

車両信号に現れる個人特性の分析

宮原 拓磨 (15812104)

ロペズ研究室

1. はじめに

近年、運転情報支援や自動運転に関する研究が盛んに行われるようになり、実用化もされつつある。その中で、消費者の運転支援システムに対する意識が高まっており、市場も拡大傾向にある。しかし、現在の運転支援システムは運転者の嗜好、性格などの個人特性に合わせたものではないため、万人がストレスを感じることなく使用できるものではない。そこで本稿では、車速や Yaw-Rate などの車両信号から運転者の個人特性を推定することを目的とする。同じ道路を走行した複数の運転者から取得した車両信号と、アンケートによる運転者個人特性情報との関係を自動クラスタリング手法である自己組織化マップ (SOM : Self-Organized Map) を利用して分析した。

2. 関連研究

本研究に関連して、運転信号から運転行動、個人特性の自動推定システムの概念を提案・検討を行った研究がある¹⁾。この研究では、実環境で収集した車両信号を用い、運転行動と運転環境の推定精度を評価した。運転環境の推定において使用する車両信号として、「車速、Yaw-Rate、アクセル開度、ブレーキ、ステアリング角度」を組み合わせたパターンを用いて認識精度の比較を行った。様々なパターンの中で、「車速と Yaw-Rate」を用いた場合が 85%以上の認識精度を示し最も認識率が高かった。さらに、共感性行動 (利他的行動を好んで、横断歩道でブレーキを踏んで歩行者を優先する) の出現率と情動的共感性尺度のスコアの高低に関係性を発見した。

3. 車両信号と個人特性の分析方法

個人特性とは環境に依存しない、性差やドライバー固有の心理的傾向である。本研究では心理的傾向として情動的共感性尺度 (EES : Emotional Empathy Scale) を用いる。EES は他人の情動や感情に対する共感性を測るための尺度である。

共感性の程度はその人の対人態度、援助行動、利他的行動などに影響する。対象者に対して「感情的暖かさ」、「感情的冷淡さ」の 2 つの傾向を測る質問に対し 9 段階の共感性で回答してもらい、尺度の算出を行う。点数が高いほど EES が高い傾向があり、共感性が高いという評価になる。

データマイニングによく用いられる主成分分析は可視化の際に、抽出した主成分 2 つを選んで軸とし、複数のデータプロット図を作成する必要がある。また、主成分軸方向のデータの分布が曲がっている場合に、データの局所的な位置関係を正確に判断することができない。一方、SOM は学習を繰り返すことによってパターン抽出を行い、位相マップという 1 つの自由曲面上にデータを配置し、同時にクラスタリングの結果も可視化できるメリットがある。また、データの分布が曲がっていても問題なく可視化できる。本研究では車両信号と個人特性の関係性の大きさを探ることが目的であるため、可視化に優れている SOM が分析に適していると考えた。

4. データの説明

分析には、日産のアリゾナテストセンター (以降 ATC) のドライバー 13 名の 2 日にわたった帰宅および出社時における車両信号と、ドライバーに依頼した EES の質問課題の回答を用いる。

注目した車両信号は、車速 (VSO, 単位 [km/h]) と Yaw-Rate (YAW, 単位 [deg/s]) であり、それぞれの信号について、標準偏差、尖度、最大値、平均、中央値、範囲を特徴量として抽出した (ウィンドウサイズ 10 [s], ウィンドウシフト 1 [s], サンプリングレート 100 [Hz])。

走行シーンは、ATC の道に注目し、以下の 3 つのシーンに分けた。

- ATC1 : 直線と 2 つの左カーブで構成されている狭路。最後にゲート 1 で停止。
- ATC2 : 直線から始まり、ゆるい左カーブが続く狭路。最後にゲート 2 で停止。
- ATC3 : 右折で ATC を出て、直線に続く。

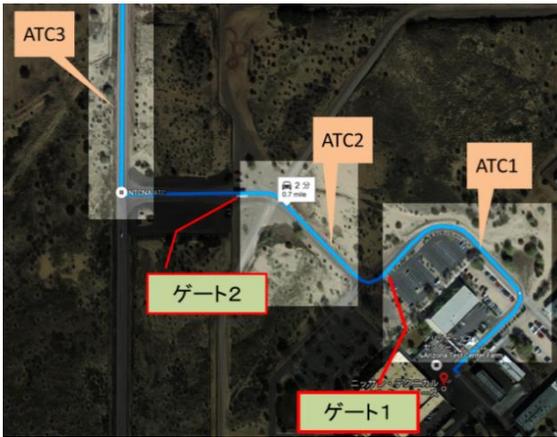


図 1 走行シーン

5. 分析結果

ATC2での走行シーンの分析結果を図2に示す。U-Matrix は各ニューロン間の距離を色の濃淡で表現しており、色が暗いほど距離が近いことを表している。また、各ラベルマップからドライバが SOM 上でどこにマッピングされたかを読み取れる。それぞれ、EES の高いドライバ群 H と低いドライバ群 L (右上), 年齢の中央値より高い群と低い群 (左下), 性別ごと (右下) によって色を分けて表現している。「common」はドライバ群間での特徴が一致している共通のニューロンを表しており、「diff」は、各ドライバ群間で共通ではない (特徴が異なる) ニューロンの割合を表している。

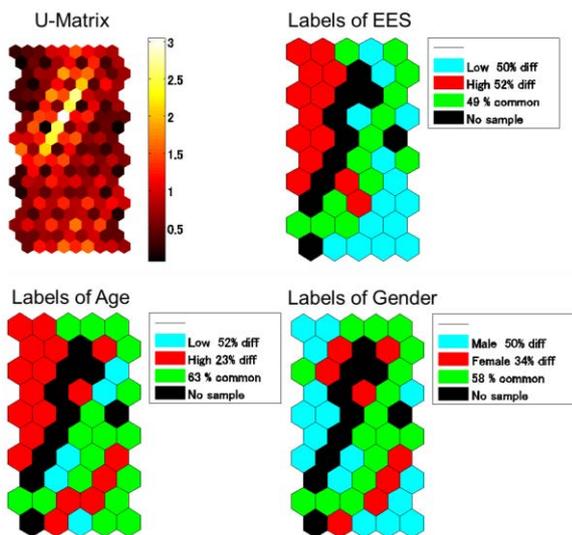


図 2 ATC2 でのクラスタリング結果

各ドライバ群で共通のニューロンの割合がそれぞれ (EES : 49%, 年齢 : 63%, 性別 : 58%) となった。EES によって分けられたドライバ群

H と L の共通部分が最も少なく、EES による判別が最良という結果となった。また、ドライバ群 H と L がそれぞれまとまってマッピングされており、クラスタを形成していることから、EES の高低によって明確に分類されていることが分かる。また、ATC1 と ATC3 の走行シーンにおいても EES による判別率が、年齢や性別による判別率と比べて高い結果となった。よって、情動的共感性尺度は車両信号との関連性があり、運転特性からの自動推定が可能な個人特性指標であることが示唆された。

ドライバ群 H と L の代表的なドライバの ATC2 での車両信号の時間変化量を図 3 に示す。VSO と Yaw-Rate の変化量から、ドライバ群 L は H に比べて、狭路でも速い速度を出し、ステアリングを大きく 1 回で切る傾向があることが分かった。

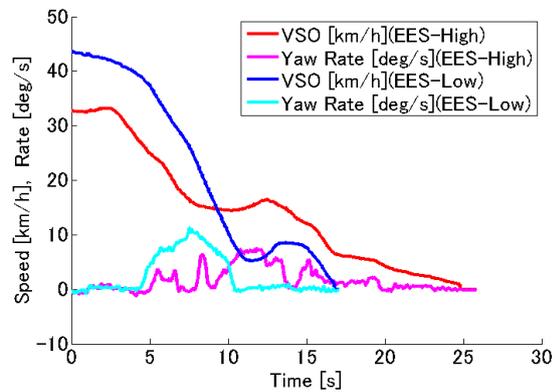


図 3 ATC2 での車両信号

6. むすび

本稿では車両信号と運転者個人特性情報の関係を自動クラスタリング手法である SOM を利用して分析した。性別や年齢に比べて、EES によって運転の仕方に違いが出ることが確認できた。EES が低いドライバは高いドライバと比較して歩行者や他車の行動を想定しなかったため、速度を出しがちな傾向があったと考える。今後、推定された心理傾向を用いて運転支援システムを制御する手法を検討する。

7. 参考文献

- [1] 神沼充伸, 南角吉彦: 運転信号を用いたドライバ行動および個人特性の自動推定, 自動車技術会秋季学術講演会 (2013).
- [2] Mehrabian & Epstein (1972) A measure of emotional empathy. Journal of Personality : p 525-543.