

# 運転支援システムのためのSVMを用いた外れ値検出の検討

小椋翔太<sup>†</sup> 尾坂啓宏<sup>†</sup> 伊藤信行<sup>‡</sup> 梶克彦<sup>†</sup> 内藤克浩<sup>†</sup> 水野忠則<sup>†</sup> 中條直也<sup>†</sup>

<sup>†</sup>愛知工業大学 <sup>‡</sup>三菱電機エンジニアリング株式会社

## 1 はじめに

制御システムはコンピュータの性能向上に伴って、大規模化、ネットワーク化している [1]。このような大規模なコンピュータシステムはシステム障害時の原因特定を困難にし、システムの信頼性を低下させる懸念がある。そのためシステム全体で安全性を向上させる取り組みが求められている [2]。

図1は提案しているデータ学習型障害監視システム [3] の概要を示す。本研究では運転支援システムのデータに対する機械学習による外れ値検出を検討する。運転支援システムの一つである ACC (Adaptive Cruise Control) を対象として取り上げる。ACC は先行車との車間距離を保ちつつ、一定速度で走行する機能である。この ACC の制御用データを取得して正常モデルを作成する。作成した正常モデルを実際に運用されているシステムのデータと比較する。そのモデルから外れた値を外れ値とし、外れ値を検出した場合、障害の可能性を疑い診断につなげる。

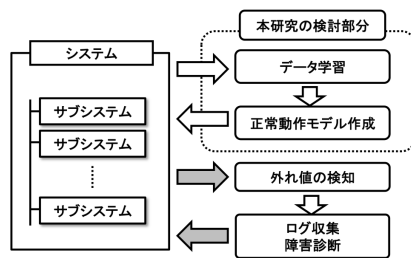


図1: データ学習型障害監視システムの概要

## 2 提案手法

運転支援システムの正常時の動作時の制御データを正常値として、異常時の外れ値を自動的に識別する。本研究では正常モデル作成のため ACC を搭載した自

動車を先行車に追従走行させて制御データを収集する。また、人為的にシステム異常を発生させた場合の異常時のデータも収集する。この2種類のデータの違いから、システム異常による外れ値を自動的に検出する。

まず、走行実験によって収集された制御データをグラフ化ツールを用いて可視化し分析する。その後 SVM(Support Vector Machine)[4] による機械学習を用いて外れ値の自動的な検出を行う。

## 3 走行実験によるデータ収集と分析

ACC を搭載した自動車を用いて制御データ収集を行った。システム正常時とシステム異常時の2つの状況を想定し、走行状態での ACC の制御データを収集した。

ここで、外れ値とは、システム異常により ACC 車が先行車をロストして車間距離が最大値をとる値とする。具体的には最大値である 255 が外れ値である。一方、システム正常時においてもカーブや坂の勾配等の環境によって先行車をロストすることがあることが分かっている。これらは正常値（偽外れ値）とした。

実験ではカーブや直線を含む一般道路で、ACC を動作させて先行車に対して追従走行させた。この際、ドライブレコーダーの GPS を使用して 3 次元の位置を計測した。また、システム異常を想定して ACC のセンサーであるミリ波レーダの左半面を遮蔽して走行した。

GPS で得られた位置情報と ACC の制御データから 2 種類の走行経路グラフを作成した。これらのグラフ上に先行車のロスト地点をプロットした。図2は正常状態の走行経路グラフである。図3はミリ波レーダを遮蔽した異常状態の走行経路グラフである。図2, 図3共に、線は走行経路を示しており、点は先行車のロスト地点を示している。なお、図中の矢印部分を ACC の始点と終点としているため、それ以外の部分の先行車のロストは考慮しないものとする。

Study on outlier detection using SVM for driving support system

<sup>†</sup>Shota Ogura, Norihiro Ozaka, Katsuhiko Kaji, Katsuhiro Naito, Tadanori Mizuno and Naoya Chujo: Aichi Institute of Technology

<sup>‡</sup>Nobuyuki Ito: Mitsubishi Electric Engineering Co., Ltd.

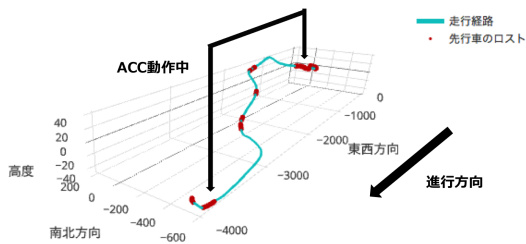


図 2: 正常状態の走行経路グラフ

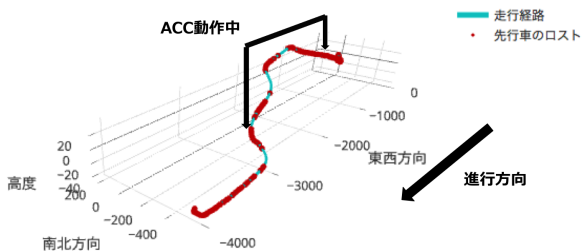


図 3: 異常状態の走行経路グラフ

#### 4 機械学習による外れ値検出

機械学習によってシステム異常による外れ値の検出を行う実験を行った。機械学習にはSVMを使用した。車間距離、車速、カーブの角度に対して、教師データとして外れ値のラベルを設定して、実験を行った。図4にSVMを使用した学習データの散布図を示す。教師データとして、正常値のラベルを0と設定し、システム異常時に先行車をロストした外れ値のラベルを1と設定した。550個のデータを4分割して交差検定を行った。表1にSVMの識別結果を示す。10回の試行結果では平均正答率は約94%となった。

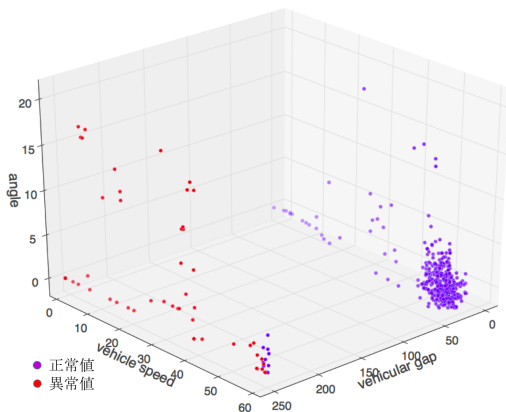


図 4: SVM用の学習データの散布図

#### 5 考察

ミリ波レーダの左半面を遮蔽した状態で走行した場合、ロスト地点が増加している。特に左半面を遮蔽し

表 1: SVMの識別結果

分類 (ラベル)	適合率	再現率
正常値 (0)	0.97	0.99
外れ値 (1)	0.91	0.71

たことで左カーブでのロスト地点が多い。

受信部を遮ることにより検出角度が狭まる、または検出範囲が小さくなることが考えられる。ミリ波レーダを遮蔽していること、外れ値が左カーブにおいて顕著に現れていることから、検出角度が狭まっていると考える。

また、SVMによる外れ値の識別では、外れ値であるラベル1を適合率91%と高い割合で識別できる。一方、再現率は71%と低い割合となった。これは、車速60km近辺の領域でラベル1とラベル0の点が交じって存在しているためと考えられる。

以上のことから、今回の実験ではACCの制御データと、先行車のロストの関係を機械学習することで、ミリ波レーダの異常を外れ値として検出できると考える。

#### 6 おわりに

本研究では、運転支援システムの外れ値検出をSVMを用いて行った。

実験ではACC搭載車を追従走行させ制御データを計測した。ミリ波レーダに部分的な遮蔽を行うことで、外れ値である先行車のロストが増加することを確認した。また、SVMを用いた機械学習によって、これらの外れ値を自動的に検出できる可能性があることが分かった。

今後の課題としては、多様な道路環境への対応がある。

#### 参考文献

- [1] 水野忠則 監修: 組込みシステム, 共立出版, pp.52-65 および pp.136-149, 2013.
- [2] Leveson, N.: セーフウェア (Safeware 日本語版), 翔泳社, pp.21-38, 2009.
- [3] 尾坂啓宏 他: 運転支援システムのためのデータ学習による外れ値検出の検討, 情報処理学会, 第67回ITS研究会, MBLWiP-17, 2016.
- [4] Pedregosa, F., et al.: Scikit-learn: Machine learning in Python, Journal of Machine Learning Research 12(Oct), pp. 2825-2830, 2011.