

LK-004

運転行動信号に含まれる個人性に関する検討 Study of Individualities in Driver Behavioral Signals

小澤 晃史[†] 伊藤 克巨[†] 武田 一哉[†] 脇田 敏裕^{†‡} 板倉 文忠[§]
Koji Ozawa Katsunobu Itou Kazuya Takeda Toshihiro Wakita Fumitada Itakura

1. はじめに

近年、自動車は単に物や人を運ぶ機械から安全性や利便性が求められる乗り物となってきている。この安全性を向上させる技術として運転支援システムがある[1]。これはこれまで運転者が行ってきた運転行動の一部をシステムが代行するもので、車間距離制御システム(Adaptive Cruise Control system; ACC)や車線維持支援システム(Lane Keeping Assistance system)などが現在実用されている。

これら安全性や利便性をさらに向上させる手法のひとつに運転者の運転行動情報の利用がある。運転行動信号を用いて運転行動をモデル化し、次に運転者がどのように行動するかを予測することは、自動車の安全性の向上に大いに役立つと考えられる。しかし実際には、運転行動には個人性が含まれており、運転行動をモデル化する上で、運転行動信号のどの部分に個人性が含まれているかを調査することは重要であると考えられる。

そこで本研究では、運転者の速度と車間距離の関係を交通流の研究分野で提案された最適速度モデル[2],[3]でモデル化する手法と、速度と車間距離及びそれらの時間変化の分布をGMM(Gaussian Mixture Model)[4]でモデル化する手法を用いて、運転行動信号に含まれる個人性について検討する。

2. 運転データの収録

2.1 ドライビングシミュレータ

本研究では豊田中央研究所開発のドライビングシミュレータを用いて運転データを収録した。ドライビングシミュレータを用いて運転データを収集する利点としては、環境状況や道路状況が一定、データにノイズが乗りにくい、被験者への負担が軽減される、事故などの心配がなく安全、といった点が挙げられる。

このドライビングシミュレータで収録できる運転データは速度、車間距離、レーン内横方向の位置、アクセルペダル操作量、ブレーキペダル操作量、ステアリング操作量であり、10Hzで標本化されている。

2.2 コースと先行車の挙動

本研究では3分間のコースで、先行車の挙動を2種類用意した。図1に先行車の挙動を示す。コースは若干渋滞した高速道路を想定し、先行車に追従して運転する条件下で運転データを収録した。

2.3 収録

被験者は男性8名で、全員が自動車免許を取得している。年齢は21~24歳で運転歴は2.5~5年である。被験者には先行車に追従することのみを指示した。収録は

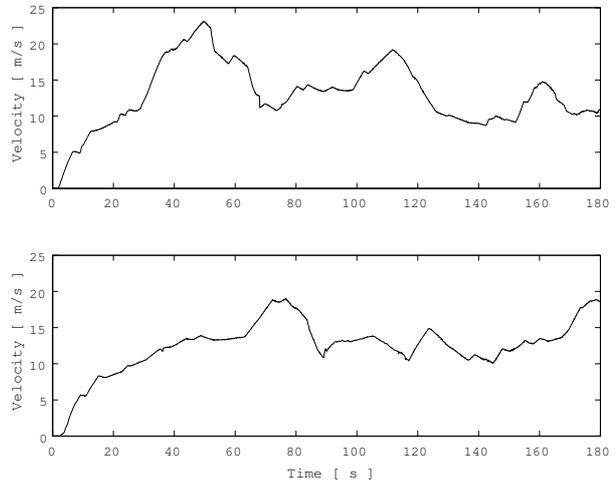


図1: 先行車の挙動

3分間の走行が終わるごとに1分間の休憩を入れた。走行は全部で10回行い、最初の2回を練習とした。

ドライビングシミュレータにより収録した運転データのうち速度と車間距離の関係の一例を図2示す。Driver2は速度が大きくなるにつれて車間距離を大きく取る傾向が見られるが、Driver1はDriver2ほど車間距離を取ってはいないことがわかる。このように追従挙動には個人性が含まれると考えられる。

3. 最適速度モデルを用いた個人性の調査

3.1 最適速度モデルの定義

最適速度モデルとは、交通流の研究分野において、個々の車両の挙動が、速度と車間距離の関係を表すあるひとつの最適速度関数に従うと仮定して、自然渋滞の発生のメカニズムなどを解明するために考案されたものである[2],[3]。しかし実際は最適速度関数には個人差があると考えられる。そこで本研究では、速度と車間距離の関係を最適速度モデルでモデル化し、そこに含まれる個人性を用いて運転者の識別実験を行う。

最適速度関数とは、前方車間に応じた最適速度(安全速度)を与えるもので、運転者が個々に高速道路での交通規範として持っているとする。最適速度は車間距離が小さければ小さくとるべきであり、車間距離が大きければ最適速度は大きくても構わないとする。しかし、自動車の性能や運転者の希望最高速度を考えると、いくら大きくてもよいわけではなく、ある値に飽和するべきである。ここで希望最高速度とは、先行車がない場合に運転者が出す最高速度である。このような条件を満たす最適速度関数の形として以下のような式を考える。

$$V_{\text{opt}}(h) = V_{\text{max}}[1 - \exp\{-a(h(t) - h_0)\}] \quad (1)$$

[†]名古屋大学情報科学研究科

[‡]豊田中央研究所

[§]名城大学理工学部

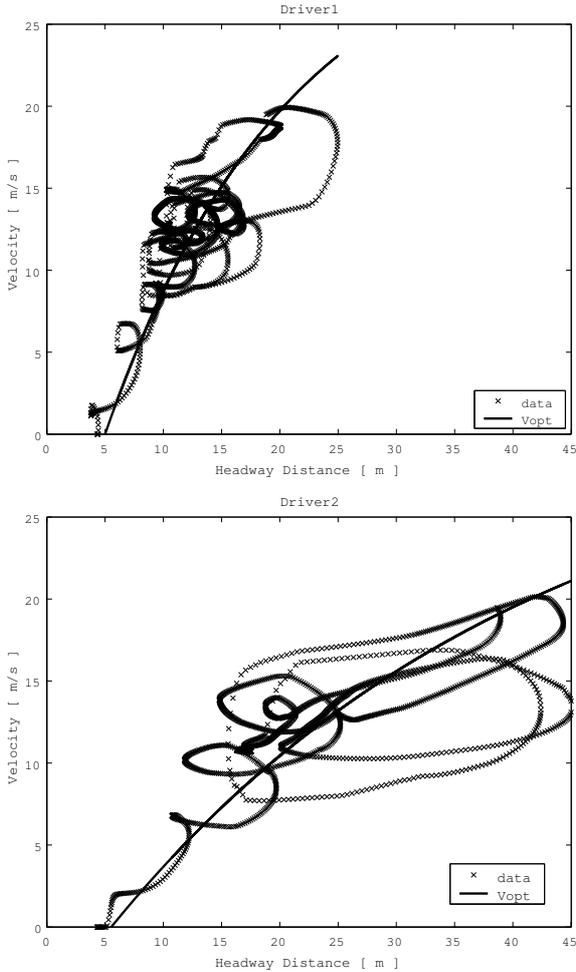


図 2: 速度と車間距離の関係の例

ここで、 $V_{\text{opt}}(h)$ は最適速度関数、 V_{max} は希望最高速度、 $h(t)$ は車間距離、 a は関数の傾き、 h_0 は横軸との切片を表す。ただし本研究では、 $V_{\text{max}} = 32$ と固定して、パラメータ a, h_0 を実際の運転データから最小二乗法により求めた。ある運転者の最適速度関数の例を図 2 に示す。

運転者の追従挙動は先行車との車間距離に応じて適切な速度 (最適速度) を保とうとすると考えられる。これを式で表すと式 (2) となる。

$$\frac{dv(t+\tau)}{dt} = \alpha(V_{\text{opt}}(h) - v(t)) \quad (2)$$

ここで、 τ は反応遅れ時間であり、感度 α は最適速度との速度差に対してどれくらい敏感に反応するかを表す。すなわち、図 2 の Driver1 は最適速度関数付近に分布が集中しているため感度 α が大きい運転者であり、Driver2 は小さい運転者であると言える。ただし、感度 α は速度差 $V_{\text{opt}}(h) - v(t)$ と加速度 $\frac{dv(t+\tau)}{dt}$ の回帰係数とし、 τ は学習データからヒューリスティックに決めた。

3.2 識別実験

本章で検討する手法で用いる特徴量は、最適速度関数の傾き具合を表わす a 、横軸との切片 h_0 、感度 α 、レ-

表 1: 実験結果

	識別率 [%]
τ を用いない場合	69
τ を用いた場合	70

ン内横方向の標準偏差 s であり、識別の対象となる運転者は 8 名である。

本手法では各運転者間の距離尺度としてマハラノビス距離を用いる。式 (3) にマハラノビス距離を示す。

$$D = (x - \mu_c)' \Sigma_c^{-1} (x - \mu_c) \quad (3)$$

ただし $x = (a_i, h_{0i}, \alpha_i, s_i)'$ は未知の運転者の入力特徴量ベクトル、 $\mu_c = (\bar{a}_c, \bar{h}_{0c}, \bar{\alpha}_c, \bar{s}_c)'$ は運転者 c の参照ベクトル、 Σ_c^{-1} は運転者 c のクラス内共分散行列の逆行列である。本手法では、運転者が未知である運転データから得られた特徴量と、あらかじめ学習データから得られている各運転者の平均的な特徴量とのマハラノビス距離を計算し、最も距離が小さい運転者を識別結果とした。被験者一人当たり 8 データあるうち 2 データを評価用とし、残り 6 データを学習用としクロスバリデーションを行った。

3.3 実験結果

最適速度モデルを用いた運転者識別実験の結果を表 1 に示す。ただし、学習データから求めた式 (2) における時間反応遅れ τ は 400 ~ 500ms であった。時間反応遅れを考慮しない場合の識別率は 69%、時間反応遅れを考慮した場合の識別率は 70% であった。交通流の研究分野における最適速度モデルは、すべての運転者の速度と車間距離の関係を共通の関数で表現しようというものであるが、この結果から、最適速度関数には個人性が含まれており、最適速度モデルを用いて運転行動をモデル化する場合は、運転者ごとにモデル化する必要があると考えられる。

4. GMM を用いた運転者の個人性の調査

4.1 GMM の定義

GMM は音声認識や話者識別などの研究分野で広く用いられている手法である [4]。GMM はガウス基底関数の線形結合により表現される確率モデルであり、 M 個のガウス基底関数それぞれの混合重み ω_m 、平均ベクトル μ_m 、共分散行列 Σ_m により表現できる。

$$\lambda = \{\omega_m, \mu_m, \Sigma_m \mid m = 1, 2, \dots, M\} \quad (4)$$

観測ベクトル o に対するモデル λ の出力確率は次式で定義される。

$$b(o \mid \lambda) = \sum_{m=1}^M \omega_m \mathcal{N}_m(o) \quad (5)$$

ここで、 ω_m は m 番目の混合要素の混合重みで次式を満たす。

$$\sum_{m=1}^M \omega_m = 1 \quad (6)$$

また、 $\mathcal{N}_m(\mathbf{o})$ は m 番目の混合要素の要素密度で、次式のようにガウス基底関数で表現される。

$$\mathcal{N}_m(\mathbf{o}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^D |\Sigma_m|}} \cdot \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{o} - \boldsymbol{\mu}_m)' \Sigma_m^{-1} (\mathbf{o} - \boldsymbol{\mu}_m) \right\} \quad (7)$$

ここで、 $|\Sigma_m|$ 、 Σ_m^{-1} はそれぞれ共分散行列の行列式、逆行列であり、 $(\mathbf{o} - \boldsymbol{\mu}_m)'$ は $(\mathbf{o} - \boldsymbol{\mu}_m)$ の転置を表す。また本研究では、共分散行列 Σ_m として対角成分以外が 0 である対角共分散行列を用いた。また、モデル λ に観測系列 $\mathbf{O} = (\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2, \dots, \mathbf{o}_T)$ が与えられたときの尤度は次式で定義される。

$$P(\mathbf{O} | \lambda) = \prod_{t=1}^T b(\mathbf{o}_t) = \prod_{t=1}^T \sum_{m=1}^M \omega_m \mathcal{N}_m(\mathbf{o}_t) \quad (8)$$

本手法では、GMM で運転者の運転行動をモデル化し、それに含まれる個人性を用いて運転者の個人識別を行う。

4.2 識別実験

本実験では、被験者一人当たり 8 つあるデータを 4 セットに分割し 1 セット 6 分間のデータとし、3 セットを学習用データ (18 分)、残り 1 セットを評価用データとした。

本手法では運転者ごとに GMM で特徴量の分布をモデル化した。特徴量には速度 V 、車間距離 H 、速度の時間変化 ΔV 、車間距離の時間変化 ΔH を用いた。ただし、時間変化を求める際は以下のように回帰係数を求めた。

$$\Delta x(t) = \frac{\sum_{k=-K}^K kx(t+k)}{\sum_{k=-K}^K k^2} \quad (9)$$

ここで、 $x(t)$ は元の信号、 K は時間変化を求める際の時間幅を決めるもので、本実験では時間窓幅を $2K = 600\text{ms}$ とした。また、GMM の混合数 M は 2, 4, 8, 16 とした。

図 3 に各特徴量の分布を示す。図 3 の車間距離とその時間変化に注目すると、Driver2 は Driver1 に比べて分布が広がっていることがわかる。このように、速度、車間距離、及びこれらの時間変化の分布には個人性が含まれると考えられる。

識別方法は、運転者が未知の運転行動データとあらかじめ学習した各運転者のモデルの尤度を計算し、最も尤度が大きかったモデルの運転者を識別結果とした。また、識別実験は評価用データと学習用データを順次入れ替えてクロスバリデーションを行った。

4.3 実験結果

図 4 に実験結果を示す。ただし、 V は速度、 H は車間距離、 ΔV は速度の時間変化、 ΔH は車間距離の時間変化を表し、各棒グラフは左から混合数が 2, 4, 8, 16 の場合を示す。

この結果から、速度や車間距離といった特徴量を単独で用いるよりも、それらの同時分布を考えた方が識別率が高くなることがわかった。またそれらの時間変化を用

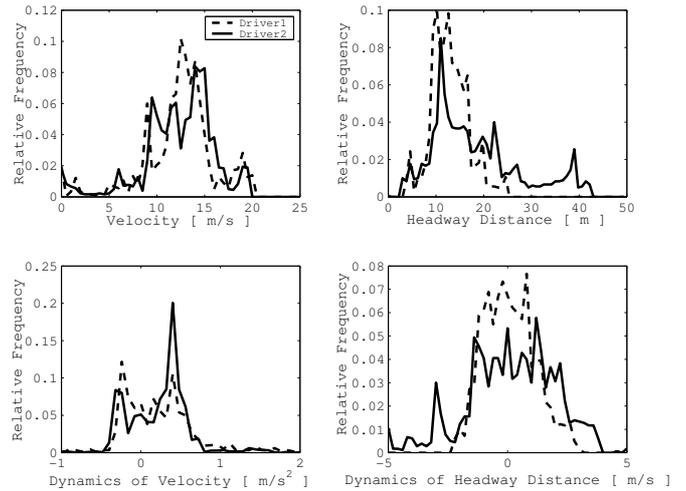


図 3: 各特徴量の分布

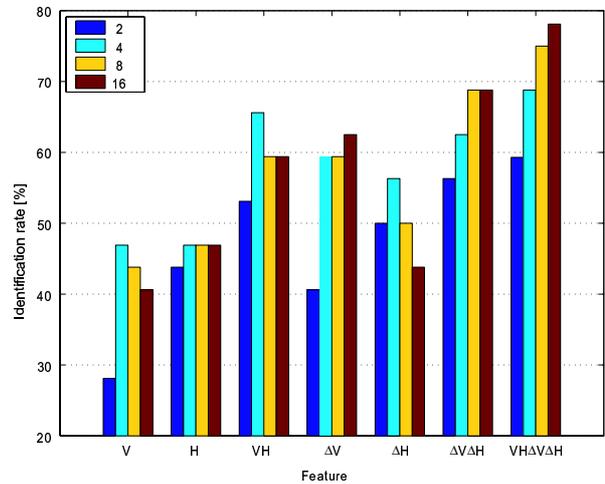


図 4: 実験結果

いた方が識別率がより高くなったことから、時間変化にも個人性が含まれていると考えられる。最も識別率が高かったのは、速度、車間距離及びそれらの時間変化を用いた場合で 78%であった。

5. まとめ

本研究では、運転者の運転行動の中でも特に追従挙動に注目し、運転者の個人性について検討した。

本研究では交通流の研究分野で提案された最適速度モデルで運転者の追従挙動をモデル化する手法と、GMM で運転者の速度、車間距離、及びそれらの時間変化をモデル化する手法の二つを用いて、運転行動信号に含まれる個人性について検討した。その結果、前者の手法では識別率が 70%、後者の手法では 78% の識別結果が得られた。これらの結果から人間の運転行動には個人性が含まれており、運転行動をモデル化する場合には、運転者ごとにモデル化する、あるいは、個人性を正規化したモデル化を行うなど、個人性を考慮したモデル化が必要であるとえられる。

今後は追従挙動だけではなくレーン内横方向の位置や、アクセルペダル、ブレーキペダル、ステアリング操作量といった運転操作に関する特徴量を使って、さらに運転行動に含まれる個人性について検討が必要であると考えている。また、運転行動信号を用いて、運転行動を認識し、次の行動を予測する運転行動予測について検討したいと考えている。

参考文献

- [1] 高江康彦, 知久直哉, 岡田安玄, 渡辺隆行, “低速域 ACC 使用時における信頼の観点からの運転者特性の解明”, 2003 年 自動車技術会 秋季大会学術講演会前刷集, no.67-03, 2003.
- [2] M. Bando, K. Hasebe, A. Nakayama, A. Shibata, and Y. Sugiyama, “Dynamical model of traffic congestion and numerical simulation,” Phys.Rev.E51, pp.1035–1042, 1995.
- [3] 杉山雄規, “交通流の物理”, *ながれ*, 22, pp.95-108, 2003.
- [4] A. Reynolds and C. Rose, “Robust text-independent speaker identification using Gaussian mixture speaker models,” IEEE Trans., Speech, Signal Processing, vol.3 no.1, pp. 72–83, Jan. 1995.