链路时延的变化很大。如果 μ 和 σ 不变,链路时延随着 DD_0 增加而增加。当 $\mu > 10$,不管 σ 和 DD_0 怎样变化,链路时延的变化很小。本研究发现 μ 的变化比其它两个参数影响链路时延大。另外,图 12 没有反映汽车行驶方向和水平轴之间夹角(α, β)的变化对链路时延的影响,不过,当计算三个参数(μ, σ, DD_0)时,考虑了 α, β 的变化。所以 α, β 的变化已经包含在 μ, σ, DD_0 结果中了,不必单独讨论汽车转向对链路时延的影响。

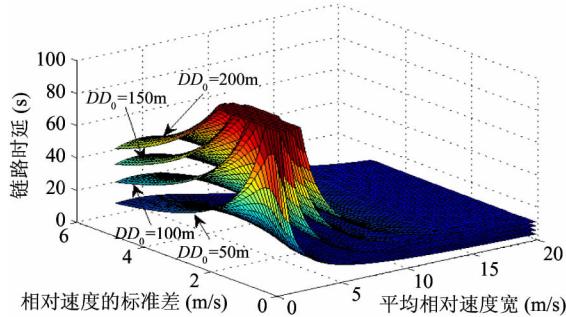


图 12 μ, σ, DD_0 对链路时延预测的影响

5 结 论

由 LDP 模型扩展而成的 ELDP 模型使用相对速度值的分布而不是瞬时速度值。除了相对速度,该模型考虑了车与车之间的距离变化、道路交叉口处汽车转弯角度的变化和行驶方向。基于该模型,一辆汽车能够动态地预测自己和邻居汽车的链路时延。在所有参数中,平均相对速度值是影响链路时延最重要的因素,因此,准确地估计这个参数变得极其重要。为了避免突然速度变化的影响,本文使用 EMA 法对相对速度值样本处理。而相对速度值的标准差、两车之间的距离变化和转向的角度是影响模型预测的次要因素。仿真表明 ELDP 模型预测 VANETs 的链路时延是准确的。能够非常准确地预测高速公路场景的链路时延。每辆汽车只需要采集最近 5s 中的速度样本并且和它的邻居汽车共享。扩展后的 ELDP 模型能够预测任何两车在高速公路环境中交叉口转弯的链路时延。下一步的计划是用真实的数据来证明 ELDP 模型的准确性,并且提出城市场景的链路时延的动态预测模型。

参考文献

- [1] Alsharif N, Cespedes S, Shen X M. iCAR: Intersection-based connectivity aware routing in vehicular ad hoc network, In: Proceedings of IEEE International Conference on Communications, Budapest, Hungary, 2013. 1736-1741
- [2] Hu M, Zhong Z, Wu H, et al. Effect of fading channel on link duration in vehicular ad hoc networks, In: IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Shanghai, China, 2013. 1687-1691
- [3] Jung K H, Lim W S, Jeong J P, et al. A link contact duration-based routing protocol in delay-tolerant networks, *Wireless Networks*, 2013, 19(6), 1299-1316
- [4] Boleng J, Navidi W, Camp T. Metrics to enable adaptive protocols for mobile ad hoc networks, In: Proceedings of the International Conference on Wireless Networks, Las Vegas, USA, 2002. 293-298
- [5] Boban M, Misek G, Onguz O. What is the best achievable QoS for unicast routing in VANETs? In: Proceedings of the Global Communications Conference, New Orleans, USA, 2008. 1-10
- [6] Wu Y T, Liao W, Tsao C, et al. Impact of node mobility on link duration in multihop mobile networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2009, 58 (5): 2435-2442
- [7] Bai F, Sadagopan N, Krishnamachari B, et al. Modeling path duration distributions in MANETs and their impact on reactive routing protocols. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2004, 22: 1357-1373
- [8] Sadagopan N, Bai F, Krishnamachari B, et al. Paths: analysis of path duration statistics and their impact on reactive MANET routing protocols. In: MobiHoc'03: Proceedings of the 4th ACM international symposium on Mobile ad hoc networking & computing, New York, USA, 2003. 245-256
- [9] Shelly S, Babu A V. Analysis of life time in vehicular ad hoc networks of free-flow traffic state. *Wireless Personal Communications*, 2014, 75(1): 81-102
- [10] Zhu H, Fu L, Xue G, et al. Recognizing exponential inter-contact time in VANETs, In: Proceedings of IEEE International Conference on Computer Communications, San Diego, CA, 2010. 1-5
- [11] Shelly S, Babu A V. Probability distribution of link life time in vehicular ad hoc networks. In: Proceedings of the 2013 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics, Mysore, India, 2013. 1418-1423
- [12] Yan G, Olariu S. A Probabilistic analysis of link duration in vehicular ad hoc networks, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2011, 12, 1227-1236
- [13] Nekovee M. Modeling the spread of worm epidemics in vehicular ad hoc networks, In: Proceedings IEEE Conference of Vehicular Technology, Melbourne, Australia, 2006, 2, 841-845
- [14] Wang X F, Wang C M, Cui G, et al. Practical link duration prediction model in vehicular ad hoc networks. *International Journal of Distribute Sensor Networks*, 2015, 2015: 1-14
- [15] Haas Z J, Hua E Y. Residual link lifetime prediction with limited information input in mobile ad hoc networks, In: Proceedings of IEEE International Conference on Computer Communications, Phoenix, USA, 2008. 13-18
- [16] Korsnes R, Ovsthus K, Landmark L, et al. Link lifetime prediction for optimal routing in mobile ad hoc networks, In: Proceedings of International Conference for Military Communications, Atlantic, USA, 2005. 1245-1251
- [17] Hua E, Haas Z. An algorithm for prediction of link lifetime in MANET based on unscented kalman filter. *Communication Letters*, 2009, 13, 782-784
- [18] Rudack M, Meincke M, Lott M. On the dynamics of ad-hoc networks for intervehicle communications, In: Proceedings of International Conference on Wireless Networks, Mexico, USA, 2002. 142-145
- [19] Artimy M M, Robertson W, Phillips W J. Connectivity in intervehicle ad hoc networks. In: Proceedings of IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, Niagara Falls, Ontario, Canada, 2004. 1: 293-298
- [20] Artimy M M, Phillips W J, Robertson W. Connectivity with static transmission range in vehicular ad hoc networks. In: Proceedings of Communication Networks and Services Research Conference, Halifax, Canada, 2005. 237-242
- [21] Hu M, Zhong Z, Zhu H, et al. Analytical modeling of link duration for vehicular ad hoc networks in urban environment. In: Proceeding of the Tenth ACM International

Workshop on Vehicular Inter-networking, Systems, and Applications, New York, USA, 2013. 61-70

[22] Krishnamoorthy K. Handbook of statistical distributions with applications, ser. Statistics: A Series of Textbooks and Monographs. Taylor & Francis, 2010. 113-119

[23] Shafiee K, Lee J B, Leung V C M, et al. Modeling and simulation of vehicular networks. In: Proceedings of the

1st ACM International Symposium on Design and Analysis of Intelligent Vehicular Networks and Applications, Miami, USA, 2011. 77-86

[24] Gettman D, Head L. Surrogate safety measures from traffic simulation models, final report, final report prepared for the federal highway administration, U. S. Department of Transportation, 2003

Extension of the link duration prediction (LDP) model for VANETs and performance analysis of the extended LDP model

Wang Xiufeng, Wang Chunmeng, Cui Gang

(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

Abstract

The link duration prediction (LDP) model proposed in the earlier stage of the study for vehicular ad hoc networks (VANETs) was functionally extended, and an extended LDP (ELDP) model was formed to break the LDP model's functional limitation of only working in the straight highway environment. The LDP process of the ELDP model was theoretically analyzed, and the model's predicting performance was investigated by simulation. With the impacts of two vehicles' relative velocity, relative distance and turning angles at an intersection on link duration considered, The ELDP model can dynamically predict the link duration between two vehicles when they making a turn, and estimate the expected link duration between any pair of connected vehicles. The model's implementation depends on the approach for parameters estimation of relative velocity value distribution, exponential moving average (EMA) method processes relative speed value exception and the estimation of turning angle's impacts on link duration. The simulation results show that the ELDP model can very accurately predict link duration.

Key words: VANETs, link duration, prediction model, relative velocity, intersection