# 自動運転車と人間が運転する自動車の混在下で 発生する渋滞シミュレーション

戸田賢1, 高松敦子1

1 早稲田大学大学院 先進理工学研究科 電気・情報生命専攻

#### 概要

自動運転車と人間が運転する自動車が混在することで、現在の交通渋滞から変化が起こることが 予想できる。人間と自動運転車の反応時間の違いに着目したシミュレーションを通じて、自動運 転車が導入されることによる渋滞の状態の変化を予測する。

# Traffic jams caused by mixture of autonomous and human-driving cars

Ken Toda<sup>1</sup>, Atsuko Takamatsu<sup>1</sup>

Department of Electrical Engineering and Bioscience, Graduate School of Advanced Science and Engineering, Waseda University, Tokyo, Japan

#### Abstract

Mixture of autonomous and human-driving cars is expected to change the formation of traffic jams. This research predict a change in traffic jams caused by the partial introduction of autonomous cars through simulation focusing on the difference in reaction time between autonomous and human-driving cars.

#### 1 はじめに

2020年の普及を目指して現在様々な企業が自動運転車の開発に力を注いでいる。自動ブレーキ機能や車間距離制御装置 (ACC) などが搭載された車は既に市場に出回っている。こうした自動運転技術は交通事故の大きな要因であるヒューマンエラーを無くし、事故率の軽減につながるだろう。さらに、ACCの普及が高速道路の渋滞の緩和につながることが期待される [1].

自動運転車へのこのような期待にも関わらず、既に実施されている公道を使ったテスト走行では、死亡事故や自動運転車側に過失のある事故が発生している。自動運転車に遭遇したドライバーの大半は自動運転車に近付かないようにする、という調査結果もある[2].

このように自動運転車は夢のある技術として期待されている反面,不安の声も大きい.そこで,本研究では自動運転車と人間が運転する自動車が混在する過渡的状況において,交通流がどのように変化するか予測することを目的とする.ここでは問題を簡単化する為,シングルレーンの周回サーキットを仮定して最適速度モデルを用いたシミュレーションを行う.自動運転車の導入が交通渋滞にもたらす影響を予測する.

### 2 自動運転車

一般に自動運転車とは加速・操舵・制動の全てを 自動で行う技術である。人間が目で物事を認知して から行動に移すまでにかかる反応時間は約1秒と言 われているが、ACC や自動運転車における反応時 間はそれより短く設定できる[3]. 従って,本研究ではこの反応時間の違いに着目して自動運転車と人間が運転する車を区別する.

# 3 モデル

#### 3.1 最適速度モデル

最適速度モデル (以後 OV モデル) とは交通流を再現するモデルとして提案された中の一つである. 前の車との車間距離で決まる最適速度に近づくように個々の車の加速度をそれぞれ決定していくモデルである [4]. 以下のような連立微分方程式で表される.

$$\begin{cases}
\frac{dx_i(t)}{dt} = v_i(t), \\
\frac{dv_i(t)}{dt} = \alpha[\text{OV}\{\Delta x_i(t - \tau_i)\} - v_i(t - \tau_i)].
\end{cases} (1)$$

ここで $x_i$ ,  $v_i$  はそれぞれ i 番目の車の位置,速度を表す.  $\Delta x_i \equiv x_{i+1} - x_i$  は車間距離を表す.  $\alpha$  は現在の速度から最適速度に達するまでの速さ,つまり加減速の性能に相当する $^1$ . OV は  $\Delta x_i$  のみによって定義される最適速度関数である.  $\tau$  はドライバーが前方の車を認知して加減速装置を操作するまでに至る時間であり,自動運転車では人間が操作するよりも $\tau$  が小さく設定されるものと考えられる. そこで,本研究ではこのパラメータで,自動運転車と人間が運転する車を区別する. また、自動運転車と人間が運転する車の加減速性能は同等であると仮定し, $\alpha$  は同じ値に設定した.

最適速度関数に以下の非線形関数を採用する.

$$\begin{cases}
OV(\Delta x_i) = V_{max} \left[ \frac{\tanh\left\{\frac{2(\Delta x_i - d)}{\omega}\right\} + c_{bias}}{1 + c_{bias}} \right], \\
c_{bias} = \tanh\left\{\frac{2(d - l)}{\omega}\right\}.
\end{cases} (2)$$

ここで、 $V_{max}$  は最大速度、d は最適速度が  $V_{max}$  の半分となる車間距離、l は車体の長さ、 $\omega$  は関数の立ち上がりに関わるパラメータである。 $c_{bias}$  は  $\Delta x_i$  が l と等しい時に最適速度を 0 とする為の調節項である。OV 関数は車間距離が短いと遅い速度、車間が大きくなると最大速度  $V_{max}$  に漸近するシグモイド曲線を描く。本研究では  $V_{max}=115[\mathrm{km/h}], d=40[\mathrm{m}], \omega=30[\mathrm{m}], l=5[\mathrm{m}]$  とした。

#### 3.2 拡張最適速度モデル

OV モデルは車間距離  $\Delta x_i$  のみによって速度を決定するが,現実を考えると運転手は相対速度  $\Delta v_i \equiv v_{i+1} - v_i$  による速度調節も行なっている.  $\Delta v_i < 0$  の場合,例えば前の車がブレーキを踏んで車間が小さくなるような時,運転手は OV モデルよりも早めに減速する.  $\Delta v_i > 0$  の場合,例えば前の車が渋滞を抜け出し加速する時,OV モデルよりも早めに加速する.

レで 市場に出回っている ACC は既にこのような相対 る. 速度に応じた速度の調整を行っている. そこで本研 究では次式のように相対速度による調節項を追加し た拡張最適速度モデル (以後拡張 OV モデル) を提案 (1) し、OV モデルとの比較を行う.

$$\begin{cases}
\frac{dx_i(t)}{dt} = v_i(t), \\
\frac{dv_i(t)}{dt} = \alpha [\text{OV}\{\Delta x_i(t - \tau_i)\} - v_i(t - \tau_i)] \\
+\beta(\Delta x_i)\Delta v_i(t - \tau_i), \\
\beta(\Delta x) = \begin{cases}
\beta_0 & (\Delta x \le d_\beta) \\
0 & (\Delta x > d_\beta).
\end{cases}$$
(3)

ここで, $\beta$  は相対速度による調節項に関わるパラメータで,正の値を持つと前の車と速度を等しくする方向に加速度が働く。本モデルでは速度調節に関わるパラメータが  $\alpha$  と  $\beta$  の 2 つ存在する。 $\alpha$  と  $\beta_0$  の比によって,車間による調節効果と相対速度による調節効果の強さを制御できる。従って本研究では, $\beta_0=1.0[\sec^{-1}],d_\beta=80[m]$ ,とし, $\alpha$  の値を変化させたシミュレーションを行う事で適切なパラメータを選択した。

#### 3.3 セットアップ

本研究では一周 4km, 一様で流出入の無い一車線サーキットを想定し, 一回のシミュレーション毎に0.1[s] 刻みで 3600[s](36000 ステップ) の数値計算を4次のルンゲ・クッタ法で行った. 車の追い越しが起こらない為, 実験開始時から終了まで車の順序は保たれる. 車同士が接触した場合, 事故が発生したとみなしシミュレーションを中断する.

## 4 結果と考察

#### 4.1 時間遅れと渋滞の状態

OV モデルではパラメータによって安定状態と呼ばれる渋滞と不安定状態と呼ばれる渋滞が出現する

 $<sup>^1</sup>$ オリジナルのモデル [4] では  $\alpha$  は感応度と呼ばれるパラメータであり,自動車の加減速能による時間遅れと,ドライバーの現状 (前方の車の位置,速度) 認知能による時間遅れを含む.本論文では,前者の加減速能のみを表すパラメータである点に注意してほしい.

ことが示されている [4]. ここで,「安定状態」とは 車間距離と速度が一様な状態であり、「不安定状態」 とは車間距離と速度が一様で無い状態である2. 本研 究の式(1),(3)を用いたシミュレーションでもパラ メータの値によって安定状態と不安定状態どちらも 出現する. 2種類の運転車の混在効果の議論をする 前に、パラメータ $\alpha, \tau$ が渋滞形成にどのように影響 するか調べた. そのため, 一回のシミュレーション 内の全車に同じパラメータ値を設定した. 一組のパ ラメータ設定についてサーキット内の台数を変化さ せ流量を測定し、密度-流量の関係を表す基本図(図 1)を描くことで渋滞の状態を判別した. 基本図が図 1A のように滑らかな場合,渋滞は安定状態にある. 一方図 1B のように渋滞形成域の一部が不連続となっ ている区間では不安定状態となっている. 以上に基 づき, 渋滞状態の安定性について判別した.

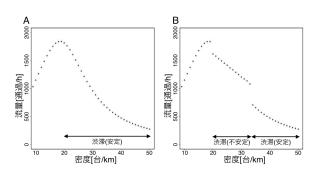


図 1: 渋滞の状態毎の基本図. 密度と流量の関係を示し、ピーク密度を超えた範囲が渋滞と定義される.  $(A)\alpha=4.0[s^{-1}], \tau=0.4[s]$  によるシミュレーション結果の基本図.  $(B)\alpha=4.0[s^{-1}], \tau=1.0[s]$  によるシミュレーション結果の基本図.

それぞれのモデルについて各パラメータ設定における渋滞の状態を図2に示した。どちらのモデルでも基本的には、 $\tau$ の値が小さければ安定状態となり、大きければ不安定状態となる。反応時間の短い自動運転車の普及に伴い渋滞の状態が変化する可能性を示唆する。OV モデルの場合には $\alpha$ が大きいほど安定状態の領域が広がる。一方、拡張 OV モデルの場合、 $\alpha$ が小さくても OV モデルと比較して安定状態となる領域が広い。このことは相対速度による調節が安定性に有利に働いていることを示している。

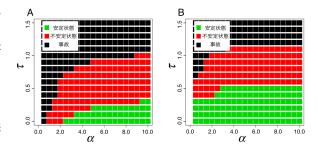


図 2: パラメータ設定毎の渋滞の種類. シミュレーション中に車同士が接触した場合,事故と判定する. (A)OV モデルの結果.  $\alpha$  が 4.0 を超えると渋滞の状態は  $\tau$  の値への依存度が大きくなる. (B) 拡張 OV モデルの結果.  $\alpha$  が 2.0 をを超えると渋滞の状態は  $\tau$  の値への依存度が大きくなる.

#### 4.2 混在下における渋滞形成

自動運転車と人間が運転する車が混在する場合の 渋滞形成を調べる。自動運転車では安定状態が形成 されるパラメータ値が設定されるのが妥当だと考え, OV モデルでは  $\tau_i=0.1[\mathrm{s}]$ , 拡張 OV モデルでは  $\tau_i=0.4[\mathrm{s}]$  とした。それに対し,人間が運転する車 のパラメータは  $\tau_i=0.7[\mathrm{s}]$  とした。車の加減速性能 は全て同じであると仮定し  $\alpha=4.0[\mathrm{s}^{-1}]$  とした.

全車数に対する自動運転車の割合を 10%刻みで変化させ、それぞれについて渋滞の評価を行った。サーキット内の台数は 100 台とした。これは図 1B の不安定状態となる領域の中心となる密度に当たる。渋滞の質を評価する指標として、車が低速になっているクラスタの個数 (低速集団の数) とその台数 (低速台数) の二つを採用する。低速とは最大速度  $V_{max}/4$  となる 28.75[km/h] を下回る状態を低速と定義した。低速集団の数によって、一定距離を走る間に加減速をする回数を比較することができ、追突などの事故リスクの大きさの目安となる。低速台数によって、スムーズに運転出来ていない車の台数を比較することができ、ドライバーへの精神的なストレスの目安となる。

OV モデルにおける自動運転車の割合と低速集団の数,低速台数の関係を図3に示した。OV モデルの場合,低速集団の個数は自動運転車の割合が10%~70%において,0%の場合よりも多い。つまり自動運転車の割合が小さい導入直後は事故リスクがかえって増加する可能性が示された。ドライバーへのストレスは自動運転車が60%以上普及しないと大きな改善は見られないことが示唆された。

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>通常、「安定状態」「不安定状態」とは一様状態が摂動に対して安定・不安定であるかによって定義される。本研究のシミュレーションでは一様状態に小さなノイズを与えた初期配置を設定している。十分時間が経過したシミュレーション終了時の車間距離と速度が一様・非一様であるかを判別することは、一様状態がノイズに対して安定・不安定であるかを判別する事に相当すると考えられる。

拡張 OV モデルにおける自動運転車の割合と低速 集団の数,低速台数の関係を図4に示した.拡張 OV モデルの場合,事故リスクは 30%~40%までの普及 率では変化がないが,それを超えると少しずつ改善 が見られることがわかった.ドライバーへのストレ スは自動運転車が 70%以上普及すれば大きく改善さ れることが示唆された.

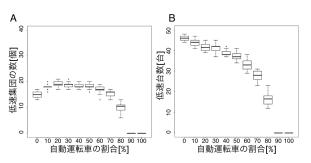


図 3: OV モデルによる低速集団の数と低速台数. 自動運転車の各割合に対して 10 回ずつシミュレーションを行い,低速集団の数を箱ひげ図に示した. 中央のバーは中央値,箱の上下はそれぞれ第三四分位点,第一四分位点を示す.

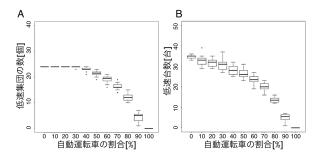


図 4: 拡張 OV モデルによる低速集団の数と低速台数. 自動運転車の各割合に対して 10 回ずつシミュレーションを行い, 低速集団の数を箱ひげ図に示した.

#### 5 まとめ

二種類のモデルによるシミュレーションによって、異なる予測結果が表れた。どちらのモデルでも自動運転車の普及率が $60\%\sim70\%$ を下回る場合は自動運転車の混在による渋滞の大きな改善が見られない結果となった。またOV モデルの結果から,自動運転車の普及率が低い場合は普及率0%の場合よりも事故リスクが増加する可能性も示唆された。導入される自動運転車がOV モデルに近いと仮定すると,普及率が高くなるまで1 レーン道路に限っては自動運

転車の反応時間を故意に長くした方が事故リスクを 減らすことが出来る可能性がある.

本論文では自動運転車と人間の運転モデルに同じ モデルを採用しシミュレーションを行ったが、自動 運転車と人間に異なるモデルを採用したシミュレー ションについても行い、節 4.2 と同じ評価を行なっ た. 人間に OV モデル、自動運転車に拡張 OV モデ ルを与えた場合は図 3 と似た傾向、人間に拡張 OV モデル、自動運転車に OV モデルを与えた場合は図 3 と似た傾向が現れた. このことから、自動運転車 の導入が交通渋滞にもたらす影響は人間の運転モデ ルに依存する可能性が考えられる.

今後の課題として本研究の主張の信頼性を確認する為に、最大速度などの各種パラメータに個性を与えた追実験を行う必要がある。本研究では反応時間以外の要素を単純化して、現象を概観した。実際には自動運転車にも個性があり、車の長さにもばらつきがある。更には道路には複数レーン存在する。一車線サーキットでは追い越しを行えない為、車の各種パラメータの個性を正当に評価できない。何故ならその影響は車の初期配置に依存するからだ。今後は本研究のモデルを複数レーンでも適用できるよう追い越しルールを加えてこれらの問題に取り組む予定である。

# 参考文献

- [1] Kesting, A., Treiber, M., Schönhof, M., and Helbing, D. (2008), Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 16 (6), 668-683.
- [2] 株式会社インターリスク総研, "自動走行システムの社会的受容性等に関する調査結果(概要)について", http://www.irric.co.jp/pdf/reason/research/2016\_2.pdf, (2016).
- [3] Schakel, W. J., Van Arem, B., & Netten, B. D. (2010), Intelligent Transportation Systems (ITSC), 13 759-764.
- [4] Bando, M., Hasebe, K., Nakayama, A., Shi-bata, A., and Sugiyama, Y. (1994), Japan Journal of Industrial and Applied Mathematics, 11(2), 203-223.
- [5] 西成活裕, "クルマの渋滞 アリの行列", 技術評論社, (2008).