

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

尾坂啓宏^{†1} 小椋翔太^{†1} 伊藤信行^{†2} 梶克彦^{†1}
内藤克浩^{†1} 水野忠則^{†1} 中條直也^{†1}

概要：産業機器や自動車などの制御システムは大規模化、複雑化の傾向にあり、システム障害時の原因特定が困難となっている。それにより安全性・信頼性の低下が懸念されており、その向上への取り組みが求められている。本研究では、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を検討した。運転支援システムの一つである ACC (Adaptive Cruise Control) を対象として、ミリ波レーダに部分的な遮蔽を行ない、その影響が外れ値として検出できるかどうか実験を行なった。

キーワード：リアルタイム、制御システム、運転支援システム、データ学習、外れ値検出

1. はじめに

産業機器だけでなく民生機器として組込みシステムが多数利用されるようになってきている。産業機器や自動車では正しく動作しない場合には人命に関わることもあり、高い信頼性とそれに基づくディペンダビリティが求められている。そのため制御システムの信頼性を向上させることは重要なテーマとなっている。

一方、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]。例えば高度な運転支援システムを備えた自動車では数十個のコンピュータが3階層のネットワークで接続されている。また、ハードウェアだけでなくソフトウェアも複雑化しており、ソフトウェアの規模も飛躍的に増加しつつある[2]。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[3]。

制御システムの信頼性を向上させるために、従来から、設計段階での安全性の検討、開発段階や試験段階での検証などが行われてきた。それらに加えて、障害発生時に障害箇所を早期に特定することで復旧の早いシステムを実現する手段も重要である。障害箇所や原因の診断については、システム動作中のログデータを収集・解析して障害発生の原因を特定することが重要である。例えば自動車における故障診断機能では異常発生時の基本的な車両状態のデータを収集する。しかし基本的なログデータだけでは、障害がどのような処理や制御の過程で、何が原因で発生したのかを診断することが難しい。

従来、組込みシステムの複雑化に対応する設計技術としてモデルベース設計がある。このモデルベース設計では上

位レベルのシステム記述から段階的に詳細化を行い、モデルの検証をしながら大規模なシステム設計を行う。それに関連して障害原因のためにモデルベース診断手法が航空宇宙分野で提案されている[4]。これは診断対象の動作を詳細な計算機モデルを使って診断する枠組みであり、正確な動作モデルが異常検知のために必要となる。ただし、複雑で大規模なシステム動作を記述した計算機モデルを構築すること自体が容易ではないという問題がある。

また、データに基づく障害診断の手法として、稼働中のシステムの動作データを記録し、それに対して通常時の動作データを言語記述したモデルを作成して、それを基準として障害診断を行う方法が提案されている[5]。この方法は、空調や化学プラントシステムなど環境に対する動作モデルを作りやすい場合に有効である。

このような背景に基づいて、ここ数年、データ収集と機械学習を用いて障害検知と診断に行う手法が注目されるようになってきている[6]。正常な装置から計測されるデータを用いて正常モデルを作成し、そのモデルから外れたデータを外れ値として検知して、それを基にした障害診断につなげる考え方である。

本研究では、このデータ収集に基づく障害検知のアプローチを用いる。運転支援システムである ACC (Adaptive Cruise Control) [7] を対象として取り上げ、その制御用のデータ学習による外れ値検出の検討を行う。

以降、第2章で提案手法を述べ、第3章では実施した計測実験について述べ、第4章で考察を行い、第5章でまとめと今後の課題とする。

2. 提案手法

図1にデータ学習型障害監視システムの概要を示す。我々はデータ学習型障害監視システムの構築を提案する。運転支援システムのデータを取得し、そのデータをもとに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

^{†1} 愛知工業大学
Aichi Institute of Technology
^{†2} 三菱電機エンジニアリング株式会社
Mitsubishi Electric Engineering Co., Ltd

されているシステムのデータと比較する．比較を行う中で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．本研究では，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適用を検討する．

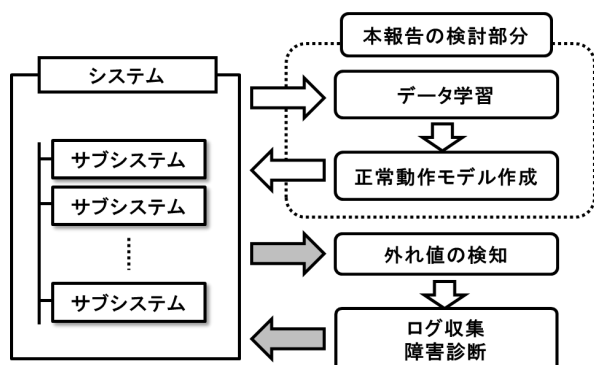


図1：データ学習型障害監視システムの概要

3. 走行実験

本章では実験について述べる．実験は大きく分けて2種類行った．第1にACCの挙動を調べるための実験，第2にシステム正常時の外れ値とシステム異常時の外れ値の区別をする実験を行った．両者とも走行時のACCの制御データの収集を行った．

第1の実験では比較的直線の多い一般道路1においてACCが理想的な挙動をしている際のデータを収集した．またカーブや勾配を含む一般道路2を走行した際のデータを収集する実験も行った．GPSを使用せず直線やカーブなどでACCがどのようなデータを取得するのか調査した．

第2の実験ではGPSを使用し，地形を考慮しながらシステムが正常な状態と，システムが異常の状態の2つを想定して走行実験を行った．

収集するデータは，車間距離や車速，ACCのON/OFF，先行車の有無等のデータである．実験の設定条件として，ACC搭載車と先行車の2台の車両で行った．速度は両車とも60km/hであった．一般道路1の実験の際は法定速度が70km/hであったため，両車とも70km/hで走行した．

3.1 実験使用機器

実験使用機器を図2に示す．実験機器として市販のACC搭載車を使用した．表1に一般的なACCのセンサであるミリ波レーダのスペックを示す．ACCのデータの収集に車両診断システムを使用し[8]，走行状況の確認と位置情報の取得のために市販のドライブレコーダを使用した[9]．

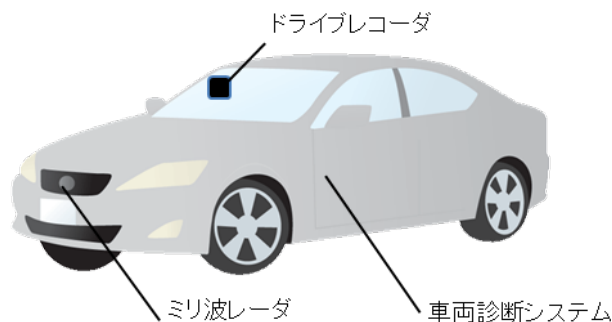


図2：実験使用機器

表1：一般的なミリ波レーダのスペック [10]より引用

範囲	5~150m
相対速度	-200~100km/h
角度	-10~10°
サイズ	110×80×60mm

3.2 ACC評価用の走行経路

システム正常時の外れ値であるかシステム異常時の外れ値であるかの区別をするにあたって，まずACCの実際の挙動を調べる必要がある．ACCの挙動を見るために，2種類の一般道路において走行実験を行った．

およそ10km直線が続く比較的勾配の少ない経路を一般道路1とした．図3に一般道路1の走行経路を示す．また，一般的な直線やカーブ，勾配が配置されている経路を一般道路2とした．図4に一般道路2の走行経路を示す．



図3：一般道路1の走行経路

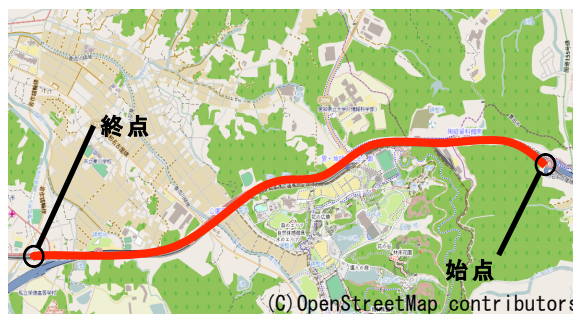


図4：一般道路2の走行経路

3.3 ACCの評価実験 1

図5に一般道路1における車速と車間距離の関係を示す。①はACC車と先行車との間に割り込み車が入ったため、車間距離が急激に短くなったことを示している。②は割り込み車が車線変更を行い、他車線に移動したため車間距離が長くなったことを示している。直線の多い一般道路においては、先行車のロストがないことがわかった。

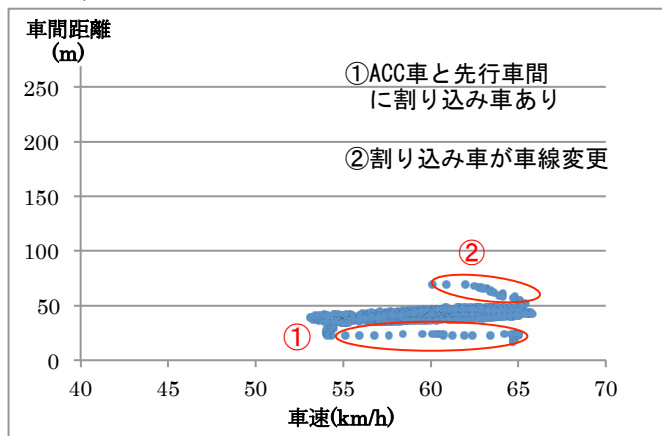


図5：一般道路1における車速と車間距離の関係

図6に一般道路2における車速と車間距離の関係を示す。①はカーブや勾配で先行車をロストしたため、値が最大値を示している。②は坂の勾配の影響で車速と車間距離にばらつきが出ていることを示している。③は交差点付近で先行車が減速したため、ACC車も減速していることを示している。カーブや勾配がある一般道路においては、先行車のロストが発生することがわかった。

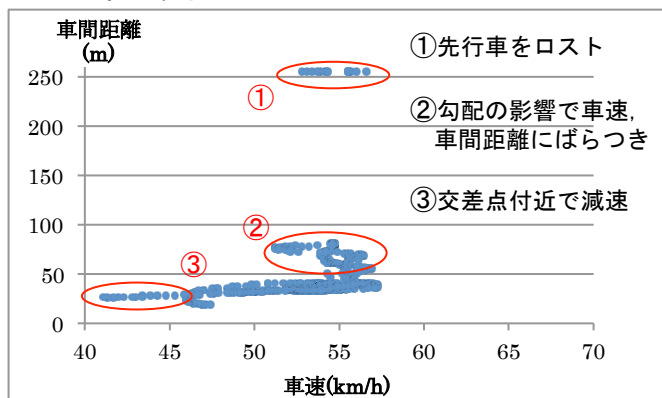


図6：一般道路2における車速と車間距離の関係

両データを比較すると、カーブや勾配、割り込みや車線変更を除外した時、走行データは一定の範囲で分布していた。

3.4 ACCの評価実験 2

システム正常時の外れ値であるかシステム異常時の外れ値であるか区別するために、GPSを使用して位置を計測しながら走行実験を行った。走行経路は一般道路2を使用した。システム異常を想定するために、ACCのセンサであるミリ波レーダの左半面を遮蔽して走行した。図7にミリ波レーダ

の左半面を遮蔽した図を示す。GPSで得られた位置情報と走行データから、走行経路グラフを作成した。そして、グラフ上にミリ波レーダの左半面を遮蔽していない状態と遮蔽した状態の先行車のロスト地点をプロットした。また、プロットしたグラフから先行車のロストが発生する特徴を考察した。

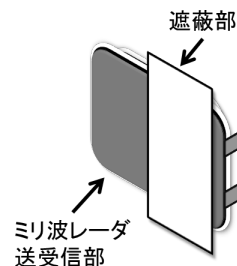


図7：ミリ波レーダの左半面の遮蔽

図8は遮蔽していない状態の先行車検出状況である。黒の線は走行経路を示しており、赤の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。

図9に上から見た図8、図10に横から見た図8を示す。青の線はACC動作中である。図からわかるように遮蔽をしていない状態でも、カーブや勾配によって先行車をロストする地点があることがわかった。

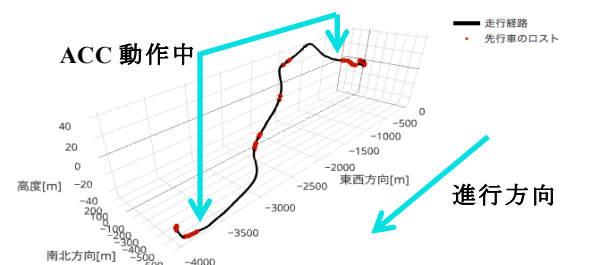


図8：先行車検出状況（遮蔽なし）

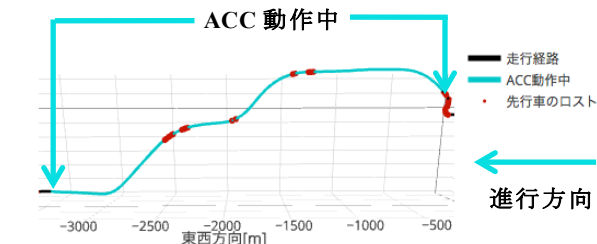


図9：上から見た図8（部分的に拡大）

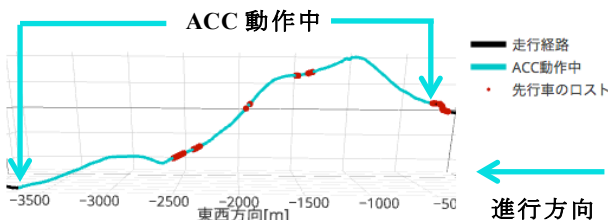


図10：横から見た図8（部分的に拡大）

図 11 は遮蔽した状態の先行車検出状況である。遮蔽していない状態同様、黒の線は走行経路を示しており、赤の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。

図 12 に上から見た図 11、図 13 に横から見た図 11 を示す。青の線は ACC 動作中である。ミリ波レーダ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ことがわかった。図 12 中の①に示すように、カーブ地点においてロストが多い。また、図 13 中の②に示すように勾配においてもロスト地点が増加していることがわかった。

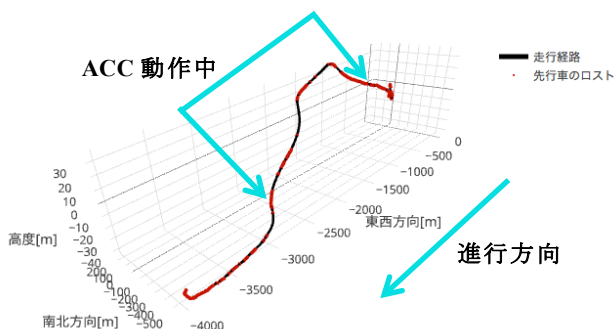


図 11：先行車検出状況（左半面に遮蔽あり）

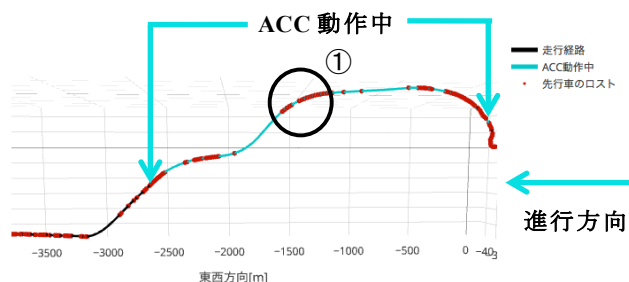


図 12：上から見た図 11（部分的に拡大）

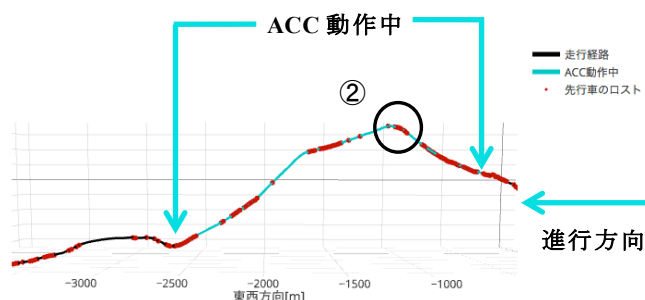


図 13：横から見た図 11（部分的に拡大）

4. 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たことで左カーブでのロスト地点が多い。

考えられることは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可能性がある。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。

以上のことから、地形データからカーブの曲率や勾配の変化率と、先行車のロストの関係を調べることで、ミリ波レーダの異常を外れ値として検出できるのではないかと考える。

5. おわりに

本研究では、運転支援システムのデータ学習による外れ値検出の適用を検討した。

実験では ACC 搭載車を実際に走行させ先行車のロスト地点を計測した。システム異常の例としてミリ波レーダに部分的な遮蔽を行って、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。走行経路上にロスト地点をプロットすることで、カーブや勾配での走行時に外れ値が増加することが分かった。

今後の課題として、カーブの曲率や勾配の変化率と、外れ値の関係を調査する。データ学習を行ってシステム異常時の外れ値の識別を自動的に行うことを試みる予定である。

参考文献

- [1] 水野忠則 監修 他：組込みシステム，共立出版，pp. 52-65 および pp. 136-149，2013.
- [2] デンソー カーエレクトロニクス研究会：図解カーエレクトロニクス 増補版 [下] 要素技術編，日経 BP 社，pp. 18-19，2014.
- [3] Leveson, N.：セーフウェア (Safeware 日本語版)，翔泳社，pp. 21-38，2009.
- [4] Friedrich, G., Stumptner, M. and Wotawa, F.：Model-based diagnosis of hardware designs, Artificial Intelligence, Vol.111, No.1, pp. 3-39 1999.
- [5] Imamura, M., Nakamura, T., Jones, M., and Nikovski, D.：Data Analytics for Equipment Condition Monitoring, Proceedings of International Workshop on Informatics (IWIN2015), pp. 63-70, 2015.
- [6] 井手剛，杉山将：異常検知と変化検知，講談社，pp. 1-14，2015.
- [7] 小口泰平 監修：ボッシュ自動車ハンドブック，日本語第 3 版，日経 BP 社，pp. 1214-1218，2011.
- [8] デンソー：DST-i 取扱説明書，2016.
- [9] ケンウッド：ドライブレコーダ KNA-DR350 取扱説明書，2016
- [10] 水野広，富岡範之，川久保敦史，川崎智哉：デンソーテクニカルレビュー，pp. 83-87，2004.