

基于巢式和交叉巢式 logit 的行人步行行为模型

周竹萍¹, 蔡逸飞¹, 胡启洲¹, 王 炜²

(1. 南京理工大学 交通工程系, 南京 210094; 2. 东南大学 交通学院, 南京 210096)

摘要 为量化分析行人行为并仿真行人步行轨迹, 建立基于巢式和交叉巢式 logit 的行人步行行为模型。首先, 提出建模思路, 重点分析行为理论、NL 模型和 CNL 模型等基本理论。其次, 将行人分为自由流和非自由流两种状态, 针对保持原方向、距离目的地更近、自由流下的变速、躲避对向行人和超越同向行人 5 种步行意愿, 分别建立效用函数, 构建行人步行行为的 NL 模型和 CNL 模型。最后, 通过视频采集的数据, 运用 biogeme 软件标定模型系数, 并与实际的行人轨迹比较分析模型的准确性, 发现模型能够以 80.26% 的准确性拟合实际行人轨迹。结果表明, 模型能准确拟合低密度情况下的行人步行轨迹, 具有实际应用价值。

关键词 交通工程; 行人步行行为; 巢式 logit 模型; 交叉巢式 logit 模型; 微观仿真; 行人轨迹

A pedestrian walking behavior model based on nested and cross nested logit model

ZHOU Zhuping¹, CAI Yifei¹, HU Qizhou¹, WANG Wei²

(1. Department of Traffic Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;
2. School of Transportation, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract To study on pedestrian behavior and simulate pedestrian walking trajectory quantitatively, a pedestrian behavior model based on nested logit (NL) and cross nested logit (CNL) model is proposed. At first, starting from the modeling approaches, basic theories of behavior theory, NL model and CNL model are analyzed emphatically. Then, in the model, pedestrians are divided into two types of free flow and non-free flow. Different functions are built for the five willingness of keeping direction, toward destination, speed changes, avoiding opposite pedestrian and transcend the pedestrian in same direction, respectively. Furthermore, the NL and CNL model of pedestrian walking behavior is proposed. Finally, the software of biogeme is applied to calibrate the coefficients of the model using the data tracked in the video, and the model results are compared with the real trajectory data to validate the accuracy of the model. Accuracy of the model is 80.26%. The results show that, the built discrete choice model can simulate the real walking trajectory in the low-density situation with high accuracy.

Keywords traffic engineering; pedestrian walking behavior; nested logit model (NL); cross-nested logit model (CNL); microscopic simulation; pedestrian trajectory

收稿日期: 2015-09-24

作者简介: 周竹萍 (1985-), 女, 汉, 江苏丹阳人, 副教授, 博士, 研究方向: 交通行为建模、交通大数据分析, E-mail: jzp19850926@163.com; 通信作者: 胡启洲, E-mail: qizhouhu@126.com。

基金项目: 国家自然科学基金 (51308298); 住房和城乡建设部科学技术计划 (2013-K5-20); 中国博士后科学基金 (2014M561653); 中央高校基本科研业务费专项资金 (30916011335)

Foundation: National Natural Science Foundation of China (51308298); Project of Ministry of Housing and Urban-Rural Development of China (2013-K5-20); China Postdoctoral Science Foundation (2014M561653); The Fundamental Research Funds for the Central Universities (30916011335)

中文引用格式: 周竹萍, 蔡逸飞, 胡启洲, 等. 基于巢式和交叉巢式 logit 的行人步行行为模型 [J]. 系统工程理论与实践, 2017, 37(1): 219–227.

英文引用格式: Zhou Z P, Cai Y F, Hu Q Z, et al. A pedestrian walking behavior model based on nested and cross nested logit model[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2017, 37(1): 219–227.

1 引言

在城市规划、交通设计、道路安全、建筑设计等领域, 行人步行行为建模的重要性已得到广泛认可。行人行为比机动车流更为复杂, 这也使许多学者运用其他学科方法对行人行为进行建模^[1]。目前国内常用的仿真模型包括: 移动效益模型、磁场力模型、排队网络模型、社会力模型以及元胞自动机模型等, 后两种更为常用。汪蕾等人考虑到进出口不同的行人行为特征, 通过对模型中的期望速度函数进行修正, 建立了更为优化的社会力模型^[2]。Johansson 运用社会力模型, 描述了行人不同的等待行为, 包括自由等待、在指定地点等待以及短暂离开后回到原位的等待行为^[3]。任刚考虑了前进、右倾、超越行为, 对元胞自动机模型进行了修正, 建立了复杂行人网络^[4]。陈燕燕等运用元胞自动机模型描述了行人对突发事件的漠视、驻足以及围观行为^[5]。以上模型从不同方面表现行人行为的复杂性, 推进了人们对行人交通的理解。

另一种步行建模思路则是对连续步行空间建立坐标系, 采用基于个体决策的建模理念模拟行人决策过程。这种思路不受现有理论方法的束缚, 能更直观地反应行人决策时的思维过程, 模型的适用性和可扩展性也更好^[6]。Robin 等人建立了基于选择域的行人离散选择模型, 并通过不同的步行数据对模型进行交叉验证^[7]。Nasir 利用遗传模糊系统将周围影响行人决策的环境因素作为输入, 以行人的速度角度变化作为输出, 建立行人轨迹模型^[8]。在上述模型的基础上, 本文考虑到行人之间的动态交互作用, 建立了一种基于巢式(nested logit, NL) 和交叉巢式 logit 模型(cross nested logit, CNL) 的步行行为离散选择模型, 模型能反应行人在自由流和非自由流情况下的步行决策过程和行人轨迹, 为增强步行空间组织管理、提升行人安全提供理论依据。

2 建模思路与基本理论

2.1 建模思路

个体行人步行决策过程分为两个层次: 一为战略层, 行人决定目的地及预期步行方向; 二为执行层, 行人根据交通环境调整自己的速度及方向^[9]。基于上述前提, 本文建立离散情况下的行人步行行为模型:

1) 将步行环境划分为自由流以及非自由流两个状态。自由流是指行人步行决策由自身意愿决定, 其决策会受到离终点最近、尽量保持原步行方向、以及自由流状态下的变速三种情况的影响。非自由流状态指的是行人会受到其他行人影响, 包括躲避对向行人以及超越同向行人两种状况;

2) 运用 NL 模型和 CNL 模型, 依据行人速度、方向以及距离等变量建立效用函数, 确定行人每隔时间可能到达位置的概率, 建立行人步行离散选择模型;

3) 基于视频记录的行人步行轨迹以及相关数据对模型进行系数标定, 运用实例数据验证模型拟合的准确性。具体流程如图 1 所示。

2.2 基本理论

2.2.1 行为模型

假设行人流量宏观变化不大, 行人的移动以及相互作用发生在同一平面上, 在该平面上建立坐标系, 设行人当前位置为点 $P_n(x_n, y_n)$, 速度为 V_n , 步行方向角度为 θ_n , 用这三个要素描述行人的步行行为。本文建立的步行模型为离散模型, 能对行人每隔 Δt 时间后的下一个步行位置的概率进行描述, Δt 越小模型越精确, 也越能反应行人的连续决策行为。现有调查方法获取数据精度有限, 故本文 Δt 取 1s。

行人当前速度为 V_n , 在下一个 Δt 后保持匀速所达到的距离则为 $V_n * \Delta t$ 。假设在 Δt 时间内行人最多加速到原来的 1.75 倍, 最少减速到原来的 0.25 倍, 可建立一个半圆形的 Δt 时间内行人可能达到的步行选择域。将选择域按照行人速度意愿划分为减速区、匀速区以及加速区, 分别表示 $0.25V_n * \Delta t \sim 0.75V_n * \Delta t$, $0.75V_n * \Delta t \sim 1.25V_n * \Delta t$, $1.25V_n * \Delta t \sim 1.75V_n * \Delta t$ 。

在速度分区的基础上将选择域按照行人的方向意愿细分: 将的半圆选择域分成编号为 1~9 的 9 个扇形域, 由左至右分别为 30° 、 20° 、 20° 、 15° 、 10° 、 15° 、 20° 、 20° 、 30° , 减速域中 9 个子选择域由左至右分别标 1~9, 匀速域中 9 个子选择域从左到右分别标 10~18, 加速域中 9 个子选择域从左到右分别标 19~27^[7]。 90° 垂线表示行人当前的正对方向。行人在 Δt 后所走的位置会在这 27 个子选择域中选择, 在判定一次后, 会形

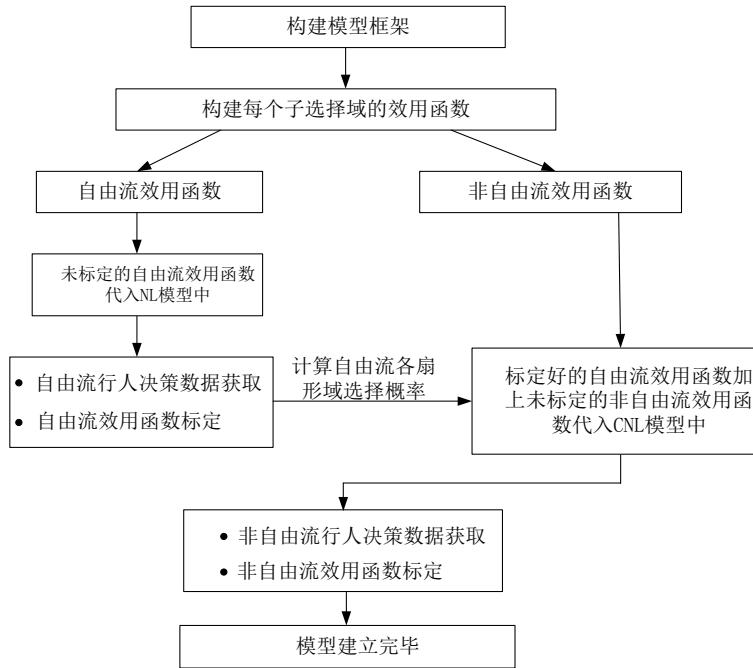


图 1 建模流程

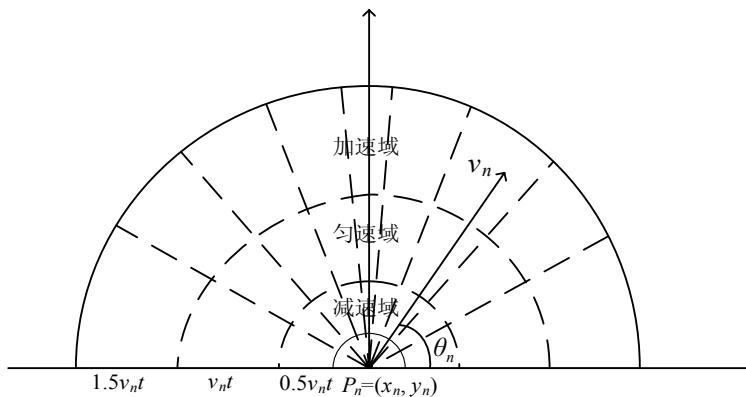


图 2 行人选择域划分

成新的半圆选择域, 行人也会有新的速度以及正对方向, 本模型就是建立在这个半圆选择域基础之上. 最终建立的半圆选择域如图 2 所示.

2.2.2 NL 模型

NL 模型 (nested logit) 是 MNL (multinomial logit) 模型的改进, 考虑了各选择肢之间的相关性, 将各选择肢之间的关系描述为树状结构, 树的节点分叉处又可看作是一个独立的 MNL 模型 [10].

本文建立两层的行人 NL 模型: 第一层选择肢的效用为 U_i ($i = 1, 2, \dots, m$), 效用确定项为 V_i ($i = 1, 2, \dots, m$); 第二层选择肢的效用为 U_{ij} ($j = 1, 2, \dots, n$), n 表示 i 嵌套下的选择肢数目. 效用确定项为 V_{ij} ($j = 1, 2, \dots, n$), 对各上层选择肢 i 来说, 其构成独立的 MNL 模型, 则各项选择的概率为:

$$P(ij|i) = e^{bV_{ij}} / \sum_{j=1}^n e^{bV_{ij}} \quad (1)$$

其中 b 为 logit 模型参数, 不同虚拟选择肢下的 b 值不同.

对于第一层虚拟选择肢来说, 选择肢 i 的选择概率为:

$$P(i) = e^{\lambda V_i} / \sum_{i=1}^m e^{\lambda V_i} \quad (2)$$

λ 为第一层的模型参数, 由概率论可知, 第二层选择肢 ij 的概率为:

$$P(ij) = P(i) * P(ij|i) \quad (3)$$

2.2.3 CNL 模型

CNL (cross-nested logit) 模型与 NL 模型原理基本相似, 不同的是 NL 模型每一层嵌套下的选择肢之间都要求相互独立, 低层的选择肢不能同时属于两个上层嵌套. 而 CNL 的低层选择肢能够同时属于两个或两个以上的上层嵌套, 当出现难以划分嵌套的复杂情况时, 需要使用 CNL 模型^[11].

假设第一层选择肢 i 的效用 U_i ($i = 1, 2, \dots, m$), 效用确定项为 V_i ($i = 1, 2, \dots, m$), 第二层选择肢的效用 U_{ij} ($j = 1, 2, \dots, n$), n 表示 i 嵌套下的选择肢数目. 效用确定项为 V_{ij} ($j = 1, 2, \dots, n$). CNL 模型的计算公式如下:

$$P(ij|i) = (\alpha_{ij} * e^{V_{ij}})^{1/u_i} / \sum_{j=1}^n (e^{V_{ij}})^{1/u_i} \quad (4)$$

其中 α_{ij} 表示的是嵌套 i 下的 j 个选择肢的相关系数, u_i 是 m 个虚拟选择肢之间的相异参数.

$$P(i) = \left(\sum_{j=1}^n (\alpha_{ij} * e^{V_{ij}})^{1/u_i} \right)^{u_i} / \sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=1}^n (\alpha_{ij} * e^{V_{ij}})^{1/u_i} \right)^{u_i} \quad (5)$$

与 NL 模型不同的是, 在计算最后的选择概率时, 需把归属于多个上层嵌套的下层嵌套概率相加起来, 如下式所示:

$$P(ij) = \sum_{i=1}^m P(i) * P(ij|i) \quad (6)$$

3 模型效用函数

效用函数用于计算行人选择某一个区域时所得到的效用, 效用越大的区域行人选择的概率越高^[12]. 针对自由流以及非自由流的 5 种情况, 分别建立效用函数.

3.1 自由流

自由流情况下, 分析行人保持原方向、距离目的地更近以及变速三种情况.

3.1.1 自由流

在步行过程中行人不会频繁改变方向, 在无其他因素的干扰, 行人会大致保持原来的步行方向. 原方向即为 90° 垂线方向, Δt 后所选择的区域与垂线方向的夹角越小, 其获得的效用越大, 如图 3 所示.

其中 θ_i 表示选择区域与原方向的夹角, d_{fa} 表示行人的当前面朝方向, d_{ch} 表示选择域的方向. 保持原方向的效用函数如式 (7) 所示:

$$\beta_\theta \theta_i \quad (7)$$

β_θ 为待定系数, 表示夹角越小效用越大的趋势, 其值应为负.

3.1.2 距目的地更近

在步行过程中行人总是朝向一定的目的地前进, 除特殊情况外, 步行过程中的每一步应该离目的地更近, 且步行方向与终点方向的角度差也应保持较小, 如图 4 所示.

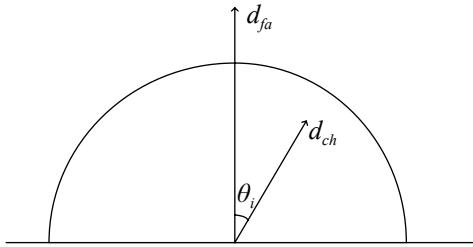


图 3 保持方向示意图

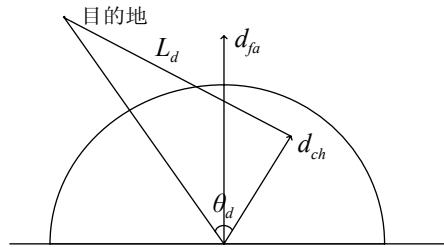


图 4 距目的地更近

其中 θ_d 表示选择域方向与目的地的夹角, L_d 表示选择域中心至目的地的距离. 考虑到的取值与加减速意愿相挂钩, 若要保持每一步离终点更近, 行人就更有可能始终选择加速域中的子选择域, 因此需要考虑行人初始速度对效用的修正. 配合模型的三种速度区域, 参考相关研究^[13], 以及数据统计时的方便性, 把行

人的速度分为低速、中速以及高速三种情况, 低速表示 $0\sim1\text{m/s}$, 中速表示 $1\sim1.5\text{m/s}$, 高速表示 $>1.5\text{m/s}$, 所建立的效用函数如式(8)所示:

$$\beta'_\theta \theta_d + \beta'_L L_d [I_{LS} + I_{MS}(V_n/1)^{\lambda_{MSd}} + I_{HS}(V_n/1.5)^{\lambda_{HSD}}] \quad (8)$$

式中的 I_{LS} 、 I_{MS} 及 I_{HS} 均为指示函数, I_{LS} 在行人当前速度在 $0\sim1\text{m/s}$ 的低速时取值为 1, 否则为 0. I_{MS} 在行人当前速度在 $1\sim1.5\text{m/s}$ 的中速时取值 1, 否则为 0. I_{HS} 在行人当前速度在 1.5m/s 以上时取 1, 否则为 0. 这三个值同时只有一个为 1. V_n 表示行人当前速度. $\beta'_\theta \theta_d$ 所要表示的意义和式(1)相同, 待定系数 β'_θ 应取负值.

$\beta'_L L_d [I_{LS} + I_{MS}(V_n/1)^{\lambda_{MSd}} + I_{HS}(V_n/1.5)^{\lambda_{HSD}}]$ 是对不同速度下距离更近的效用的修正, 由于距离越小效用应该越大, 所以 β'_L 也应该取负值. 行人在低速时不对其修正, 在中速时, 由于速度属于 $1\sim1.5\text{m/s}$, $(V_n/1)^{\lambda_{MSd}}$ 的取值大于 1, 会对原本为负的效用值进行修正, 使其更小, 在此 λ_{MSd} 应取正数. 同理 λ_{HSD} 也为正.

3.1.3 自由流下的变速

行人在低、中、高速三种情况时都有不同的加减速意愿: 低速时加速意愿较高; 高速时减速意愿较高; 中速时则会呈现一个类似正态分布的两边低中间高的变速意愿^[14]. 针对不同的变速情况分别建模:

1) 低速时的加速意愿:

$$\beta_{LSA} I_{LS} I_A (1.25/(V_n + 0.25))^{\lambda_{LSA}} \quad (9)$$

式中 I_A 为指示函数, 行人若选择加速域时则为 1, 否则为 0. 待定系数 β_{LSA} 和 λ_{LSA} 取正值. $(1.25/(V_n + 0.25))^{\lambda_{LSA}}$ 反映了速度越小行人的加速意愿应该越大, 另外为了避免当速度为 0 时出现无限大的结果, 将原来的 $(1/V_n)^{\lambda_{LSA}}$ 分子分母上下都加了 0.25, 函数整体的值就由待定系数 β_{LSA} 和 λ_{LSA} 来控制. 考虑到模型计算时的解法, 由于现在对非线性效用函数系数标定的研究并不多, 因此只用能够表示行人变速意愿趋势的最简单函数形式作为效用函数.

2) 中速时的匀速意愿:

$$\beta_{MSC} I_{MS} I_C (-V_n^2 + 2.5V_n - 0.5)^{\lambda_{MSC}} \quad (10)$$

待定系数 β_{MSC} 和 λ_{MSC} 应为正值, 函数表现的是中间低两边高的匀速意愿, 由于正态分布的式子计算复杂, 因此用经过调整的二次函数来代替, 同样函数值的大小由 β_{MSC} 和 λ_{MSC} 来控制.

3) 高速时的减速意愿:

$$\beta_{HSD} I_{HS} I_D (V_n/1.5)^{\lambda_{HSD}} \quad (11)$$

待定系数 β_{HSD} 和 λ_{HSD} 都应为正值. 函数表现的是在高速时速度越大, 减速意愿也越大. 由于指示函数 I 的取值, 以上 3 种情况在模型中同时只会有一种发生, 因此把自由流三种情况的效用函数全部相加可得出自由流的行人步行行为模型.

3.2 非自由流

非自由流的行人行为可分为躲避对向行人以及超越同向行人两种情况.

3.2.1 躲避对向行人

行人的躲避行为会发生在行人选择行走的扇形域中, 而不是在任意扇形区域内都会发生, 躲避行为包括向左以及向右躲避. 以扇形域 3 和 4 为例来说明, 如图 5 所示.

首先定义对向行人的概念, 对向行人会出现在距 $1.75V_n * \Delta t$ 的最大选择域半径距离 L 的范围内, 其与两个扇形域中的分隔线 V 的夹角 θ_R (对向行人的方向朝右时角度记为 R , 如点 A) 以及 θ_L (对向行人的方向朝左时角度记为 L , 如点 C), 其值 $|\theta_L|$ 以及 $|\theta_R|$ 的值域在 $[0^\circ, \pi/6]$ 时, 称为潜在对向行人, 即为图 5 中的 A、B、C 三人. 而离步行决策者最近的潜在对向行人就是该 Δt 时间间隔里起到影响作用的实际对向行人, 即为行人 A.

角度的统计方法如图 6 所示. 对向行人 A 朝右时, 角度记为 θ_R , 取值为 $[-\pi/6, 0^\circ]$; 朝左时, 角度记为 θ_L , 取值 $[0^\circ, \pi/6]$. 决策者偏左的 θ_L^* 取值为 $[-\pi/6, 0^\circ]$; 偏右的 θ_R^* 值为 $[0^\circ, \pi/6]$, 角度差 $\Delta\theta = |\theta^* - \theta|$.

躲避对向行人的效用函数如下:

$$\beta_{ac} |\Delta\theta_{ac}|^{\lambda_{ac\theta}} \Delta v_{ac}^{\lambda_{acv}} L_{ac}^{\lambda_{acl}} \quad (12)$$

式中 $|\theta_{ac}|$ 表示选择域与对向行人的角度差, Δv_{ac} 表示两者速度的绝对值之和, L_{ac} 表示选择域中心距离到对向行人的距离. $\lambda_{ac\theta}$, λ_{acv} , λ_{acl} , β_{ac} 为待定系数, 都应为正值. 函数反应的是为躲避对向行人, 决策者会选择与对向行人角度差更大、距离更远的选择域步行, 并且两者的相对速度越大, 所受到的躲避效用也越大.

3.2.2 超越同向行人

行人在遇到比自己慢的同向行人时会选择超越, 同向行人的定义方法与对向行人相似(图 7). 对于实际同向行人 A 来说, 若其朝右时, 角度记为 θ_R , 取值为 $[0^\circ, \pi/6]$; 若其朝左时, 角度记为 θ_L , 取值 $[-\pi/6, 0^\circ]$. 而对于决策者来说, 偏左的 θ_L^* 取值为 $[-\pi/6, 0^\circ]$, 偏右的 θ_R^* 取值为 $[0^\circ, \pi/6]$. 其角度差 $\Delta\theta = |\theta - \theta'|$.

超越同向行人的效用函数如下:

$$I_{\Delta v} \beta_{ep} |\Delta\theta_{ep}|^{\lambda_{ep\theta}} \Delta v_{ep}^{\lambda_{epv}} e^{\lambda_{epl} L_{ep}} \quad (13)$$

$I_{\Delta v}$ 是指示函数, 当决策者速度减去同向行人速度大于等于 0.5m/s 时取 1, 否则取 0. 式中 $\Delta\theta_{ep}$ 表示选择域与同向行人的角度差, Δv_{ep} 表示决策者与同向行人的速度差, L_{ep} 表示选择域中心距同向行人的距离. β_{ep} , $\lambda_{ep\theta}$, λ_{epv} , λ_{epl} 为待定系数, β_{ep} , $\lambda_{ep\theta}$, λ_{epv} 应为正值, λ_{epl} 为负值. 函数反应的是为了超越同向行人, 决策者会选择与同向行人角度差更大, 距离更近的选择域步行, 并且两者的速度差越大, 起到的超越效用也越大.

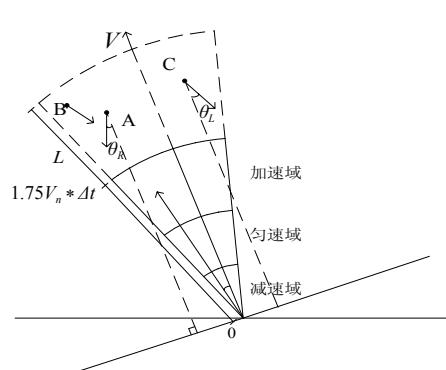


图 5 躲避对向行人示意图

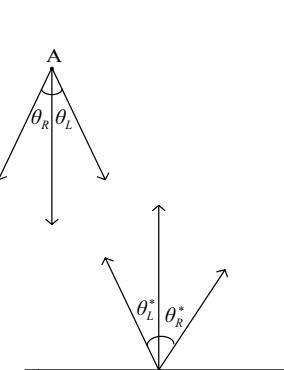


图 6 角度统计方法

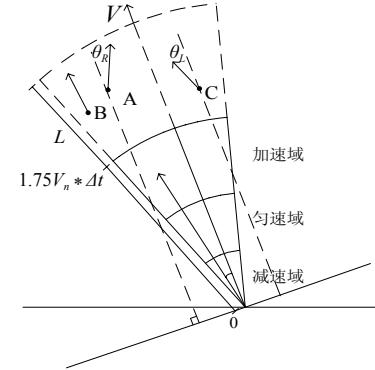


图 7 超越同向行人

4 模型计算与参数标定

4.1 模型求解

将上述所有效用函数相加可得出离散选择情况下的行人步行效用函数. 需标定的系数有自由流部分的 β_θ , β'_θ , β_l , λ_{MSd} , λ_{HSD} , β_{LSA} , λ_{LSA} , β_{MSC} , λ_{MSC} , β_{HSD} , λ_{HSD} 共计 11 个以及非自由流部分的 $\lambda_{ac\theta}$, λ_{acv} , λ_{acl} , β_{ac} , β_{ep} , $\lambda_{ep\theta}$, λ_{epv} , λ_{epl} 共计 8 个, 合计 19 个待标定系数.

首先标定自由流中的 11 个系数, 自由流情况下的效用函数如下:

$$\begin{aligned} & \beta_\theta \theta_i + \beta'_\theta \theta'_d + \beta_L L_d \left[I_{LS} + I_{MS} \left(\frac{V_n}{1} \right)^{\lambda_{MSd}} + I_{HS} \left(\frac{V_n}{1.5} \right)^{\lambda_{HSD}} \right] + \beta_{LSA} I_{LS} I_A \left(\frac{1.25}{V_n + 0.25} \right)^{\lambda_{LSA}} + \\ & \beta_{MSC} I_{MS} I_C (-V_n^2 + 2.5V_n - 0.5)^{\lambda_{MSC}} + \beta_{HSD} I_{HS} I_D \left(\frac{V_n}{1.5} \right)^{\lambda_{HSD}} \end{aligned} \quad (14)$$

所有指示函数 I 都与速度有关, 因此可将行人步行意愿区分为先选择变速区域再在各变速域中选择表征方向的 9 个子区域, 然后用 NL 模型计算, 如图 8 所示.

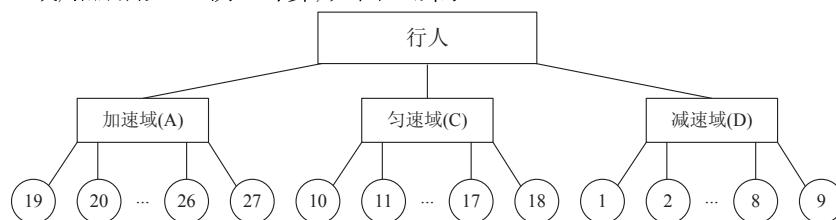


图 8 NL 模型示意图

举例说明: 假设调查的行人在一次决策中选择的是子选择域 19, 属于加速域, I_A 为 1, I_C 和 I_D 为 0, 此时的效用函数变为:

$$\beta_{\theta} \theta_i + \beta'_{\theta} \theta'_d + \beta L L_d \left[I_{LS} + I_{MS} \left(\frac{V_n}{1} \right)^{\lambda_{MSd}} + I_{HS} \left(\frac{V_n}{1.5} \right)^{\lambda_{HSD}} \right] + \beta_{LSA} I_{LS} I_A \left(\frac{1.25}{V_n + 0.25} \right)^{\lambda_{LSA}} \quad (15)$$

选择域 19 确定之后, 行人做出当前决策时的变量 $\theta_i, \theta_d, L_d, I_{LS}, I_{MS}, I_{HS}, V_n$ 都能够通过录像记录的轨迹进行确定, 将其代入式 (1), (2), (3) 中, 可运用极大似然估计法对自由流下的效用函数的 9 个系数进行标定 [15].

非自由流的系数标定需建立在自由流前提上, 由于行人躲避对向行人以及超越同向行人的行为会发生在行人将会选择行走的扇形区域, 而不是发生在任意的扇形内, 将扇形区域进行划分, 将 (1, 2)、(2, 3)、(3, 4)、 \dots 、(7, 8)、(8, 9) 各相邻的两个扇形域编为 1、2、 \dots 、8 的区域, 计算非自由流情况下的 CNL 模型嵌套如图 9 所示.

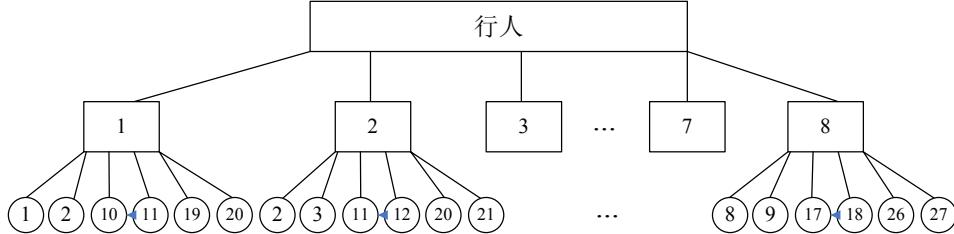


图 9 CNL 模型示意图

以子选择域 2 为例进行计算说明, 选择域 2 同时属于上层选择肢 1, 2, 表示第 i 个上层选择肢的第 j 个选项, 子选择域 2 的两个效用函数为:

$$V_{12} = V_{f2} + \beta_{ac} |\Delta \theta_{ac}|^{\lambda_{ac\theta}} \Delta v_{ac}^{\lambda_{acv}} L_{ac}^{\lambda_{acl}} + I_{\Delta v} \beta_{ep} |\Delta \theta_{ep}|^{\lambda_{ep\theta}} \Delta v_{ep}^{\lambda_{epv}} e^{\lambda_{epl} L_{ep}} \quad (16)$$

$$V_{21} = V_{f2} + \beta_{ac} |\Delta \theta_{ac}|^{\lambda_{ac\theta}} \Delta v_{ac}^{\lambda_{acv}} L_{ac}^{\lambda_{acl}} + I_{\Delta v} \beta_{ep} |\Delta \theta_{ep}|^{\lambda_{ep\theta}} \Delta v_{ep}^{\lambda_{epv}} e^{\lambda_{epl} L_{ep}} \quad (17)$$

其中 V_{f2} 是自由流时已确定的选择域 2 时的效用值. 其他的效用值也同理确定, 通过视频调查得到选择不同子选择域时的 $\Delta \theta_{ac}, \Delta v_{ac}, L_{ac}, \Delta \theta_{ep}, \Delta v_{ep}, L_{ep}$, 代入式 (4)、(5)、(6) 中利用极大似然估计法进行标定 [16].

4.2 参数标定

步行视频数据采集自南京理工大学四号门口人行道路段, 全长 30m, 宽 6.3m, 绘制图 10 所示的坐标系. 分别在行人流量小的 14:00~15:00 拍摄自由流时的视频录像, 在行人流量大的 17:00~18:00 拍摄非自由流时的视频录像. 对视频每隔 1 秒暂停, 将其投影到坐标系上, 绘制行人轨迹, 以行人在拍摄区域内的最后一个点作为行人的目的地对每一个轨迹点进行数据统计. 本文调查了自由流下 134 人, 选取其中 100 人共 3120 条数据, 非自由流下 113 人, 选取其中 98 人共 3356 条数据. 图 10 中的黑点和三角组成的轨迹分别代表了自由流和非自由流时行人轨迹以及统计数据时做的辅助线.

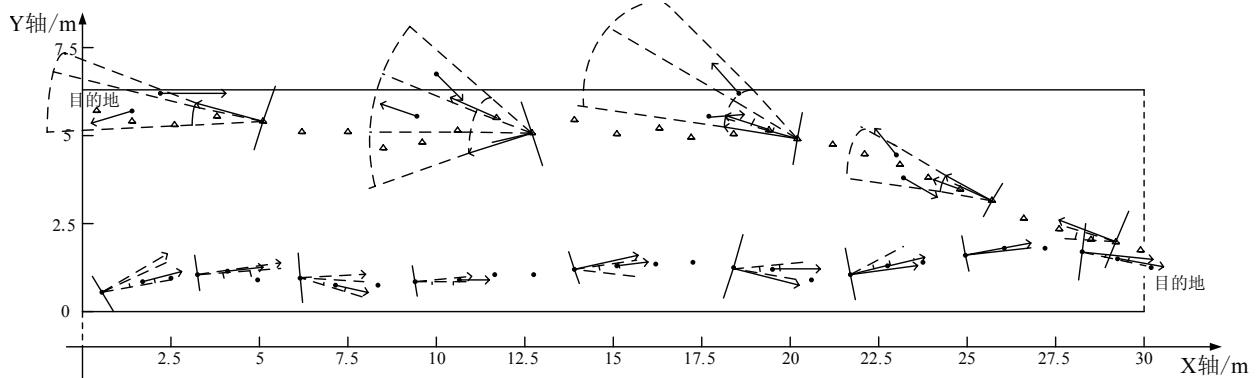


图 10 数据采集示意图

由于 NL 模型以及 CNL 模型中有大量的未知参数需要估计, 容易降低模型的自由度和对样本的适配性, 因此将 NL 模型中的下层系数 b 设为 0.5, 上层系数设为 1, CNL 模型不同巢的下层系数统一设为 0.5, 上层

系数设为 1. 再运用 biogeme 软件进行系数标定, 以 4:1 的比例将数据分为标定组和对照组. 首先将标定组的自由流数据共计 2496 个样本代入软件中的 NL 模型, 得到如表 1 所示结果.

表 1 自由流函数标定

变量	β_θ	β'_θ	β_l	λ_{MSd}	λ_{HSD}	β_{LSA}	λ_{LSA}	β_{MSC}	β_{HSD}	λ_{MSC}	λ_{HSD}
系数	-0.048	-0.102	-1.793	1.154	1.709	1.403	1.874	3.633	0.713	0.475	2.544
t 值	-5.26	3.93	8.83	4.87	-6.63	5.60	5.64	2.75	2.25	-5.31	-1.40
p 值	0.56	0.54	0.05	0.42	0	0.31	0.18	0.24	0.66	0.18	0.21
对数似然值				-567.67				R^2 检验			0.6434
p^2				0.451							

修改 CNL 模型输入文件的 Utilities 项, 将表 1 的系数值写入文件, 再将非自由流共计 2729 个数据代入软件中, 得到如表 2 所示结果.

表 2 非自由流函数标定

变量	$\lambda_{ac\theta}$	λ_{acv}	λ_{acl}	β_{ac}	β_{ep}	$\lambda_{ep\theta}$	λ_{epv}	λ_{epl}
系数	0.877	1.254	0.006	1.714	1.259	2.047	3.090	-0.037
t 值	2.12	-1.67	-5.24	5.11	2.03	-2.14	1.94	-3.71
p 值	0.52	0	0	0.49	0.28	0.61	0.28	0
对数似然值			-613.67		R^2 检验		0.6517	
p^2			0.433					

模型 t 检验值 $|t| > 1.96$, 可在 95% 的置信区间内接受标定的结果, 而在样本数为 2500 以上时, p 值小于 0.6745, 即在 95% 的置信区间接受标定的结果, 可见标定结果可信. 两个模型的优度比指标分别为 0.451 和 0.433, 符合实际应用的精度需求.

在自由流函数中, 保持与目的地角度系数 β'_θ 比起保持原方向系数 β_θ 更小, 可看出行人更注重保持与目的地的方向, 距离系数 β_l 为负值且显著性最高, 说明步行最优先选择是最大程度接近目的地, 这三个系数标定结果构成了模型的骨架, 且与其他研究所反映的实际步行情况相一致.

对于速度的修正系数 λ_{MSd} 、 λ_{HSD} 、 λ_{LSA} 、 λ_{MSC} 、 λ_{HSD} 、 β_{MSC} 、 β_{LSA} 以及 β_{HSD} 都为正数, 且满足显著性需求, 说明无论是高速时的减速, 中速时的匀速或是低速时的加速意愿都体现在行人的步行行为之中, 且符合效用函数所展现的变化趋势.

非自由流函数中, λ_{acl} 和 λ_{epl} 的值很接近 0, 可看出距离因素在行人躲避以及超越过程中的作用并不明显, 可去除. 模型中的 β_{ac} 、 $\lambda_{ac\theta}$ 、 λ_{acv} 、 β_{ep} 、 $\lambda_{ep\theta}$ 、 λ_{epv} 的正负值都与估计值一致, 也体现了行人在躲避或是超越对向行人时, 最显著的变化是速度与方向的改变这一现象.

将非自由流对照组的数据代入模型中, 将计算出的行人选择概率最大的子区域作为行人选择的区域, 并与行人实际选择的子区域进行对比, 在对照组 20 个行人共计 627 次决策过程中, 有 19.74% 的数据与实际结果不符合, 可见模型的拟合程度较好.

5 结论

本文构建了能够反映行人实际决策过程的离散选择模型, 将模型分为自由流和非自由流两种情况, 针对保持原方向、距离目的地更近、自由流下的变速、躲避对向行人和超越同向行人都五种步行意愿, 分别建立效用函数, 运用 NL 模型和 CNL 模型进行计算并标定系数. 经过数据拟合验证, 模型准确率高, 能够真实反应现实的步行轨迹. 另外, 行人行为建模的复杂性导致论文尚有未尽之处, 后续仍可重点研究:

1) 以 logit 模型为基础的行人动态步行行为模型在低密度时适用性很高, 但是较难扩展到高密度情况, 一方面高密度时行人的交互作用与低密度时不同, 另一方面在高密度时行人受制于环境, 周围的选择域被填满, 难以体现离散选择模型的优势.

2) 模型无法描述行人的急停以及等待等行为, 行人的运动特性非常复杂, 能够快速的从高速变为静止, 本文只能描述连续的步行行为.

3) 模型可以向低密度时的行人结伴行为或是过街行为等方向拓展, 可以通过增加不同的效用函数, 在不

同的环境下进行系数标定.

参考文献

- [1] 孙立光. 步行设施内的行人行为微观仿真模型研究 [D]. 北京: 清华大学, 2009.
Sun L G. Study on microscopic simulation model of pedestrian behavior in walking facilities[D]. Beijing: Tsinghua University, 2009.
- [2] 汪蕾, 蔡云, 徐青. 社会力模型的改进研究 [J]. 南京理工大学学报(自然科学版), 2011, 35(1): 144–149.
Wang L, Cai Y, Xu Q. Modifications to social force model[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology (Natural Science), 2011, 35(1): 144–149.
- [3] Johansson F, Peterson A, Tapani A. Waiting pedestrians in the social force model[J]. Physica A, 2015, 419(1): 95–107.
- [4] 任刚, 陆丽丽, 王炜. 基于元胞自动机和复杂网理论的双向行人流建模 [J]. 物理学报, 2012, 61(14): 1–10.
Ren G, Lu L L, Wang W. Modeling bi-direction pedestrian flow cellular automata and complex network theories[J]. Acta Phys Sin, 2012, 61(14): 1–10.
- [5] 陈燕燕, 陈宁, 王杨. 一种考虑吸引型异常事件的行人元胞自动机模型 [J]. 交通运输系统工程与信息, 2015, 15(3): 56–63.
Chen Y Y, Chen N, Wang Y. A cellular automata model considering attractive incidents[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2015, 15(3): 56–63.
- [6] 周竹萍, 王炜, 任刚. 信号控制交叉口行人个体过街行为选择模型 [J]. 东南大学学报(自然科学版), 2013, 43(3): 664–669.
Zhou Z P, Wang W, Ren G. Choice model of pedestrian crossing behavior at signalized intersections[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2013, 43(3): 664–669.
- [7] Robin T, Antonini G, Bierlaire M, et al. A specification, estimation and validation of a pedestrian walking behavior model[J]. Transportation Research Part B, 2009, 43(1): 36–56.
- [8] Nasir M, Lim C P, Nahavandi S, et al. A genetic fuzzy system to model pedestrian walking path in a built environment[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2014, 45(1): 18–34.
- [9] Zeng W L, Peng C, Hideki N, et al. Application of social force model to pedestrian behavior analysis at signalized crosswalk[J]. Transportation Research Part C, 2014, 40(5): 143–159.
- [10] Vittorio M. A simple procedure for the calculation of the covariances of any generalized extreme value model[J]. Transportation Research Part B, 2014, 70(1): 151–162.
- [11] Vittorio M, Andrea P, Fulvio S, et al. A practically tractable expression of the covariances of the cross-nested logit model[J]. Transportation Research Part B, 2013, 57(2): 1–11.
- [12] 吴世江, 史其信, 陆化普. 城市客运出行非线性效用离散选择模型研究 [J]. 武汉理工大学学报, 2008, 30(9): 108–111.
Wu S J, Shi Q X, Lu H P. Research of intercity passenger travel discrete choice model[J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2008, 30(9): 108–111.
- [13] 周竹萍, 王炜, 任刚. 面向安全提升的行人过街行为研究 [M]. 北京: 科学出版社, 2014.
- [14] Appert R, Cividini H J. Pedestrian flow: From individuals to crowds[J]. Transportation Research Procedia, 2014, 2(4): 468–476.
- [15] 刘振. Box-Cox logit 模型扩展及其模型形式改进 [D]. 上海: 上海海事大学, 2008.
Liu Z. Expanse of Box-Cox logit model and its imporved form[D]. Shanghai: Shanghai Maritime University, 2008.
- [16] 李雪飞. 基于扩展 logit 的交通分配模型与算法研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2014.
Li X F. Study on traffic assignment models and algorithms based on extended logit models[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2014.