

## 6. 交通弱者の安全・安心のためのシステムに関する研究

情報・知能工学系 准教授 金澤 靖

### 6-1 はじめに

駐車時や発進時でのブレーキとアクセルの踏み間違いなどによる急発進や暴走による事故は度々社会問題となっている。これに対し、令和3年11月から新型車に対して衝突被害軽減ブレーキ(AEBS, Advanced Emergency Breaking System)の取り付けが義務化され<sup>[1]</sup>、継続生産車は令和7年12月、輸入車については新型車が令和6年7月、継続生産車は令和8年7月からとなっている。このシステムの基準として、時速30km/hで5km/hで歩く歩行者にぶつからないこととなっているが、暴走などがこの条件に合致するとは限らない。さらに、この義務化はモデルチェンジ等を行った新型車が対象であり、まだ当分の間、歩行者検知に対応していない古いシステムや、システム自体が搭載されていない車もしばらく走り続けることとなる。従って、被害者となりやすい子供や障がい者、高齢者などの交通弱者が自らの安全を確保できるシステムが望まれている。

### 6-2 車両向き検出の高精度化

本研究室で開発している危険検知システムは、自身の周囲360度を撮影する全方位カメラとその画像を処理するPCから成り、装着している全方位カメラの画像を解析することで、装着者自身に向かってくる車の存在などの危険が生じた場合、それを装着者に知らせるシステムとなっている。本システムでは、全方位カメラの画像から車両を検出するとともに追跡することで移動経路を計算し、全方位カメラの特性を利用して、その移動情報から危険度を計算し、危険と判断した場合、装着者の携帯端末に知らせることができる。一昨年度より、車両自体の検出だけではなく、その向きも検出することで、危険度計算の精度の向上を図っており<sup>[2][3]</sup>、昨年度、高精度で車両向き推定が可能な深層学習を用いたVoNet<sup>[4]</sup>をシステムに組み込み、データ拡張を行うことで向き推定の精度が向上することを確認した<sup>[3]</sup>。しかし、車両が遠く画像内で小さく写っているときに精度が悪い、また向きの分類が図6-2-1のような5種類であり、前方および後方の斜めの向きが左右区別なく識別するため、危険検知には適さないことがわかった。



図 6-2-1 車両向きの分類(CompCars Dataset<sup>[5]</sup>)

そこで今年度はより細かな、かつ精度の良い向き推定を行うことを試みる。ここではまずデータセットのラベルについて、従来の5分類から、図6-2-2に示すような前方および後方の左右を分けた8分類に変更し、VoNetを学習させた。さらに、このVoNetの離散的ラベルの出力を全結合層に入力することで、車両向き角度を0~360度の連続値として出力するための回帰の学習を行わせることで、向き推定の精度向上を目指した。

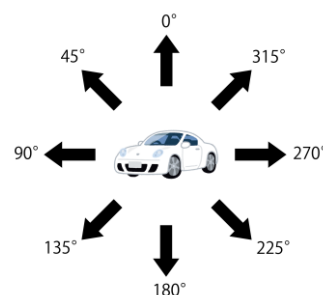


図 6-2-2 車両向きラベル

### 6-3 車両向き推定結果

回帰計算のための中間層の数を変えて推定した結果を図6-3-1に、その際の条件を表6-3-1に示す。見てわかる通り、中間層の層数を増やすことで、推定精度が

向上することがわかる。また、2層の中間層を用いることで、8ラベルの向きから、角度が小さい場合には、ほぼ連続的な向きを比較的高い精度で推定できる一方、角度が大きい場合には推定精度が悪くなることわかる。これは、0度と360度は実質同じ向きであり、前段のVoNetでは0度として認識しているためであると考えられる。これを360度と同じと見なすことで、精度向上できると思われる。

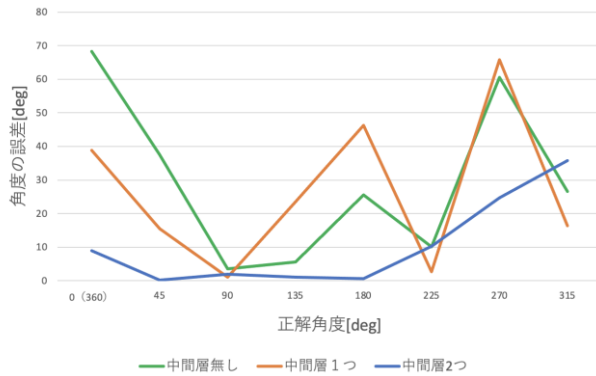


図 6-3-1 向き推定結果

表 6-3-1 中間層の条件

| 層              | 中間層無 | 中間層1  | 中間層2     |
|----------------|------|-------|----------|
| 入力層<br>(離散ラベル) | 9    | 9     | 9        |
| 中間層数<br>/ノード数  | -    | 1 / 3 | 2 / 6. 3 |
| 出力層<br>(回帰結果)  | 1    | 1     | 1        |

図 6-3-2 車両向き推定例

| 入力画像     |      |       |        |        |        |
|----------|------|-------|--------|--------|--------|
| 真値       | 0    | 45    | 90     | 225    | 315    |
| 推定値[deg] | 0.01 | 42.50 | 103.46 | 205.01 | 275.73 |
| 誤差       | 0.01 | 2.50  | 13.46  | 19.99  | 39.27  |

図 6-3-2 に実際の画像に対する向き推定例を示す。図 6-3-1 の結果と同様、角度が大きくなると誤差も増えていることがわかる。上記の360度付近に対する対応と同時に、より正確なデータを増やすために、CGによる合成画像の利用なども考える。

#### 6-4 おわりに

本稿では、交通弱者のための危険検知のシステムにおける車両の向き推定の精度向上を目的として、識別ラベルを付け変えたVoNetの出力に全結合層を加えることで、回帰により連続値による向き推定を行った。結果より、より細かく向きの推定が行えるようになったものの、角度によっては精度が悪いものもあり、改良する必要があることがわかった。

#### 参考文献

- [1] [https://www.mlit.go.jp/report/press/jidosha08\\_hh\\_003618.html](https://www.mlit.go.jp/report/press/jidosha08_hh_003618.html)
- [2] 井上滯, 全方位画像からの車両の向き推定による危険検知システムの高精度化, 豊橋技術科学大学, 修士論文, 2020.
- [3] 大澤武流. 全方位画像からの車両の向き推定による危険検知システムの高精度化. 豊橋技術科学大学卒業論文, 2019.
- [4] Y. LeCun, et al., Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition, Proc. IEEE, 86, pp.2278-2324, 1998.
- [5] R. You, J-W. Kwon, VoNet: vehicle orientation classification using convolutional neural network, Proc. ICCIP'16, pp.195-199, Nov. 2016.
- [6] [http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/datasets/comp\\_cars/index.html](http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/datasets/comp_cars/index.html)