

# カーブの緩急と路面側面表示の配列パターンと 通行車両の減速の因果関係に関する実験研究

四辻 裕文<sup>1</sup>・石丸 達也<sup>2</sup>・喜多 秀行<sup>3</sup>・平井 章一<sup>4</sup>・Jian XING<sup>5</sup>

<sup>1</sup>正会員 神戸大学特命助教 先端融合研究環 (〒657-8501 兵庫県神戸市灘区六甲台町 1-1)

E-mail:yotsutsuji@people.kobe-u.ac.jp

<sup>2</sup>学生会員 神戸大学大学院 工学研究科市民工学専攻 (〒657-8501 兵庫県神戸市灘区六甲台町 1-1)

E-mail:1354204t@stu.kobe-u.ac.jp

<sup>3</sup>正会員 神戸大学大学院教授 工学研究科市民工学専攻 (〒657-8501 兵庫県神戸市灘区六甲台町 1-1)

E-mail:kita@crystal.kobe-u.ac.jp

<sup>4</sup>正会員 株式会社高速道路総合技術研究所 (〒194-8508 東京都町田市忠生一丁目 4-1)

E-mail:s.hirai.aa@ri-nexco.co.jp

<sup>5</sup>正会員 株式会社高速道路総合技術研究所 (〒194-8508 東京都町田市忠生一丁目 4-1)

E-mail:xing@ri-nexco.co.jp

カーブ手前に設置した減速マーク表示のライン間隔の配列を変えると、通行車両は減速する場合がある。しかし、カーブ接近中に表示が無くても車両は減速する（これを“表示無し減速”と呼ぶ）場合があるので、必ずしも配列のパターンが減速の原因とは限らない。本稿の目的は、室内運転実験データを使い、平面曲線半径と配列パターンと減速の因果関係を分析することである。回帰不連続法と差分の差分法を援用し、カットオフ地点以降での“表示無し減速”の影響を除去したうえで、配列パターン別の車速の推移を平面曲線半径と運転者属性に回帰させた。分析の結果、安全な進入速度でカーブに接近する場合は配列パターンは効果的でないがそうでない場合には効果があるという点、カーブの緩急に応じて配列パターンを変えるほうが効果的だという点、が判明した。

**Key Words:** speed reduction marking, array pattern, in-house experimental data, causality analysis

## 1. はじめに

減速マークを含む法定外表示の規格については、今のところ、最低限統一すべき事項が提示されているに過ぎない<sup>1)</sup>。これまでに高速自動車国道・自動車専用道路以外の一般道路では、この最低限統一すべき事項を踏まえたうえで、**図-1**に示す減速マーク表示のキャリブレーションの実例のように、施工後に法定外表示の設計見直しが行われた例はある。その一方で、施工前の法定外表示に対して合理的な“設計規格”がある訳ではない。

著者らは、減速マーク表示を構成する隣り合うラインの間隔とそれに同期した側面付属物の間隔とを車両進行方向に向かって少なくとも一定あるいは徐々に狭くした表示（以下、路面側面表示と呼び、表示と略す場合がある）を対象に、この表示の設計規格の幾つかのうち、ライン間隔の配置の仕方（以下、配列と呼ぶ）に着目して基礎研究を進めてきた。その先行研究<sup>2)</sup>では、ドライビングシミュレータ（以下、DS と略す）を使った室内実

験のデータを用いて、配列の規則性（以下、配列パターンと呼ぶ）、道路の線形、通行車両の車速、運転者の認識の相互関係を分析した結果、平面曲線半径の変化に伴って車速の過小認識をもたらす配列パターンが存在すること、カーブ手前において配列パターン毎に減速の程度が異なること、等が分かった。ただし、実験の対象者は、運転経験の浅い学生 10 名であった。この先行研究で得



**図-1** 減速マーク表示のキャリブレーションの実例  
(2014年7月撮影：四辻)

られた課題として、路面側面表示が無くてもカーブ接近中には減速する（以下、表示無し減速と呼ぶ）ので、カーブ手前において配列パターン毎に減速の程度が異なるのは、必ずしも配列パターンが原因とは限らない、という点が挙げられる。

本研究の目的は、公募の高齢者・非高齢者を対象に実施した DS 実験で得られたパネル・データを用いて、表示無し減速の影響を統計的に取り除いたうえで、カーブの緩急と路面側面表示の配列パターンと通行車両の減速の間の因果関係を分析することである。カーブ手前において配列パターンを変化させたときには、車速が変化する。他方、カーブの緩急を変化させたときにも、車速が変化する。このとき、カーブ手前における配列パターンと車速の間の因果効果の中から、カーブ緩急と車速の間の因果効果を取り除くことによって、カーブ手前において“表示無し減速”の影響を除去したうえでの配列パターンと車速の間の因果効果を抽出できると考えられる。

本研究では、Rubin の因果推論のアプローチ<sup>3,4)</sup>を適用し、回帰不連続 (Regression-Discontinuity) 法と差分の差分 (Difference-In-Difference) 法を DS 実験データのパネル分析に用いることで、カットオフ地点以降の“表示無し減速”の影響を除去したうえで、配列パターン別の車速の推移を平面曲線半径と運転者属性に回帰させる。

## 2. 分析の枠組み

### (1) 実験データに基づく因果推論

Rubin の因果推論では、観察データ (observed data) に基づく場合と実験データ (experimental data) に基づく場合が考えられる。本研究は後者に該当するが、以下に示すように注意が要る。

以下、路面側面表示の配列に関して、ライン間隔を一定の状態から徐々に狭い状態へと変えることを「処置」と表現し、そのような配列パターン上を通行することを「処置される」と表現する。今、完全に同じカーブが 2 つあると仮定する。このうち、ひとつのカーブの手前でライン間隔が徐々に狭くなる配列パターン上を通行する車両の運転者の標本を「処置群」と呼び、もうひとつのカーブの手前で処置されていない配列パターン上を通行する車両の運転者の標本を「対照群」と呼ぶ。単位時間内に両カーブの手前で観察された運転者を母集団とする。

まずは、観察データに基づく因果推論の場合を考える。観察された運転者は、処置されたか処置されなかったかのいずれか一方に属し、他方は反事実 (counterfactual) となるので観察できない。つまり、処置された (処置されなかった) 運転者に対して処置されなかった (処置された) 潜在的結果を観察することは出来ない。Rubin の

アプローチに従えば、この潜在的結果は欠損値と見做される。そして、この欠損値を含めた処置群・対照群の全ての運転者に対して共変量のバランスが取られているならば、処置群内平均と対照群内平均との差 (平均処置効果) を求めることで欠損値が補完されて因果効果を推定できる。ここでいう共変量は、処置されたか処置されなかったかにかかわらず値が不変となる変数であり、先に述べた完全に同じ 2 つのカーブも含まれる。共変量のバランスが取られている限り、たとえ観察されたのがいずれか一方のカーブ手前の運転者であったとしても、平均処置効果で以て「カーブ手前で減速したのは徐々に狭くなった配列パターンが原因である」と言える。ただし、処置を受けたくなかった (受けたかった) ので任意で処置群に入らなかった (入った) という運転者が存在したかもしれない。ライン間隔が徐々に狭くなっていた (一定であった) のでその道路を通行しなかった (通行した) という運転者の存在が平均処置効果にもたらす影響は「選択バイアス」を意味する。観察データに基づく因果推論では一般に、選択バイアスを除去することが困難であるため、そのことを考慮したうえで平均処置効果を推定することが出来る手法を使う必要がある。

次に、実験データに基づく因果推論の場合を考える。この場合、実験計画者が介入しているので、選択バイアス除去可能なランダム化比較実験を計画することが出来る。先に述べた 2 つのカーブ手前のいずれを通行するかを母集団の運転者に無作為に割り付けることが可能であるならば、すなわちランダム化比較実験が可能ならば、平均処置効果に含まれた選択バイアスを除去できる。また、観察データに基づく場合では観察された標本の共変量を求めてそのバランスを取る必要があったが、実験データに基づく場合は共変量のバランスが取れた母集団になるように計画することが出来る。

ここで、注意すべき点として、次の 3 点を挙げる。

1 点目は、因果推論では、観察データか実験データかに依らず潜在的結果が存在するので、Rubin の因果推論のようなアプローチに従う必要がある、という点である。なお、実験データに基づく場合に、完全に同じ 2 つのカーブ手前を (ランダム化でなく) 両方とも同一の被験者に通行させることが計画できるという考えがある。しかしながら、単位時間内に両方に同一の運転者が存在できないという反事実を無視しているこの考え方では、因果推論は出来ない。ただ、データ収集方法としてこの考え方はあり得る。そのときは、実験データを収集した後で処置群か対照群にランダムに割り当てる必要がある。

2 点目は、SUTVA (the stable unit-treatment value assumption, Rubin, 1980) が成立しなければならない、という点である。SUTVA とは「自分以外の人が処置を受けたか否かで自分の潜在的結果に影響が及ぶことは無い。"If unit  $i$  is

exposed to treatment  $j$ , the observed value of  $Y$  will be  $Y_{ij}$ ; that is, there is no inference between units.” という前提条件のことである<sup>3,4)</sup>。観察データに基づく場合、実際に SUTVA が成立しているか否かを確認する術は無い。しかし、SUTVA の成立を前提としなければ、観察データに基づく因果推論は出来ない。その一方で、実験データに基づく場合は、例えば被験者同士が一切接触できないようにすることで SUTVA が成立するように計画することが出来る。

3 点目は、ランダム化比較実験によって選択バイアスを除去することは出来るがそのことが簡単ではない、という点である。今、シミュレータを使って完全に同じ 2 つのカーブをもつ道路を作成し、一方には表示を施して他方には表示を施さないものとして、いずれを通行するかを母集団の運転者に無作為に割り付ける（あるいは、両方とも通行させた後でランダム割当をする）ものとしよう。このとき、表示無し減速の影響があるので、たとえ処置群に属する被験者の減速行動であっても、必ずしも配列パターンが原因だとは特定できないような場合がある。配列パターンの影響によって急なカーブの手前で減速したのか、あるいは、急なカーブの影響によって配列パターン上で減速したのか、という選択バイアスが処置群内平均に影響してしまう場合がある。したがって、このような場合には、観察データに基づくのと同様に、選択バイアスを考慮して平均処置効果を推定することが出来る手法を使う必要がある。

(2) ドライビングシミュレーション実験

本研究では、公募した高齢・非高齢の男性 20 名を対象に新たに DS 実験を実施した。被験者の特徴を表-1 に示す。道路幾何構造や実験手順等の実験計画自体は先行研究と同じである。したがって詳細は文献 2) に譲るが、読者の便宜を考え、配列パターンを表-2 に再掲する。

表-2 の配列パターンは、カーブ緩和区間に隣接する直線区間 600m 全体を 6 等分した各区分における DR の配置の仕方によって異なり、全体の序盤、中盤、終盤のそれぞれの区分において残りの区分よりも DR が大きくなっており、順に配列パターン A, B, C と名付けている<sup>2)</sup>。表-2 の区分 Z から区分 V に向かってカーブ緩和区間に接近する。配列パターン A, B, C に関して、各区分のライン間隔は区分 Z から区分 V に向かって徐々に狭くなっているが、DR はそうでないという点に注意する。配列パターン D を基準として、例えば D と A の平均処置効果と D と C の平均処置効果との差を検証すれば、表示無し減速の影響を除去して A と C の因果効果を比較検討できる。

なお、実験では、平面曲線半径 (200~1000m) 9 通りと配列パターン 4 通りとの組合せを全ての被験者が 3 回運転した。その際、被験者に提示するその組合せの順番

表-1 本研究の被験者の特徴

年齢	職業	運転頻度	実験日
42	会社員	週 1 日程度	2016/2/19
34	会社員	週 2 日以上	2016/3/ 1
26	アルバイト	週 1 日程度	2016/2/15
32	会社員	週 1 日程度	2016/2/17
34	会社員	週 1 日程度	2016/2/18
43	会社員	週 2 日以上	2016/2/16
35	アルバイト	週 1 日程度	2016/2/19
45	会社員	週 2 日以上	2016/2/16
26	アルバイト	週 2 日以上	2016/3/ 1
34	会社員	運転しない	2016/2/15
67	無職	週 2 日以上	2016/2/28
72	アルバイト	運転しない	2016/2/23
65	無職	週 2 日以上	2016/2/23
71	無職	週 1 日程度	2016/2/27
70	無職	週 1 日程度	2016/2/26
71	無職	週 1 日程度	2016/2/29
71	大工	週 2 日以上	2016/2/28
65	アルバイト	週 2 日以上	2016/2/29
74	無職	週 2 日以上	2016/2/26
75	無職	週 2 日以上	2016/2/27

表-2 配列パターン (文献 2) から再掲)

配列	区分	Z	I	II	III	IV	V
	延長 [m]	100	100	100	100	100	100
A	間隔 [m]	12.00	10.20	9.18	8.72	8.28	7.87
	DR [%]	0	15	10	5	5	5
B	間隔 [m]	12.00	11.40	10.26	8.72	7.85	7.46
	DR [%]	0	5	10	15	10	5
C	間隔 [m]	12.00	11.40	10.83	10.29	9.26	7.87
	DR [%]	0	5	5	5	10	15
D	間隔 [m]	12.00	12.00	12.00	12.00	12.00	12.00
	DR [%]	0	0	0	0	0	0

注 1: DS 実験の路面側面表示は各区分に等間隔で配置される。表-2 の「間隔」とはそのように配置されたときの区分内の間隔を指す。  
 注 2: 表中の「DR」とは隣り合う区分の間隔の減少率を指す。例えば、配列パターン A の区分 I~区分 II の場合、(区分 I の間隔-区分 II の間隔) ÷ 区分 I の間隔 = (10.20-9.18) / 10.20 = 10% となる。

は、被験者ごとにランダムに割り当てた。処置群と対照群の割当は、実験データ取得後にランダムに割り当てた。また、実験では、被験者は区分 Z を含む助走区分 (約 500m) 内で車速を 80±5km/h まで加速させてから、区分 I を通過していく。この実験条件が本稿における重要な考察のヒントになる。さらに、実験は、同一の実験日に 2 人の被験者が参加しても SUTVA が成立するように、午前・午後に分けて実施された。

(3) 平均処置効果を推定する方法論

Rubin (1980) に倣って、本研究における平均処置効果を以下で定義する。路面側面表示の配列に関して、ライン間隔を一定の状態から徐々に狭くする状態へと変更

するという処置が為されたか否かを二値関数  $T$  で表す。被験者  $i$  が処置群に属するならば  $T_i = 1$ 、対照群に属するならば  $T_i = 0$  とする。配列パターン  $k$  の処置 ( $k = A, B, C$ ) が為されたか否かによって得られた車速を特性関数  $Y^k$  で表す。被験者  $i$  に対して配列パターン  $k$  の処置が為されたときの車速を  $Y_i^k = y_i^k$ 、それが為されなかったときの車速を  $Y_i^k = y_i^D$  とおくと、次式が成り立つ。

$$Y_i^k = y_i^D + (y_i^k - y_i^D)T_i \quad (1)$$

$y_i^k - y_i^D$  を配列パターン  $k$  の処置効果と呼ぶ。このとき、 $y_i^k$  と  $y_i^D$  のいずれかが潜在的結果を示している。そのため、被験者  $i$  ごとに処置効果を推定することは出来ない。しかし、処置群と対照群で共変量が釣り合っているならば、平均処置効果  $E[y_i^k - y_i^D]$  は、処置群内平均  $E[y_i^k | T_i = 1]$  と対照群内平均  $E[y_i^D | T_i = 0]$  の差を意味することになるので<sup>3,4)</sup>、次式で表される。

$$E[y_i^k - y_i^D] = E[y_i^k | T_i = 1] - E[y_i^D | T_i = 0] \quad (2)$$

ここで、処置が為されたか否かによって得られた表示無し減速の大きさを表す特性関数を  $Z$  とおく。被験者  $i$  に対して配列パターン  $k$  の処置が為されたときの表示無し減速の大きさを  $Z_i^k = z_i^k$ 、それが為されなかったときの表示無し減速の大きさを  $Z_i^k = z_i^D$  とおく。このとき、式(2)は次式のように拡張される。

$$\begin{aligned} E[y_i^k + z_i^k | T_i = 1] - E[y_i^D + z_i^D | T_i = 0] \\ = E[y_i^k + z_i^k - y_i^D - z_i^D | T_i = 1] \\ + E[y_i^D + z_i^D | T_i = 1] - E[y_i^D + z_i^D | T_i = 0] \end{aligned} \quad (3)$$

処置の有無にかかわらず表示無し減速に関する共変量は釣り合っていると仮定すると、次式が成り立つ。

$$E[z_i^k | T_i = 1] = E[z_i^D | T_i = 0] \quad (4)$$

式(4)と式(2)によって、式(3)は次式のようになる。

$$\begin{aligned} E[y_i^k - y_i^D] &= E[y_i^k | T_i = 1] - E[y_i^D | T_i = 0] \\ &= E[y_i^k - y_i^D - z_i^D | T_i = 1] \\ &\quad + E[y_i^D + z_i^D | T_i = 1] - E[y_i^D | T_i = 0] \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)の右辺第 2 項  $E[y_i^D + z_i^D | T_i = 1] - E[y_i^D | T_i = 0]$  は、処置が為されていて為されていなくても表示無し減速をおこなう選択バイアスを表している。そこで、本研究では、回帰不連続 (RD) 法と差分の差分 (DID) 法を実験データのパネル分析に適用することによって、表示無し減速に関する選択バイアスを考慮したうえで平均処置効果を推定するものとする。

さらに、配列パターン  $k$  について任意の 2 つに着目して、式(5)に関して差を取ることで、表示無し減速の影響を除去した因果効果を比較検討できる。例えば配

列パターン A と B に着目すると、式(5)より次式を得る。

$$\begin{aligned} E[y_i^A - y_i^B] &= E[y_i^A - y_i^D] - E[y_i^B - y_i^D] \\ &= E[y_i^A | T_i = 1] - E[y_i^B | T_i = 1] \\ &= E[y_i^A - y_i^B | T_i = 1] \end{aligned} \quad (6)$$

式(6)では、選択バイアス  $E[y_i^B | T_i = 1] - E[y_i^B | T_i = 0]$  が除去されている。したがって、A と B の因果効果を比較検討することが出来る。

### 3. 分析の手法

#### (1) カットオフ地点と回帰不連続法

本研究における回帰不連続法及び差分の差分法の適用の考え方を図-2 に示す。なお、各々の手法が因果推論に使える理由の詳細は例えば文献 5), 6) の教科書に譲る。

図-2 において横軸は、区間 V に接続するカーブ緩和区間に向かって区間 Z から区間 V へと直線区間を通行する車両の移動距離を表しており、600m 地点でカーブ緩和区間に接続することになる。図の原点よりマイナスの位置から区間 Z と区間 I の境界までが助走区間であり、この区間内は DS の速度計が被験者に呈示されているので、全ての被験者はこの区間内で車速を  $80 \pm 5 \text{ km/h}$  に調整する。区間 I 以降は速度計が非呈示となる。

本研究では、表示無し減速の影響に着目しているが、区間 I から区間 V までのいずれの区間にも同程度の影響が及ぶとは限らない。その影響は、いずれの区間において被験者がカーブを認識するかに依ると考えられる。そこで、隣り合う任意の区間の境界に「カットオフ地点」を設け、カットオフ地点よりもカーブ側に位置する“カットオフ地点以降”の区間のいずれかにおいて被験者がカーブを認識し、そこで表示無し減速の影響が発現すると仮定する。図-2 に示した例では、区間 II と区間 III の境界にカットオフ地点を設けており、そのカットオフ地点以降のいずれかの区間で表示無し減速の影響があると仮定する。ただし、その影響は回帰直線の傾きでしか捉えられない。カットオフ地点以降とそれ以前とでこの回帰直線が不連続となる。なお、実際の分析では全ての境界にカットオフ地点を設けてその統計的検定を行う。

図-2 には、DS 実験で得られたデータの代表値の推移が示されている。データの分析に際して、実験中に DS で計測された地点速度のうち各区間の midpoint における各被験者の試行 3 回の平均地点速度を代表値として扱うものとする。つまり、区間 Z から区間 V までの 6 つの区間で、被験者数に相当する 20 個のクロスセクション・データが得られる。したがって、20 名の 6 時点のパネル・データが得られることになる。

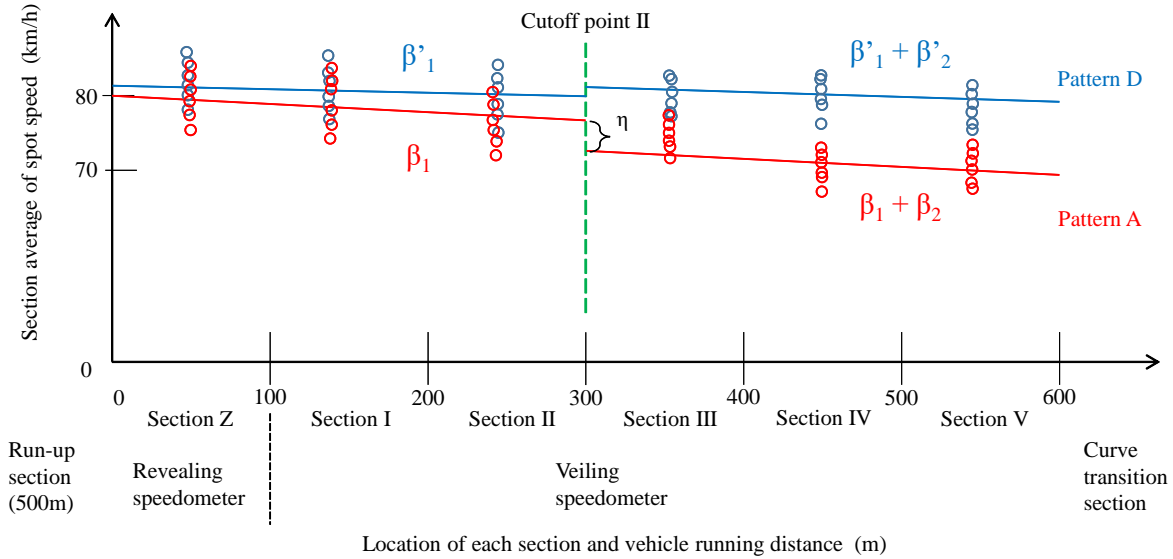


図-2 本研究における回帰不連続 (RD) 法と差分の差分 (DID) 法の適用の例

表-3 回帰パラメータと平均処置効果との関係

	After cutoff point $\delta_{i,t} = 1$	Before cutoff point $\delta_{i,t} = 0$	
Difference between Pattern A, B, C and No-marking	$\beta_1 + \beta_2 - \xi$	$\beta_1$	$\beta_2 - \xi$
Difference between Pattern D and No-marking	$\beta'_1 + \beta'_2 - \xi$	$\beta'_1$	$\beta'_2 - \xi$
	$\beta_1 + \beta_2 - (\beta'_1 + \beta'_2)$	$\beta_1 - \beta'_1$	$\beta_2 - \beta'_2$

図-2は、配列パターン $k$ の処置 ( $k = A, B, C$ ) が為されたか、それとも為されなかったか (配列パターン D) によって、カットオフ地点以降における回帰直線の傾きが異なる可能性を示している。

(2) パネル・データに対する差分の差分法

本研究において、カットオフ地点を考慮したうえでパネル・データ分析に差分の差分法を適用するとき、次に示す回帰モデルのパラメータを推定することになる。

$$Y_{i,t} = \alpha_i + \eta T_{i,t} + \beta_1(X_{i,t} - c) + \beta_2 T_{i,t}(X_{i,t} - c) + \gamma_1 \phi_i^{\text{age}} + \gamma_2 \phi_i^{\text{frequency}} + \gamma_3 \theta_i^{\text{factor1}} + \gamma_4 \theta_i^{\text{factor2}} + \gamma_5 \theta_i^{\text{target}} + (\mu_i + u_{i,t}) \quad (7)$$

$$T_{i,t} = \begin{cases} 1 & \text{if } X_{i,t} \geq c \\ 0 & \text{if } X_{i,t} < c \end{cases} \quad (8)$$

ただし、

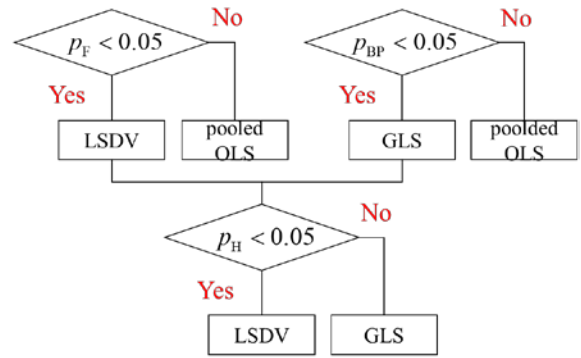
$Y_{i,t}$  : 被験者 $i$ の区間 $t$ の地点速度 (区間中点の地点速度の3回分の平均)

- $X_{i,t} - c$  : 任意のカットオフ地点 $c$ から被験者 $i$ の区間 $t$ の中点に至るまでの距離
- $T_{i,t}$  : 被験者 $i$ の区間 $t$ の処置効果ダミー変数
- $\phi_i^{\text{age}}$  : 被験者 $i$ の年齢 65 歳以上のダミー変数
- $\phi_i^{\text{frequency}}$  : 被験者 $i$ の運転週 2 回以上のダミー変数
- $\theta_i^{\text{factor1}}, \theta_i^{\text{factor2}}$  : 被験者 $i$ の行動要因の因子スコア
- $\theta_i^{\text{target}}$  : 被験者 $i$ のカーブ進入希望速度
- $\mu_i$  : 被験者 $i$ に特有の個別効果 (individual effect)
- $u_{i,t}$  : パネル・データの誤差項  $u_{i,t} \sim N(0, \sigma_u^2)$
- $\eta, \beta_1, \beta_2, \gamma_1, \gamma_2, \gamma_3, \gamma_4, \gamma_5$  : モデル・パラメータ

表-3 に、式(7)のパラメータと平均処置効果との関係を示す。最右列の  $\beta_2 - \xi$  と  $\beta'_2 - \xi$  が式(5)を意味している。  $\xi$  は、表示無し減速に関する選択バイアスである。両者の差である  $\beta_2 - \beta'_2$  が式(6)の平均処置効果になる。

パネル・データ分析モデルには、個別効果  $\mu_i$  をパラメータと見做す固定効果モデル (fixed effect model) とそれを確率変数と見做す変数効果モデル (random effect model) がある。式(7)を固定効果モデルと見做すならば、 $\alpha_i + \mu_i$  をパラメータとし、 $u_{i,t}$  を誤差項とした最小二乗ダミー変数変数法 (LSDV: least square dummy variable method) によって、全てのパラメータが推定される。式(7)を変数効果モデルと見做すならば、 $\alpha_i = \alpha$  をパラメータとし、 $\mu_i + u_{i,t}$  を誤差項として、プールされた最小二乗法 (pooled OLS) あるいは一般化最小二乗法 (GLS) によって、全てのパラメータが推定される。

図-3 に、パネル・データ分析モデルのパラメータ推定法に関する選定の手順を示す。この手順に従うと、まず、個別効果に関する帰無仮説「全ての個別効果は同値である」について F 検定を実施し、5%有意水準で棄却されるならば LSDV、棄却されないならば pooled OLS を採用する。次に、不均一分散に関する帰無仮説「誤差分散は均一である」についてカイ二乗検定 (Breusch-Pagan 検定) を実施し、5%有意水準で棄却されるならば GLS、棄却されないならば pooled OLS を採用する。最後に、変数効果に関する帰無仮説「個別効果はランダムである」についてカイ二乗検定 (Hausman 検定) を実施し、5%有意水準で棄却されるならば LSDV、棄却されないならば GLS を採用する。



F : 全ての個別効果が同値であるという帰無仮説に関する F 検定  
 BP : 誤差分散は均一であるという帰無仮説に関するブライシュ・ペーガン検定  
 H : 個別効果はランダムであるという帰無仮説に関するハウスマン検定

図-3 パネル・データ分析法の選定の手順

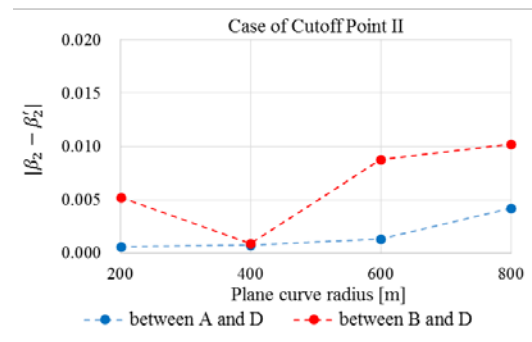


図-4 区間 III から区間 V までの間におけるカーブ緩急と配列パターンと平均処置効果の関係

#### 4. 分析の結果

パラメータ推定結果は、表-4～表-9 に示す通りとなった。この推定結果に基づき、表-3 に示した  $\beta_2 - \beta'_2$  を平面曲線半径ごとに整理すると、図-4 と図-5 が得られた。横軸には、実験で設定した平面曲線半径のうち 200m, 400m, 600m, 800m を抽出して表示している。縦軸は、単位が無次元の平均処置効果を示す。

図-4 は、区間 II と区間 III の境界にカットオフ地点を設けた場合の区間 III～V におけるカーブ緩急と配列パターンと平均処置効果の関係を表す。図中において、配列パターン A と B の 2 つの  $\beta_2 - \beta'_2$  を比較している点に注意が必要である。同様に図-5 は、区間 III と区間 IV の境界にカットオフ地点を設けた場合のものを表す。したがって、図-4 よりも図-5 のほうが、よりカーブに近い区間内の平均処置効果を示していることになる。

表-2 に示すように、DR が最大 15% になる区間が、A では序盤、B では中盤、C では終盤となる。図-4 より、カーブ緩急にかかわらず序盤よりも中盤のパターンのほうが効果的といえる。そして、図-5 より、緩いカーブでは終盤よりも中盤のパターンのほうが、急なカーブで

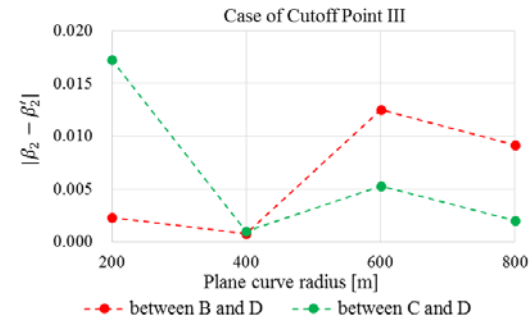


図-5 区間 IV から区間 V までの間におけるカーブ緩急と配列パターンと平均処置効果の関係

は中盤よりも終盤のパターンのほうが効果的といえる。したがって、図-4 と図-5 より、カーブ緩急に応じて中盤か終盤のパターンに変更したほうが平均処置効果は大きくなる、という結果が得られた。

#### 5. 結果の考察

図-4 では、平面曲線半径 400m より小さな半径であっても大きな半径であっても、配列パターン B の平均処置効果のほうが A のそれよりも大きい。また、図-5 では、平面曲線半径 400m より小さな半径であれば B の平均処置効果よりも C のそれのほうが大きい、400m より大きな半径であればその逆になっている。さらに、図-4 であっても図-5 であっても、平面曲線半径が 400m では、配列パターンに依らず効果が全く見られない。

図-4 において全ての平面曲線半径で B の平均処置効果が A のそれよりも大きい理由の一つは、次のように考えられる。図-4 ではカットオフ地点は区間 II と区間 III の境界に位置するが、表-2 に示すように、DR の値が最大 15%になるのは、A の場合はカットオフ地点以前の区間 I であり、B の場合はカットオフ地点以降の区間 III である。すなわち、A の場合は序盤であり、B の場合は中盤である。分析のうえでは、表-3 に示すように、カットオフ地点以降の平均処置効果を推定する際に、それ以前の効果も踏まえたうえで推定している。それにもかかわらず B の平均処置効果のほうが A のそれよりも大きいということは、DR 最大区間が平均処置効果に及ぼしている影響が、カーブ緩急にかかわらず、カットオフ地点以前の序盤では中盤に比べて小さいからだ、と考えられる。以上より、路面側面表示の前半では、まだカーブ緩急の影響は小さくて、配列パターンの影響のほうがそれよりも大きい、ということが示唆される。

図-5 において平面曲線半径 400m を境により小さな半径であれば B の平均処置効果よりも C のそれのほうが大きく、より大きな半径であればその逆になっている理由の一つは、次のように考えられる。図-5 ではカットオフ地点は区間 III と区間 IV の境界に位置するが、表-2 に示すように、DR の値が最大 15%になるのは、B の場合は区間 III であり、C の場合は区間 V である。図-4 よりもカーブに近い位置にカットオフ地点がある図-5 の場合、DR 最大区間が平均処置効果に及ぼしている影響は、平面曲線半径が 600m と 800m のときにはカットオフ地点以前の影響が大きく、平面曲線半径 200m のときにはカットオフ地点以降の影響が大きい、と考えられる。したがって、平面曲線半径 400m を境により大きな半径 600m か 800m であれば C の平均処置効果よりも B のそれのほうが大きい理由の一つは、比較的緩いカーブのときにはカーブの緩急ではなく DR 最大区間の位置のほうが影響しているからだ、と考えられる。また、平面曲線半径 400m を境により小さな半径 200m であれば B の平均処置効果よりも C のそれのほうが大きい理由の一つは、比較的急なカーブのときには DR 最大区間の位置に加えてカーブ緩急も影響しているからだ、と考えられる。ただし、ここでいうカーブ緩急の影響は、表示無し減速の影響ではなく、表示が有るうえでのカーブ緩急の影響

を指すという点に注意が必要である。以上より、路面側面表示の後半では、急なカーブになると、配列パターンの影響とともにカーブ緩急の影響も生じてくる、ということが示唆される。

図-4 と図-5 で、平面曲線半径が 400m では配列パターンに依らず効果が全く見られない理由の一つは、次のように考えられる。道路構造令の解説と運用によれば、最小曲線半径の望ましい値に関して、その値が 400m の場合にはそれに対応する設計速度が 80km/h となっている<sup>7)</sup>。このとき、設計速度が 80km/h の場合は、最小曲線半径は 400m 以上あると快適性が十分保証される<sup>7)</sup>。本研究の実験では、被験者が区間 I に至るまでの区間で車速を 80±5km/h に調整する。したがって、被験者が 80km/h で半径 400m のカーブに近づく場合は、その車速はカーブにおける快適な走行を保証する、と考えられる。そのため、平面曲線半径 400m では効果が見られなかった理由の一つは、図-4 あるいは図-5 において 400m を除く半径では、平均処置効果に対してカーブ緩急でなく配列パターンの影響あるいはカーブ緩急と配列パターンの影響が見られたのだが、半径 400m では、配列パターンでなくカーブ緩急の影響しか見られなかったからだ、と考えられる。以上より、カーブの緩急に依らず半径に見合った車速のときには、配列パターンの効果はない、ということが示唆される。ただし、現実の道路での運転と DS 実験での運転とは、速度感や快適性といった心理的・身体的な違いがある。上記の最小曲線半径の望ましい値の“望ましき”とは、現実の道路における横方向加速度や横滑り摩擦係数によって規定された快適性にに基づく。その望ましきの程度が、DS 実験の場合と現実の道路の場合とでは若干異なるかもしれない。とはいうものの、初期速度 80km/h のままカットオフ地点を変更させた分析結果において図-4 と図-5 ともに平面曲線 400m において同じ傾向が見られたという事実より、この分析結果における初期速度 80km/h と平面曲線 400m の関係に何らかの理由があるだろうと考えられる。

## 6. おわりに

本研究の目的は、表示無し減速の影響を統計的に取り除いたうえで、カーブの緩急と路面側面表示の配列パターンと通行車両の減速の因果関係を分析することであった。回帰不連続法と差分の差分法を援用し、室内運転実験データを用いて、配列パターン別の車速の推移を平面曲線半径と運転者属性に回帰させた。分析の結果、安全な進入速度でカーブに接近する場合は配列パターンは効果的でないがそうでない場合には効果があるという点、カーブの緩急に応じて配列パターンを変えるほうが効果





表-6 パラメータ推定結果

Cutoff point II : Pattern B		Explained variable : Average speed of each section's midpoint							
Explanatory variable	Regression coefficient	Plane curve radius							
		200m		400m		600m		800m	
		OLS	GLS	OLS	GLS	OLS	GLS	OLS	GLS
Intercept	$\alpha$	81.3640 ***	81.3810 ***	83.3378 ***	83.3381 ***	81.9863 ***	81.9865 ***	81.7863 ***	81.7898 ***
Cutoff dummy	$\eta$	-14.1390 ***	-14.6530 ***	-10.4614 **	-10.7731 **	-8.7015 *	-9.1879 **	-13.6025 ***	-12.9154 ***
Distance between each section's midpoint and the cutoff point	$\beta_1$	-0.0005	-0.0006	0.0011	0.0011	0.0004	0.0004	-0.0015	-0.0015
Distance between each section's midpoint and the cutoff point * Cutoff dummy	$\beta_2$	-0.0439 ***	-0.0439 ***	-0.0344 ***	-0.0344 ***	-0.0367 ***	-0.0367 ***	-0.0328 **	-0.0328 ***
Aged person dummy	$\gamma_1$	-2.9537 *	-2.9200	-2.4571	-2.4297	-2.2888	-2.2471	-1.4684	-1.5368
Driving frequency dummy	$\gamma_2$	1.2397	1.6631	1.2421	1.9137	1.2692	1.8471	1.2506	1.8834
Factor score of behavioral factor 1	$\gamma_3$	-0.1950	-0.2617	-3.1629 **	-3.1907 *	-1.3715	-1.4134	-2.8031 **	-2.7419
Factor score of behavioral factor 2	$\gamma_4$	0.5663	0.7597	0.5569	0.8668	0.5720	0.8377	0.5575	0.8503
Target speed before entering curve	$\gamma_5$	-0.6954	-0.7093	-1.0306	-1.0363	-1.2168	-1.2270	-1.1352	-1.1269
R-squared of OLS and GLS		0.5220	0.5240	0.3944	0.3883	0.3818	0.3961	0.4292	0.4263
Adjusted R-squared of OLS and GLS		0.4828	0.4840	0.3648	0.3592	0.3532	0.3664	0.3970	0.3943
Individual error effect of LSDV (Parameter estimate for each participant)	$\alpha_1 + \mu_1$	82.4503 ***		84.3594 ***		82.8834 ***		81.4942 ***	
	$\alpha_2 + \mu_2$	79.0709 ***		81.1809 ***		80.0810 ***		78.3675 ***	
	$\alpha_3 + \mu_3$	78.2189 ***		80.0981 ***		79.3434 ***		79.2334 ***	
	$\alpha_4 + \mu_4$	79.7746 ***		83.0961 ***		85.9127 ***		81.6610 ***	
	$\alpha_5 + \mu_5$	80.4122 ***		79.6882 ***		78.1366 ***		80.3521 ***	
	$\alpha_6 + \mu_6$	83.0815 ***		82.1044 ***		80.6581 ***		80.2007 ***	
	$\alpha_7 + \mu_7$	82.5779 ***		83.2737 ***		80.3558 ***		83.5912 ***	
	$\alpha_8 + \mu_8$	81.5945 ***		79.9580 ***		80.5369 ***		80.3484 ***	
	$\alpha_9 + \mu_9$	80.2699 ***		77.5005 ***		78.9572 ***		78.3505 ***	
	$\alpha_{10} + \mu_{10}$	81.0365 ***		83.8180 ***		80.6049 ***		78.4375 ***	
	$\alpha_{11} + \mu_{11}$	73.6782 ***		72.5510 ***		72.3428 ***		74.1529 ***	
	$\alpha_{12} + \mu_{12}$	76.9003 ***		82.7380 ***		77.5878 ***		80.0587 ***	
	$\alpha_{13} + \mu_{13}$	74.7997 ***		79.0966 ***		79.5261 ***		76.5471 ***	
	$\alpha_{14} + \mu_{14}$	79.3494 ***		79.0297 ***		81.3840 ***		80.6282 ***	
	$\alpha_{15} + \mu_{15}$	79.6706 ***		82.7211 ***		78.9933 ***		77.7100 ***	
	$\alpha_{16} + \mu_{16}$	79.5931 ***		80.6414 ***		80.8615 ***		82.7399 ***	
	$\alpha_{17} + \mu_{17}$	80.5644 ***		77.8624 ***		81.3390 ***		79.1789 ***	
	$\alpha_{18} + \mu_{18}$	80.8826 ***		81.7264 ***		80.9968 ***		85.3684 ***	
	$\alpha_{19} + \mu_{19}$	79.0188 ***		75.1979 ***		78.8314 ***		73.5261 ***	
	$\alpha_{20} + \mu_{20}$	82.8513 ***		83.9152 ***		83.7908 ***		81.0637 ***	
p-value of F test for individual error effects		0.0270		0.0008		0.0047		0.0015	
p-value of chi-square test for heteroscedasticity		0.1705		0.0027		0.0244		0.0061	
p-value of chi-square test for random effects		0.9955		0.9999		0.9986		0.9972	
Adopted estimation method		OLS		GLS		OLS		GLS	

表-7 パラメータ推定結果

Cutoff point III : Pattern D		Explained variable : Average speed of each section's midpoint							
Explanatory variable	Regression coefficient	Plane curve radius							
		200m		400m		600m		800m	
		OLS	GLS	OLS	GLS	OLS	GLS	OLS	GLS
Intercept	$\alpha$	81.3399 ***	81.3422 ***	81.1600 ***	81.1580 ***	81.0745 ***	81.0989 ***	81.0760 ***	81.0769 ***
Cutoff dummy	$\eta$	-15.9976 ***	-14.9910 ***	-14.8920 ***	-15.2250 ***	-16.9259 ***	-14.7312 ***	-12.6506 ***	-12.4682 ***
Distance between each section's midpoint and the cutoff point	$\beta_1$	0.0040	0.0036	0.0036	0.0033	0.0039	0.0034	0.0035	0.0032
Distance between each section's midpoint and the cutoff point * Cutoff dummy	$\beta_2$	-0.0549 ***	-0.0549 ***	-0.0475 ***	-0.0475 ***	-0.0388 **	-0.0388 ***	-0.0362 **	-0.0362 **
Aged person dummy	$\gamma_1$	-1.2483	-1.3096	0.2771	0.2972	-1.0944	-1.2404	0.2552	0.2449
Driving frequency dummy	$\gamma_2$	-2.2147 *	-2.1580	-1.8127 *	-1.8281	-2.7763 ***	-2.6790	-2.5226 ***	-2.5140 *
Factor score of behavioral factor 1	$\gamma_3$	0.8491	1.3068	0.7532	1.1219	0.8184	1.3565	0.7270	1.0228
Factor score of behavioral factor 2	$\gamma_4$	-0.6324	-0.6181	-0.1639	-0.1655	-0.9491	-0.9319	-1.1874 **	-1.1868
Target speed before entering curve	$\gamma_5$	0.5021	0.7820	0.4454	0.6708	0.4871	0.8146	0.4309	0.6114
R-squared of OLS and GLS		0.4828	0.5057	0.4271	0.4552	0.4671	0.4719	0.3829	0.3711
Adjusted R-squared of OLS and GLS		0.4455	0.4701	0.3858	0.4160	0.4287	0.4338	0.3385	0.3257
Individual error effect of LSDV (Parameter estimate for each participant)	$\alpha_1 + \mu_1$	80.1410 ***		80.9637 ***		80.1691 ***		80.5188 ***	
	$\alpha_2 + \mu_2$	79.2459 ***		80.4096 ***		80.1040 ***		77.9616 ***	
	$\alpha_3 + \mu_3$	78.6947 ***		79.7250 ***		75.4160 ***		80.3108 ***	
	$\alpha_4 + \mu_4$	85.0411 ***		79.7765 ***		78.5328 ***		83.6883 ***	
	$\alpha_5 + \mu_5$	78.0581 ***		81.9251 ***		79.2650 ***		79.4036 ***	
	$\alpha_6 + \mu_6$	78.7476 ***		80.3712 ***		80.7429 ***		82.1938 ***	
	$\alpha_7 + \mu_7$	81.4991 ***		79.6598 ***		83.4919 ***		82.2126 ***	
	$\alpha_8 + \mu_8$	79.7766 ***		80.3348 ***		79.5921 ***		80.9717 ***	
	$\alpha_9 + \mu_9$	78.5900 ***		80.1639 ***		79.2411 ***		76.4954 ***	
	$\alpha_{10} + \mu_{10}$	79.4038 ***		81.5714 ***		81.1360 ***		78.8251 ***	
	$\alpha_{11} + \mu_{11}$	72.9777 ***		73.7879 ***		71.6693 ***		77.3749 ***	
	$\alpha_{12} + \mu_{12}$	79.1122 ***		81.0139 ***		80.6182 ***		80.8677 ***	
	$\alpha_{13} + \mu_{13}$	79.2510 ***		78.8446 ***		77.1163 ***		81.5241 ***	
	$\alpha_{14} + \mu_{14}$	80.9292 ***		81.6011 ***		84.8664 ***		83.4943 ***	
	$\alpha_{15} + \mu_{15}$	77.2637 ***		83.0908 ***		79.5298 ***		79.6269 ***	
	$\alpha_{16} + \mu_{16}$	82.1250 ***		83.2110 ***		77.4481 ***		79.4498 ***	
	$\alpha_{17} + \mu_{17}$	81.4229 ***		80.4835 ***		79.5597 ***		79.9291 ***	
	$\alpha_{18} + \mu_{18}$	82.5030 ***		78.9858 ***		79.8025 ***		80.7296 ***	
	$\alpha_{19} + \mu_{19}$	75.8213 ***		78.5676 ***		75.4048 ***		74.8278 ***	
	$\alpha_{20} + \mu_{20}$	81.5645 ***		83.3562 ***		79.0787 ***		79.4413 ***	
p-value of F test for individual error effects		0.0010		0.0039		0.0000		0.0174	
p-value of chi-square test for heteroscedasticity		0.0036		0.0185		0.0000		0.1042	
p-value of chi-square test for random effects		0.9866		0.9997		0.8531		0.9999	
Adopted estimation method		GLS		GLS		GLS		OLS	

Sample size of panel data is 120. (20 participants and 6 sections.)

The upper row and the bottom row show parameter estimate and standard error, respectively, at each coefficient. \*\*\* p<0.001; \*\* p<0.01; \* p<0.05; . p<0.1

Null hypothesis of F test for individual error effects, which means that all individual error effects are the same, indicates that OLS is better than LSDV.

Null hypothesis of chi-square test for heteroscedasticity, which means that error variance is homogeneous, indicates that OLS is better than GLS.

Null hypothesis of chi-square test for random effects, which means that individual error effect is random, indicates that GLS is better than LSDV.

表-8 パラメータ推定結果

Explanatory variable	Regression coefficient	Explained variable : Average speed of each section's midpoint							
		Plane curve radius							
		200m		400m		600m		800m	
		OLS	GLS	OLS	GLS	OLS	GLS	OLS	GLS
Intercept	$\alpha$	80.5365 ***	80.5446 ***	82.8997 ***	82.8998 ***	81.2427 ***	81.2428 ***	81.2590 ***	81.2624 ***
Cutoff dummy	$\eta$	-22.9975 ***	-23.3776 ***	-16.8780 ***	-17.0025 ***	-14.5433 ***	-14.9682 ***	-20.9553 ***	-19.9753 ***
Distance between each section's midpoint and the cutoff point	$\beta_1$	-0.0032	-0.0032	-0.0008	-0.0008	-0.0024	-0.0024	-0.0029	-0.0029
Distance between each section's midpoint and the cutoff point * Cutoff dummy	$\beta_2$	-0.0572 ***	-0.0572 ***	-0.0483 ***	-0.0483 ***	-0.0513 ***	-0.0513 ***	-0.0454 **	-0.0454 ***
Aged person dummy	$\gamma_1$	0.0139	0.0127	0.0143	0.0124	0.0147	0.0131	0.0141	0.0123
Driving frequency dummy	$\gamma_2$	-2.9937 *	-2.9770 **	-2.4974 *	-2.4901	-2.2962	-2.2719	-2.7079 **	-2.6514
Factor score of behavioral factor 1	$\gamma_3$	0.9066	1.3036	0.9062	1.4598	0.9244	1.4164	0.8948	1.4336
Factor score of behavioral factor 2	$\gamma_4$	0.5231	0.7703	0.5336	0.8730	0.5478	0.8481	0.5276	0.8576
Target speed before entering curve	$\gamma_5$	-0.6789	-0.6858	-1.0222	-1.0237	-1.2151	-1.2210	-1.1225	-1.1146
R-squared of OLS and GLS		0.5882	0.6005	0.4416	0.4491	0.4310	0.4561	0.4871	0.5012
Adjusted R-squared of OLS and GLS		0.5585	0.5717	0.4013	0.4094	0.3899	0.4169	0.4502	0.4653
Individual error effect of LSDV (Parameter estimate for each participant)	$\alpha_1 + \mu_1$	81.3241 ***		83.7666 ***		82.0144 ***		80.8667 ***	
	$\alpha_2 + \mu_2$	78.4107 ***		80.8191 ***		79.4166 ***		77.9132 ***	
	$\alpha_3 + \mu_3$	77.4979 ***		79.7120 ***		78.6194 ***		78.6975 ***	
	$\alpha_4 + \mu_4$	79.0334 ***		82.7342 ***		85.2057 ***		81.1863 ***	
	$\alpha_5 + \mu_5$	79.6710 ***		79.2899 ***		77.4382 ***		79.8672 ***	
	$\alpha_6 + \mu_6$	82.2187 ***		81.6574 ***		79.8914 ***		79.6547 ***	
	$\alpha_7 + \mu_7$	81.7556 ***		82.8389 ***		79.6318 ***		83.0655 ***	
	$\alpha_8 + \mu_8$	80.9343 ***		79.6205 ***		79.8725 ***		79.9145 ***	
	$\alpha_9 + \mu_9$	79.6908 ***		77.1994 ***		78.3014 ***		77.9267 ***	
	$\alpha_{10} + \mu_{10}$	80.2952 ***		83.4319 ***		79.9064 ***		77.9526 ***	
	$\alpha_{11} + \mu_{11}$	72.8762 ***		72.1163 ***		71.6102 ***		73.6069 ***	
	$\alpha_{12} + \mu_{12}$	76.2604 ***		82.4127 ***		76.9320 ***		79.6349 ***	
	$\alpha_{13} + \mu_{13}$	73.8761 ***		78.5403 ***		78.6912 ***		75.8992 ***	
	$\alpha_{14} + \mu_{14}$	78.4056 ***		78.5342 ***		80.6515 ***		80.0516 ***	
	$\alpha_{15} + \mu_{15}$	78.5039 ***		82.0919 ***		78.0902 ***		76.9907 ***	
	$\alpha_{16} + \mu_{16}$	78.5682 ***		80.0608 ***		80.0010 ***		82.0716 ***	
	$\alpha_{17} + \mu_{17}$	79.8434 ***		77.4519 ***		80.5979 ***		78.6940 ***	
	$\alpha_{18} + \mu_{18}$	80.0401 ***		81.2552 ***		80.2130 ***		84.8020 ***	
	$\alpha_{19} + \mu_{19}$	78.2573 ***		74.7338 ***		78.0903 ***		72.9902 ***	
	$\alpha_{20} + \mu_{20}$	82.1708 ***		83.5290 ***		83.0753 ***		80.5686 ***	
p-value of F test for individual error effects		0.0063		0.0002		0.0016		0.0002	
p-value of chi-square test for heteroscedasticity		0.0334		0.0004		0.0061		0.0005	
p-value of chi-square test for random effects		0.9995		1.0000		0.9996		0.9930	
Adopted estimation method		GLS		GLS		GLS		GLS	

表-9 パラメータ推定結果

Explanatory variable	Regression coefficient	Explained variable : Average speed of each section's midpoint							
		Plane curve radius							
		200m		400m		600m		800m	
		OLS	GLS	OLS	GLS	OLS	GLS	OLS	GLS
Intercept	$\alpha$	82.1916 ***	82.1934 ***	80.9436 ***	80.9198 ***	80.6254 ***	80.6268 ***	80.0001 ***	80.0008 ***
Cutoff dummy	$\eta$	-10.5444 ***	-10.6587 ***	-11.3163 ***	-13.9420 ***	-14.3320 ***	-14.8334 ***	-12.9511 ***	-12.7529 ***
Distance between each section's midpoint and the cutoff point	$\beta_1$	-0.0013	-0.0013	-0.0033	-0.0033	-0.0041	-0.0041	-0.0035	-0.0035
Distance between each section's midpoint and the cutoff point * Cutoff dummy	$\beta_2$	-0.0722 ***	-0.0722 ***	-0.0465 **	-0.0465 ***	-0.0440 **	-0.0440 **	-0.0342 **	-0.0342 ***
Aged person dummy	$\gamma_1$	0.0144	0.0131	0.0155	0.0126	0.0156	0.0144	0.0109	0.0100
Driving frequency dummy	$\gamma_2$	-3.1090 **	-3.1037 **	-2.5047 *	-2.3195	-3.1010 **	-3.0770 **	-1.5895	-1.6005
Factor score of behavioral factor 1	$\gamma_3$	1.1806	1.7410	1.2908	2.2872	1.2849	1.8281	0.9064	1.3358
Factor score of behavioral factor 2	$\gamma_4$	-2.0318 *	-2.0406 *	-0.6436	-0.7813	-0.1750	-0.2018	-1.2788	-1.2692
Target speed before entering curve	$\gamma_5$	0.9230	1.3379	0.9770	1.7321	0.9844	1.3925	0.6900	1.0141
R-squared of OLS and GLS		0.6800	0.6789	0.2532	0.2297	-0.0111	-0.0153	-0.7608	-0.7590
Adjusted R-squared of OLS and GLS		0.6522	0.6624	0.2375	0.2287	0.7086	1.0096	0.4955	0.7350
Individual error effect of LSDV (Parameter estimate for each participant)	$\alpha_1 + \mu_1$	80.9500 ***		81.0389 ***		78.9304 ***		79.0177 ***	
$\alpha_2 + \mu_2$	79.7207 ***		79.9878 ***		81.7035 ***		79.5617 ***		
$\alpha_3 + \mu_3$	80.0910 ***		80.1471 ***		80.4813 ***		79.6114 ***		
$\alpha_4 + \mu_4$	84.8377 ***		82.0836 ***		81.3175 ***		82.0741 ***		
$\alpha_5 + \mu_5$	79.0084 ***		80.3203 ***		80.2021 ***		78.1979 ***		
$\alpha_6 + \mu_6$	78.9602 ***		80.5608 ***		78.6955 ***		79.0746 ***		
$\alpha_7 + \mu_7$	80.7454 ***		78.2381 ***		83.2624 ***		80.7289 ***		
$\alpha_8 + \mu_8$	81.2756 ***		79.5903 ***		80.7426 ***		79.9174 ***		
$\alpha_9 + \mu_9$	76.9900 ***		79.3979 ***		77.3627 ***		77.0817 ***		
$\alpha_{10} + \mu_{10}$	79.4102 ***		81.3784 ***		78.6477 ***		78.8740 ***		
$\alpha_{11} + \mu_{11}$	72.6135 ***		67.9551 ***		72.4018 ***		74.0737 ***		
$\alpha_{12} + \mu_{12}$	79.4221 ***		78.3346 ***		75.8313 ***		76.9266 ***		
$\alpha_{13} + \mu_{13}$	74.2962 ***		77.9126 ***		80.0942 ***		78.1081 ***		
$\alpha_{14} + \mu_{14}$	79.2419 ***		79.3861 ***		77.3858 ***		79.0652 ***		
$\alpha_{15} + \mu_{15}$	79.6115 ***		79.3330 ***		75.4387 ***		77.9842 ***		
$\alpha_{16} + \mu_{16}$	82.0778 ***		78.9615 ***		80.1709 ***		77.5581 ***		
$\alpha_{17} + \mu_{17}$	81.7803 ***		81.5744 ***		77.5203 ***		80.0119 ***		
$\alpha_{18} + \mu_{18}$	81.9744 ***		83.9162 ***		80.7917 ***		80.4140 ***		
$\alpha_{19} + \mu_{19}$	78.7667 ***		75.4794 ***		76.5483 ***		73.3749 ***		
$\alpha_{20} + \mu_{20}$	80.8508 ***		81.7927 ***		82.2190 ***		79.6632 ***		
p-value of F test for individual error effects		0.0062		0.0000		0.0140		0.0057	
p-value of chi-square test for heteroscedasticity		0.0327		0.0000		0.0836		0.0293	
p-value of chi-square test for random effects		1.0000		0.9002		0.9987		0.9999	
Adopted estimation method		GLS		GLS		OLS		GLS	

Sample size of panel data is 120. (20 participants and 6 sections.)

The upper row and the bottom row show parameter estimate and standard error, respectively, at each coefficient. \*\*\* p<0.001; \*\* p<0.01; \* p<0.05; . p<0.1

Null hypothesis of F test for individual error effects, which means that all individual error effects are the same, indicates that OLS is better than LSDV.

Null hypothesis of chi-square test for heteroscedasticity, which means that error variance is homogeneous, indicates that OLS is better than GLS.

Null hypothesis of chi-square test for random effects, which means that individual error effect is random, indicates that GLS is better than LSDV.

的だという点，が判明した。

**謝辞**：本稿は神戸大学と(株)高速道路総合技術研究所の共同型協力研究(H28.1.4～H28.6.30)の成果に基づく。また，本研究の一部には JSPS 科研費 16H03017 の助成を賜っている。文教大学の松本修一准教授から有益なご助言を頂戴した。以上，記して謝意を表します。

#### 参考文献

- 1) 警察庁交通局交通規制課長通達：法定外表示等の設置指針について，警察庁丁規発第 7 号，2014.
- 2) 四辻裕文，松本猛秀，米村圭一郎，喜多秀行：カーブ手前の路面側面表示の配列パターンが運転者の速度認識に及ぼす影響の実験研究，土木学会論文集 D3(土木計画学)，Vol.72, No.5, pp.I\_1017-I\_1028, 2016.
- 3) Rubin, D. B.: Randomization analysis of experimental data: the Fisher randomization test comment, *Journal of the American Statistical Association*, Vol.75, No.371, pp.591-593, 1980.
- 4) 森田果：実証分析入門—データから「因果関係」を読み解く作法，pp.177-272，日本評論社，2014.
- 5) 星野匡郎，田中久稔：Rによる実証分析—回帰分析から因果分析へ，pp.189-210，オーム社，2016.
- 6) 山本勲：実証分析のための計量経済学—正しい手法と結果の読み方，pp.194-207，中央経済社，2015.
- 7) 日本道路協会：道路構造令の解説と運用(改訂版)，pp.316-320，2004.

(???? ?? ?? 受付)

## AN EXPERIMENTAL STUDY ON CAUSAL RELATIONSHIP AMONG ARRAY PATTERN OF TRANSVERSE AND LATERAL ROAD MARKING, RADIUS OF HORIZONTAL CURVE, AND DECELERATION OF VEHICLES

Hirofumi YOTSUTSUJI, Tatsuya ISHIMARU, Hideyuki KITA,  
Shoichi HIRAI and Jian XING

Concerning the effect of speed reduction marking consisting of transverse lines with progressively reduced spacing on speed change of vehicles approaching a horizontal curve, it is often the case that the vehicles decelerate with the change of array of the lines. However, since we can see an event that drivers generally decelerate towards a curve even if the marking does not exist, which we refer to as “deceleration effect without the marking”, the deceleration is not always thought to be due to the array patterns. This study verified a causal relationship among the array pattern, the curve radius, and the deceleration, by using driving simulation data of elderly/non-elderly adults. Removing the “deceleration effect without the marking” after a cut-off point, transition of vehicle speed for each array pattern is regressed on the curve radius and driver attributes, through employing Regression-discontinuity (RD) method and Difference-in-difference (DID) method. Analytical results show that: 1) the array pattern is not effective if vehicle speed towards a curve matches the speed on passing safely through the curve, otherwise it is effective, 2) it would be better for the array patterns to be varied according to the horizontal curve radii.