

F-005

Support Vector Machine によるジャイロセンサー搭載車両の路線分類 SVM-Based Track Classification of Gyroscopic Sensor Equipped Railroad Vehicle

川上 礼次^{*1}
Kawakami Reiji

マッキン ケネスジェームス^{*1}
Kenneth J. Mackin

永井 保夫^{*1}
Nagai Yasuo

藤吉 誠^{*2}
Fujiyoshi Makoto

東京情報大学 ^{*1}
Tokyo University of Information Sciences

日立造船株式会社 ^{*2}
Hitachi Zosen Corporation

1. はじめに

日本の鉄道路線はとても複雑であり(図 1)、高度なコントロール技術と緻密なスケジューリングにより管理されている。しかし線路の保守作業を行うための保守用車両は軌道回路による位置管理がされておらず衝突の危険性が少なからずある。本研究では、鉄道路線において線路を分岐させる分岐器をどの方向に進んだかを判別することを目標にしている。本論文では、鉄道に搭載したジャイロセンサーと車速パルスを Support Vector Machine によって路線を分類することによって、分岐での列車の走行ルートを認識し、列車がどの路線を走行中かを示すシステムの提案をめざす。



図 1 複雑な路線

2. 背景

鉄道では、車両は軌道に沿ってしか走行できないために、確実に位置管理をすることによって衝突などの危険を防止し、安全性を高めている。軌道回路による位置検出は多くの地上設備が必要となるため、GPS(Global Positioning System)を用いる方法が研究されている[水間 2007]。一方、保守用車両では元々軌道回路を用いておらず、位置検出を確実に起こすためにジャイロセンサーと GPS のハイブリッドによる測位端末(P⁴-GPS-HYBRID[®])(図 2)を用いた保守用車位置管理システム[日立造船]が使われている。このシステムは、GPS のみでは、トンネル内や建物に囲まれた場所では正確な位置を知ることができないため、GPS 情報に加え、車速パルスで移動距離を求め、ジャイロセンサーを用いて車両の角速度を測定する。さらに、これら情報を用いて車両位置を予測し、マップマッチングにて線路地図上の位置を決定する。車速センサーとジャイロセンサーを GPS の補助に利用することはカーナビゲーションシステムなどでも既に実用化されている。自動車が交差点などで曲がる際は急な角度で曲がるためジャイロセンサーで容易に交差点のどの方向に進んだか判別ができる。しかし鉄道の分岐では車に比べてかなりゆるやかな角度で曲がるため判別が難しい。このため、ファジィ推論を用いて、

ジャイロセンサーのノイズ除去および、分岐判断が提案されている[藤吉 2011]。



図 2 P4-GPS-HYBRID[®] 測位端末(Hitz 日立造船製)

2.1 ジャイロセンサー

ジャイロセンサーは物体の角速度を検出する計測するセンサーである。角速度は物体が角度を変える速さである。例としてジャイロセンサーは車両が直線に走っている場合は 0 に近い値、右に曲がった際にプラスの値、左だとマイナスの値を出力する。(図 3)

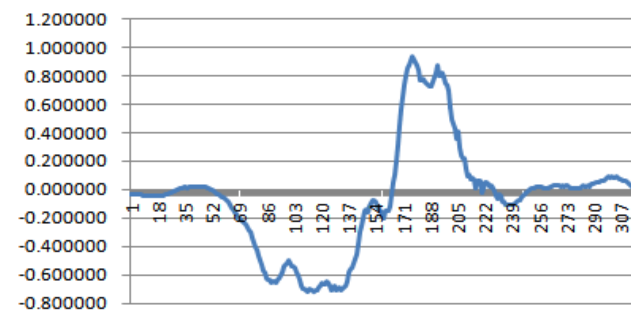


図 3 ジャイロセンサーの出力値例

2.2 目的

保守用車位置管理システム(図 2)では、ファジィ推論を用いてジャイロセンサーと車速センサーの値から分岐で左右のどちらかに曲がったかを判断し、マップマッチングにより、車両位置測定を行っている。このシステムでは、正確なマップデータが必要となる。マップデータは事前に高精度 GPS 機器を用いて、すべての路線分岐点が計測されている必要があるため、多大な人的作業が発生する。また、マップマッチングを用いているため、分岐に進入する時点での車両の GPS 計測誤差の影響が大きい。本研究では、正確なマップデータを事前に作成せずに、ジャイロセンサーと車速センサーを搭載した車両の走行データから、マップに代わる分岐判断に必要な教師データを自動的に作成し、ジャイロセンサーと車速センサ

一のデータのみで正確な車両位置推定を学習するシステムの開発を目的とする。また、車両位置推定をリアルタイムに行い、複雑な線路分岐形状において、分岐途中の推定結果を出力することも目的とする。

3. 提案手法

本研究では Support Vector Machine (以下 SVM) を用いてどの路線にいるかを予測する手法を提案する。SVM は連続値の多次元データの分類器として高い精度を持つため近年パターン認識に広く利用されている。ジャイロセンサーを用いるため、入力には多少の誤差がある。また本研究では直接 GPS は用いないが、路線分類を始める際にスタート地点として GPS の座標を用いる。そこで GPS の誤差なども含まれるため SVM のマージンを最大化しこれらの誤差に対応できる分類器を提案する。

4. 実験

4.1 学習データ

実際の保守用車両にジャイロセンサーを搭載し時刻、速度、GPS の値、ジャイロセンサーの値を取得したデータを用いた。各値は 1 ミリ秒ごとに取得した。このデータを加工して、角速度[deg/sec]の加算値、ジャイロセンサーと車速から推定した位置(座標 X[m], Y[m])、最後に解として現在の位置区間(A-G)学習した。

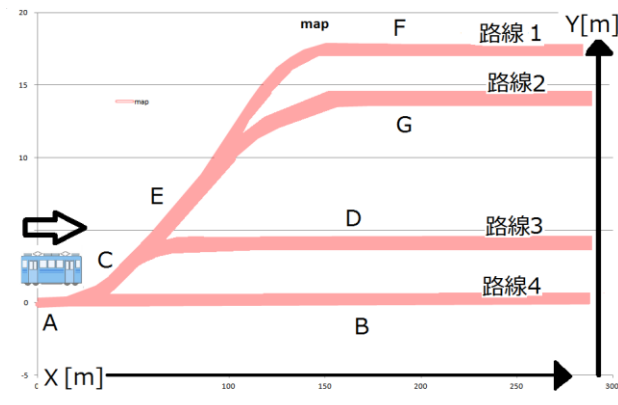


図4 路線図 路線1-4

学習データは実際に鉄道を走らせ収集する。そのためデータを集めるためにコストが発生する。よって今回の学習データは各路線を一度だけ走行したものとした。また本研究の問題を決定木を用いて分類した際、特に路線1のF区間、路線2のG区間の正答率が低かった[川上 2013]。そこで今回はその2点に絞って分類を行い、決定木とSVMでの精度の比較をする。

4.2 SVMのチューニングと結果

SVM は LIBSVM3.1.7 を用いた[LIBSVM]。1 ミリ秒ごとの入力に対して出した解の正答率を精度とし、学習データとテストデータを使い精度を算出した。LIBSVMの初期パラメータで学習、テストを行うと71.8%の精度であったが、スケール調整をすると77.0%に精度が向上した。スケール調整後パラメータをGrid Searchで探索、設定すると71.8%に下がったが、

RFB カーネルを線形カーネルに変え学習したところ81.5%に精度が上がった。

決定木(REPTree 深さ4)を用いた手法を同じデータに適用したところ75%であった[川上 2013]。SVMのほうが決定期木より6.5%精度が向上した。

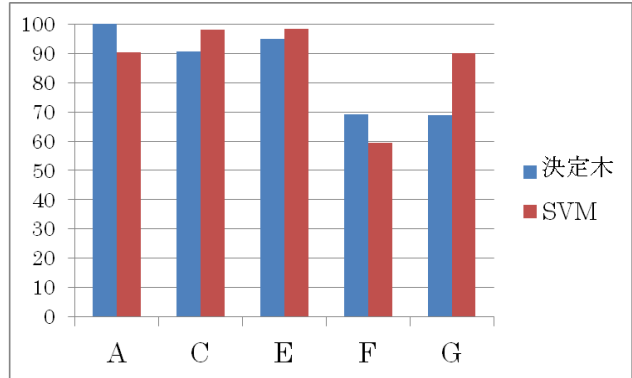


図5 決定木とSVMの区間別の精度

4.3 決定木とSVMについての比較

決定木とSVMの区間ごとの精度を示したグラフである(図5)。区間で見ると区間A, C, E, は路線1, 2を学習すると合わせて2回ずつの学習ができるが、区間F, Gは学習データが1つずつなので他の区間よりも学習できるデータが少ない。そのため区間Fの精度がやや低い(区間F:60%)。しかしSVMはG区間では決定木よりかなり精度が高いため全体でSVMのほうの精度が高くなった。

5. まとめ

本研究で用いた学習データに対してはSVMが決定期木よりも高い精度が得られた。特に決定木で精度の低かった区間Gの精度が上がった。

今回、精度が低かった区間を精査すると特に、区間Eから区間F, Gに分岐した直後の精度が悪いことが分かった。保守車両が路線を変更した際、なるべく早くどの路線に進んだかを判断したいため今後は入力データを増やし精度の向上を目指す。

参考文献

- [川上 2013] 川上 礼次, マッキン ケネスジェームス, 永井 保夫, 藤吉 誠: ジャイロセンサーを搭載した鉄道車両の路線分類学習, 2013 年度人口知能学会全国大会, 1D5-2,
- [水間 2007] 水間 毅, 吉永 純, 工藤 希: 衛星を用いた列車制御・保安システム開発, 交通安全環境研究所報告第 11 号
- [日立造船] 高精度 GPS 利用システム(高精度 D-GPS 受信機): 閲覧日 2013/4/19, <http://www.hitachizosen.co.jp/products/products050.html>
- [藤吉 2011] 藤吉 誠: ごみ収集車の位置検出システム, 第27回ファジィシステムシンポジウム講演論文集
- [LIBSVM] LIBSVM3.1.7: 閲覧日 2013/7/1, <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>