

自己増殖型ニューラルネットワークを用いたドライバモデルの構築

日大生産工 ○津覇 周平 日大生産工 山内 ゆかり
日大生産工(院) 星野 隆允 日大生産工 景山 一郎

1 まえがき

近年、運転支援システムの普及や事故の状況の解析などから交通事故の発生件数は年々減少している。しかし、既存のアシストシステムや事故状況の解析にはドライバ個人の認知判断・操舵特性は反映できていない。

そこで大西らは誤差逆伝播ニューラルネットワーク(BPNN)を使用することでドライバモデルの構築を目指した[1][2]。しかしBPNNでは膨大なデータに対応できず、ドライバの認知・操舵特性を取り入れることが出来なかった。

これに対し、真下らは自己組織化マップ(Self-Organizing Map: SOM)[3]を使用することで、膨大なデータのクラスタリングを可能にしようとした。また更にリカレント構造を追加したRecurrent-SOM(RSOM)[4]を使用することで時系列データに対応しようとした[5]。これにより高次元時系列データのクラスタリングが可能になり、生体情報を加味したドライバの状態を分類することは出来た。しかし、クラスタリングした際のデータ空間上に捻れが発生し、ドライバの疲弊した際の特徴を分離することが出来なかった。

そこで本研究では高次元データに高いクラスタリング能力を持つ自己増殖型ニューラルネットワーク(Self-Organizing Incremental Neural Network: SOINN)[6]を使用することにより真下らの研究で発生した捻れを抑える手法を提案する。またドライバの疲弊状態の検出のために、生体情報と地形情報を付加した新たなドライバモデルを提案する。

2 従来研究

自己増殖型ニューラルネットワーク(SOINN)は、山崎らに提案された、SOMなどを拡張したオンライン教師なし学習手法である[6]。

SOINNはデータの事前知識に基づいてネットワーク構造を決定する必要が無く、競合学習によりノードやエッジを追加する。また、古く

なったエッジやノードを削除することでノイズ耐性のある追加学習を可能にする。

以下にてSOINNのアルゴリズムを説明する。

- ① 初期化：入力 $x(1)$ 、 $x(2)$ をランダムに決定し、参照ベクトル m_1, m_2 を作成する
- ② 入力：入力 $x(t)$ をランダムに決定する
- ③ 勝者判定：参照ベクトル $m_i(t)$ とのユークリッド距離を求め、第一勝者 $c1$ と第二勝者 $c2$ を式(1)、式(2)により決定する

$$c1 = \underset{i}{\operatorname{argmin}} [x(t) - m_i(t)] \quad (1)$$

$$c2 = \underset{i \neq c1}{\operatorname{argmin}} [x(t) - m_i(t)] \quad (2)$$

- ④ 閾値計算： $c1$ と $c2$ にエッジがあれば式(3)、(4)を用いてユークリッド距離で閾値 T_{c1} T_{c2} を算出する。 N_{c1} は $c1$ の連結のノードの集合、 N_{c2} は $c2$ の連結ノードの集合とする

$$T_{c1} = \max_{i \in N_{c1}} |m_{c1}(t) - m_i(t)| \quad (3)$$

$$T_{c2} = \max_{i \in N_{c2}} |m_{c2}(t) - m_i(t)| \quad (4)$$

- ⑤ ノード追加： $|x(t) - m_{c1}(t)| > T_{c1}$ もしくは $|x(t) - m_{c2}(t)| > T_{c2}$ のとき $x(t)$ を参照ベクトル $m_i(t)$ とするノード i を生成する
- ⑥ エッジ追加： $c1$ 、 $c2$ 間にエッジが無ければエッジを引く
- ⑦ 年齢リセット： $c1$ 、 $c2$ 間のエッジの年齢を初期化する
- ⑧ エッジの加齢：各 $c1$ 、 N_{c1} 間のエッジの年齢に1を加える
- ⑨ 学習： $c1$ を式(5)で、各 N_{c1} を式(6)で学習する。 t_i はノード i が勝者になった回数である

$$\Delta m_{c1} = (1/t_{c1})\{m_{c1} - x(t)\} \quad m_i \in N_{c1} \quad (5)$$

$$\Delta m_{M_i} = (1/100t_i)\{m_{M_i} - x(t)\} \quad (6)$$

Proposal of a Driver Model using Self-Organizing Incremental Neural Network

Shuhei TSUHA, Yukari YAMAUCHI, Takanobu HOSHINO
and Ichiro KAGEYAMA

- ⑩ エッジ削除：エッジの年齢が年齢上限 (agemax) を越えているエッジを削除する。また削除したエッジと接続されていたノードのうち、エッジが一つも接続されていないノードを削除する
- ⑪ ノード更新：ノードの更新頻度(λ)に一回、接続しているエッジが一つ以下のノードと接続しているエッジを削除する

真下らのドライバモデルの構築では高速道路を走行した際の、操舵角などからなる車両データとドライバ自身の心拍数・呼吸からなる生体データを SOM によりクラスタリングを行い、更にリカレント構造を追加した RSOM を使うことで時系列データのクラスタリングを可能にした。

しかし、SOM で高次元データを扱ったためデータ空間上に捻れが発生してしまった。このことからドライバが疲弊した際の特徴を得ることが出来なかった。

3 提案手法

本研究では車両データと生体データの解析手法に SOINN を採用する。これにより高次元データの正確なクラスタリングを目指す。

さらに車両データとして地形がドライバに与える影響を調べるために GPS から得られた地形データを参照する。また生体データには、緊張度が瞬きに影響を与えと考え、顔筋センサーを使用して瞬きの回数を計測する。以上の2種類のデータを加味することでドライバ・車両の状況から、従来のドライバモデルよりも明確な疲弊状態の分離が可能となる。

4 実験環境

本研究の実験データは高速道路の往復走行を複数回行い車両データ及び生体データの測定を行う。実データのばらつきを防ぐため、0~1の値に正規化する。

車両データは走行中の車両の状態を計測した時系列データで、操舵角、操舵トルク、前後方向速度、横方向速度、前方向加速度、横方向加速度、上下方向加速度、ロールレイト、ピッチレイト、ヨーレイト、ロール角、ピッチ角、ヨー角からなる。生体データは、客観的評価と主観的評価がある。客観的評価は時系列データとして心拍、胸部呼吸、腹部呼吸、顔筋センサーの値、非時系列データとしてフリッカー値、静視力、夜

間視力、筋硬度という8つからなる。

また主観的評価は眠気やだるさなどを答えてもらうアンケート、体の疲労部位にマークを付けてもらうアンケート、精神的な疲労度を答えてもらうアンケートを実施しているがドライバモデルに加味していない。

さらに GPS 情報から得られた地形データを用いて、地形がドライバに与える影響を調べる。これらの実験を複数名の実験協力者に実施する。

5 まとめ

本研究ではSOINNの特徴である構造自体の学習を活かすことで高次元データを扱った際の捻れの発生を抑え、精度の高いクラスタリングを行う。また新たに、GPSによる地形データと顔筋センサーを用いた瞬きの疲労度の影響を解析するドライバモデルを提案した。

今後は、現段階では客観的データからドライバの変化を計測しているのに対し、主観的評価と合わせることで疲労状態を特定する事を目標とする。

「参考文献」

- [1]大西信太朗, 景山一郎, 「多変量解析によるドライバモデルの構築とその操縦動作の因子解析に関する研究」, 社団法人自動車技術会学術講演会前刷集, No.92-00, pp.25-28, (2000)
- [2]大西信太朗, 景山一郎, 「ドライバモデルの構築に関する研究」, 日本機械学会第9回交通物流部門大会講演論文集, No.00-50, pp.173-176, (2000)
- [3]T. Kohonen, "Self-organizing Maps", Springer, vol.30, (1995)
- [4]Heikkonen, J., Kaski, K., Koskela, T. and Varsta, M., "Temporal sequence processing using Recurrent SOM", in proc. Of 2nd International Conference on Knowledge-Based Intelligent Engineering System (KSE'98), pp.290-297, (1989)
- [5]真下岳, 山内ゆかり, 「Recurrent-SOMを用いたドライバモデルの構築と可視化」, 日本大学生産工学部学術講演会講演概要, ROMBUNNO.P-8, (2015)
- [6]山崎和博, 巻渕有哉, 申富饒, 長谷川修, 「自己増殖型ニューラルネットワーク SOINN とその実践」, 日本神経回路学会誌, Vol.17, No.4, pp187-196, (2010)