公交优化
讲义之七

城市公共交通系统工程译文集

Selected Papers on

Urban's Public Traffic Systems Engineering

长沙市公共交通系统工程优化总指挥部印

一九八三年

湖南省系统工程学会、湖南省城市公共交通学术委员会、长沙市公共交通系统工程优化总指挥部联合在1983年4月至5月举办了《城市公共交通系统工程》讲习班，有全国31个城市的100多名来自公交战线的同志参加了学习、研究、讨论和实践。这本译文集就是配合这次讲习班而编译的一套讲义中的第七本。全部入选的论文来自美国土木工程师学会运输学报上近几年内发表的有关城市公共交通方面的论述或报告。内容新颖、涉及面广、特点明显、重点突出，是选择这些论文的原则。希望本译文集对于关心城市公共交通、关心交通运输这一四化战略重点之一、关心一门新学科正在茁壮成长的有识之士，都将有所裨益。

参加各文译校工作的专家们已详细列名于目录和各文题下，兹从略。因时间仓促，力不从心，各译文未加统一订正；必然见仁见智，各具匠心。估计读者能前后对照，明察秋毫，尽“子云相如，同

工异曲”之妙。

敬希指正。

张　启　人

83年5月16日

目录

交通需求联立方程模型*

为使我们的公共资源得到最好的利用，运输设计师们应能预测和评价各种可供选择的运输方案可能发生的影响。而规划和评价过程最重要的环节之一就是交通需求预测。要进行分析和评价，就要有交通范围和乘行时间的可靠情报。这是交通需求预测的根本问题。

布兰德（Brand）〔2〕和威尔逊（Wilson）〔7〕提出的两篇论文，在理论阐述上和实践经验上都有很多长处。但传统交通需求模型有几个主要弱点：(1)、出行生成不受出行费用和其他出行属性的影响；(2)、总需求不受系统变化造成的替代可能性的影响；(3)、时间和其他用户偏好参数的不同值取决于出行方式或路线的选择；(4)、可供检验的信息没有得到有效的利用。这些弱点使人对基于传统模型的运输规划的有效性产生了怀疑。本文提出一个交通需求的联立方程模型，它概念清晰，容易理解，避免了上面提到的一些问题。

联立方程系统

联立方程具有下面的一般形式：

---

* Simultaneous Equation model of Travel Demand by Dale O · STahl, II; Transportation Engineering Journal, Vol, 103, TE6, Nov, 1977, PP, 741—750

$$y_1 = f(X_{11}, X_{12}, \cdots\cdots, X_{1n}) + \varepsilon_1$$
$$\vdots \qquad\qquad \vdots \qquad\qquad \vdots \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots (1)$$
$$y_m = f(X_{m1}, X_{m2}, \cdots\cdots, X_{mn}) + \varepsilon_m$$

应变量 y_i 由方程 i 的自变量（X_{i1}，X_{i2}，…，X_{in}）的一组观测值的函数 f，加上一个随机误差项 ε_i 决定，若已知 f 的数学形式，并规定 $m \geqslant n$，则非线性回归技术可应用于估计 f 的参数。

在线性函数 f 的特殊情况下，该系统变成：

$$y_1 = X_{11} f_1 + X_{12} f_2 + \cdots + X_{1n} f_n + \varepsilon_1$$
$$\vdots \qquad \vdots \qquad\qquad \vdots \qquad\qquad \vdots \qquad\qquad \vdots \cdots\cdots (2a)$$
$$y_m = X_{m1} f_1 + X_{m2} f_2 + \cdots + X_{mn} f_n + \varepsilon_m$$

或 $y = Xf + \varepsilon$ ……………………………………………………（2b）

其中 y 为应变量观测值的列向量，f 为函数 f 的线性系数的列向量，ε 为误差项的列向量，X 为自变量观测值的对应矩阵。如果随机误差项是独立的，其期望值为零，方差恒定不变，且 m n，则 f 的最佳线性无偏估计由普通最小二乘估计式给出：$\hat{f} = (X'X)^{-1}X'y$。

这种“全信息”估计式可以作为比较各种可选择的估计式的标准。例如，假设这些方程划分为前 P 个方程组成的 $y^{(1)}$ 和后面 $m-P$ 个方程组成的 $y^{(2)}$，若有 $P \geqslant n$ 及 $m-P \geqslant n$，每个子系统可分别用于估计 f：

$$\hat{f}^{(1)} = (X'_{(1)} X_{(1)})^{-1} X'_{(1)} y^{(1)} \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots (3a)$$
$$\hat{f}^{(2)} = (X'_{(2)} X_{(2)})^{-1} X'_{(2)} y^{(2)} \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots (3b)$$

其中 $X_{(1)}$ 和 $X_{(2)}$ 为对应的分块自变量矩阵。显然 $\hat{f}$、$\hat{f}^{(1)}$ 和 $\hat{f}^{(2)}$

均为渐近无偏的，但小样本估计则效果两异；换言之，分块模型将导致f的不同估计值。并且，局部信息估计式或它们的任何加权平均值的方差将大于全信息估计式f的方差，因此，全信息估计式比任何局部信息估计式更为有效。

为了推导交通需求联立方程模型，需要一组完整的行为方程，这一组方程把可观测变量描述成解释性变量的固定集合的函数，这个函数对于所有这些方程都相同。因为交通行为是个人选择的表现，又因为选择理论是建立在单一效用函数的概念之上的，所以它是建立整个模型的固有基础。

选　择　理　论

假设已知一个互不相容的备选方案的有限集合，在非确定的情况下，每个人都将选择具有最大显著效用的方案。设一个方案表现出的效用 V_i 可由一个确定的分量 U_i 和随机分量 n_i 表示：$V_i = U_i + n_i$（适合于一切 i）。这个表达式无疑地假定，任何一个方案的效用仅取决于那个方案的特点，而与其他存在的或不存在的互不相容的方案无关。多明西奇（Domencich）和麦克法登（McFadden）[3] 认为，可加性分离效用函数符合这种要求；其特殊形式将在下一部分介绍。

进一步假设随机项 $\{n_i\}$ 为独立的、等分布的威伯尔（Weibull）随机变量，选择任何一个特殊的方案的概率 p_i 是由熟知的多项式对数方程决定的：

$$p_i = \frac{\exp(U_i)}{\sum_j \exp(U_j)} \text{；（适合于一切 i）} \cdots\cdots\cdots (4a)$$

或 $\mathrm{Log}\left(\dfrac{p_i}{p_j}\right)=U_i-U_j$ ……………………（4 b）

适合于所有不同的数对（i, j）。

方程（4 b）是构成由方程1定义的联立方程系统所需要的形式。因此，任务简化为在这一对数形式中，用出行终点、出行方式和路线，求一个适合出行生成和出行分布的确定方程组的问题。

解集作用和效用

在继续详细推导模型的方程组以前，有必要阐明提供解集数据的符号，还要为可加性分离效用函数规定一种形式。实际上，效用函数被看作一组“类似的”个人或家庭的代表函数。把同样的基本数学形式用于所有有代表性效用函数是非常方便的，这些效用函数具有适合于不同组的基本函数变化的参数，例如：个人的组合可以根据若干社会经济指标S而定，此外，还常常希望根据出行目的和每日出行时间而允许各参数取不同值。社会经济类别为S、出行目的为p、每日出行时间为h的代表性效用函数用 U_{sph} 表示。

出行效用可能决定于：(1)出行起点地段的特点，如人口多少；(2)出行终点地段的特点，如零售商店占地面积的大小；(3)出行的属性，如乘车时间和费用。设 p_o 为一个在起点地段o产生出行的特点的1 × J行向量；设 A_d 为一个在终点地段d吸引出行的特点的1 × K行向量；设 X_{hodmr} 为一个每日出行时间h中、从起点o到终点d、用方式m、经路线r的出

行的属性的 $1 \times L$ 行向量，则 $U_{sph}(hodmr) = U_{sph}(p_o, A_d, X_{hodmr})$，其中自变量（hodmr）标明的是该次出行，下标（Sph）标明的是效用函数。

预先提出的选择模型假定要求效用函数为可加性分离型的。线性函数显然满足这一要求。此外，线性函数易于运算，并可大大简化检验的方法。而且，通过数据的非线性变换（例如对数变换），这种线性形式可以用来逼近广范围的非线性函数。所以，此效用函数的线性特性特别适合于联立方程模型：

$$U_{sph}(hodmr) = p_o \underset{\sim}{\alpha}_{sph} + A_d \underset{\sim}{\beta}_{sph} + X_{hodmr} \underset{\sim}{\gamma}_{sph} \qquad (5)$$

其中 $\underset{\sim}{\alpha}_{sph}$，$\beta_{sph}$ 及 $\underset{\sim}{r}_{sph}$ 分别为效用函数 U_{sph} 的未知系数的 $J \times 1$，$K \times 1$ 及 $L \times 1$ 的列向量。

在每日出行时间 h 从起点 o 出发的任何出行的期望效用的表达式，后面将需要用到。设 $\bar{U}_{sph}(ho)$ 代表这个期望效用，且由下式定义：

$$\bar{U}_{sph}(ho) = \sum_{d}\sum_{m}\sum_{r}\left(\frac{t_{sphodmr}}{t_{spho}}\right) U_{sph}(hodmr) = p_o \underset{\sim}{\alpha}_{sph} + \bar{A}_d \underset{\sim}{\beta}_{sph} + \bar{X}_{ho\bar{d}\bar{m}\bar{r}} \gamma_{sph} \qquad (6)$$

其中 $t_{sphodmr}$ 为某社会经济类型 s 的人，为了目的 p，在每日出行时间 h，从始点 o 到终点 d、出行方式为 m、路线为 r 的出行数：

$$t_{sphod} = \sum_{m}\sum_{r} t_{sphodmr};\quad t_{spho} = \sum_{d} t_{sphod} \qquad (7)$$

$$A_d = \left(\frac{t_{spho\,d}}{t_{spho}}\right) A_d \quad \cdots\cdots (8)$$

以及

$$\bar{X}_{hodmr} = \sum_{d}\sum_{m}\sum_{r} \left(\frac{t_{sphomr}}{t_{spho}}\right) X_{hodmr} \quad \cdots\cdots (9)$$

从任何社会经济类型的人所作的全部出行中得到的总效用，就是每次出行的效用对所有出行进行累加：

$$U_s = \sum_{p}\sum_{h}\sum_{o}\sum_{d}\sum_{m}\sum_{r} t_{sphodmr}\, U_{sph}(hodmr) \quad \cdots\cdots (10)$$

此表达式可用作评价供选择的运输方案的公共效益的指标。

出　行　生　成

起始点产生出行的总量和终止点吸引出行的总量，常依据相应地段居民的社会经济特点来进行回归。在目前条件下，实际运用的效果一直是非常好的。但是，预测出行目的的困难是，交通费用和其他出行属性在解释性变量中一般不存在；这样一来，将来的交通拥挤并不影响交通预测。这种对于交通费用的不敏感性是传统模型的一个严重缺陷。为了解决这些问题，下面来推导一种全新的出行生成模型。

假定时间周期充分小，则作一次以上的出行是不可能的，故一次出行的概率远远小于1（$p_1 \ll 1$）。所有的非出行机会均可看作是一个二者取择其一的选择，其概率为：$p_0 = 1 - p_1 \approx 1$。那么，根据方程(4)定义的对数模型，有

$$\mathrm{Log}(p_1) \approx \bar{U}_{sph}(ho) - \bar{U}_{sph}(\phi),$$

其中$\bar{U}sph(ho)$为方程(6)所定义。$\bar{U}sph(\phi)$为非出行选择的期望效用。

此外，设起始点O处，S社会经济类型的个人（或家庭）有Nso个，若Nso充分大，在连续时间周期内出行生成概率是独立的，则在M个时间周期中，出行的期望数为$tspho = MNsop_1$。将p_1的这个表达式代入前面的对数方程：

$$Log\left(\frac{tspho}{Nso}\right)=\bar{U}sph(ho)-\phi sph \cdots\cdots(13)$$

其中$\phi sph=[\bar{U}sph(\phi)-LogM]$可以看作一个未知的常数项。这种出行生成方程将每人（或每户）的出行数来为一次出行的期望效用的函数，而且，通过出行属性对期望效用的影响，使这个方程对出行属性非常敏感。

出　行　分　布

广义来说，出行分布包括终点、方式和路线选择。假定已有出行生成预测，则出行分布模型可预测从每个起始点地段出发，以特定的方式，经特定的路线，到达特定的终止点地段的出行的比例。终点、方式和路线的选择可以作为序贯决策或联合决策过程迠立模型。因为路线选择是方式和终点选择的子集，所以在选择终点和方式之前，按理不可能选择路线，虽然它们可以综合起来选择。在终点和方式的选择顺序上，不可能加上类似的预先的限制。

采取出行方式M，经由路线r，到达终点d的出行比例，可以看作对特定联合选择的联合概率的估计：$p(dmr)$。同样，

在"预先"选择终点d和方式m后，经由路线r的出行比例，可以看作对条件概率的估计：p（r｜dm）。三个变量的联合概率可用十二阶等价连续的条件概率和边缘概率的形式来表达；前面提到的对于路线选择的连贯顺序的预先限定，把等价连续阶数降低到五阶，这就构成了以下五个特殊模型的基础：

$$p(dmr)=p(r|dm)\,p(dm) \quad\cdots\cdots\cdots\cdots(12a)$$

$$p(dmr)=p(rd|m)\,p(m) \quad\cdots\cdots\cdots\cdots(12b)$$

$$p(dmr)=p(r|d)\,p(d|m)\,p(m) \quad\cdots\cdots(12c)$$

$$p(dmr)=p(rm|d)\,p(d) \quad\cdots\cdots\cdots\cdots(12d)$$

$$p(dmr)=p(r|m)\,p(m|d)\,p(d) \quad\cdots(12e)$$

理论上这五个模型是等价的；但是Ben-Akiva[1]应用这个模型得到了一些很不相同的实验结果。对这种偏差有两个基本解释。首先，来看一个模型，比如说方程（12e）所指的模型，分别估计p（r｜m），p（m｜d）和p（d），与对一个联立方程模型进行分块相类似，如导论中指出的，它将很可能导致一些共同参数的不同估计。其次，通过序贯部分的各个估计值相乘来估计p（dmr），总是劣于直接地、全信息地对p（dmr）进行估计。

认为一个人在选择终点时利用一个时间值，在选择出行方式时利用另一个时间值，在选择路线时利用又一个时间值，这是没有理由的。时间的隐含值在整个模型中都应该是一致的。保证一致性的一种方法是，利用方式选择的信息，估计共同的参数，然后利用这些估计数据作为终点和路线选择模型中的"已知的"变量[3]。但是，仅仅利用现有信息的一部分，估计的精确度仍

然比全信息估计要差得多。

一个终点、方式和路线选择的联合模型可以代替几个序贯模型，联合概率的直接估计P（dmr），将对每个参数正好得出一个估计值，而且，由于这些估计值是以全部现有信息为基础的，它们就会比任何局部信息的估计更有效、更准确。尽管条件概率和边缘概率的估计是必要的，但最佳估计可以通过联合概率的全信息估计的适当的累加简单地得到。例如：

$$\hat{p}(d)=\Sigma_m\Sigma_r\hat{p}(dmr)$$

无论个人有意思的或潜意识的决策过程是序贯的还是联合的，这都不相干。问题的症结在于：(1)共同参数估计的一致性；(2)估计效率。在这个基础上，联合选择模型有明显的优越性。

终点、方式和路线联合选择模型可以从基本对数选择模型演变而来。选择出行指标（hodmr）的概率由下面的多项式对数方程决定：

$$p(hodmr)=\frac{\exp[Usph(hodmr)]}{\sum\limits_d\sum\limits_m\sum\limits_r \exp[Usph(hodmr)]} \quad \cdots\cdots\cdots(13)$$

因为tsphodmr所表示的出行期望数与tsphod̄m̄r̄所表示的出行期望数的比，与选择相应出行的概率的比相等，故有：

$$\mathrm{Log}\left(\frac{tsphodmr}{tsph\bar{o}\bar{d}\bar{m}\bar{r}}\right)=Usph(hodmr)-Usph(ho\bar{d}\bar{m}\bar{r})\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots(14)$$

适合于所有不同数对〔（hodmr），（hod̄m̄r̄）〕及所有起点O。

总需求

为了把出行生成与出行分布联合成一个总的需求模型，有人作过多种尝试。一种典型的"直接需求"模型形式为：

$$tsphodmr = \alpha\, sphodm \prod_n \{ G\, sphodm(n) \}^{\beta\, sphodm(n)} \prod_h \{ X\, hodm(h) \}^{r\, sph(h)} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots (15)$$

其中 G s p h o d m 为出行生成特点的向量，直接需求模型的主要问题在于主要道路网络或地段变化的影响的预测。例如，某主要地区发展了，需要在新地段设置停靠点，这个模型就要预测到达新地段的新的出行，而其余地段之间的出行保持不变。但是人们都希望用到达新的停靠点的出行代替到达旧的停靠点的出行，因此，整个出行分布模式就将发生变化。

曼海姆（M a n h e i m）[4] 提出了如下形式的广义共享模型：

$$tsphodmr = \alpha\, sp(z)\, \beta\, spho(z)\, r\, sphod(z)\, \sigma\, sphod(z)\, \mu\, sphodm(z)\, \omega\, sphodmr(z) \quad \cdots\cdots\cdots\cdots (16)$$

其中（z）为社会经济变量，出行生成变量和出行属性的合成向量〔其下标（s p h o d m r）为节省篇幅省去〕，并且：

$$\sum_h \beta\, sph(z) = \sum_o r\, spho(z) = \sum_d \sigma\, sphod(z) = \sum_m \mu\, sphodm(z) = \sum_r \omega\, sphodmr(z) = 1 \quad \cdots\cdots\cdots\cdots (17)$$

后面这个条件式允许把共享的部分看作条件概率，它可利用多项式对数分析估计出来。实质上这是一个广义序贯模型，因此，也有前面提到的序贯模型的弱点。

另一种方法是把出行属性引入出行生成模型，把迭代反馈回路插入出行生成与出行分布之间。但是，出行生成模型和出行分布模型的分别检验与把一个联立方程模型分块相类似，它将导致不同的、低效的局部信息估计。

在已知了本文所推导的出行生成方程和出行分布方程之后，总需求模型可以构成为一个联立方程系统：

$$\mathrm{Log}\left(\frac{t_{spho}}{N_{so}}\right)=\bar{U}_{sph}(ho)-\phi_{sph} \qquad \text{适合于一切o}$$

$$\vdots \qquad \vdots \qquad \vdots \qquad \cdots\cdots(18)$$

$$\mathrm{LOg}\left(\frac{t_{sphodmr}}{t_{sphodmr}}\right)=U_{sph}(hodmr)-U_{sph}(hodmr) \qquad \text{适合于所有不同数对〔(hodmr),(hodmr)〕及一切o}$$

$$\vdots \qquad \vdots$$

用方程（5）提供的线性效用函数，方程（18）可简化为方程（2）的形式。设Y sph为应变量观测值的列向量，如方程（18）左边所示。同样，设B sph为α sph、β sph、γ sph及φ sph叠加得到的系数的列向量，设ε为残差误差项的列向量，最后，设Z sph为解释性变量的对应矩阵：

$$
\begin{array}{cccc|l}
po & Ad & Xhodmr & 1 & \\
\cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \text{适合于一切0} \\
\cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \\
\cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdots\cdots(19) \\
0 & (Ad-A\bar{d}) & (Xhodmr-Xhodmr) & 0 & \text{适合于所有不} \\
\cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \text{同数对((hodmr)} \\
\cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \text{(hodmr))及一} \\
\cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \text{切0}
\end{array}
$$

那么，整个联立方程模型可简单地表示为：

$Ysph = B_{sph} + \varepsilon$（适合于（sph）的所有值）…………（20）

普通最小二乘法、广义最小二乘法或Nerlove－press[5]方法可用于寻找Bsph的最佳估计值。

预测方法为：

$$\hat{t}sphodmr = \hat{t}spho\left(\frac{\widehat{tsphodmr}}{tspho}\right)$$

$$= Nso\frac{\exp[po\alpha sph + (A_{\bar{d}} + A_{d})\hat{p}sph + (xh\bar{d}\bar{m}\bar{r} + Xhodmr)\hat{r}sph - \phi sph]}{\sum\sum\sum_{dmr}\exp[Ad\hat{\beta}sph + Xhodmr\,\hat{r}\,sph]} \cdots\cdots(21)$$

为了实现这些预测，对于保证分别由方程(8)和(9)定义的平均变量A $\bar{d}$ 和X h $\bar{d}$ $\bar{m}$ $\bar{r}$ 的相容估计，迭代求解过程是必要的。此外，由“供应”函数Xhodmr（thodmr）表示的乘车时间内的交通流量及其他出行属性的影响，应该引入到预测的迭代求解程序中去。

（交通流量 $thodmr = \sum_{s}\sum_{p} tsphodmr$ ）