

新興国における交通渋滞とドライバー行動変容 (第1報)

坪井務^{†1} 大島創^{†1} 水上美香^{†1}
(一社) 移動行動イノベーションフォーラム^{†1}

1. はじめに

交通渋滞は全世界的な課題であるが、特に新興国においては大きな課題の一つとなっており、地球温暖化の問題が叫ばれる中喫緊に解決しなければならない状況にある。しかしながら、新興国特にインドにおいて、急速な経済の発展に伴って、物資や人の移動も多くなる。一方で、交通アクセス改善等はそのための費用もかかることから追いついていかない難しい課題がある。本報告では、インドのカルナタカ州ベンガルール市にて、2023年10月から2ヶ月間にわたって、ベンチャー企業の協力のもとスマートホンを活用した車両情報を活用しドライバーの行動データを収集する青売りケーションを活用し、実際の交通渋滞の中でどのような交通情報がドライバーに対して、行動変容の効果があるかを検討した結果を報告する、

ドライバーの行動解析に関しては、これまでも様々な研究が行われてきたテーマである。神邊らの操舵反力特性の違いによるドライバーの感じ方の解析によりドライバーに与える心理の研究[1]や、水谷らの車両の特性の変動を考慮したドライバーモデルの構築による特性研究[2]などのドライブシミュレータを活用した運転挙動解析や、天野らの実車データから得られるプローブデータから、運転行動の予測の研究[3]による運転行動の予測など、これらはすべてドライバーの運転動作の予測をする研究であった。今回の研究では、新興国インドの実環境において、交通渋滞時の交差点において表示される交通情報の内容に基づき、ドライバーの個性(属性)による行動変容を観測するという点で、運転行動のモデル化を試みるというドライバー目線にたった新しいアプローチによる行動変容の解析を行った点でこれまでにない取り組みを行った。

2. 交通渋滞とドライバーの行動

2.1 試験概要

今回実施した試験は、インドにおいても特に交通渋滞の激しいベンガルール市[4]を対象に、現地タクシー会社の協力を得て2023年10月から11月の2か月間の月曜から金曜

までの午前、午後に渋滞時間帯に、主要交差点11ヶ所におけるデータを収集した。これらの対象道路と交差点を表1にまとめる。また、主要交差点の位置に交差点ID番号を付記して図1に示す。なかでも市中心部のMahatma Gandhi Road(MG道路)が最も交通渋滞が激しく、日本のODAとして交差点28ヶ所に日本式交通信号機と、交通情報表示版3基が設置され、2024年12月より運用開始予定とされている[5]対象地域でもある。

表1 試験条件

Table 1 Condition of Field Test.

項目	内容
被験者総数 (延べ人数)	4,050人 タクシー会社ドライバー(90%), 残り一般ドライバーのボランティアによる
場所: 主要道路の11ヶ所 交差点(ID番号)	Mahatma Gandhi Road (3, 5, 7, 9, 11) Swamy Vivekananda Road (1, 15) Varthur Road (13, 19, 21) Kundalahalli Main Road (17)
有効トリップ数	652トリップ
観測時間帯	曜日: 月曜から金曜まで 午前: 7時から11時まで 午後: 17時から21時まで



図1 主要交差点位置

Figure 1 Major Junction location

試験にて利用した交通情報収集ツールは、インドのベンチャー企業開発のスマートホンを活用したアプリケーションを用いた。このアプリケーションの特徴は、ドライバーの運転挙動(急ブレーク、急ハンドル、急発進、不注意運転)の他、車両位置情報、車速などの運転情報の収集が可能となっており、主にドライバーの安全運転スコアの表示による安全運転向上を図ることに役立てている。この一例としてスマートホンの画像を図2に示す。

Traffic Congestion and Driver Behavior Change in Emerging Countries
^{†1} TSUTOMU TSUBOI, Mobility and Behavior Innovation Forum
HAJIME OSHIMA
MIKA MIZUKAMI



図2 交通情報スマートホンアプリケーション例
Figure 2 Example of Smartphone Application

試験への応用として、このスマートホンアプリケーションに、主要交差点に近づいた時点で、迂回路を選択した場合に目的地までの到達時間に有意差が生じた場合にのみ、迂回路への選択を示唆する情報をドライバーに提供する工夫を付加した。スマホに現れる交通表示内容を図3に示す。図にしめすように、注意喚起 (ID=11)、状況通知 (ID=12)、迂回路への誘導示唆 (ID=13) と総合表示 (ID=14) を用いた、なお、表示内容は、トリップ毎にランダム表示されるように設定しており、表示内容による行動変容への交通表示内容による偏りを極力排除する環境を構築した。

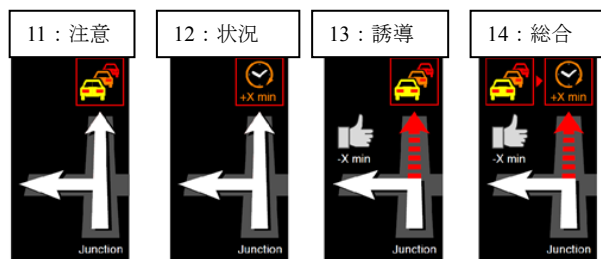


図3 交通情報表示内容
Figure 3 Traffic Information Contents

試験手法としては、ドライバーが渋滞のある主要交差点にさしかかる手前で (交差点 400m 手前と 100m 手前の2ヶ所)、表示される交通情報を確認することにより、迂回路の選択の可否を行動変容の傾向として把握することにある。この試験概要をまとめると、図4のようなフローにまとめることができる。実環境の対象交差点での位置 (P) と個人属性の熟練度 (E) とリスクテイキング傾向 (R)、対象交差点にて提供 (F) される交通情報内容 (C) を環境条件とし、運転行動として、車両の制御としてアクセル情報 (A) とジ

ャイロ情報 (G) のプローブ情報を用い、最終的にドライバーが迂回路への行動変容が行われたか否かの結果 (B) のデータを収集した。収集データから、これらのパラメータの関係性を求め、行動変容モデルを構築することを目指した。このモデル化により将来ドライバーの属性により、行動変容が促される交通情報の提供を工夫することで、一定の割合の車両の分散がはかれれば、交通渋滞の緩和につながる仕組みを見出すことが可能となる。実際、国内において交通分散の研究が行われており、太田らが熊本において交通量の1割を削減することで渋滞が半減するという研究成果の報告がある[6]。

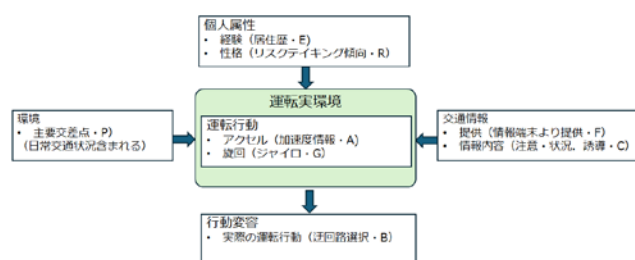


図4 試験概要フロー
Figure 4 Field Test Flow

2.2 試験結果

2.2.1 パラメータとモデル化

今回の試験にて収集される情報 (パラメータ) を表2にまとめる。

表2 パラメータの種類

Table 2 Parameters set

シンボル	内容
C	交通情報表示内容
F	交通情報表示あり・なし
R	リスク対キング傾向
G	ジャイロ情報
E	熟練度 (居住歴)
A	アクセル情報
P	交差点ID
B	行動変容あり・なし

収集されたパラメータから、行動変容あり・なし (B) の結果を導くための関係をベイジアンネットワークにより解析し、その結果を図5にしめす。各パラメータの組み合わせ試行から得られた最適化結果をしめした。この関係性は図4にしめした試験フローによく適合するといえる。すなわち、対象交差点 (P) にて、交通渋滞が発生し、迂回路の選択による時間短縮が図れそうな場合に、交通情報が表示され (F) かつその表示される内容 (11: 注意, 12: 状況, 13: 誘導,

14：総合，10：表示無し）（C）がトリップ毎にランダムに発生する仕組みになっている．そして，熟練度（E）（ここでは居住歴）が高いドライバーはアクセル操作（A）が安定していることや，リスクテイキング傾向（R）が高いドライバーはハンドル操作をよく行うことから車両向き（G）が変化することも図 5 のベイジアンネットワークが実態をよく表していることがいえる．リスクテイキング傾向に関しては，滝沢らの既研究[7]にて報告済み．

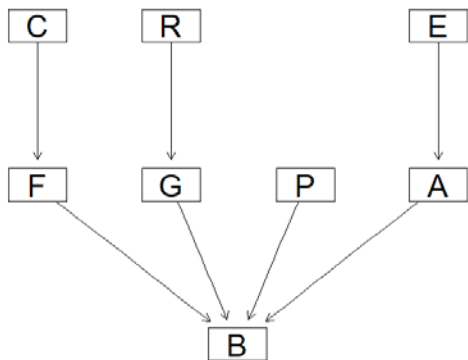


図 5 ベイジアンネットワーク
Figure 5 Bayesian Network

このベイジアンネットワークを基に，行動変容に至るまでのモデル式は，以下の式(1)のように表すことができる．

$$B \sim G^* + A^* + F + P \quad (\text{logit}) \quad (1)$$
$$G^* = \text{lm}(G \sim R), \quad A^* = \text{lm}(A \sim E)$$

(但し、GとAはそれぞれRとEの一般回帰推定値を意味する)

2.2.2 モデル解析（その 1）

今回観測した有効 652 トリップから得られる式(1)の結果を表 3 に示した．解析にはMCMC 法（モンテカルロマルコフチェーン）を用い，繰り返しいし計算 2000 回，ウォームアップを 1000 回のセットを 4 回実施する手法を用いた．

表 3 MCMC 解析結果

Table 3 Result of MCMC analysis

Regression Coefficients:							
	Estimate	Est.Error	1-95% CI	u-95% CI	Rhat	Bulk	ESS Tail_ESS
Intercept	10.30	7.54	-4.42	25.11	1.00	1760	1901
A_pred	-1.41	13.08	-26.95	23.69	1.00	1959	2132
G_pred	-4.55	2.37	-9.28	0.10	1.00	1830	995

表 5 からは，アクセル（A），ジャイロ（G）ともに負の係数となり，特に（G）の値が大きいことから，移動が少ないドライバーが行動変容する傾向が低い結果となった．この意味することは，過渋滞下においては車線変更等も困難な状況に置かれていることも原因の一因と考えられる．

また，個人属性の観点から，交通情報内容と行動変容のし易さを図 6 に示した．図 6 からは交通情報表示がない（C = 10）場合に行動変容が起き．リスクテイキング傾向が低くかつ熟練度（居住歴）が低いドライバーが総合情報表示にて行動変容がし易い結果となり，ベテランドライバーは交通情報表示が無くても自ら行動変容を起こす一方，地域になじみが少なくリスクテイキング傾向が少ないドライバーは，交通情報提示を頼りに行動変容を起こす傾向にあることが想定できる．

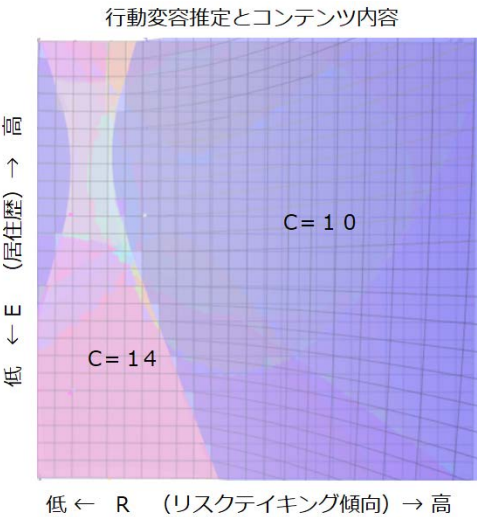


図 6 個人属性と行動変容
Figure 6 Personal characteristics and Behavior

図 7 に各交差点で観測された情報内容の表示回数を示した．特に交差点 ID=3，5 にて 9 割以上情報内容が提示されていないことが分かり過渋滞となっている様子が見られる．そこで，交通情報提示がされていない交差点は解析としては特殊ケースになっている可能性があるため，そうでないケースと区別するべきと判断した．比較的安定して交通情報が提示できている交差点を Case2 としてまとめ，全交差点を対象とした場合の Case1 と分けて検討することにした．

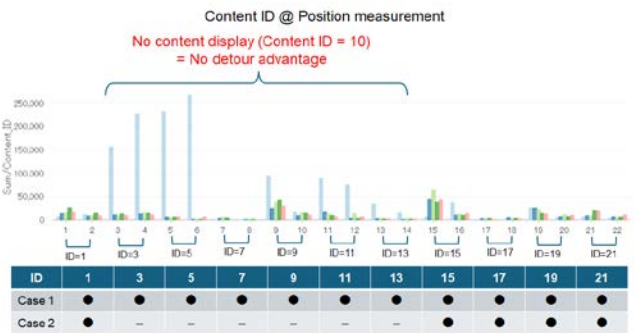


図 7 交差点における情報表示回数
Figure 7 Number of Contents display at Junctions

2.2.3 モデル解析（その2）

Case2 とした交差点は、図 7 に示すように、交差点 ID=1, 15, 17, 19, 21 の 5 交差点を対象としている。解析手法は Case1 と同様に、MCMC 法を用いた繰り返し計算 2000 回、ウォームアップを 1000 回のセットを 4 回実施する方法を継承し、その結果を表 4 に示す。

表 4 MCMC 解析結果(Case2)
Table 4 Result of MCMC analysis (Case2)

Regression Coefficients:							
	Estimate	Est.Error	1-95% CI	u-95% CI	Rhat	Bulk_ESS	Tail_ESS
Intercept	-15.03	10.34	-35.40	4.65	1.01	2242	2136
A_pred	-4.28	32.69	-66.81	59.54	1.01	1657	1864
G_pred	5.36	2.34	0.70	9.66	1.02	270	2180

表 4 からは、車両移動 (G) が多く、速度安定 (A) させる意ドライバーに行動変容を起こす傾向が見られることから、Case1 の結果と異なり想定される行動としては理解できる結果となっていることが分かる。

また、個人属性と行動変容の関係を図 8 に示す。

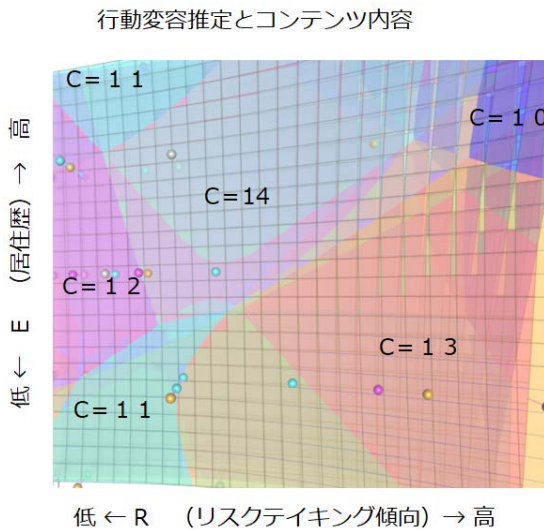


図 8 個人属性と行動変容(Case2)

Figure 8 Personal characteristics and Behavior (Case2)

図 8 の解析結果から、リスクテイキング傾向 (R) が高く、居住歴 (E) が低いドライバーは、誘導情報表示 (13) で、また中間層 (R, E 値が中間の層) では総合交通情報 (14) の表示で行動変容を起こし易い傾向が得られた。一方で、リスクテイキング傾向 (R) と居住歴 (E) とも高いドライバーは、Case1 と同様交通表示がなくても自ら判断して行動変容し易いという傾向もみられることから、本モデルの適合の合理性として理解できる。以上個人属性、交通常時内容と行動変容の関係をみてきたが、次に環境について検証する。

2.2.4 環境要素と運転行動

ここまでで、図 4 に示す試験概要フローの交通情報の提示による運転行動の関係を見てきた。Case1 と Case2 に分けて解析から、環境要素により、その運転行動は明らかに影響を受けることから、交差点ごとにおける行動変容の状況に着目する。

最初に観測データから各公差点における 1 秒ごとに計測した車両速度の頻度の状況を図 9 に示す。

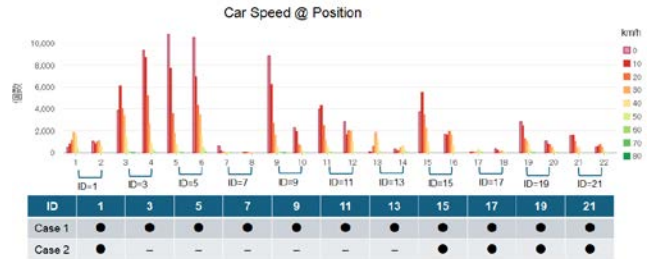


図 9 各交叉点における車速頻度

Figure 9 Vehicle speed count at each Junction

図 9 から明らかなように、交差点 ID=3, 5, 9, 11, 15 にて明らかに時速 10 km 以下の状態が多発しており、渋滞の激しさを証明している（過渋滞）。これは、図 7 に示した通り、当該交差点では迂回路選択の優位性が少ないため、交通情報が提供されていないこと多いことから明らかとなっている。また、図 10 に各交差点での迂回路を選択した行動変容の様子を示す。行動変容ありが True、なしが False としており、交差点 ID=3, 5, 9, 11 にて行動変容傾向が見られた。



図 10 各交叉点における行動変容傾向

Figure 10 Moving Behavior at each Junction

図 10 にしめた観測結果に対して、今回構築したモデルによるシミュレーション結果を図 11 にしめす。実際の観測データからみた行動変容が多い交差点 ID=3, 5, 9, 11, 15 において、シミュレーションにおいてもその様子が見られる結果が得られた。但し、交差点 ID=5 においては、他の交差点と比較して、行動変容が極めて高い状態を示している。しかしながら、図 7 の交通情報提示の状態との比較をする限りでは、交差点 ID=5 では交通情報が提供されていない事実と比較して、実際のドライバーの行動は、渋滞が激しい

か渋滞の状態が続いているために、何とか渋滞を避けようとする行動に出ており、独自の判断で迂回路選択を余儀なくされている結果であることが想定でき、そのシミュレーション結果である図 6 においてもその様子が読み取れる。これが意味することは、今回のモデル化はある程度行動変容モデルとして機能しているものの、交通情報提供によって、ドライバーが行動変容を起こしていることには結論付けが難しいことを意味している。

では、交通渋滞過密化の交差点を外した Case2 における各交差点での行動変容シミュレーション結果を図 12 に示す。

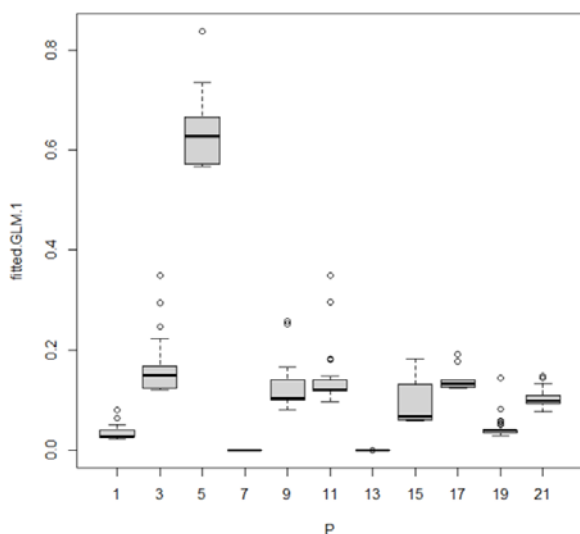


図 11 交差点ごとの行動変容シミュレーション結果
Figure 11 Moving Behavior Simulation at each Junction

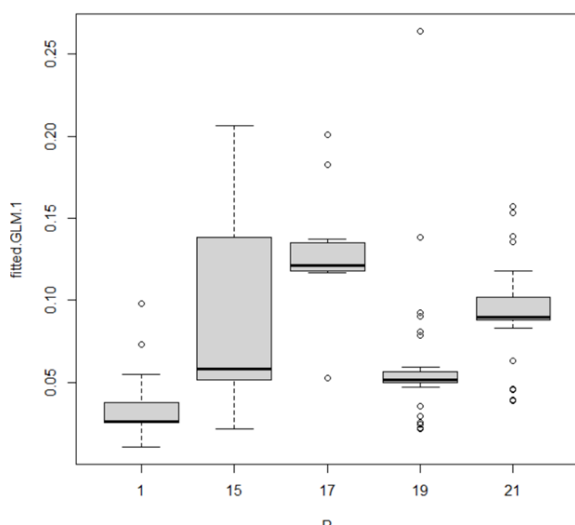


図 12 Case2 の交差点ごとの行動変容シミュレーション
Figure 12 Moving Behavior Simulation at each Junction Case2

図 12 からは、交差点 ID=15, 17, 21 において行動変容が起きているシミュレーション結果となっているものの、変容の確率（グラフ縦軸）としての優位性は高くない。これは Case1 と違って、環境要素における大きな差異は見られないことを意味する。すなわち、行動変容は提供される交通情報内容により、よりその傾向が現れるため、交通情報内容と個人属性の解析に関しては、より Case2 がふさわしいと判断できる。

2.2.5 試験結果まとめ

今回インドのベンガルール市にて実環境のもと、交通渋滞が頻繁に発生する時間帯の午前 7 時から 11 時に、午後 17 時から 21 時までを、着目する 11 交差点において、ドライバーに交通情報を提供することで、迂回路を選択する行動変容がどのように起こるかを 2 ヶ月にわたる観測データをもとに、モデル化を行った。その結果として、個人属性と運転行動に関する関係性を把握できた一方で、環境要素である交差点の状況により、かなり行動変容の傾向は影響を受けることが判明した。すなわち場所依存による交通渋滞の度合や、その交差点前後における迂回路の存在などが影響しているといえる。

全交差点での解析 Case1 と選択した交差点での解析 Case2 において、ベイジアンネットワークによる解析結果を観測データと解析結果との比較を、正解率、適合率、再現率の 3 要素に分けた結果を表 5 に示した。評価手法としてクロスバリデーションを用いた。

表 5 Case 1 と Casde2 のベイジアンネットワーク解析結果
Table 5 Result of Bayesian Network for Case 1 and Case 2

%	Case 1	Case 2
正解率	89.1	92.9
適合率	94.4	94.4
再現率	98.8	100

この結果からは、行動変容のモデル化への試みとして、観測データとの正解率（モデルと観測データとの比較）および適合率では 9 割近くの高い数値を得ることができた。さらに、Case1 の再現率も 98.8 とかなり高い数値をしめしている。一方 Case2 では 100% となっており再現率が十分に行われているといえる。これは、今回観測した 652 トリップの観測データのばらつきがあるものの、MCMC 法とクロスバリデーションの評価により、十分今回のモデル化の意味があるという結論といえる。今後のさらなるデータの積み上げは必要ではあるが、今回取得したモデル化を活用することで、個人属性と運転行動から、交通情報提供との関係性の傾向をとらえたといえる。

3. 考察

3.1 ベイズ統計事後確率

3.1.1 環境パラメータ (Case2)

スパース性のあるデータ解析に用いられるMCMC法より、今回の提供される交通情報の種類により行動変容が起きるであろう事前確率に対して、MCMC法により事後確率を求める。

最初に環境パラメータ (対象交差点) による事後確率における式 (1) の状態を可視化する。図 13 に、環境パラメータをもとにしたアクセル情報 (A_pred) と、ジャイロ情報 (G_pred) と環境パラメータ (P) の分散情報を示した。図 13 よりアクセル情報 (A_pred) とジャイロ情報 (G_pred) においては正規分布になっていることが分かる。一方で環境パラメータ (P) ではデータの偏りがあることが判明した。これによる本モデルの再現性に課題があることがデータの性質からも判断できる。

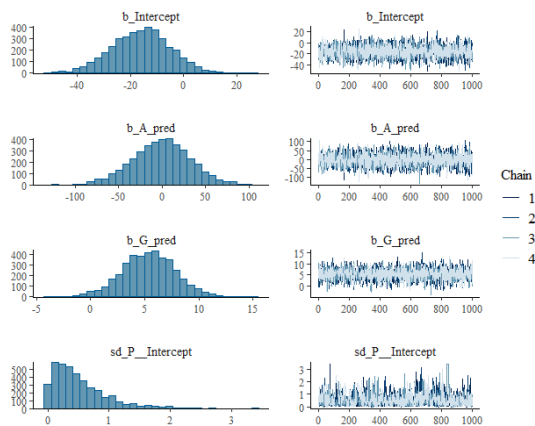


図 13 環境パラメータの事後分布
Figure 13 post-hoc distribution of Position

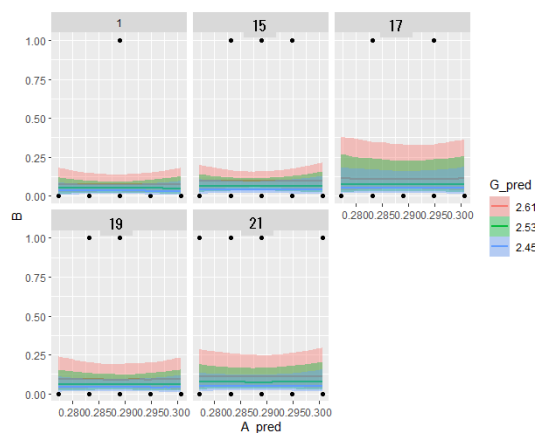


図 14 正規線形モデルの回帰分布
Figure 14 Normal Linear Model Regression Distribution

また、この正規線形モデルから得られる回帰分布を図 14 にしめた。これから行動変容の起こし易い交差点は ID = 17 と 21 であることが理解でき、図 21 と一致している。

3.1.2 交通情報パラメータ (Case2)

続いて、交通情報内容による事後確率における式 (1) の状態を環境パラメータの場合と同様に可視化する。(図 15, 16) こちらもアクセル情報 (A_pred) とジャイロ情報 (G_pred) においては正規分布になっていることがわかり、交通情報パラメータ (C) ではデータの偏りがあることが判明した。

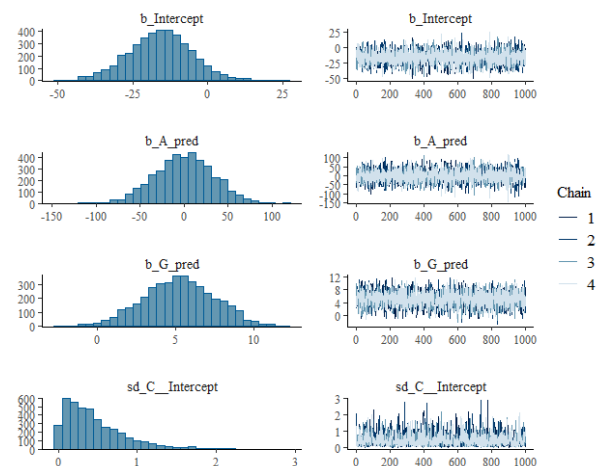


図 15 交通情報パラメータの事後分布
Figure 15 post-hoc distribution of Content

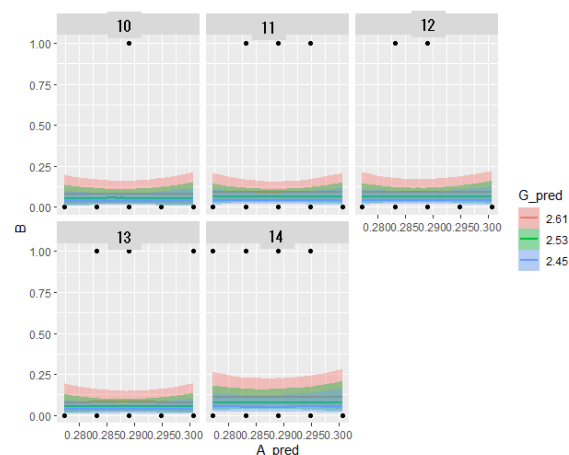


図 16 正規線形モデルの回帰分布
Figure 16 Normal Linear Model Regression Distribution

図 16 より交通情報 ID=14 が多少優位であることが分かり、図 8 からその様子がうかがえる。

4. おわりに

今回の研究は、これまでのドライバーの運転行動の解析から、個人属性を加味することで、交通渋滞になった時点でのスマートホンに表示される内容により行動変容（ここでは迂回路を選択）する行動をとるモデル構築の一定の解を、ベイジアンネットワーク解析によるパラメータの関係を把握し、ベイズ統計処理（ここではMCMC法とクロスバリデーションの2種類）によって、観測データのスパース性をカバーすることで、ある程度の傾向をつかめることができた。

また、実験結果からあまりにも渋滞が激しい場合(Case1)においては、モデル化には環境の依存が大きく、交通情報提示による行動変容傾向をつかむのは難しいことが分かった。これは、このような渋滞は既に解消が難しいことを意味し、後続車に対して、渋滞地帯には入らないような情報をあらかじめ提供するか、日常の交通情報の蓄積により渋滞予報を提供するなどの手法が必要となることを意味すると考える。

さらに、交通渋滞環境下においては、交差点の状況により大きく左右されることは、常識からも想定できるとともに、今回の解析においても理解できることが分かった。

一方で、交通情報の提供に関しては、今回のデータ数からは、交通内容によって行動変容への影響があるか否かに関しては、一定の傾向はつかむことはできたものの、再現性のあるモデル化には、さらなるデータの積み上げが必要と判断される。被験者も9割が現地タクシードライバーというプロドライバーを対象とした試験であったため、一般ドライバーに関してのさらなる試験計画等は今後の課題としたい。

合わせて、今後の課題としては、他のインドの都市における実証など地域差（環境差）によるデータ解析が必要と判断するとともに、環境パラメータ（主要交差点）の運転行動は一律には判断できないため、今後は一定交差点での定点解析が必要となると考える。交通情報の提供に関しては、トリップ毎にランダムに発生される工夫が施すことで、一定のバイアスを避けることを行った。しかし、被験者であるドライバーが必ず交通情報を確認しているか否かに関しては保証の限りではない。今回は、地域のタクシー会社の援助を頂き、事前に様々な交通情報が提供されることだけは伝えてあるものの、確実にその情報を見たかに関しては、保証はない。但し、今回参加いただいた被験者への事後インタビューにおいては、ある程度参考としているコメントも頂けているので、試験としては貴重な解析結果が得られたと判断する。

今回の試験結果を踏まえ、データ自体は環境条件により大きく左右されることは容易に想定されるため、地域ごとにより地道なデータの積み上げや、地域交通管理者（道路警察、道路管理者等）との連携が重要になることもあらかじめ念頭に置いて研究の継続をする必要があると考える。

さらに、インドでの交通渋滞は日常茶飯事であるため、交通渋滞への意識は高いため、スマートホンを活用した試験は成り立つ可能性は十分あると判断するものの、こうした試験を国内に展開する場合には交通情報の見せ方や、見るためのインセンティブ等での工夫が必要とも考える。あるいは、提供する交通情報に何らかの付加価値的要素が存在していることが重要な鍵となると考えられる。

謝辞

今回の実証試験において、機会を提供いただいた名古屋電機工業株式会社、および交通情報の提供と車両行動情報を収集するスマートホンでのアプリケーションとデータの収集作業において SenSight Technology 社から大きな支援を頂き、ここに謝辞を送りたい。

また、データの解析においては日本大学理工学部交通システム工学科石坂哲弘教授ならびに千葉工業大学創造工学科環境工学科薄井宏行教授には、データの解析手法およびその解釈において度重なるご指導を頂き、感謝する。

参考文献

- [1] 神邊, 宮武, 鈴木「自動車の操舵反力特性の違いによる操舵感の変化の生理・心理学的測定」, 日本感性工学会論文誌 Vol.19, No.1, PP73-79, 2020
- [2] 水谷, 松井, 矢野, 高橋「車両特性の変動を考慮した内部モデル制御を用いたドライプロボットによる車速追従制御」, 日本ロボットの学会誌 Vol.33, No.10, pp818-825, 2015
- [3] 天野, 菅原, 名切, 土居
- [4] “Bengaluru world's second most congested city; took average 29 minutes to cover 10km in city last year (2022) : Times of India”. http://timesofindia.indiatimes.com/articleshow/97957587.cms?utm_source=contentofinterest&utm_medium=text&utm_campaign=cppst (参照 2024-10-18).
- [5] “バンガロール中心地区高度交通情報及び管理システム導入計画 : JICA” <https://www.jica.go.jp/oda/project/1660840/index.html> (参照 2024-11-17).
- [6] “データで診て考える合志市の渋滞と公共交通”, 合志市の移動を移動を考える勉強会資料, 2024, <https://speakerdeck.com/trafficbrain/20240113-koshi-seminar> (参照 2024-11-17).
- [7] 滝沢, 大島, 坪井, ”第21回 ITS シンポジウム「インドと日本におけるドライバーの個人属性と渋滞回避行動の動機との関係」, 2023