

# 広島MMにおけるコミュニケーション循環の効果\*

## Impacts of Recurring Communications at Hiroshima Mobility Management\*

岡英紀\*\*・藤原章正\*\*\*・力石真\*\*\*\*・桑野将司\*\*\*\*\*・張峻屹\*\*\*

By Hideki OKA\*\*・Akimasa FUJIWARA\*\*\*・Makoto CHIKARAISHI\*\*\*\*・Masashi KUWANO\*\*\*\*\*・Junyi ZHANG\*\*\*

### 1. はじめに

近年、深刻化する交通諸問題への対処法として、個人の自発的な態度や行動の変容を促すモビリティマネジメント（MM）の適用が全国の都市でみられるようになった<sup>1)</sup>。MMは現在、全国各地で実施され高い効果が報告されているものの、その歴史は決して古くはなく、今後よりよいMMの方法を模索していく必要がある。

そのためには、これまでに様々な地域で繰り返し実施されてきたMMの効果を適切に把握し、その結果を今後の取り組みにフィードバックしていくことが重要である。これまで、継続的なMMの実施がもたらす効果が定量的に論じられたことは少なく、そもそも同一地域に対して継続的にMMが行われた事例自体多くはない。

本研究では、同一個人に対する継続的なコミュニケーションを「コミュニケーション循環」と呼び、その効果を定量的に計測することを目的とする。広島都市圏において2005年度より3年間に渡って実施された広島MMの事前・事後アンケートデータを分析対象とし、よりよいMMの展開に向けた検討を行う。

### 2. 広島MMの3年間に渡る取り組みの概要

#### (1) MM実施エリア

広島MMの実施対象地域は、都心部への流入者が居住する宅地開発地域である。新交通システムや直通バスなどが提供され、加えて交通結節点ではP&R駐車場などが整備されている。しかしながら、通勤通学時の自動車分担率が高く、公共交通転換の潜在的可能性は高い。

2005年度は実施対象地域から4地区が対象となってMMが実施されたが、2006年度はこれに5地区が加えられ、2007年度はさらに大幅な対象地区の拡大が行われて計20地区が対象となって取り組みが行われた。

\*キーワード：モビリティマネジメント、交通行動分析

\*\*正員，工修，（財）計量計画研究所

（〒162-0845 東京都新宿区市谷本村町，

Tel：03-3268-9786，Fax：03-5229-8102）

\*\*\*正員，工博，広島大学大学院国際協力研究科

\*\*\*\*学員，工修，広島大学大学院国際協力研究科

\*\*\*\*\*正員，工修，広島大学大学院工学研究科

#### (2) コミュニケーションプロセス

各年度において実施されたTFPの種別とそのコミュニケーションプロセスを図-1に示す。2005年度は標準TFPが採用され、手厚いコミュニケーションが行われた。2006年度もまた標準TFPが採用されたが、より高い参加率を得るために共通グッズを事前アンケートと一緒に配布するという工夫が凝らされている。2007年度においては、ワンショットTFPの導入によってコストが削減され、持続的な取り組みが試みられている。

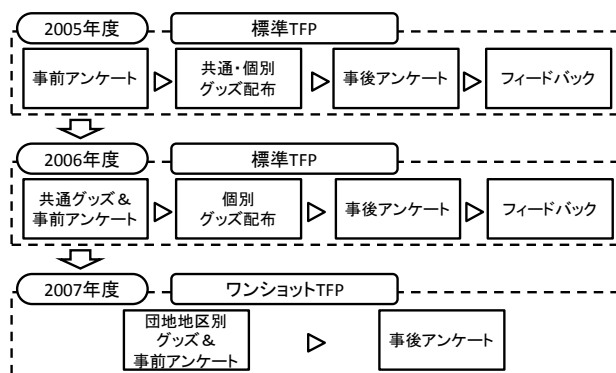


図-1 コミュニケーションプロセスの推移

参考：広島都市圏モビリティ・マネジメント検討会資料

#### (3) 被験者数

各TFP段階における被験者数の推移を図-2に示す。2005年度は約3,700世帯を対象に標準TFP形式にて郵送を基本としたコミュニケーションで、2006年度は約6,400世帯を対象に標準TFP形式にて訪問を基本としたコミュニケーションでMMが実施された。そして、2007年度は約13,000世帯を対象にワンショットTFP形式にて郵送を基本としたコミュニケーションで広く実施された。

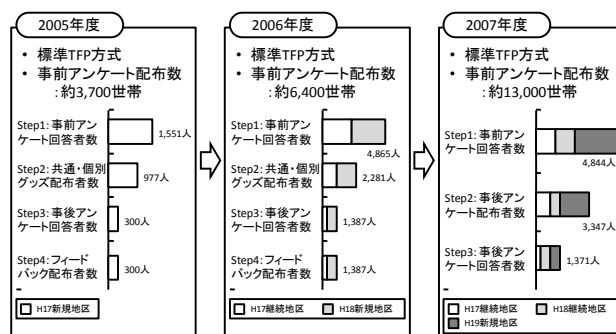


図-2 被験者数の推移

参考：広島都市圏モビリティ・マネジメント検討会資料

#### (4) 参加者特性

3年間に渡る広島MMの取り組みにおいて、事前アンケート回答者は計11,260人、事後アンケート回答者は計3,086人であった。事前と事後のアンケート回答者の属性をそれぞれ集計し、広島MM参加者の特性把握を試みる。

図-3に事前アンケート回答者の個人属性を集計して示す。年齢分布に偏りが見られ、50代以上の中高年者の占める割合が非常に高い。理由としては、中高年者に自身の健康や環境問題への関心が高く、プロジェクトへの賛同傾向が高い被験者が多く含まれていることなどが考えられる。事後アンケート回答者の個人属性を集計した図-4においても同様の傾向がみられる。

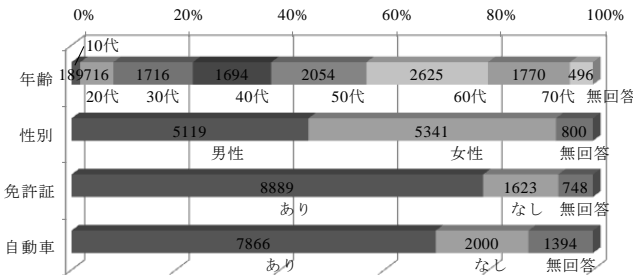


図-3 事前アンケート回答者の特性

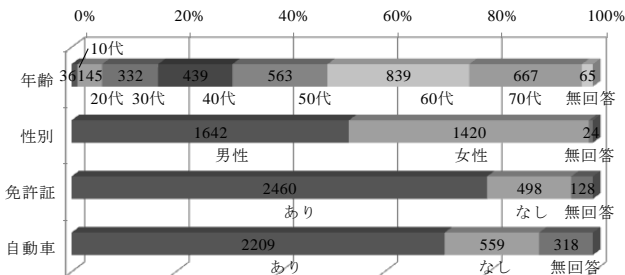


図-4 事後アンケート回答者の特性

### 3. 基礎集計による広島MMの効果分析

本節では、参加率や行動変容率といったMM効果指標を年度別に集計することによって、基礎集計による広島MMの効果分析を行う。特に、年度が進むにつれてMMの効果がどのように推移しているのかを明らかにする。

#### (1) MM参加率

まず、表-1に年度別事前・事後アンケート回答者数を示す。ここで、本来MM参加率は母集団全体に占める事後アンケート回答者の割合で定義すべきだが、本研究では分析の都合上事前アンケート回答者数に占める事後アンケート回答者数の割合でMM参加率を定義する。

2006年度には共通グッズの事前配布や調査対象地域の拡大などによって、2005年度と比較して大幅な参加率の向上に成功している。2007年度においては、TFP種別をワンショットTFPに切り替えて安価なコミュニケーションを実現しつつも、参加率はあまり減少していない。

表-1 年度別アンケート回答者数

	事前	事後	MM参加率
2005年度	1551	300	19.3%
2006年度	4865	1416	29.1%
2007年度	4844	1370	28.3%
通年	11260	3086	27.4%

#### (2) 行動変容率

図-5に各年度MM実施前後における1か月当たり平均自動車利用回数を示す。自動車の利用回数はいずれの年度も減少に転じており、2005年度が14.2%、2006年度が11.4%、2007年度が11.6%の減少という結果を得た。各年度における広島MMの成功が示唆される。

図-6に、継続参加者を対象に1か月当たり平均自動車利用回数の経年変化を集計した。2005年～2007年継続利用者数は全目的で38人、2006年～2007年継続利用者数は全目的で193人である。グラフからは、若干のばらつきはあるものの、総じて自動車利用回数は減少し、公共交通利用回数は増加している様子を読み取れる。しかし、特に3年間にわたって参加した被験者については、2006年以降自動車利用回数・公共交通利用回数ともに大きな変化が見られておらず、継続的なアプローチを行ったとしても、2回目以降のアプローチは1回目と同等の効果をj得ることはできない可能性が示唆される。

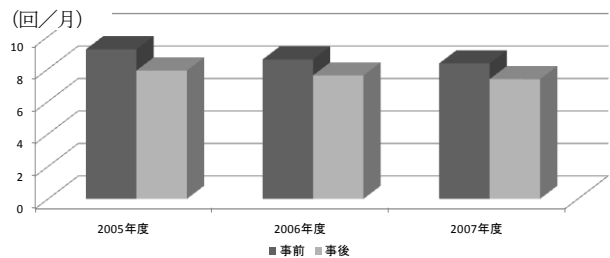


図-5 MM前後における平均自動車利用回数の変化

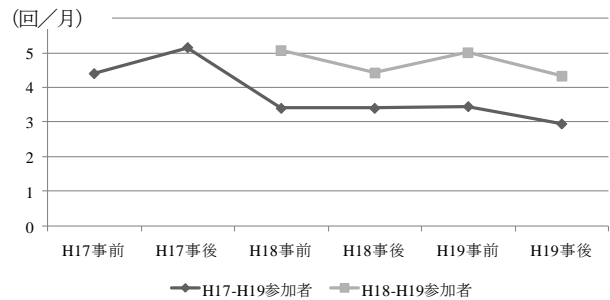


図-6 1か月当たり平均自動車利用回数の経年変化

### 4. 継続参加者を対象にした広島MMのパネル分析

前節では、同一個人に対するコミュニケーション循環が必ずしも効果的には作用していない可能性が指摘された。そこで本節では、パネル分析の枠組みの中で広島MM継続参加者を対象に、MMへの参加行動や行動変容にコミュニケーション循環の効果も含めた各種要因が及

ぼす影響の程度を定量的に分析する。

具体的には、階層ベイズアプローチに基づいた二項ロジットモデルを構築して分析に用いることで、データの欠測や系列相関などを考慮した厳密な解析を行う。以下、第1節でモデルの構築を行い、構築したモデルを第2節で参加行動分析に、第3節で行動変容分析に適用して分析を行う。

### (1) 欠測値を考慮した階層ベイズモデルの構築

$k$ 個の説明変数 $x_k$ を設定した階層ベイズモデルは次のように表わされる。 $p(x)$ はMM効果指標たる参加確率および行動変容確率であり、ロジットモデルの形で表わされる。 $\beta_0$ は定数項、 $x_1$ はMM参加回数、 $x_n$ は個人属性である。ここでMM参加回数とは、参加行動分析においては事前アンケート回答回数、行動変容分析においては事後アンケート回答回数であり、これはコミュニケーション循環の効果を意味する。 $\gamma_{i0}$ はサンプル全体で定義される切片 $\beta_0$ における個人 $i$ の差であり、ランダム切片と呼ばれる。また、 $\gamma_{i1}$ は回帰係数 $\beta_1$ における個人 $i$ の差であり、ランダム係数と呼ばれる。なお、本研究では $\gamma_{i0}$ と $\gamma_{i1}$ は独立であると仮定して分析を行うため、式(3)においては $\sigma_{\beta_{01}}^2 = \sigma_{\beta_{10}}^2 = 0$ である。

モデルの推定に当たっては、欠測値の考慮を行うためにマルコフ連鎖モンテカルロ (MCMC) 法を援用し、データ補完アルゴリズムによる分析を行う。ベイズ推定では欠測値をパラメータの一部と考えることから、欠測を考慮した分析に際して新たなテクニックは必要ない。この方法は特にランダム変数の概念と欠測値の補完を同時に扱う場合に優れた手法であるともいわれている<sup>2)</sup>。

欠測値を考慮した階層ベイズモデルは次式で表わされる。ここで、説明変数 $x_2$ が欠測値を含む離散変数であるとき、モデルは基本式(1)に加えて式(4)、式(5)を含み、説明変数 $x_1$ が欠測値を含む連続変数であるとき、モデルは基本式に加えて式(6)、式(7)を含む。

$$\text{Logit}(p(x)) = (\beta_0 + \gamma_{i0}) + (\beta_1 + \gamma_{i1})x_1 + \sum_{n=2}^k \beta_n x_n \quad (1)$$

$$(\gamma_{i0}, \gamma_{i1}) \sim \text{Normal}(0, \Sigma) \quad (2)$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{\beta_0}^2 & \sigma_{\beta_{01}}^2 \\ \sigma_{\beta_{10}}^2 & \sigma_{\beta_1}^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

If  $x_1$  is discrete variable including missing value,

$$x_1 \sim \text{Bernoulli}(p_x) \quad (4)$$

$$\text{Logit}(p_x) = \mu_0 + \sum_{n=2}^k \mu_n x_n \quad (5)$$

If  $x_1$  is continuous variable including missing value,

$$x_1 \sim \text{Normal}(\mu_x, \sigma_x) \quad (6)$$

$$\mu_x = \mu_0 + \sum_{n=2}^k \mu_n x_n \quad (7)$$

MCMC法の実行において、すべての事前分布・超事前分布に無情報事前分布を仮定する場合、そこから推定される $\beta_k$ は最良線形不偏推定量 (BLUE) ,  $\gamma_{ik}$ は最良線形

不偏予測量 (BLUP) と呼ばれる。本研究では、MM参加回数に係るBLUEとBLUPを足し合わせてその正負を検証することによって、MM参加回数がMM効果に及ぼす影響を個人ごとに評価する。MM参加回数に係るパラメータは、本研究で行う分析において政策的に非常に重要な値であり、ランダム変数として扱うことでより正確な効果計測を試みる。

### (2) 参加行動の分析

MMに参加する/参加しないの2値変数を目的変数、MM参加回数と個人属性を説明変数として参加行動モデルの推定を行う。モデルは、MCMC法を用いて欠測値の補完を行った上でパラメータの事後分布を推定した。単一のマルコフ連鎖から5回間隔で30万回の標本抽出を行い、連鎖の収束に配慮して、最初の5万回をバーンイン期間として破棄したMCMC標本から母数の事後統計量を推定した。マルコフ連鎖の収束判定にはGeweke指標を用いるものとし、指標の絶対値が1.96よりも小さければ連鎖が収束していることが示唆されたと解釈する。

母数効果のパラメータは、パラメータの値が正であれば、その変数が大きいほど個人がMMに参加しやすい傾向にあることを示し、変数効果のパラメータは、値が大きいほどMMに参加するか否かには個人差が大きいことを示す。各パラメータは、95%信頼区間に0の値を含んでいなければ0との有意差があると判断できる。あるいは、パラメータの平均値を標準偏差で除した値がt値と等価になることからその有意性を判断することもできる。

参加行動モデルのパラメータ推定結果を表-2に示す。Gewekeの指標はいずれの変数においても1.96以下の値をとっているため、母数は収束したものと判断する。また、 $LL(0)$ が-1268.5、 $LL(\beta)$ が-1072.0という結果から、適合度指標として尤度比は0.155、 $\chi^2$ 値は393.0で有意という結果を得た。参加行動モデルが一定の説明力を有しているということが示唆される。

MM参加回数のパラメータは負で有意となった。すなわち、同一個人に対する継続的なアプローチによって、個人はMMへ参加しにくくなる可能性があるということが統計的に示された。これは、度重なるアプローチによってMMコミュニケーションによる感度が逡減していき、少しずつMMに対する意識が低くなっていくということが原因の1つとして考えられる。継続的なMMの実施には十分な注意を払う必要があるということを示唆する結果である。

ただし表-2から、MM参加回数にかかるランダム変数は分散をもっていることがわかる。そのため、個人ごとにMM参加回数にかかるBLUPを算出し、それにMM参加回数にかかるBLUEを加えた値が正の値か負の値かを検証した。これが負の値であればMM参加回数が増え

るほどMMに参加しにくくなることを、正の値であればMM参加回数が増えるほどMMに参加しやすくなることを示す。BLUEとBLUPの和を算出した結果、37.7%の個人が正の値をとり、62.3%の個人が負の値をとるという結果を得た。つまり、約60%の個人がMM参加回数が増えるほどMMに参加しにくくなる傾向にあるが、約40%の個人についてはその限りではなく、継続的なアプローチが効果的に作用しているということを示している。継続的なMMの実施に際しては、このような効果的に作用するグループとそうではないグループを適切に見極めることが重要であることが示唆される。

### (3) 行動変容の分析

自動車利用頻度を減らす／減らさないの2値変数を目的変数、MM参加回数と個人属性を説明変数として行動変容モデルの推定を行う。パラメータの推定条件や解釈に関しては参加行動モデルと同様である。

行動変容モデルのパラメータ推定結果を表-2に示す。LL(0)が-508.1、LL(β)が-379.1という結果を得ており、尤度比は0.254、 $\chi^2$ 値は258.0で有意であった。行動変容モデルもまた参加行動モデルと同様一定の説明力を有しているということが示唆される。

MM参加回数のパラメータには、参加行動モデルと同様に負のパラメータを得ており、継続的なアプローチによって行動変容が起こりにくくなる可能性が示唆された。MM参加回数にかかるBLUEとBLUPを足し合わせてその値の正負を検証したところ、96.0%の個人が負の値をとり、4.0%の個人が正の値をとるという結果となった。ほとんどの個人が継続的なアプローチによって行動変容を行いにくくなるという可能性が示された。

## 5. おわりに

本研究では、よりよいMM実施方法としてのコミュニケーション循環の効果を検討することを目的とし、広島MMをケーススタディとして階層ベイズアプローチを採

用してその定量的な分析を試みた。

前述の基礎集計の結果からは、地域全体としては3時点すべてにおいて10%以上の自動車利用回数の削減に成功しており、広島MMの成功可能性が示唆された。広島MMでは、プロジェクトからの被験者の脱落を勘案し、毎年度調査対象地域の拡大が試みられている。つまり、広島MMでは非常に多くの個人がMMに参加しているためにこのような結果につながったものと思われる。

第4節のパネル分析の結果からは、同一個人に対して継続的にアプローチを行った場合、約60%の個人がMMに参加しにくくなり、参加したとしてもほとんどの個人が行動変容を行いにくくなる可能性があるということが明らかとなった。すなわち、広島MMでは継続的なアプローチが大きな効果を及ぼしたとはいえない。

以上より、同一個人に対してコミュニケーション循環を行う際には慎重な取り組みが必要であるといえる。コミュニケーション方法に変化をつけて効果の通減を防いだり被験者の参加履歴を時間的に管理したりといった対策が考えられるが、具体的な検討は今後の課題である。

一方で、本研究で行った検討が、限られた地域、限られたサンプルを対象とした分析であるという点には注意を要する。今後の追加的な分析によって、分析結果に一般性をもたせていく必要がある。

### 参考文献

- 1) 土木学会編：モビリティ・マネジメントの手引き、土木学会、2005。
- 2) Gill, J.: Bayesian Methods: A Social and Behavioral Sciences Approach, Chapman and Hall., 2007.

### 謝辞

分析に使用した3年分の広島MMアンケートデータは、国土交通省中国地方整備局広島国道事務所よりご提供いただいたものである。ここに記して謝意を表します。

表-2 モデルの推定結果

	参加行動モデル				行動変容モデル			
	Average	SD	95%CI	Geweke	Average	SD	95% CI	Geweke
母数効果								
定数項	0.861	0.210	[0.454, 1.276]	-1.573	-0.726	0.370	[-1.465, -0.012]	-0.694
MM参加回数	-0.185	0.093	[-0.368, -0.002]	0.951	-0.306	0.194	[-0.717, 0.047]	0.743
公共交通非利用者ダミー	-0.409	0.135	[-0.679, -0.148]	0.004	0.332	0.222	[-0.091, 0.782]	0.121
若年者ダミー	-0.216	0.281	[-0.769, 0.335]	0.081	0.140	0.507	[-0.880, 1.114]	2.561
高齢者ダミー	0.349	0.121	[0.113, 0.588]	0.154	-0.024	0.208	[-0.431, 0.386]	-0.024
女性ダミー	-0.179	0.127	[-0.429, 0.070]	1.546	-0.424	0.221	[-0.868, 0.001]	0.588
変量効果								
定数項	0.277	0.363	[1.94E-6, 1.121]	-0.521	0.444	0.522	[2.13E-6, 1.694]	0.576
MM参加回数	0.259	0.182	[1.04E-5, 0.592]	0.339	0.178	0.227	[1.87E-6, 0.748]	-0.803
サンプル数	1830				733			
LL(0) / LL(β)	-1268.5 / -1072.0				-508.1 / -379.1			