

交差点を対象とした階層成長型リカレント自己組織化マップ による運転シーンの分類

Classification of Driving Scenes Using Growing Hierarchical Recurrent-SOMs on Intersection

○高橋亮裕*, 佐藤和人*, 伊藤桃代**, 間所洋和*, 門脇さくら***

○ Akihiro Takahashi*, Kazuhito Sato*, Momoyo Ito**,
Hirokazu Madokoro*, Kadowaki Sakura***

*秋田県立大学 機械知能システム学専攻, **徳島大学, ***スマートデザイン株式会社

*Department of Machine Intelligence and Systems Engineering
Akita Prefectural University, **The University of Tokushima, ***Smart Design Corp.

キーワード: 人間工学 (human engineering), 運転行動/運転者行動 (driving act/driver behavior), 非信号交差点 (Non-signalized intersection), 自己組織化マップ (Self-organizing maps)

連絡先: 〒 015-0055 秋田県由利本荘市土谷字海老ノ口 84-4 秋田県立大学大学院システム科学技術研究
科機械知能システム学専攻脳情報工学研究室

高橋亮裕, Tel.: 0184-27-2188, Fax.: 0184-27-2180, E-mail: M19A013@akita-pu.ac.jp

1. はじめに

日本の交通事故による負傷者の数は、平成 27 年には約 66 万人であり、死者数は約 4 千人となっている¹⁾。負傷者数、死者数はともに減少傾向にあるが、依然として深刻な状況が続いている。自動車事故が発生する原因として、多くが脇見運転や漫然運転などのヒューマンエラーによるものである。現状の車載安全機能として、ドライバの視覚や認識能力をアシストする機能などの車外環境の認識に関するものが多く、ドライバが継続して運転できる状態なのかを検出する機能は普及していない。運転環境は状況によって絶えず変化しているため、難易度が高いシーン、低いシーンが混在している。運転難易度が高いシーンではドライバには相応の運転能

力が必要となるため、ドライバの運転継続に支障をきたす危険運転状態の予測が課題となっている。運転環境には歩行者や車両など多くのオブジェクトが存在し、ドライバは適切に注意資源を配分しなくてはならない。ドライバが注意を払うべき歩行者や他車両に十分な意識を割けない場合、事故に繋がる恐れがある。そのため、ドライバの危険運転状態を予測するうえで、運転タスクの難易度を定義することが必要となる。

本研究では、視認性・複雑さの異なる交差点進入時のシーン変化に着目し、分類に影響を与える要素の比較を目的とする。時系列写像特性に優れたリカレント SOM (Recurrent Self-Organizing Maps) の学習結果を階層成長型 SOM (Growing Hierarchical SOM) により階層化分類し、考察を行う。

2. 周辺研究

ドライバの運転動作に基づく危険運転検出のための研究として、Fuzzy ART を用いて SOM の分類結果を統合し、カテゴリ形成するものがある²⁾。ドライバの個人固有な頭部の動きのパターンを検出し、ドライバの注意力低下に伴う危険運転の予測を行った。その結果、特徴的な運転動作ごとに分類が可能であり、個人の頭部姿勢のパターンに合わせて分類が可能であることが明らかになった。

自動車分野の研究において、自動運転のための走行環境認識の研究が盛んに行われている。走行環境認識を行う上で、車両や歩行者などの認識を行うこと重要である。高木ら³⁾は、特徴量レベルで検出対象カテゴリと非検出対象カテゴリの特徴量間の共起性を利用した高精度な物体検出法を提案した。提案手法の有効性を確認するために人と車両のデータベースを用いた評価実験を行い、高精度な検出が可能であることを確認した。今後は、多くのクラス識別を行うことが課題である。しかし、自動運転の定義⁴⁾によるレベル3以上の状態でも、依然としてドライバの介入の必要があり、自動運転から手動での運転に引き継ぐ状況が想定されている。引き継ぎを円滑に行うためには、ドライバが現在の運転シーンを理解し、即座に対応できることが重要である。引き継ぎまでに必要な時間は、個々のドライバ、運転シーンにより異なる。そのため、通知する時間をドライバごとに合わせ、引き継ぎ時間の目安となる運転難易度を定量化する必要がある。運転難易度を測定する研究として、二反田ら⁵⁾は、車両前方を撮像したカメラ画像のみからドライバの視覚的な認知負荷量を推定する手法を提案している。提案手法を用いることで、特別なセンサを用いずに視覚認知の負荷量を推定することの有効性が確認された。今後の課題として、昼間や悪天候時の運転シーンなど異なる環境への拡張が挙げられている。

3. 実験方法

3.1 運転タスクの難易度の定義

人間が自動車を運転する場合、認知、判断、操作を繰り返し行う。ドライバは判断材料の必要に応じて、視線や顔向き、運転姿勢を変化させることで、受け取る外部情報量や範囲を変化させている。注意資源の可視化の概要を図1に示す。運転の難易度は環境によって絶えず変化しており、環境に合わせてドライバは注意資源を適切に割り当てなくてはならない。しかし、実環境の道路構造として注意対象の情報が得られない状況や、注意対象が多いなど多様な環境が存在する。運転タスクの難易度に関わる運転シーンの要素として以下のもの挙げられると考える。本研究では、これらの要素が複雑に絡み合っている交差点を対象とし、見通しのよし悪し、交通流の多い/少ない環境を比較し、シーン変化に影響を与える要素を解析する。

- ・ 自車両の走行に直接かかわる情報
(道路形状、周辺環境など)
- ・ 交通流の情報 (対向車、歩行者など)

3.2 SOM

SOMとは教師なし学習によるニューラルネットワークであり、複数の因子を持つ高次元データの集合に対して、類似するデータ同士の近傍を任意の空間上に写像する⁶⁾。これによりSOMを用いて複数の多次元データを可視化できる。時系列データの連続性を考慮するように、Kohonenの自己組織化写像を拡張したものがリカレントSOMである。リカレントSOMの構造を図??に示す。GHSOMはSOM階層手法である。入力データに応じて適切なマップの成長と階層化を行うため、学習前にマップサイズを決定する必要がない。生成されたマップは図3のように第1層で3×3に分類された後、第2層にてさらに階層化分類されている。本研究では第1層に左上から順にマップ番号を振っている。

3.3 実験手法

運転シーンの分類では、時系列を考慮した分類が必要であり、本実験ではリカレント SOM と GHSOM を用いて分類を行う。写像空間の設定に関して、分類を明確化するため一次元写像空間とした。分類するユニット数は、運転シーンは 25 とした。プログラムの処理過程を図 4 に示す。入力データは、画像に対してガボールウェーブレット変換を行い、1/100 に粗視化したものをリカレント SOM により学習させた。学習後、各ユニットの結合係数を入力データとし、GHSOM により階層化分類を行う。データ処理は MATLAB の rsomtoolbox を使用し、学習回数は 200 回とした。走行ルートを図 5 に、使用したデータセットを表 1 に示す。なお、本実験の被験者に対して、研究倫理規定に基づき事前に実験内容を十分説明し、被験者の自由意思により書面により実験参加の同意を得た。

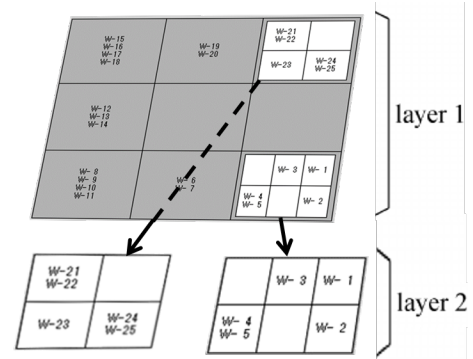


Fig. 3 Growing Hierarchical-SOM

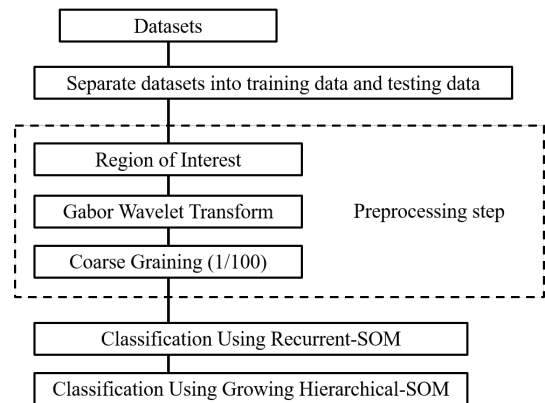


Fig. 4 提案手法の概要

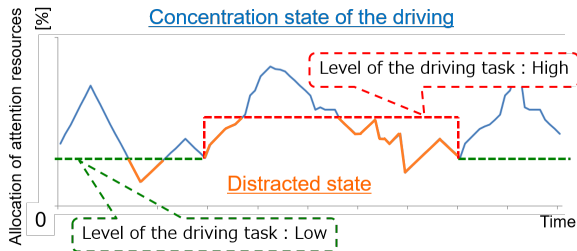


Fig. 1 注意資源の可視化

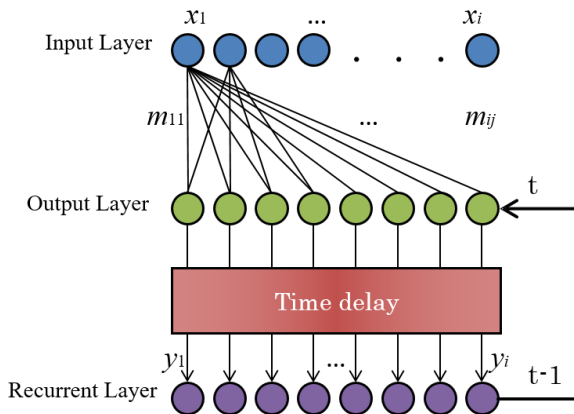


Fig. 2 Recurrent-SOM



Fig. 5 ドライビングコース

Table 1 対象となる交差点

	No.	Intersection Situation	frame
Drive Scene	1	Poor Visibility, Non-controlled, Turn Right	313
	2	Good Visibility, Non-controlled, Turn Right	451
	3	Low Traffic Flow, controlled, Turn Right	2189
	4	High Traffic Flow, controlled, Turn Right	421
	5	Poor Visibility, Non-controlled, Turn Left	361
	6	Good Visibility, Non-controlled, Turn Left	301

4. 分類結果と考察

4.1 見通しの悪い状況下での分類

図6に見通しの悪い無信号交差点の右折においての、リカレントSOMとGHSOMの分類結果を示している。この分類結果より、未発火のユニットを境界として運転シーンを分けている。図中のカラーバーは運転シーンの分類結果であり、各ユニットに分類された画像の内容を示している。リカレントSOMではユニット7が未発火ユニットとなった。未発火ユニットを境界として2つのシーンとして分かれている。ユニット1~6では交差点に進入する前までの直線区間が分類された。ユニット8~25では、交差点侵入、右折動作、右折後の直進区間までが1つのシーンとして形成されている。GHSOMの結果より、運転シーンは第一層の視点からは4つに分類されている。マップ4はリカレントSOMの結果からさらに細分化されることはなかった。マップ1, 2, 3では道路構造の変化により3つのシーンとして分類された。マップ2では交差点付近から交差点侵入、マップ1では右折開始から右折終了、マップ3では右折終了後の直進区間が分類されている。今回の見通しの悪い交差点では、動的要素の含まれない静的な環境変化のみのシーンとなっている。各マップ変化に影響を与える要素として、交差点侵入することによる視界の広がりや右折動作による位相の変化が考えられる。第2層では各シーンが時系列による構造物の変化により分類されている。

4.2 見通しの良い状況下での分類

図7は見通しの良い無信号交差点の右折においての、分類結果を示している。リカレントSOMではユニット20が未発火ユニットとなった。ユニット1~19は直進区間から交差点に進入後、右折終了までが分類されている。ユニット21~25では、右折後の直進区間の画像が分類された。見通しの悪い交差点とは異なり、右

折終了後にユニットの大きな変化が確認された。GHSOMでは、見通しの悪い状況と同様に直進区間、交差点侵入時、右折動作が異なるマップに分類された。このことから、リカレントSOMでは可視化できなかったシーンの区切りをGHSOMでは細分化できることが確認された。第2層のマップ3では交差点待機中に白い他車両が横切っている画像が分類されている。このように一部の動的要素による影響によりユニットの細分化がなされている。

4.3 交通流の少ない状況下での分類

図8は交通流の少ない信号交差点においての、右折の分類結果を示している。未発火ユニット10,16により、シーンが直進区間、右折動作、右折後の直進区間の3つに分かれている。ユニット11~15に直進区間、ユニット25~17に右折動作、ユニット9~1は右折後の直進区間が分類されている。無信号交差点におけるリカレントSOMのシーン分類は2つであったが、信号交差点では3つを超える傾向が見られた。GHSOMの分類では、さらに6つのシーンとして区切られた。右折前の直進区間では、直進と交差点付近の横断歩道とでマップが分かれた。同様のことが右折後の直進区間でも確認された。右折動作はマップ2と3に分けられた。このリカレントSOMの分類結果は、影響を及ぼす要素が複数存在することと右折動作が大きく位相の変化が急激に行われたためである。シーンの変化に影響する要素として視界の広がりや横断歩道の白黒のパターンが考えられる。第2層に着目してみても、横断歩道が写っている区間が1つのユニットとして存在している。信号交差点と無信号交差点を比較することで、シーン分類された数の違いからも環境の複雑さがことなることが推定される。

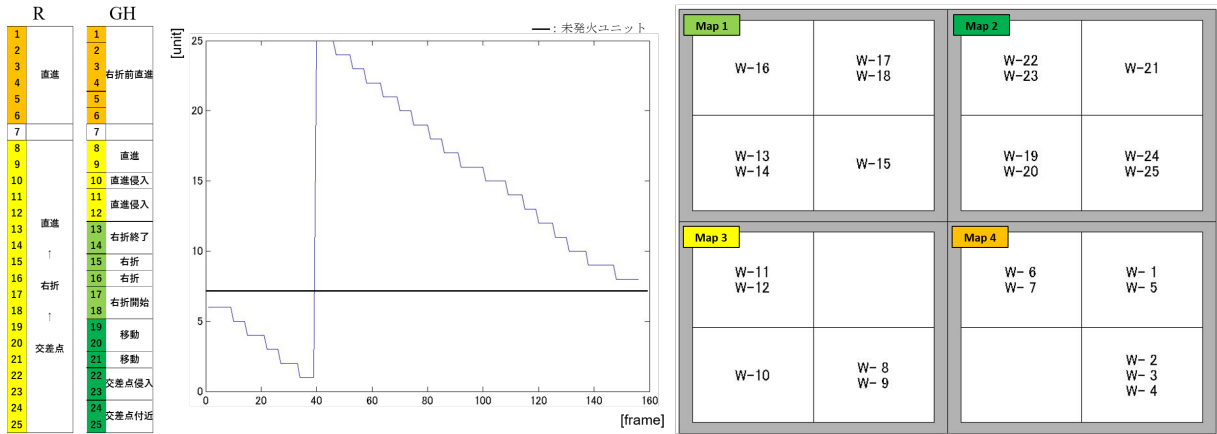


Fig. 6 交差点1の分類結果

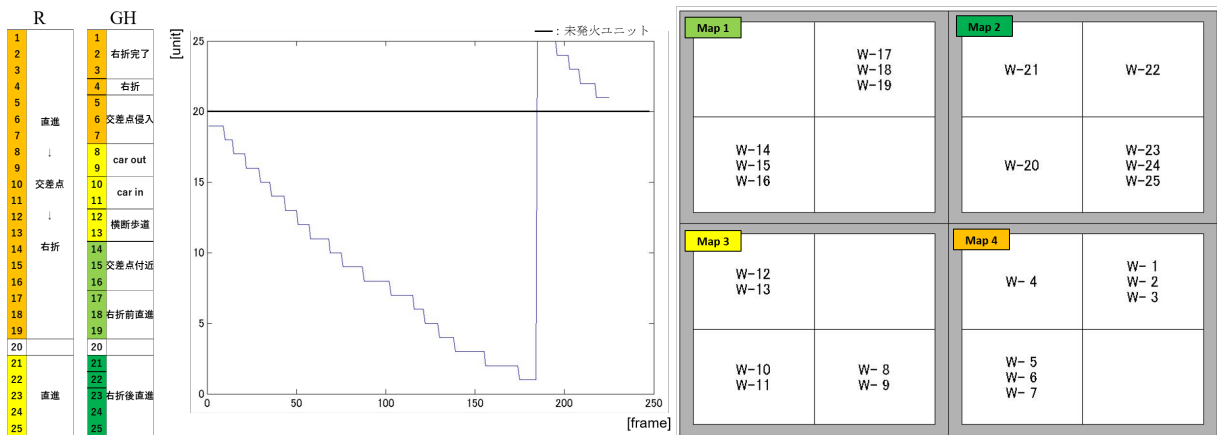


Fig. 7 交差点2の分類結果

4.4 交通流の多い状況下での分類

図9に交通流の多い信号交差点の右折における分類結果を示している。U-matrixを確認しユニット1-2間、ユニット18-19間に境界を設定した。リカレントSOMの結果より、ユニット4~18の間でユニットが連続して大きく変化していることが確認できる。ここでは、対向車が近づき、通過するまでの動的な要素が分類されている。時系列は異なるが同じ条件、環境である場合、同じユニットに分類されることが認められる。GHSOMの第1層では5つのマップが生成された。マップ4では交差点待機初期であり、対向車による影響が少ない画像が分類されている。マップ3では右折を行う際の進行方向を塞ぐような対向車と右折動作時の画像が分類され

ている。マップ1では第1車線を走行する対向車や近くを通過する対向車が混在して分類されている。これらの分類より、交差点待機時の運転シーンにおいて、マップが分かれる影響となった要素として直進対向車が挙げられる。しかし、第2層の細分化を確認すると、マップ3のような大型車両が通過するような位相の大きな変化と静的な環境変化の混在が見られた。GHSOMではリカレントSOMの学習結果を入力としているため、複数の交通流画像により特徴が均一になっている。

5. まとめ

本研究は、ドライバーの危険運転状態予測を目指し、タスクの難易度に大きく関わっていると

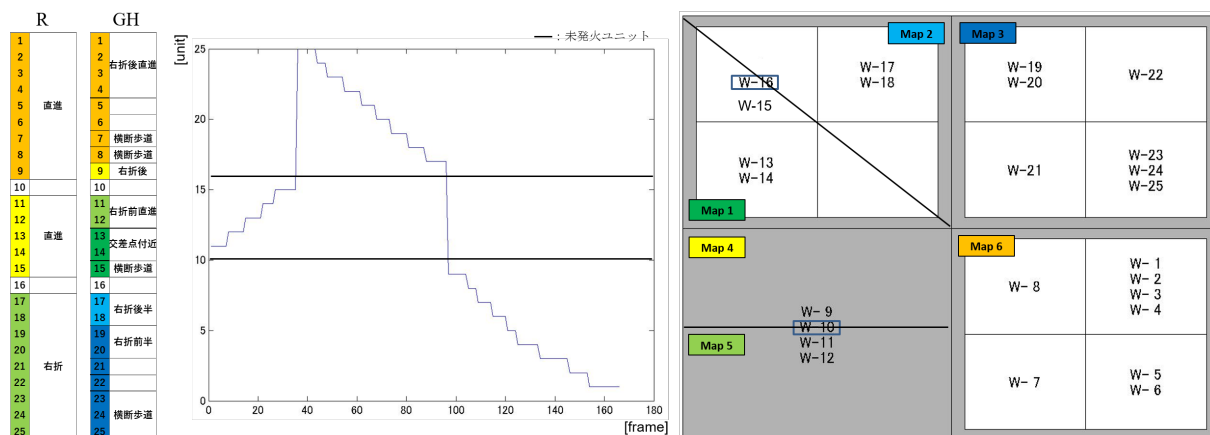


Fig. 8 交差点3の分類結果

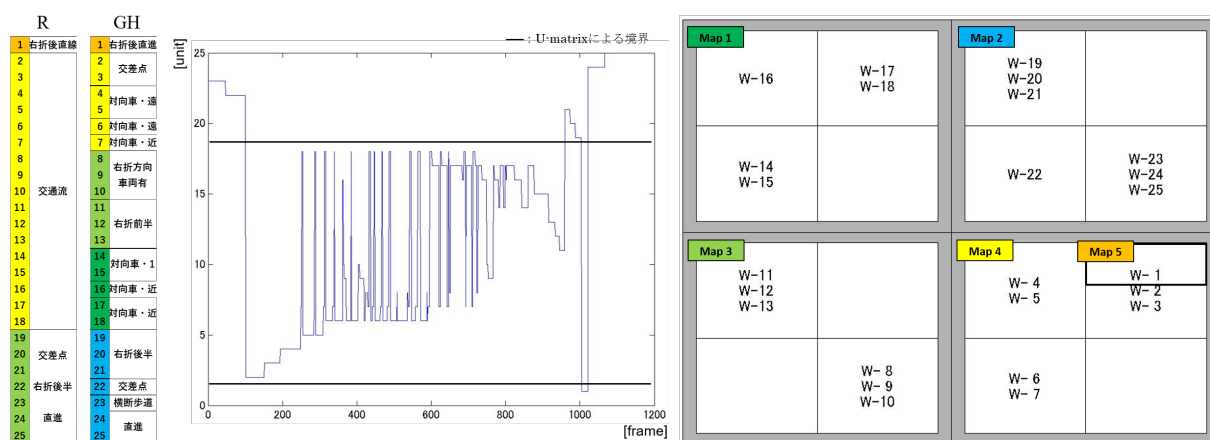


Fig. 9 交差点4の分類結果

考えられる要素を明らかにすることを目的に研究を行った。今回、リカレントSOM・GHSOMを用いて条件の異なる運転シーンの分類を行い、近傍写像の性質を考慮し分類結果の考察を行った。時系列情報を保持したままGHSOMにより階層化することで、リカレントSOMの分類からさらに区間を細分化することができた。その結果、右折動作や交差点といった要素は運転シーンに影響を与えることが確認された。また無信号交差点と比較して、信号交差点では区間の複雑さや車両などの動的要因により運転難易度が高くなると考えられる。

今後の課題として、交通流の多い交差点において自車両と対向車の関係を適切に認識することが挙げられる。

参考文献

- 1) 交通局交通企画課: 平成27年中の交通事故死亡者について, <https://www.npa.go.jp/pdc/notification/koutuu.htm>
- 2) 伊藤桃代, 伊藤伸一: ドライバの運転動作に基づく個人特性を考慮した危険運転予測システムの構築, 徳島大学大学院ソシオテクノサイエンス研究部研究報告, 58, 33/41 (2013)
- 3) 高木雅成, 山内悠嗣, 藤吉弘巨: Geometric Context を用いた特徴量の共起による物体検出の高精度化, 電子情報通信学会論文誌, 93(8), 1429/1438 (2010)
- 4) 内閣府政策統括官: 戦略的イノベーション創造プログラム (SIP), (2016)
- 5) 二反田直己, 坂東誉司, 公文宏明, 宮原孝行, 玉津幸政: 走行環境における視認負荷量推定法, 画像の認識・理解シンポジウム論文集, 697/702 (2011)
- 6) T. コホネン: 自己組織化マップ 改訂版, 133/138, 丸善出版 (2005)