

1次元フローおよびニューラルネットワークを用いた 車内映像解析による運転中の危険動作検出

Abnormal Motion Detection from Drive Video Recorder Using 1-D Flow and Neural Network

安藤 慎 木下 浩二 村上 研二 一色 正晴
Shin Ando Koji Kinoshita Kenji Murakami Masaharu Isshiki

愛媛大学大学院 理工学研究科 電子情報工学専攻

Electronics and Information Engineering, Graduate School of Science and Engineering, Ehime University

There is a method of detecting abnormal motion from optical flow of driver's face, to reduce the number of traffic accidents. However, occurrence of error detection and difficult setting threshold of judgment are problem. Therefore, in this paper, we apply judgment normal driving or dangerous driving using neural network, provided a frame for each magnitude and angle of the flow in the flow scatter plot, and enter the number of plots in the framework.

1. はじめに

近年、交通事故発生件数および死者数は減少している。しかし、平成25年と過去最多値を示した年を比較すると死者数は26%に減少したのに対し、発生件数は66%にしか減少していない。自動車や医療の技術が発展したことによって死者数は大幅に減少したといえるが、発生件数は減らす余地があるといえる。交通事故発生件数を減らすために、車載カメラで運転者を撮影した動画像を運転後に解析し、その解析結果を安全運転教育に用いて交通事故を未然に防ぐことが本研究の目的である。

危険運転は平常運転と比べ大きな1次元オプティカルフローが検出される傾向を利用し、危険動作を検出する方法がある[Yamada 13]。しかし、大きさのしきい値設定が困難であることや、車の揺れなどによる誤検出が発生する場合がある。そこで、1次元フロー分布図におけるプロット数をニューラルネットワークに入力し、平常運転あるいは危険運転を出力する手法を提案する。

2. オプティカルフロー

運転者の危険動作を検出するための特徴量として、計算が容易な1次元オプティカルフローを用いた。1次元フローは注目した1方向のみしかフローを検出することができない。そこで、注目画素から水平方向(右方向を正)と垂直方向(下方向を正)に対して1次元フローを求める。

t フレームの座標 (i, j) における画素の輝度値を $S_{i,j}^t$ として、各方向に対して空間差分値 $\Delta_w S_{i,j,d}^t$ と時間差分値 $\Delta_t S_{i,j,d}^t$ を求める。空間的差分が小さいときは物体が存在しないと考えられるので、閾値により場合分けを行う。以下の式で、空間的差分 $\Delta_w S_{i,j,d}^t$ 、時間的差分 $\Delta_t S_{i,j,d}^t$ 、1次元フロー $V_{i,j,d}^t$ を求める。

$$\Delta_w S_{i,j,d}^t = \frac{S_{i',j'}^{t+1} - S_{i,j}^{t+1} + S_{i',j'}^t - S_{i,j}^t}{2} \quad (1)$$

$$\Delta_t S_{i,j,d}^t = \frac{S_{i',j'}^{t+1} - S_{i',j'}^t + S_{i,j}^{t+1} - S_{i,j}^t}{2} \quad (2)$$

$$V_{i,j,d}^t = \begin{cases} -\Delta_t S_{i,j,d}^t / \Delta_w S_{i,j,d}^t & (|\Delta_w S_{i,j,d}^t| > \theta) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (3)$$

ただし、 $(i', j', d) = (i+1, j, 0), (i, j+1, 1)$ とする。以上の処理を全画素に対して行うことにより、1次元フロー分布を得る。

運転者の顔が右を向く画像(図1)から、 $\theta = 15$ とし水平方向の1次元フロー分布図を作成した(図2)。ただし、黒画素が正方向成分、白画素が負方向成分、灰色画素がフローが検出されない画素を表す。図2より、顔のエッジ部分が白画素であることから顔が右を向く動きが検出されたといえる。

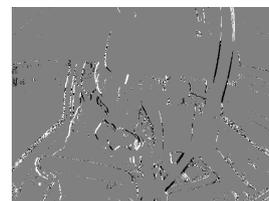


図 1: 8-161 フレーム目

図 2: 水平方向のフロー分布図

1次元フロー分布図から画像のどの部分にフローが検出されたか確認できるが、フローの大きさは確認できない。そこで、横軸をフローの水平成分の大きさ、縦軸をフローの垂直成分の大きさとし、フローが検出された画素に対してその大きさに当てはまる部分にプロットした1次元フロー散布図を作成した。 $\theta = 15$ とし顔付近の画素に注目した正常運転および脇見運転の1次元フロー散布図を図5、図6に示す。図6より脇見運転では大きなフローが検出されたが、図5より正常運転では大きなフローが検出されなかった。危険運転では平常運転と比べ大きなフローが検出される傾向があり、運転者の顔付近の1次元フローは運転中の危険動作検出の特徴量として有用であるといえる。

3. 車内映像解析による運転中の危険動作検出

1次元フローを特徴量とし、ニューラルネットワークを用いて運転中の危険動作検出実験を行う。

まず、車載カメラ画像を目視によって平常運転か危険運転か判別した。動画像からさまざまな動作が確認されたが、本研究では平常運転は正常運転、危険運転は脇見運転、顔付近の手の

連絡先: 安藤 慎, 愛媛大学大学院 理工学研究科 電子情報工学専攻 知能情報工学分野 画像処理・理解研究室, 〒790-8577 愛媛県松山市文京町3番, Tel:089-927-9972, Fax:089-927-9973, Mail:ando@ipr20.cs.ehime-u.ac.jp



図 3: 正常運転画像



図 4: 脇見運転画像

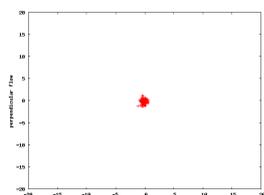


図 5: 正常運転のフロー散布図

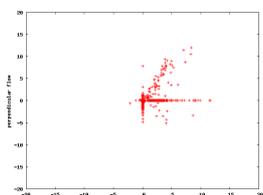


図 6: 脇見運転のフロー散布図

動き、助手席の物を触る、以上 4 つの動作に注目する。また、走行中の画像のみを実験の対象とする。

車の揺れなどによって、正常運転でも大きなフローが検出されたフレームが局部的に存在した。1 フレームの情報から危険動作を検出すると誤検出が発生するため、注目フレームの前後 5 フレーム、合計 11 フレームから危険動作を検出することにした。

ニューラルネットワークのモデルは階層型 3 層ニューラルネットワークとし、学習アルゴリズムは誤差逆伝搬法を用いた [Baba 94][Sakawa 07]。

学習データは、正常運転は 75 フレーム、脇見運転は 23 フレーム、顔付近の手の動きは 43 フレーム、助手席の物を触る動作は 27 フレームを用いた。前後 1 フレームのプロット数は相関性が強く学習において冗長性が高いため、学習には偶数番目のフレームのみとした。学習の終了条件は、各フレームの誤差の 2 乗和が 0.05 を下回れば終了とした。出力層のユニット数は 2 とし、2 つの出力を out_1, out_2 とした場合、平常運転の場合を $(out_1, out_2) = (0, 1)$ 、危険運転の場合を $(out_1, out_2) = (1, 0)$ として学習した。

汎化実験には、学習データに用いていない走行中の画像とし、正常運転は 4838 フレーム、脇見運転は 626 フレーム、顔付近の手の動きは 707 フレーム、助手席の物を触る動作は 69 フレームを用いた。

ニューラルネットワークが出力した結果は、 $out_1 > out_2$ の場合は平常運転、 $out_1 < out_2$ の場合を危険運転とした。

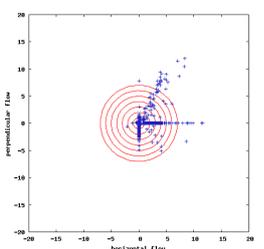


図 7: 大きさの場合分け

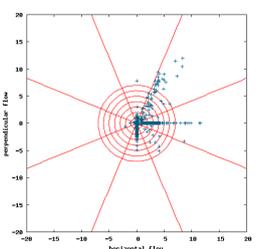


図 8: 大きさと角度の場合分け

図 7 のように 1 次元フローの大きさごとに枠を設け、その枠内のプロット数をニューラルネットワークの入力とした場合の動作検出実験を行った。大きさの場合分けは 1 ずつ 8 つに分けたため、入力層のユニット数は 8 となる。中間層のユニット数を 16 とした場合の実験結果を表 1 に示す。

表 1: 動作検出成功率 (大きさのみ)[%]

試行回数	正常運転	脇見運転	顔付近の手	助手席の物
1	72.6	67.9	66.9	89.9
2	72.8	66.9	62.4	87.0
3	73.5	64.1	63.2	88.4
4	72.8	65.5	64.4	89.9
5	70.5	69.8	64.4	94.2
平均	72.4	66.8	64.3	89.9

動作検出率の向上を期待し、図 8 のように 1 次元フローの大きさおよび角度ごとに枠を設け、その枠内のプロット数をニューラルネットワークの入力とした場合の動作検出実験を行った。角度の場合分けは、1 次元フローの角度を 45 度ずつ 8 つに分けたため、入力層のユニット数は 64 となる。中間層のユニット数を 100 とした場合の実験結果を表 2 に示す。

表 2: 動作検出成功率 (大きさおよび角度)[%]

試行回数	正常運転	脇見運転	顔付近の手	助手席の物
1	67.2	74.8	68.7	100.0
2	66.5	75.6	70.0	97.1
3	67.5	74.3	68.5	100.0
4	66.2	76.7	71.6	97.1
5	68.2	74.8	68.5	97.1
平均	67.1	75.2	69.5	98.3

表 1, 表 2 から、ある程度の動作検出に成功していることがわかる。表 1 と表 2 の平均検出成功率を比べると、角度を考慮した場合平常運転の動作検出成功率は 5.3 ポイントほど低下したが、脇見運転は 8.4 ポイント、顔付近の手の動きは 5.2 ポイント、助手席の物を触る動作は 8.4 ポイントと危険運転の動作の検出成功率は向上した。

4. まとめ

本研究では、運転者の顔付近の 1 次元フロー散布図におけるプロット数をニューラルネットワークの入力として使い、危険動作を検出する実験を行った。車の揺れなどによる誤検出を防ぐために、注目フレームの前後 5 フレーム、合計 11 フレームのプロット数から検出することにした。また、1 次元フローの大きさごとに枠を設けるのではなく、大きさおよび角度ごとに枠を設けることで、動作検出成功率が向上した。

今後の課題として、今回注目した 4 つ以外の動作も検出するよう改良することや、車載カメラ画像以外にも G センサデータや方向指示器の使用の有無の情報などを特徴量として用いることが挙げられる。

参考文献

[Yamada 13] 山田雄大: “1 次元フロー分布を用いた車内映像解析による運転中の危険動作検出”, 電気関係学会四国支部連合大会 講演論文集, pp.266, 2013.

[Baba 94] 馬場則夫: “ニューラルネットの基礎と応用”, 共立出版, 1994.

[Sakawa 07] 坂和正敏, 田中雅博: “ニューロコンピューティング入門”, 森北出版株式会社, 2007.