

道路交通流の実証的研究(その2)

○ 北海道大学 正員 佐藤 馨一
北海道開発局 〃 高橋 毅
北海道大学 〃 五十嵐日出夫

1. はじめに.

本研究の特色は次の3点にある.

- (1) 従来の種々の交通流モデルを理論的に精査し、これらが発展的に集約されるような一般的でより厳密な新モデルを指数型非線形モデルと名づけて提案したこと.
 - (2) この新モデルは、従来の種々のモデルに比べて多数の実測データをより明快に説明しうること.
 - (3) 新モデルのパラメータ決定のために、工夫された非線形回帰法を紹介し、モデルの実用性を高めたこと.
- 本研究のオ1報は昭和50年度土木学会北海道支部論文報告集(オ25号)に報告しており、そこでは次のことが明らかにされている.

- (1) 従来の交通流モデルについて実測データへの当てはまりの良否を、残差平方和を目安にして判定した結果良い順から次のようになった. ① Underwood Model ② Greenberg Model ③ May Model ④ Green Shields Model
- (2) 従来、列数をとることによって線形化し、その上で最小二乗法を適用してきたモデル (Underwood, May) に対して、非線形最小二乗法を直接適用したら、残差平方和が $1/2 \sim 1/3$ にまで減少したこと

2. 非線形交通流モデルの誘導

交通断力学の基礎となるのは追従理論であり、(2-1) 式のような一般式が D. C. Gaige, R. Herman 等によって提唱されている.

$$\dot{X}_{n+1}(t+T) = \frac{C \dot{X}_n(t+T) [X_n(t) - X_{n+1}(t)]}{[X_n(t) - X_{n+1}(t)]^L} \quad (2.1)$$

ただし、 $\dot{X}_{n+1}(t+T)$; 時刻 $(t+T)$ における $(n+1)$ 番目の車の変速度 (加減速度)
 $\dot{X}_n(t)$; 時刻 (t) における $(n+1)$ 番目の車の速度
 $X_{n+1}(t)$; 時刻 (t) における $(n+1)$ 番目の車の位置
 T ; 刺激に対する反応時間の遅れ.
 C, L, M ; パラメータ

2-1 追従方程式の解 今、(2.1) 式の追従方程式が、 $Q = k \bar{v}$ なる関係が保たれている定常状態の交通流において成立しているものとする。このとき、パラメータ L, M を適当に与えることによって交通密度 k と、速度 v の関係を示す種々の巨視的交通流モデルを次のように誘導することができる。ただし、(2.1) 式における反応時間の遅れ T は $Q = k \bar{v}$ なる定常状態が成立しているものと仮定しているので、 $T = 0$ として考察を進めた。なお、今後特にことわらない限り、以下の記号と単位を用いるものとする。

Q : 交通量	(台/時)	v_c : 臨界速度	(km/h)
k : 交通密度	(台/km)	Q_c : 交通容量	(台/時)
$\bar{v}_s$: 空間平均速度	(km/h)	v_f : 自由走行速度	(km/h)
$\bar{v}_t$: 時間平均速度	(km/h)	k_j : 最大密度	(台/km)
k_c : 臨界密度	(台/km)	J : 平均車頭間隔	(m)

a) $m = 0$ かつ $l > 1$ の場合

(2.1) 式は上記の条件により、(2.2) 式のようになる。

$$\ddot{x}_{n+1} = \frac{C \cdot [\dot{x}_n - \dot{x}_{n+1}]}{[x_n - x_{n+1}]^l} \quad (2.2)$$

(2.2) 式を積分すると (2.3) 式のようになる。

$$\dot{x}_{n+1} = \frac{C}{-l+1} [x_n - x_{n+1}]^{-l+1} + A \quad (2.3)$$

さて、 $Q = K \cdot \bar{v}_s$ なる関係が保たれている定常状態において、個々の車の速度は交通流の速度に等しくなり、しかも平均車頭間隔 S の逆数は交通密度 K と与える場合を仮定すると、(2.4)、(2.5) 式で示す置き換えが可能となる。

$$\dot{x}_{n+1} = \bar{v}_s \quad (2.4)$$

$$x_n - x_{n+1} = S = 1/K \quad (2.5)$$

(2.4)、(2.5) 式を (2.3) 式へ代入すると (2.6) 式のようになる。

$$\bar{v}_s = \frac{C}{-l+1} \cdot K^{l-1} + A \quad (2.6)$$

ここで、以下の境界条件を用いてパラメータ C および積分定数 A を定める。

$$\text{境界条件: } \left. \begin{array}{l} K = 0 \text{ のとき, } \bar{v}_s = v_f \\ K = K_j \text{ のとき, } \bar{v}_s = 0 \end{array} \right\} \quad (2.7)$$

$$\text{よって, } C = v_f \cdot (l-1) / K_j, \quad A = v_f \quad (2.8)$$

(2.8) 式を (2.6) 式へ代入すると、(2.9) 式のようになる。

$$\bar{v}_s = v_f \cdot [1 - (K/K_j)^{l-1}] \quad (2.9)$$

(2.9) 式の l の値を変化させることによって、それぞれ次のような交通流モデルが導き出される。

$$\text{i) } l = 2 \text{ のとき, } \bar{v}_s = v_f \cdot [1 - (K/K_j)] \quad (\text{Green Shields モデル})$$

$$\text{ii) } l = 3/2 \text{ のとき, } \bar{v}_s = v_f \cdot [1 - (K/K_j)^{1/2}] \quad (\text{Drew モデル})$$

$$\text{iii) } l = N+1 \text{ のとき, } \bar{v}_s = v_f \cdot [1 - (K/K_j)^N] \quad (\text{N 次曲線モデル})$$

b) $m = 0$, かつ $l = 1$ の場合

(2.1) 式は上記の条件により、(2.10) 式のようになる。

$$\ddot{x}_{n+1} = \frac{C \cdot [\dot{x}_n - \dot{x}_{n+1}]}{[x_n - x_{n+1}]} \quad (2.10)$$

両辺を積分すると (2.11) 式のようになる

$$\dot{x}_{n+1} = C \cdot \ln [x_n - x_{n+1}] + B \quad (2.11)$$

(2.4)、(2.5) 式を (2.11) 式へ代入すると (2.12) 式のようになる。

$$\bar{v}_s = C \cdot \ln (1/K) + B \quad (2.12)$$

ここで、以下のような境界条件を用いて、パラメータ C および積分定数 B を求める。

$$\text{境界条件: } \left. \begin{array}{l} K = K_j \text{ のとき, } \bar{v}_s = 0 \\ K = K_c \text{ のとき, } \frac{d\bar{v}_s}{dK} = 0 \end{array} \right\} \quad (2.13)$$

$$\text{よって, } C = v_c, \quad B = -v_c \ln (1/K_j) \quad (2.14)$$

(2.14) 式を (2.10) 式へ代入すると (2.15) 式のようになる。

$$\bar{v}_s = v_c \cdot \ln (K_j/K) \quad (2.15)$$

(2.15) 式は Greenberg モデルにほかならない。

c) $m = 1$, かつ $l > 1$ の場合

(2.1) 式は上記の条件により、(2.16) 式のようになる。

$$\ddot{x}_{n+1} = \frac{C \cdot \dot{x}_{n+1} [\dot{x}_n - \dot{x}_{n+1}]}{[x_n - x_{n+1}]^l} \quad (2.16)$$

(2.16) 式の両辺を積分すると、(2.17) 式のようになる。

$$\ln \dot{x}_{n+1} = \frac{C}{-l+1} [x_n - x_{n+1}]^{-l+1} + D \quad (2.17)$$

(2.4), (2.5) 式を (2.17) 式へ代入すると

$$\ln \bar{v}_s = \frac{C}{\ell-1} \cdot K^{\ell-1} + D \quad (2.18)$$

ここで、以下のような境界条件を用いて、パラメータ C と積分定数 D を求める。

$$\left. \begin{array}{l} \text{境界条件: } K=0 \text{ のとき, } \bar{v}_s = v_f \\ K=K_c \text{ のとき, } \frac{dQ}{dK} = 0 \end{array} \right\} \quad (2.19)$$

$$\text{よって, } C = 1/K_c^{\ell-1}, D = \ln v_f \quad (2.20)$$

(2.20) 式を (2.18) 式へ代入すると、(2.21) 式のようになる。

$$\bar{v}_s = v_f \cdot e^{-\frac{1}{\ell-1} \left(\frac{K}{K_c}\right)^{\ell-1}} \quad (2.21)$$

(2.21) 式の ℓ の値を変化させることによって、それぞれ次のような交通流モデルが導き出される。

i) $\ell = 2$ のとき;

$$\bar{v}_s = v_f \cdot e^{-\left(\frac{K}{K_c}\right)} \quad (\text{Underwood モデル})$$

ii) $\ell = 3$ のとき;

$$\bar{v}_s = v_f \cdot e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{K}{K_c}\right)^2} \quad (\text{May モデル})$$

iii) $\ell = N+1$ のとき;

$$\bar{v}_s = v_f \cdot e^{-\frac{1}{N} \left(\frac{K}{K_c}\right)^N} \quad (\text{指数型非線形モデル})$$

2-2 非線形交通流モデルの意義と問題点

以上の誘導でもすでに明らかのように、N 次曲線モデルは Greenshields モデルや Drew モデルを一般化したものであり、指数型非線形モデルは Underwood モデルや May モデルを一般化したものとなっている。たとえば、N 次曲線モデルや指数型非線形モデルのパラメータを直接推定することができれば、Greenshields モデルや Drew モデル、Underwood モデル、あるいは May モデルは発展に集約されてしまうことになる。なお、指数型非線形モデルは本研究の過程において新たに誘導されたモデルであり、指数関数形のモデルであるところからこのように名づけられた。さて、非線形交通流モデルがそれぞれのグループの一般形モデルであることが明らかになったとしても、次にいかにしてこれらのモデルのパラメータを推定すべきかが問題となってくる。なぜならば、N 次曲線モデルや指数型非線形モデルには普通の最小二乗法が適用できないからである。たとえば、本研究においては非線形交通流モデルのパラメータを次節に示す非線形回帰法を用いて推定することにした。

非線形交通流モデルに関するオ2の問題点はモデルの適用範囲である。つまり、(2.1) 式は定常状態における追従現象を表現したものであり、追従現象のない自由走行状態においては (2.1) 式は成立しないのではないかとこの疑問が生じてこよう。この疑問を解明するために非線形交通流モデルがいかなる仮定のもとに誘導されたかを調べてみると、(2.13) 式および (2.19) 式の境界条件を用いて積分定数 E を定めていることに気がつく。これらの境界条件に注目すべきことは、N 次曲線モデルでも、指数型非線形モデルでも

$$K=0 \text{ のとき, } \bar{v}_s = v_f$$

という境界条件を用いていることである。非線形交通流モデルが自由走行状態においても意味をもつが否かという判断は、この境界条件を認めるかどうかにかかっている。交通工学的に言って、 $K=0$ のとき（つまり、道路上に車両が存在していないとき）に、 $\bar{v}_s = v_f$ となることはありえないことである。しかしながら、 $K=0$ を $K \rightarrow 0$ と考え、しかも $K \rightarrow 0$ になるということ（2.5）式から $[X_n - X_{n+1}]$ なる車頭間隔が無限大に大きくなることと意味するものとしたならば、(2.1) 式の追従方程式は自由走行状態においても適用可能となる。つまり、(2.1) 式の追従方程式は車頭間隔 $[X_n - X_{n+1}]$ が与えられれば成立する方程式であり、自由走行状態のように車頭間隔が非常に長くなったとしても、そのこと自体には何らの問題はないことになる。しかしながら、この境界条件は一つの仮定であり、この仮定が妥当性を有するか否かは誘導された交通流モデルがどれだけ現実の交通流を説明しているにかかっている。たとえば、本研究においては回帰計算によって得られた各種交通流モデルが

境界条件(特に $K=0$ のときの)をいかに満足しているかに注目した。

3. 非線形回帰法

非線形回帰法の説明を行なう前に線形、非線形の定義を明確にしておく必要がある。今、 z_i が基本的な独立変数 $x_1, x_2, \dots, x_k$ の任意の関数を表わすとしたとき、

$$Y = \beta_0 + \beta_1 z_1 + \beta_2 z_2 + \dots + \beta_k z_k + \varepsilon \quad (3.1)$$

なる形をとるモデルを線形モデルと言い、この形をとらないモデルはすべて非線形(non linear)モデルと呼ばれる。従来用いられてきた最小二乗法はその定義からして、(3.1)式のような線形モデルにしか適用することができない。それゆえ、非線形モデルのパラメータを推定するためには非線形回帰法を用いなければならない。

さて、非線形回帰法を用いてパラメータを推定すべき非線形モデルは次の二つのタイプに分類できる。

$$i) \quad \bar{v}_s = v_f \cdot e^{-(K/K_c)} \quad (\text{Underwood モデル})$$

$$ii) \quad \bar{v}_s = v_f \cdot e^{-\frac{1}{N}(K/K_c)^N} \quad (\text{指数型非線形モデル})$$

i), ii)とも推定すべきパラメータ v_f, K_c, N を非線形の形に含むという点では非線形モデルとも言えるが、本質的には異なる性質を有している。つまり、i)のUnderwoodモデルにおいては ε を底とする対数をとることによって次の形に変換することができる。

$$\ln \bar{v}_s = \ln v_f - K/K_c \quad (3.2)$$

(3.2)式は v_f, K_c について線形になっている。このように、何らかの変換によって線形にすることのできるモデルを本質的線形(intrinsically linear)モデルという。また、ii)のように、いかなる変換によっても線形にすることのできないモデルを本質的非線形(intrinsically non-linear)モデルという。

従来の研究では、i)の本質的線形モデルについては対数等をとることによって線形化し、その上で最小二乗法を適用してきた。しかし、この場合推定されたパラメータは変換後の平面においてのみ意味をもつものであり、変換前の平面においては残差平方和を最小にするパラメータとはなりえない。また、ii)の本質的非線形モデルについてはパラメータの値を格子法で変化させ、推定値と実測値の残差平方和を最小にする値を試行錯誤的に推してきた。しかし、この方法では格子間隔のとり方でパラメータの精度が決まってしまうたり、計算機の容量の関係で、あるパラメータを最初から固定せざるをえなかった。(N次曲線モデルでは一般に K_c を固定している)

格子法を用いて非線形交通流モデルのパラメータを推定するが、非線形交通流モデルのもつ一般性は自ずから制約されてしまうことは明白である。交通流モデルに関する研究の問題点はここにあったと言っても過言ではなからう。それゆえ、本研究においては本質的非線形モデルは当然のことながら、本質的線形モデルについても非線形回帰法を用いてパラメータの推定を行なうこととした。

3-1 非線形回帰法の基本概念 この節においては指数型非線形モデルを用いて、非線形回帰法の基本概念を説明する。指数型非線形モデルは(3.3)式に示すとおりである。

$$\bar{v}_s = f(K, v_f, N, K_c) = v_f \cdot e^{-\frac{1}{N}(K/K_c)^N} \quad (3.3)$$

(3.3)式において、 $\bar{v}_s = y, K = x, v_f = c_1, N = c_2, K_c = c_3$ とおくと、(3.4)式のようなになる。

$$y = f(x, c_1, c_2, c_3) = c_1 \cdot e^{-\frac{1}{c_2}(x/c_3)^{c_2}} \quad (3.4)$$

交通現象を観測して、独立変数 x の異なる値 x_i におけるデータ (x_i, y_i) ($i=1, \dots, n$)が得られたとしたらこの時の観測値 y_i には色々な誤差が含まれている。もしパラメータの値 c_k の値が分かっていると仮定すれば、各 x_i に対する関数値 $f(x_i, c_1, c_2, c_3)$ を計算して、次の式で定義される真の誤差 R_i を得ることができる。

$$R_i = f(x_i, c_1, c_2, c_3) - y_i \quad (i=1, \dots, n) \quad (3.5)$$

すなわち、真の誤差とは x_i における関数値と観測値 y_i との差となる。この真の誤差は、パラメータ c_k が未知であるかぎり計算することはできない。しかし何らかの方法によってパラメータの推定値 $\hat{c}_k$ が得られれば、計算誤差 R_i を求めることができる。

$R_i = f(x_i, C_1^0, C_2^0, C_3^0) - y_i \quad (i=1 \cdots n) \quad (3.6)$
 それゆえ、問題はデータ (x_i, y_i) 、パラメータの初期値 C_k^0 、計算誤差を用いてパラメータ C_k の改善値を得ることに帰着される。

そこでまず、関数を (C_1^0, C_2^0, C_3^0) のまわりに1次の項まで線形 Taylor 展開する。

$$f(x_i, C_1, C_2, C_3) \approx f(x_i, C_1^0, C_2^0, C_3^0) + \frac{\partial f}{\partial C_1} (C_1 - C_1^0) + \frac{\partial f}{\partial C_2} (C_2 - C_2^0) + \frac{\partial f}{\partial C_3} (C_3 - C_3^0) \quad (3.7)$$

(3.7) 式において、 $x = x_i$ での値を求め、両辺から y_i を引けば R_i と R_i との関係を求めることができる。

$$\begin{aligned} R_i &= f(x_i, C_1, C_2, C_3) - y_i \\ &\approx f(x_i, C_1^0, C_2^0, C_3^0) - y_i + \frac{\partial f}{\partial C_1} \Delta C_1 + \frac{\partial f}{\partial C_2} \Delta C_2 + \frac{\partial f}{\partial C_3} \Delta C_3 \\ \therefore R_i &\approx R_i^0 + \frac{\partial f}{\partial C_1} \Delta C_1 + \frac{\partial f}{\partial C_2} \Delta C_2 + \frac{\partial f}{\partial C_3} \Delta C_3 \quad (3.8) \end{aligned}$$

ただし

$$\Delta C_1 = C_1 - C_1^0, \quad \Delta C_2 = C_2 - C_2^0, \quad \Delta C_3 = C_3 - C_3^0$$

$$\frac{\partial f}{\partial C_k} = \frac{\partial f}{\partial C_k} \Big|_{x=x_i, C_k=C_k^0}$$

真の誤差 R_i の平方和 Q を最小にするような C_k は、 C_k^0 をもとに次のようにして求めることができる。

$$Q = \sum_{i=1}^n R_i^2 = \sum_{i=1}^n \left[R_i^0 + \frac{\partial f}{\partial C_1} \Delta C_1 + \frac{\partial f}{\partial C_2} \Delta C_2 + \frac{\partial f}{\partial C_3} \Delta C_3 \right]^2 \quad (3.9)$$

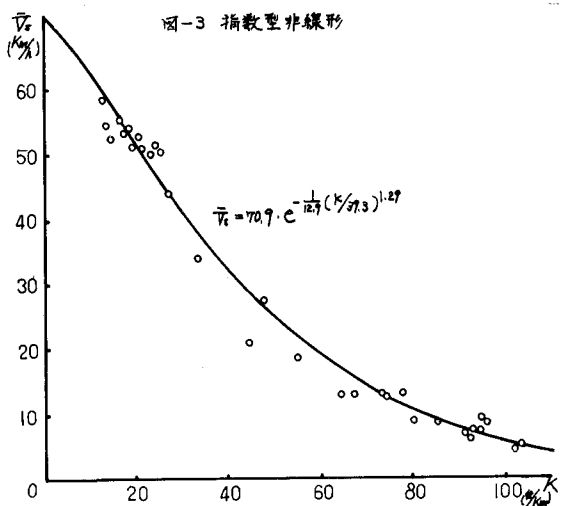
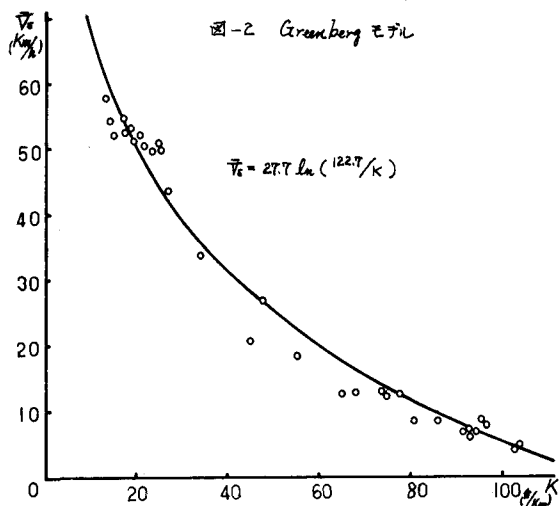
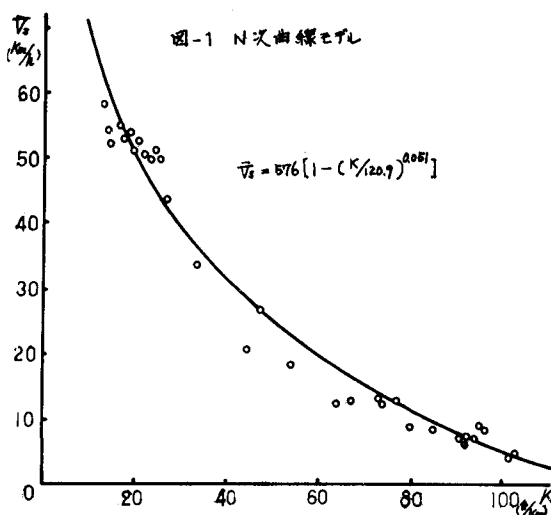
(4.10) 式からも明らかなるように、 Q は ΔC_k の関数と考えることができるので、 Q は ΔC_k に関するすべての偏微分係数が同時に0となるときに最小値となる。

これから、(3.10) 式のような正規方程式が得られる。

$$\begin{bmatrix} \sum \left(\frac{\partial f}{\partial C_1} \right)^2 & \sum \frac{\partial f}{\partial C_1} \frac{\partial f}{\partial C_2} & \sum \frac{\partial f}{\partial C_1} \frac{\partial f}{\partial C_3} \\ \sum \frac{\partial f}{\partial C_2} \frac{\partial f}{\partial C_1} & \sum \left(\frac{\partial f}{\partial C_2} \right)^2 & \sum \frac{\partial f}{\partial C_2} \frac{\partial f}{\partial C_3} \\ \sum \frac{\partial f}{\partial C_3} \frac{\partial f}{\partial C_1} & \sum \frac{\partial f}{\partial C_3} \frac{\partial f}{\partial C_2} & \sum \left(\frac{\partial f}{\partial C_3} \right)^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta C_1 \\ \Delta C_2 \\ \Delta C_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\sum \frac{\partial f}{\partial C_1} R_i^0 \\ -\sum \frac{\partial f}{\partial C_2} R_i^0 \\ -\sum \frac{\partial f}{\partial C_3} R_i^0 \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

この正規方程式の解 $(\Delta C_1, \Delta C_2, \Delta C_3)$ はパラメータ (C_1, C_2, C_3) を得るために必要な (C_1^0, C_2^0, C_3^0) の変化量の第1近似値となっている。パラメータの修正計算はあらかじめ与えられた正の小さな数 ε に対し、 $|\Delta C_k| < \varepsilon$ になるまで繰返し行なわれる。

これら方法 $Taylor$ の微分補正法 (または線形化法) と呼ばれるもので、非線形回帰法の最も基本的な手法である。 $Taylor$ 微分補正法は非線形モデルのパラメータ指定にそれなり役割を果たしているが、次のような非常に重大な欠陥を有している。つまり、初期値 (C_1^0, C_2^0, C_3^0) の与え方によって残差平方和は収束せず、逆に発散してしまうことがありうることで



ある。非線形回帰法の最大の難関はここにあり、本研究においては、B.M.D-X85を参考として、次のようなアルゴリズムを用いた。

もし、残差平方和 $Q(C_1+AC_1, C_2+AC_2, C_3+AC_3)$ が残差平方和 $Q(C_1, C_2, C_3)$ より大きくなったら、 AC_1, AC_2, AC_3 を $1/4, 1/8, \dots$ として小さくならないようにし、しかもあらかじめ与えた範囲内に AC_1, AC_2, AC_3 があるように定める。パラメータ C_1, C_2, C_3 が収束すれば残差平方和も収束するので、収束した C_1, C_2, C_3 の値をもって求める推定値とした。

4. 回帰計算の結果およびその考察

図-1, 図-2, 図-3は一般国道231号札幌市篠路付近で測定したデータに、 N 次曲線モデル、Greenbergモデル、指数型非線形モデルの回帰線を入れてみたものである。また、表-1は同一のデータを用いて、各種交通流モデルの回帰計算の結果をまとめたものである。この表中にある交通容量 Q_c は、 $Q_c = K_c \bar{V}_c$ なる関係式から算出した。例えば指数型非線形モデルの交通容量は次のようにして求めることができる。

$$\text{指数型非線形モデルの回帰式は } \bar{V}_c = 70.9 \cdot e^{-\frac{1}{29} (K/39.3)^{1.29}} \quad (4.1)$$

であるから、臨界密度 K_c は $K_c = 39.3$ となる。臨界速度 $\bar{V}_c$ は、 K が K_c になるとき $\bar{V}_c$ は $\bar{V}_c$ になることから求める。

つまり、(4.1) 式の K に、 $K = K_c = 39.3$ を入れたときの $\bar{V}_c$ の値が臨界速度 $\bar{V}_c$ となる。

$$\bar{V}_c = 70.9 \cdot e^{-\frac{1}{29} (39.3/39.3)^{1.29}} = 70.9 \cdot e^{-\frac{1}{29}} = 32.3$$

よって、交通容量 Q_c は次のようになる。 $Q_c = K_c \bar{V}_c = 39.3 \times 32.3 = 1269 \text{ (台/分)}$

表-1 回帰計算結果 (篠路)

モデル名	回帰式	回帰法	$K_c \text{ (台/km)}$	$\bar{V}_c \text{ (km/h)}$	$Q_c \text{ (台/分)}$	$\bar{V}_f \text{ (km/h)}$	$K_f \text{ (台/km)}$	残差平方和
N 次曲線	$\bar{V}_c = 576 [1 - (\frac{K}{120.9})^{2.05}]$	B.M.D	45.6	28.0	1277	576	120.9	394
Greenshields	$\bar{V}_c = 59.8 [1 - (\frac{K}{106.7})]$	単純	53.4	29.9	1597	59.8	106.7	1170
Drew	$\bar{V}_c = 86.7 [1 - (\frac{K}{110.8})^2]$	単純	49.2	28.9	1422	86.7	110.8	581
Greenberg	$\bar{V}_c = 277.7 \ln \frac{(122.7)}{K}$	単純	45.2	27.7	1252		122.7	397
指数型非線形	$\bar{V}_c = 70.9 \cdot e^{-\frac{1}{29} (K/39.3)^{1.29}}$	B.M.D	39.3	32.3	1269	70.9		231
Underwood	$\bar{V}_c = 85.2 \cdot e^{-\frac{1}{29} (K/38.9)}$	Taylor	38.9	31.3	1218	85.2		274
May	$\bar{V}_c = 57.8 \cdot e^{-\frac{1}{29} (K/40.9)^2}$	Taylor	40.9	35.0	1432	57.8		412

5 まとめ

- (1) 残差平方和の最も小さくなる交通流モデルは、Underwood モデルや May モデルの一般形モデルである指数型非線形モデルであった。
 - (2) Greenshields モデルや Drew モデルの一般形である N 次曲線モデルは、このグループの中で最小の残差平方和をもつことが判明した。しかし、指数型非線形モデルの残差平方和よりは大きくなっている。
 - (3) 回帰分析の結果、自由速度 $\bar{V}_f$ の値がそれぞれのモデルによって大きく異なることが分かった。特に N 次曲線モデルでは $\bar{V}_f$ の変動が激しく、しかも一般道路を走行する自動車の物理的限界をこえて自由速度をもつことが明らかになった。これに対し、指数型非線形モデルにおける自由速度 $\bar{V}_f$ は一般道路上を走行する車両の自由速度としては納得できる値となっている。
 - (4) 指数型非線形モデルや N 次曲線モデルで求められた一方向車線の交通容量 (最大交通量推定値) Q_c はほぼ等しく、2方向2車線道路の基本交通容量 2500 台/分の約 $1/2$ になることが分かった。
- 以上の考察により、本研究によって新たに提案された指数型非線形モデルは交通流モデルとして理論的にも明快であり、しかも実測値を最も良く説明し、かつ実用性が高い交通流モデルであることが明らかにされた。それゆえに、従来の諸交通流モデルはこの指数型非線形モデルに発展的な集約がなされてしまうであろう。