

車載カメラ動画像シミュレータを用いた運転手注視点予測用動的顕著性マップ構築法の検証 Validation of Constructing Method for Dynamic Saliency Maps for Predicting Driver's Gazing Points via Vehicle-Mounted Camera Video Simulator

水野 倫太郎[†] 中澤 空知[†] 中田 洋平[†]
Rintaro Mizuno Sorachi Nakazawa Yohei Nakada

1. はじめに

近年、運転支援技術は著しい発展を見せており、自動車製造会社のみならず、様々な企業や機関で研究開発がなされてきている。このような背景の下、著者らは、運転時における人の目の行きやすさを数量化する混合エキスパート型モデルに基づいた動的顕著性マップの構築法の研究を進めてきている[1]-[4]。そして、その構築法の検証に用いるために、現実には撮影しにくいような様々な運転状況における車載カメラ動画像を3DCGにより再現できるシミュレータを試作・改良をしてきている[5][6]。本稿では、著者らの動的顕著性マップ構築法に対する改善点などを抽出することを目的とし、同試作シミュレータを用いて幾つかの運転状況における車載カメラ動画像を再現して、それらを用いて前述の動的顕著性マップ構築法の検証実験を実施する。なお、その際の動的顕著性マップの構築においては、センターバイアスの大きさを動的に変更できる改良方式[3][4]を用いている。

2. 動的顕著性マップ構築法の概要

動的顕著性マップ構築法[1]-[4]では、複数の特徴マップを、組み合わせ比率により統合して動的顕著性マップを構成する。更に、本稿の検証実験で用いる改良方式[3][4]では、混合エキスパート型のモデルを導入しており、入力された運転状況を表す特徴量に応じて、各特徴マップの組み合わせ比率を動的に変化させる仕組みを持っている。以降、その概要について記す。

2.1 特徴マップの算出

改良方式[3][4]では、動的顕著性マップを構成する特徴マップとして、BMSモデル[6]の出力であるBMSマップと、Ittiモデル[7]を構成する色相・輝度・方向マップの3つ、即ち計4つの静的特徴マップを用いている。また、前述の4つ静的特徴マップ、および入力画像の輝度画像の計5種類を用いて、等時間間隔で各画素のオプティカルフローの大きさを算出する。そして、算出されたオプティカルフローの大きさを消失点からの距離で除したものを画素値とする5つの動的特徴マップを用いている。これらに加えて、構築する動的顕著性マップの各画素値に最低限の値を与えるための一様な画素値を持つ一様特徴マップを10番目の特徴マップとして用いている。

2.2 特徴マップの前処理

改良方式[3][4]においては、前節に述べた特徴マップにセンターバイアス処理と正規化処理を施している。ここで、

[†] 明治大学大学院 先端数理科学研究科
Graduate School of Advanced Mathematical Sciences, Meiji University

センターバイアス処理とは、人間の視線が画像の中央に引きつけられやすい性質を反映させる処理である。また、通常の大きさに加え、0.5倍、2倍の合計3種類の大きさのセンターバイアスを用いている。ただし、中心点は事前に定めた消失点としている。また、正規化処理は、各特徴マップを確率分布として扱えるようにするために、全画素値の和を1とする処理である。なお、一様マップにはセンターバイアス処理は施していない。

2.3 モデルパラメータの学習

改良方式[3][4]では、特徴マップの組み合わせ比率を定めるための混合エキスパート型モデルのパラメータを学習する際に、統計的学習手法の1つであるEM (Expectation Maximization) アルゴリズムを用いている。これは、確率モデルのパラメータを推定する手法の一つであり、潜在変数という観測不可能なデータを含む確率モデルのパラメータを推定するときに用いられる解法である。なお、後述の検証実験において、その学習の際に用いる注視点データは、アイマークカメラ動画像と車載カメラ動画像を含むDR(eye)VEデータセット[9]を、目視と手作業にて整備したものである[4]。これは、著者らの従来研究[1]-[3]で用いていた特徴点マッチングによる整備法では、まれにはあるが、上手く整備行われていない例が存在したためである。

3. シミュレータの概要

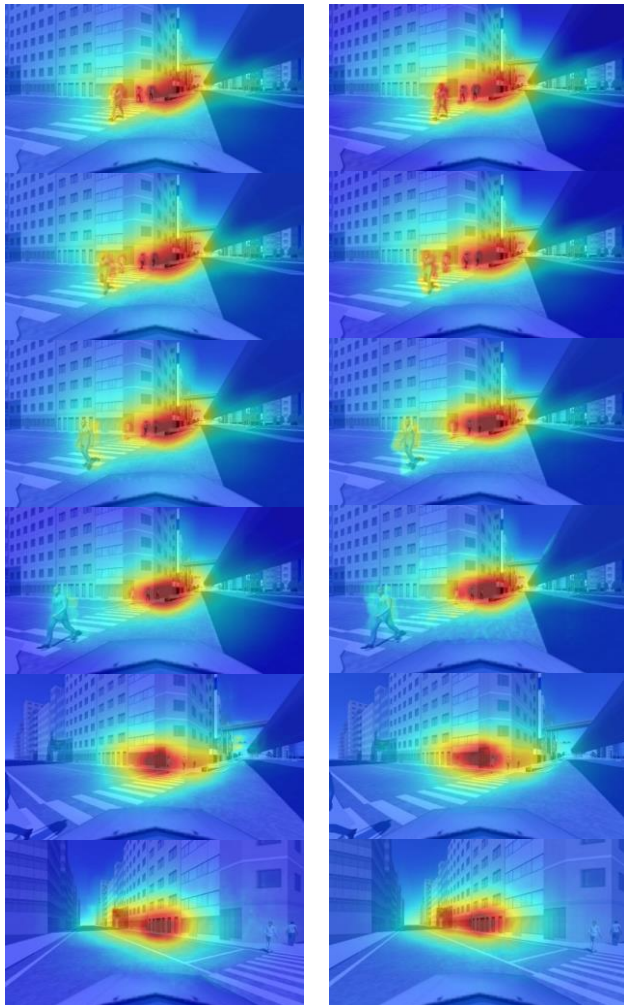
試作シミュレータ[5][6]は3DCGを用いて様々な運転状況における車載カメラ動画像を再現できるものである。このようなシミュレータを用いることで、様々な運転状況、特に危険運転などに巻き込まれたような実際の車載カメラでは撮影しにくい状況に対しても、動的顕著性マップの効果を検証することが可能となる。なお、本シミュレータは、3DCGの取扱いが比較的容易なUnityを用いて作成し、また、よりリアルに市街地での運転状況の再現するために、株式会社ゼンリンの提供する3D都市モデル[10]や、Renderpeople[11]やSugerPixel [12]から入手した3D人物モデルや3D乗り物モデルなどを用いている。更に、オブジェクトの移動を定義するのにPath Creator [13]などのアセットも用いている。

4. 検証実験

改良方式[3][4]の更なる改善点の抽出などを目的として、同試作シミュレータ[5][6]により再現した車載カメラ動画像に対し、実際に動的顕著性マップを算出した。本節にはその結果の一部を示す。なお、表1は、本検証実験に先立って、目視と手作業によるデータ整備法[4]により整備されたデータにおいても、改良方式[3][4]に優位性があるのかを確認するために算出した評価用データに対する平均対数尤度である。なお、学習用データ、評価用データ共に、DR(eye)VEデータセット[9]から、データ整備法[4]により

表1 整備法を変更後の平均対数尤度とその標準誤差

モデル	平均対数尤度	標準誤差
改良前の方式[1][2]	-11.1870	0.0159
改良方式[3][4]	-11.0967	0.0174



(a) 整備法の変更前

(b) 整備法の変更後

図1 左折時に横断中の歩行者に遭遇する運転状況を再現した動画とその動的顕著性マップ(20フレーム毎)

整備している。本表に示されるように、整備法の変更後においても、複数センターバイアスの大きさを動的に変化できる改良方式[3][4]の方が、高い性能を示していることが確認できる。

図1は、試作シミュレータを用いて左折時に横断中の歩行者に遭遇する運転状況を再現した車載カメラ動画の一部と、それに対する改良方式[3][4]による動的顕著性マップの算出結果を20フレーム毎に示したものである。なお、図示される動的顕著性マップは、元の車載カメラ動画画面上に、ヒートマップとして合成して表示しており、赤色に近いほど目が行きやすい度合いが高く、青色に近いほどその度合いが低いと算出されている箇所を示している。ただし、ヒートマップを見やすくするため、ヒートマップを描く際には、事前に動的顕著性マップに対して共通のパラメータによるガンマ補正を施している。また、比較のため、

以前の特徴点マッチングによる整備法[1]-[3]で整備された学習用データを用いた場合についても示している。

本図にて、整備法の変更前と変更後で比較すると、1~4番目のフレームにおいて、整備法の変更後の方が歩行者に対する動的顕著性マップの反応が若干強いことが確認できる。また、4番目のフレームにおいて、整備法の変更前はわずかに歩行者の後ろに反応が出てしまっているが、整備法の変更後はそういったことは確認されない。一方、両者に共通する点として、左折途中の5番目のフレームにて画像中心付近に強い反応が示されていることが分かる。しかし、左折時には、運転手は左側を見る傾向があるため、画像中心より左側に強い反応が出るのが自然と考えられる。また、このような不自然な現象が起きるのは、現在のセンターバイアス処理での中心点が固定されているためと考えられる。そのため、今後、運転状況に合わせてセンターバイアス処理の中心点を動かすような仕組みを導入し、動的顕著性マップ構築法を改良していく。

5. 今後の課題

今後は、まず、前述のように運転状況に応じてセンターバイアスの中心点を動かすような仕組みの導入を図る。また、より撮影しにくいような運転状況を試作シミュレータで再現して検証を進め、更なる改善点を抽出する。それとともに、抽出された改善点を用いて更なる改良を実施する。

参考文献

- [1] 中澤 空知, 中田 洋平, “運転手注視点予測のための混合エキスパート型モデルを用いた動的顕著性マップ構築法”, 第18回情報科学技術フォーラム, H-004 (2019).
- [2] S. Nakazawa, S. Ushijima, and Y. Nakada, “An EM Algorithm based Method for Constructing Dynamic Saliency Maps considering Characteristics while Driving”, Proc. of the 10th International Symposium on Information and Communication Technology, pp. 314-321 (2019).
- [3] S. Nakazawa and Y. Nakada, “Improvement of Mixture-of-Experts-Type Model to Construct Dynamic Saliency Maps for Predicting Drivers’ Attention,” Proc. of 2020 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, pp. 2008-2015 (2020).
- [4] 中澤 空知, 中田 洋平, “手作業により整備された注視点データを用いた運転手注視点予測動的顕著性マップ構築法の検証”, 2021年電子情報通信学会総合大会, ISS- D-12-23 (2020).
- [5] 水野 倫太郎, 中澤 空知, 中田 洋平, “運転時視線予測用顕著性マップの検証のため車載カメラ画像シミュレータの検討”, 2020年電子情報通信学会総合大会 学生ポスターセッション, ISS-P-033 (2020).
- [6] 水野 倫太郎, 中澤 空知, 中田 洋平, “運転時視線予測用顕著性マップの検証のための車載カメラ画像シミュレータの改良”, 2020年電子情報通信学会総合大会 学生ポスターセッション, ISS-A-041 (2021).
- [7] J. Zhang, S. Sclaroff, “Exploiting Surroundedness for Saliency Detection: a Boolean Map Approach”, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 38, No. 5, pp. 889-902 (2016).
- [8] L. Itti, C. Koch, E. Niebur, “A Model of Saliency-based Visual Attention for Rapid Scene Analysis”, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 20, No. 11, pp.1254-1259 (1998).
- [9] AImageLab, DR(eye)VE Project, <http://aimagelab.ing.unimore.it/dreyeye>
- [10] 株式会社ゼンリン, “Unity向け3D都市モデルデータ ZENRIN City Asset Series”, <https://www.zenrin.co.jp/contents/product/service/3d/asset/index.html>
- [11] Renderpeople, <https://renderpeople.com/jp/free-3d-people/>
- [12] SugarPixels, <http://www.sugarpixels.in/index.html>
- [13] S. Lague, PathCreator, <https://assetstore.unity.com/packages/tools/utilities/b-zier-path-creator-136082?locale=ja-jp>