ネットワーク均衡理論とCVMを組み合わせたVICS利用率モデルの推定法

熊本大学　正会員　溝上　章志

1．はじめに

これまでに，VICS 情報の利用者と非利用者に分割されたドライバーの経路選択規範を考慮に入れた多種流ネットワーク均衡フローと同時に，道路交通情報の均衡利用率を推定するモデル[MUSE/VICS-Demand]を構築した．このモデルを実用に供するためには，あらかじめ知覚所要時間の分散パラメータと VICS 情報利用率モデルを推定しておく必要がある．本研究では，上記の[MUSE/VICS-Demand]と，仮想的な状況に対する支払い意志額や選好意志データを用いて価値評価を行う CVM とを組み合わせて VICS 情報利用率モデルを推定する方法を提案する．

2．VICS 情報利用率変動型多種流確率均衡配分モデル

[MUSE/VICS-Demand]モデルは，VICS 情報の利用率モデルを VICS 情報利用/非利用時の利用可能経路の所要コストによる満足度関数値で定義した場合，VICS 利用と経路の選択行動を 2 段階の Nested Logit モデルで記述した下記のような数理最適化問題となる．

$$Min\colon Z(\mathbf{x},\mathbf{f}_g,\mathbf{q}^g)$$
$$=\sum_{a\in A}\int_0^{x_a} t_a(\omega)d\omega+\sum_{g=1,2}\frac{1}{\theta_g}\sum_{rs}\sum_{k\in K_{rs}} f_{g,k}^{rs}\ln(f_{g,k}^{rs}/q_{rs}^g)$$
$$-\frac{1}{\beta}\sum_{rs}\int_0^{q_{rs}^2}(\ln\frac{\omega}{\bar{q}_{rs}-\omega}+\alpha)d\omega \qquad (1)$$

$$s.t.\quad \sum_{g=1,2} q_{rs}^g=\bar{q}_{rs},\ \forall r\in R, s\in S \qquad (2)$$
$$\sum_{k\in K_{rs}} f_{g,k}^{rs}=q_{rs}^g,\ \forall r\in R, s\in S, g=1,2 \qquad (3)$$
$$x_a=\sum_{rs}\sum_{k\in K_{rs}}\sum_{g=1,2} f_{g,k}^{rs}\delta_{a,k}^{rs},\ \forall a\in A \qquad (4)$$
$$q_{rs}^g\geq 0,\quad \forall r\in R, s\in S, g=1,2 \qquad (5)$$
$$f_{g,k}^{rs}\geq 0,\quad \forall k\in K_{rs}, r\in R, s\in S, g=1,2 \qquad (6)$$

ここで，$\mathbf{x},\mathbf{f}_g,\mathbf{q}^g$ は解ベクトル，$\bar{q}_{rs}$ は既知の rs 間 OD 交通量である．θ_g は知覚経路所要時間の分散パラメータであり，VICS 情報を利用するドライバー（g=2）は各経路に対して正確な実所要時間情報を入手できることから，$0<\theta_1<\theta_2\to+\infty$ によって非利用ドライバーとは経路選択行動が区別されることになる．

この問題の解が交通情報の利用率とフローの均衡条件を満足することは，その最適性条件より，経路交通量については

$$f_{g,k}^{rs}=q_{rs}^g\frac{\exp(-\theta_g c_k^{rs}(\mathbf{f}_1,\mathbf{f}_2))}{\sum_{k\in K_{rs}}\exp(-\theta_g c_k^{rs}(\mathbf{f}_1,\mathbf{f}_2))}=q_{rs}^g\cdot P_{rs,k}^g \qquad (7)$$

となる．また，VICS 導入後の rs-OD 間の VICS 情報利用率については，VICS 導入後（以後，添え字(b)で表す）の VICS 情報非利用時の満足度関数値 $S_{rs}^{1(b)}$ と利用時の満足度関数値 $S_{rs}^{2(b)}$ によって

$$\Pr[2\mid rs]=\frac{\exp[\beta S_{rs}^{2(b)}]}{\exp[\alpha+\beta S_{rs}^{1(b)}]+\exp[\beta S_{rs}^{2(b)}]} \qquad (8)$$

ここで，

$$S_{rs}^g=-\frac{1}{\theta_g}\ln\sum_{k\in K_{rs}}\exp(-\theta_g c_k^{rs}) \qquad (9)$$

なる関係が得られることから明らかである．ここで，α と β は未知パラメータであり，$\alpha>0$，$\beta>0$ とするのが論理的である．

3．WTP を利用した VICS 情報利用率モデルの推定法

[MUSE/VICS-Demand]モデルを実道路網に適用するためには，θ_g と α，β をあらかじめ推定しておく必要がある．θ_g のうち，θ_2 については $+\infty$，θ_1 については VICS が未導入の地域において，Logit 型確率均衡配分結果が実測交通量と最も適合するような θ_1 値を設定すれば良い．

一方，α と β については，VICS が既に導入されている地域において，VICS 情報の利用実態と利用時/非利用時の有効経路の所要コストと VICS 情報利用率データが収集できれば，式(8)より推定することが可能である．しかし，これらのデータを収集することは容易でないし，たとえ収集できたとしても，$S_{rs}^{1(b)}$ や $S_{rs}^{2(b)}$ などの満足度関数値の信頼性は低い．まして，VICS が導入されていない地域ではこれらの RP データの収集

は不可能である．

一方，SP データであるドライバーの VICS ユニットに対する事前の支払い意志額は，VICS 導入後の OD 間の満足度水準 $S_{rs}^{2(b)}$ を想定して回答されていると考えるとき，両者には以下の関係がある．いま，ドライバーの rs-OD 間トリップに対するランダム効用を

$$U_{rs} = V_{rs} + \varepsilon_{rs} \tag{10}$$

とし，その確定項 V_{rs} の関数形として，可処分所得 Ω_{rs} の限界効用 v がすべての OD に関して同一である下記のような Gorman 型効用関数を仮定する．

$$V_{rs} = v\Omega_{rs} + S_{rs} \tag{11}$$

S_{rs} は前述した rs-OD 間トリップの満足度関数値である．また，v は既知としている．このとき，VICS 導入前（以後，添え字(a)で表す）の rs-OD 間トリップの間接効用 $V_{rs}^{1(a)}$ は下記のようである．

$$V_{rs}^{1(a)} = v\Omega_{rs}^{(a)} + S_{rs}^{1(a)} \tag{12}$$

一方，VICS 導入後に，VICS ユニットを購入して VICS 情報を利用することによって得られる間接効用 $V_{rs}^{2(b)}$ は，VICS ユニットの購入に要する費用 WTP_{rs} を可処分所得から引いた後の所得 $\Omega_{rs}^{(a)} - WTP_{rs}$ と VICS 情報利用時の満足度関数値 $S_{rs}^{2(b)}$ によって

$$V_{rs}^{2(b)} = v(\Omega_{rs}^{(a)} - WTP_{rs}) + S_{rs}^{2(b)} \tag{13}$$

で表される．この WTP_{rs} は VICS 導入前の効用に戻すために家計が支払う貨幣の最大額であり，下記の方程式を満足する WTP_{rs} で定義される．

$$v\Omega_{rs}^{(a)} + S_{rs}^{1(a)} = v(\Omega_{rs}^{(a)} - WTP_{rs}) + S_{rs}^{2(b)} \tag{14}$$

これより，以下の関係が成立する．

$$S_{rs}^{2(b)} = v \cdot WTP_{rs} + S_{rs}^{1(a)} \tag{15}$$

この WTP_{rs} については CVM によって中央値，または期待値を得ることができる．また，VICS 導入前の満足度関数値 $S_{rs}^{1(a)}$ については，観測，あるいは VICS 導入前の Logit 型確率均衡配分モデルから推計可能である．したがって，[MUSE/VICS-Demand]から得られる推計値 $S_{rs}^{2(b)}$ と，式(15)の右辺で表される CVM アンケートの際に被験者が想定した VICS 導入時の満足度関数値レベルとが一致するような α と β が存在するはずである．このような α と β は以下のような手順で求めることができるであろう．

Step-1：α と β の初期値 $\alpha^{(0)}$，$\beta^{(0)}$ を設定する．$n \to 0$

Step-2：$\alpha^{(n)}$，$\beta^{(n)}$ を用いた[MUSE/VICS-Demand]により，VICS 導入後の $S_{rs}^{1(b)}$ や $S_{rs}^{2(b)}$，$P(2|rs)$ を求める．

Step-3：式(15)を式(8)に代入して整理すると

$$\ln\frac{1-P(2|rs)}{P(2|rs)} = \alpha + \beta\{S_{rs}^{1(b)} - (v \cdot WTP_{rs} + S_{rs}^{1(a)})\} \tag{16}$$

を得る．この $P(2|rs)$ と $S_{rs}^{1(b)}$ は，$\alpha^{(n)}$，$\beta^{(n)}$ の下での[MUSE/VICS-Demand]ルの解である．また，WTP_{rs} と $S_{rs}^{1(a)}$ は既知であるから，単回帰分析によって α，β の推定値 $\tilde{\alpha}$，$\tilde{\beta}$ を推定する．

Step-4：$|\alpha^{(n)} - \tilde{\alpha}| \le \varepsilon_\alpha$，$|\beta^{(n)} - \tilde{\beta}| \le \varepsilon_\beta$ であれば終了する．そうでなければ $\alpha^{(n)} = \tilde{\alpha}$，$\beta^{(n)} = \tilde{\beta}$，$n \to n+1$ として Step-2 にもどる．

4．推定結果

CVM 調査票は熊本市内の 1,190 世帯に郵送や訪問留置で配布され，312 人から回答を得た．ダブルバウンド方式で聞いた提示額に対する支払い意志データを用い，離散選択モデルによって支払い意志額を含む効用関数を推定した結果を表－1 に示す．

表－1　支払意志額の推計モデル

説明変数	推定値	t 値
定数項	36.49	5.65
提示額	3.56	5.93
所要時間	0.20	1.82
対数尤度	-127.7	
サンプル数	200	
支払意志額の平均値（円）	32,091	
支払意志額の中央値（円）	31,301	

このモデルより，OD 間の UE による所要時間を用いて rs-OD ごとの WTP_{rs} を設定しながら，上記の方法で情報利用率モデルの未知パラメータ α，β を推定した．推定結果については講演時に示す．

5．おわりに

本モデルは，day-to-day に情報提供を受けたときの均衡時のネットワークフローとそれに整合した便益を同時に求めることができることから，VICS の費用便益分析ツールとして有用である．