

# メッシュ・データと駅対地域配分率による 通勤旅客流動の推定

鈴木 誠道

## 1. まえがき

通勤輸送では、朝居住地地域から旅客が発生し、業務地域に流入する。これを旅客の発生、集中という。夕方は、当然その方向が逆になる。通勤輸送網の計画では、まずこの発生量、集中量を地域ごとに推定することから始まる。これは、居住地域の人口の動向、住宅団地の開発計画・ビジネス地域の整備・開発計画などをもとに行なわれる。

発生量、集中量が求められると、次は、それがどの地域からどの地域への流動になるかが推定される。いわゆる旅客OD表(Origin Destination Table)または旅客流動表の推定である。対象地域の個数を  $M$  とすれば、OD表は  $M$  行  $M$  列の表となり、その第  $i$  行第  $j$  列には、朝  $i$  地域で発生し、 $j$  地域に流入する旅客数が記入されるのが普通である。このOD表の推定には、現在のOD表をもとにして、その流動パターンをあまり変えずに発生・集中のツジツマを合せる方法と地域間の所要時間と集中量・発生量をもとにして地域間の旅客流動量を求める方法などがある。

将来の推定OD表などをもとにして輸送網の整備計画が練られることになる。そのためには、OD表に表わされる旅客流動を想定される輸送網に

表 1 地域間OD表

着地域 発地域	1	2	……	$N$	発生量
1	$a_{11}$	$a_{12}$	……	$a_{1N}$	$\sum a_{1j}$
2	$a_{21}$	$a_{22}$	……	$a_{2N}$	$\sum a_{2j}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
$N$	$a_{N1}$	$a_{N2}$	……	$a_{NN}$	$\sum a_{Nj}$
集中量	$\sum a_{i1}$	$\sum a_{i2}$	……	$\sum a_{iN}$	$\sum a_{i,j}$

流すことが必要になる。多くの場合、OD表は地域間OD表の形で推定されるので、旅客を鉄道輸送網上に流すためには、鉄道輸送網上の旅客の発着点である駅と地域との結合関係をなんらかの方法によってつけなければならない。これが本稿の主題であるけれども、まずひと通り輸送網整備計画の解析手順を述べた後、この問題にもどろう。

鉄道網は、駅をノードとし、駅相互間を結ぶ路線をアークとし、これに各線から他の線への乗り換え用のアークを付加したネットワークとしてモデル化されるのが一般である。各アークには、通過時間または乗り換え時間が与えられる。特別なアークには、容量が与えられる。鉄道網上の旅客の流れは、このネットワーク上の流れとなる。通勤旅客は、最短時間経路を通して通勤するものと見なせるので、OD表の各地域間の旅客流動をそれに対応する駅間の最短経路に流してやれば、鉄道網上の旅客流動の様子が把握される。

すずき しげみち 上智大学 理工学部

旅客流動の様子とは、各駅の乗降人員、各線区の駅間通過人員、ある線区から他の線区への乗り換え人員などである。これらがわかると、想定した輸送網計画が適切であるか否かの判断資料が得られ、それによって計画の修正、OD表や発生量、集中量の見直しなど計画の各段階へのフィード・バックが行なわれる。

旅客流動の様子は、線区の設備、列車の運転間隔、駅の旅客設備の規模などを定めるための計画・設計資料となる。このように、計画は、より具体的になり、工事計画の段階にまで至ることになる。

以上は、筆者が最近かかわりをもった首都圏のある通勤輸送網整備計画の作業を参考にその手順をまとめたものである。もちろん、計画の手順は、ケース・バイ・ケースで異なるであろう。

さて、本稿では、以上の手順の内、主に地域と駅の間との結合関係を通して、地域間OD表を駅間OD表に直す方法について述べ、これによって旅客流動を推定する方法について論ずる。

## 2. 地域と駅の結合関係

地域と駅との結合関係に関しては、従来も駅勢圏という考えがあった。各駅の周辺にその駅の勢力圏を設け、その圏内に発着する旅客は、当該駅で乗降すると考える。路線が簡単に粗い地域では駅勢圏の考え方は有効であろう。しかし、市街地の近くや路線が入り組んだ地域では、駅勢圏の適用には、無理がある。特に、新線や新駅の開設によって旅客の利用パターンが変化する場合には、過去の実績が利用できないこともあって、駅勢圏の適用は、さらに困難になる。

そこで、地域を細分して、この細分をもネットワークのモデル化に織り込むことが考えられる。細分をノードとし、これらの細分のノードと付近の駅のノードをアークで結び、鉄道のみネットワークを地域まで含めたネットワークに拡大するやり方である。対象地域が狭い場合は、この方法

は有効であるけれども、地域によって精粗の違いはあっても、たとえば首都圏のような広範な地域にこの方法を全面的に適用するとノードの個数が膨大となり実用に耐え得なくなる。

駅勢圏的な考え方、地域を細分化する方法は、ともにメリットを有するが限界もある。そこで、新線や新駅の開設によって旅客の利用パターンの変化が予想される地域に対しては、メッシュ・データ（メッシュ・データについては、本誌、第22巻第2号の特集を参照されたい）を利用した地域細分化法を用い、その他の地域に対しては、駅勢圏の考え方を抽象化した駅対地域配分率を用いて地域と駅の対応をつけることにした。駅対地域配分率とは、ある地域に発着する旅客が、その地域周辺の各駅に乗降する割合であり、業務統計類を用いて推定される。

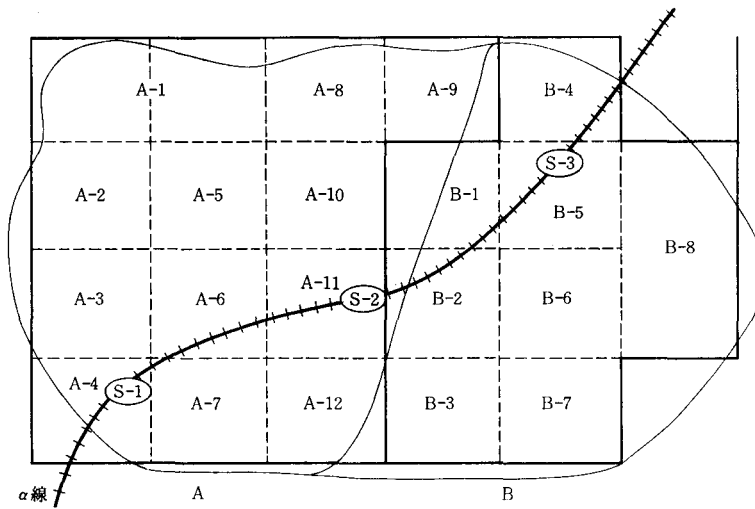
上記のいわば折衷案によって、マクロな取り扱いで済むところは、マクロに、詳細な旅客流動の解析が必要なところは詳細なモデル化を行なうことができるようになった。また、モデル作りや計算に要する手間も妥当な範囲に留まることになった。

## 3. メッシュ・データによる地域細分とモデル化

まず、対象の圏内から新線の影響を受ける地域を選ぶ。影響の有無が確かでない地域は、安全側にみて影響があるものとする。次に、新線の駅または従来からの路線の駅と地域との関係を地図上でにらみながら、地域を細分してゆく。細分の最小単位は、メッシュである。地域は、多角形近似され、それが、さらにメッシュの整数倍の面積をもつ細分に分割される。駅の近くは、当然小さい細分となり、駅を離れるにしたがって大きな細分となる。つまり、各細分が、駅から見て、ほぼ1点と考えるとさしつかえないという規準によって細分を行なえばよい。細分の例を図1に示す。

各細分は、旅客の発着点である。そこで、各細

図 1 新線の影響を受ける地域の細分例



分とその細分発着の旅客が利用する可能性のある周辺の駅をアークで結び、末端の輸送をモデル化する。このアークには、その状況に応じてバスまたは徒歩に要する時間を付与する。末端輸送を含む拡大されたネットワークでは、細分は広義の駅と解釈される。

細分と駅との間のバスまたは徒歩所要時間は、その周辺の道路、地形などの事情によって定まるであろうが、将来時点においてこれらを正確に予想することは困難であるし、また当面の目的のためには、そう正確な推定は必要ではない。

そこで、バスまたは徒歩所要時間を推定するために、当該地域と類似すると思われる現存地域を選ぶ。そして、その現存地域における、駅と周辺地域との直線距離とバスまたは徒歩所要時間の実査値との関係を求める。この関係を将来にも適用することによって細分から駅までの所要時間を求めた。

駅を原点として、適当に座標軸を回転して、対象とする細分を1つの象限に収めることができる場合には、細分の重心と駅との間の距離をもって細分と駅との直線距離とする。細分が1つの象限に収まらないときは、それぞれの象限部分への距離を面積にしたがって加重平均して、直線距離を求める。

以上のように末端輸送のネットワークを構成し、細分を旅客の発着点とする。その発生量、集中量は、メッシュ・データの人口分布と地域間OD表を用いて求められる。これについては、6節で述べる。

#### 4. 駅対地域配分率の推定方法

新線の影響がない地域に対しては、駅対地域配分率を推定する。ある地域発着の旅客が乗降する可能性のある特定の駅で乗降する割合をその駅のその地域に対する配分率という。この駅対地域配分率の推定のために若干の記号を導入する。

$i$  : 地域番号  $i=1, 2, \dots, M$

$j$  : 駅番号  $j=1, 2, \dots, N$

$S_i$  :  $i$  地域発着の旅客が乗降する可能性のある駅の集合

$T_j$  :  $j$  駅で乗降する旅客の発着地域番号の集合

$X_{i, i'}$  :  $i$  地域発  $i'$  地域着の1日当りの旅客数 (地域間OD表の  $ii'$  要素)

$x_j$  : 1日当り  $j$  駅発旅客数,  $j$  駅着旅客数の合計 (定期券発売枚数から求める)

$X_i$  :  $\sum_{i'=1}^M (X_{i, i'} + X_{i', i})$

$\alpha_{ij}$  :  $j$  駅の  $i$  地域に対する配分率

なお、 $x_j$  の値は、 $\sum x_j = \sum X_i$  となるように調整

されているものとする。

さて地域  $i$  の旅客発着量  $X_i$  のうち  $\alpha_{ij}$  の割合のものが  $j$  駅で乗降するのであるから、 $j$  駅発着量の合計は、 $X_i \alpha_{ij}$  を  $P_j$  に属するすべての  $i$  について加え合せてやればよい。すなわち、

$$(1) \quad x_j \sim \sum_{i \in P_j} X_i \alpha_{ij}$$

となる。ここで、 $x_j$  と  $X_i$  は本来異なるデータ・ソースから得た情報であるので、上式は等式にはなり得ない。しかし、ほぼ同時期のデータを用いれば、(1)の左辺と右辺は対応するものである。したがって、(1)の左辺と右辺が大きくへだたらないように  $\alpha_{ij}$  を定めることができると考える。

以上の考えから、 $\alpha_{ij}$  を次のような非線形計画法の問題を解いて定めるのが1つの方法である。すなわち、

$$(2) \quad \text{minimize} \quad \sum_{j=1}^N (x_j - \sum_{i \in P_j} X_i \alpha_{ij})^2$$

subject to

$$(3) \quad \sum_{j \in S_i} \alpha_{ij} = 1 \quad (i=1, 2, \dots, M)$$

$$(4) \quad \alpha_{ij} \geq 0 \quad \left( \begin{array}{l} i: 1, 2, \dots, M \\ j \in S_i \end{array} \right)$$

(3), (4) は、 $\alpha_{ij}$  が配分率ということから当然要請される条件である。

$\alpha_{ij}$  を定める方法は、非線形計画法による方法以外に(1)の左辺と右辺の差の絶対値の和を最小にする方法、左辺と右辺の差の絶対値の最大ものを最小にする方法が考えられる。これらは、いずれも線形計画法の問題として定式化できる。

しかし、実際の問題 ( $M=150$ ,  $N=500$ 程度) では、そのLPが膨大になるので、非線形とはなるが、比較的扱いやすい(2)~(4)の定式化を採用した。

次節に、 $\alpha_{ij}$  を数値的に求める方法について述べる。

## 5. 乗数法による駅対地域配分率の計算

駅対地域配分率  $\alpha_{ij}$  の計算に乗数法を用いた。

次のような、非線形計画法の問題を考える。

$$(5) \quad \text{minimize} \quad f(x)$$

$$(6) \quad \text{subject to} \quad h_j(x) = 0 \quad (j=1, 2, \dots, l)$$

$x \in R^n$  で  $f, h_j$  はともに  $R^n \rightarrow R^1$  の関数である。

乗数法では、次のような拡張ラグランジュ関数を考える。

$$(7) \quad L_r(x, r) = f(x) + \sum_{j=1}^l \mu_j h_j(x) + \frac{1}{2} r \sum_{j=1}^l \{h_j(x)\}^2$$

問題がある条件を満たせば、 $\mu_j$  が(5), (6)のKuhn-Tucker乗数  $\mu^*$  でかつ  $r$  がある  $r^* > 0$  よりも大きい場合には、 $L_r(x, \mu^*)$  を  $x$  について最小化すると、(5), (6)の局所最適解が得られることが保証されている。

$\mu^*$  や  $r^*$  は前もってわからない量なので、計算を行ないながら、 $\mu^*$  と  $r^*$  を見出していこうというのが、乗数法である。アルゴリズムには、いろいろな変形が考えられているが、その1つを次に示す。

$$(i) \quad r^0 > 0, \mu^0 \in R_l, k=0 \text{ とする。}$$

$$(ii) \quad L_{rk}(x, \mu^k) \text{ を } x \text{ について最小化して } x^k \text{ を求める。}$$

$$(iii) \quad |h_j(x^k)| < \epsilon \quad (j=1 \sim l) \text{ ならストップ}$$

$$(iv) \quad \mu_j^{k+1} = \mu_j^k + r^k h_j(x^k) \quad (j=1 \sim l) \text{ によって } \mu^k \text{ を修正する。}$$

$$(v) \quad \beta \in (0, 1) \text{ なる } \beta \text{ と } \alpha > 1 \text{ なる } \alpha \text{ を用いて、} \\ \max_j |h_j(x^k)| > \beta \max_j |h_j(x^{k-1})| \text{ なら} \\ r^{k+1} = \alpha r^k \text{ によって } r^k \text{ を修正して (ii) へ行く。}$$

われわれの問題(2)~(4)は、非負条件(4)を含み(5), (6)と異なる。非負条件またはより一般的に不等式制約をも扱える乗数法もあるけれども、(4)の非負条件は非常に特殊なので、この部分は勾配の射影で処理することにする。すなわち上述のアルゴリズムの(ii)の段階の  $L_{rk}(x, \mu^k)$  の最小化において、変数が負にならないように勾配射影を行なう。

$$(5), (6) \text{ に対する拡張ラグランジュ関数は、}$$

$$(8) \quad L_r((\alpha, \mu) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N (x_j - \sum_{i \in T_j} X_j \alpha_{ij})^2$$

$$+\sum_{i=1}^M \mu_j (\sum_{j \in S_i} \alpha_{ij} - 1) + \frac{r}{2} (\sum_{j \in S_i} \alpha_{ij} - 1)^2$$

となる。

先に述べた乗数法のアルゴリズムを準用すると、(ii)では、 $\mu = \mu^k, r = r^k$  に対して、(4)の  $\alpha_{ij} \geq 0$  の制約のもとで、 $L_r(\alpha, \mu)$  を  $\alpha$  について最小化すればよい。そのためには、

$$(9) \quad g_{kl} = \begin{cases} 0 & \left( -\frac{\partial L_r}{\partial \alpha_{kl}} < 0 \text{ かつ } \alpha_{kl} = 0 \right) \\ -\frac{\partial L_r}{\partial \alpha_{kl}} & \text{(それ以外のとき)} \end{cases}$$

によって  $g_{kl}$  を求める。そうすると、現在の  $\alpha_{kl}$  を  $\alpha^0_{kl}$  とすれば、

$$(10) \quad \alpha^0_{kl} + \lambda g_{kl} \quad (\lambda > 0)$$

の方向に  $\alpha_{kl}$  を変化させることによって  $L_r(\alpha, \mu)$  を減少させることができる。 $L_r(\alpha^0 + \lambda g, \mu)$  を最小にする  $\lambda$  を  $\tilde{\lambda}$  とすると、若干の計算の後に、

$$(11) \quad \tilde{\lambda} = -\frac{\sum_{i=1}^N \sum_{k \in T_i} \{-x_i X_k + \sum_{i \in T_l} X_i \alpha^0_{il} X_k + \mu_k + r(\sum_{j \in S_k} \alpha^0_{kj} - 1)\} g_{kl}}{\sum_{i=1}^N \sum_{k \in T_i} \{\sum_{i \in T_l} X_i g_{il} X_k + r(\sum_{j \in S_k} g_{kj})\} g_{kl}}$$

となる。また、

$$(12) \quad \tilde{\lambda} = \min_{\theta_{ij} < 0} (-\alpha^0_{ij} / g_{ij})$$

とすれば、 $0 \leq \lambda \leq \tilde{\lambda}$  の範囲では、いずれの  $\alpha_{ij}$  も負にならない。したがって最適な  $\lambda$  の値  $\lambda^*$  は、

$$(13) \quad \lambda^* = \min(\tilde{\lambda}, \tilde{\lambda})$$

によって定まる。そこで、(10)で  $\lambda = \lambda^*$  によって新しい  $\alpha_{ij}$  が定まる。この  $\alpha_{ij}$  を基点にして、同様な手順を繰り返し、 $L_r(\alpha, \mu)$  の最小化を行なう。

上に述べた配分率計算のアルゴリズムが基本形の1つであり、いろいろな変形がある。変形には、 $\alpha_{ij}$  の変更ごとに  $\mu$  の変更を行なう方法、 $r$  を変化させずに適当な値に固定する方法などである。

$r$  を大きくすると一気にある最適でない値に至って、それからの収束が期待できない。 $r$  を小さくし過ぎると最適解には収束するが、その速度が極端におそくなる。したがって、その中間に適当

な  $r$  の値が存在するはずである。それを自動的に行なうのが、 $\alpha, \beta$  なるパラメータを用いた  $r$  の変更方法であるけれども、 $\alpha$  や  $\beta$  の定め方がいまひとつはつきりしない。これからの課題としたい。

## 6. 地域間 OD 表の駅間 OD 表への変換

新線の影響を無視できる地域に関する駅間の旅客流動は、前節の駅対地域配分率を用いて推定できる。

$j$  駅発  $j'$  駅着の旅客流動量  $x_{jj'}$  は、次の式を用いて求められる。

$$(14) \quad x_{jj'} = \sum_{i \in T_j} \sum_{i' \in T_{j'}} X_{ii'} \alpha_{ij'j'}$$

しかし、数値的に  $x_{jj'}$  を求めるときに、 $j, j'$  の組合せの1つ1つに対して(14)を用いて計算するのは得策でない。むしろ、 $X_{ii'}$  を順次とりあげ、それを  $\{\alpha_{ij}\}, \{\alpha_{i'j'}\}$  を用いて関連する駅間の流動量に加算していくのがよい。

次に、新線の影響のおよぶ地域にある細分間の旅客流動量について考えてみる。細分  $i_k$  から細分  $i_{k'}$  への流動は、それぞれの細分の属する地域を  $i, i'$  とすれば、 $i, i'$  間の地域間流動の一部である。旅客の流動が、発生地域の居住人口、集中地域の従業者数の積に比例するとみる。 $i, i'$  地域の人口を  $p_i, p_{i'}$  とし、 $i_k, i_{k'}$  細分の人口を  $p_{i_k}, p_{i_{k'}}$  とすれば、 $i_k$  細分から  $i_{k'}$  細分への流動量は、

$$(15) \quad x_{i_k i_{k'}} = \frac{p_{i_k}}{p_i} \frac{p_{i_{k'}}}{p_{i'}} X_{ii'}$$

となる。 $p_i, p_{i'}, p_{i_k}, p_{i_{k'}}$  はメッシュ・データを用いて求めることができる。

(14), (15)の発着の組合せ以外に駅発細分着と細分発駅着の旅客流動があるが、これらは、

$$(16) \quad x_{j i_{k'}} = \sum_{i \in T_j} X_{ii_{k'}} \alpha_{ij} \cdot \frac{p_{i_{k'}}}{p_{i'}}$$

$$(17) \quad x_{i_k j'} = \sum_{i' \in T_{j'}} X_{i_k i'} \frac{p_{i_k}}{p_i} \cdot \alpha_{i' j'}$$

によって求められる。

適用例の計算では、従業者数のメッシュ・データが入手可能だったので、居住人口で代用した。

## 7. 輸送網上の旅客流動

細分を広義の駅と解釈すると、6節に示した方法によって地域間OD表は、駅間OD表に書き直されたことになる。したがって、この駅間OD表を細分をも含む拡大されたネットワークに流してやれば、輸送網上の旅客流動が求まる。

1節に述べたように各駅間のOD量をその間の最短経路上の各アークに加算していけばよい。最短経路を求めるのにダイクストラ法を用いた。

実際のデータを用いて、輸送網上の旅客流動を求めると、当然のことながら、現実の流動の様子とかなり異なる部分が出てくる。乗り換え時間や待ち合わせ時間などの変更によって、モデルの調整を行なう。実績とかなりよく合うモデルが得られたことを確かめた後、想定される将来の輸送網のネットワーク上の将来時点のOD表を流し、計画の適否をみることになる。

## 8. 適用例

これまでに述べてきた方法を首都圏の輸送網計画の1つに適用した。事柄の性質上、具体的に地域や路線などを明らかにすることができないことをご了承願いたい。

この計画には、重点地域があり、その部分は、国鉄、私鉄、地下鉄のすべての駅を含めてモデル化した。重点地域から離れるにしたがって、輸送網を簡略化したけれども、東京都と隣接県を含む広汎な地域を対象として、ネットワークを構成した。計画範囲内の地域数は132、年次によって異なるが、とりあげた駅数は約450であった。地域を分割してできた細分の個数は、最大約400であった。

FACOM M-190を用いて、駅対地域配分率と駅間OD表の計算に約2分、輸送網上の旅客流動を求めるのに約3分を要した。

## 9. むすび

メッシュ・データと駅対地域配分率の考え方をういて、マクロな取り扱いが必要なところは、マクロに、詳細な検討が必要なところはミクロにそれぞれモデル化を行なった。これにより、首都圏の通勤輸送計画の検討をかなりきめ細かく行なうことができた。しかし、駅対地域配分率の計算方法など不満足な点も少なくない。特に、ネットワークに関連する大量なデータの入出力とその整理には、いつもながらかなり悩まされる。これに対しては、筆者の研究室でグラフィック・ディスプレイとタブレットを用いてネットワーク編集解析システムを開発中である。

末尾ながら、ご協力いただいた国鉄、および(財)交通統計研究所のかたがたに深く感謝いたします。

●ミニミニ●

●OR●

### 武蔵坊弁慶

先日ある評論家と洋食をともしたが、そのとき彼が面白い意見を述べた。それは、西欧人のほうが東洋人に比べて道具の種類が豊富だというのである。食事ひとつにしても、西欧人は一品ごとに異なるナイフ、フォーク、スプーンを使うが、東洋人は箸一ぜんですましてしまう。英国を発祥の地とすると言われるゴルフなる遊技は、十数種類もの打棒を携行するシステムとなっているが、わが国の剣術は竹刀1本でよい。

彼の理論にしたがうと、七つ道具を常時携行したと言われる武蔵坊弁慶は、きわめて西欧的なおサムライだったことになる。勳進帳によれば、空のファイルから情報を抽出したりして、当世の電算機でもできない芸当をやってのける未来的センスも持ち合わせていたわけだ。旧きをたずねて新しきを知るとは、よく言ったものである。(小野勝章)