

ジャイロセンサーを搭載した鉄道車両の路線分類学習

Railroad Track Classification Learning Using Railroad Vehicle Equipped Gyroscopic Sensor

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

東京情報大学大学院 総合情報学研究科 総合情報学専攻^{*1}
Graduate School, Tokyo University of Information Sciences

日立造船株式会社 技術開発本部技術研究所^{*2}
Technical Research Institute, Hitachi Zosen Corporation

Railroad management is achieved by advanced control technology and complex scheduling. But for railroad inspection and maintenance vehicles which are not controlled by the same system, there are risk of accidents. GPS sensors alone are not accurate enough to predict the location of the railroad vehicle for complex railroad track configurations. In this paper, we propose real-time railroad vehicle location prediction using gyroscopic sensors on board the railroad vehicle.

1. はじめに

日本の鉄道路線はとて複雑である。その為、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車両(以下、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ある。本研究では列車に搭載したジャイロセンサーと車速パルスによって、分岐(図 1)での列車の走行ルートを確認し、列車が同じ路線を走らないようにすることを目的としている。



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、位置検出を確実にこな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度およびを測定する。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為判別が難しい。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、分岐判断が行われている [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。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)

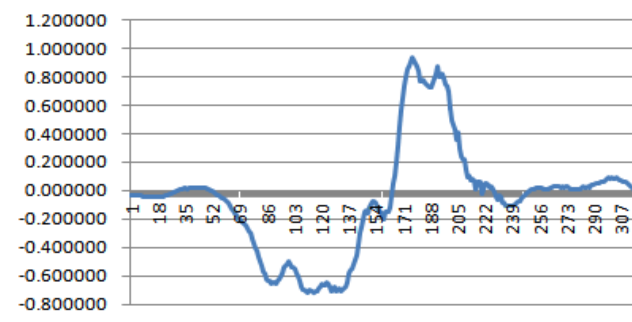


図 3 ジャイロセンサーの出力値例

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を計測されている必要があるため、人的作業が発生する。

連絡先: マッキン ケネスジェームス,
東京情報大学大学院,
〒265-8051 千葉県千葉市若葉区御成台 4-1,
TEL/FAX (043)236-1329, mackin@rsch.tuis.ac.jp

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ー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

本研究では決定木を用いてどの路線にいるかを予測する手法を提案する。決定木を使った理由は以下の通りである。

- 検証、チューニングが容易
- 決定木が実際の路線のような構成をしている為、視覚的にも分かり易い
- 決定木をプログラム言語で表現しやすい

本研究では機械学習ソフトウェアである WEKA[WEKA]で使うことができる決定木アルゴリズム REP Tree を用いた[Witten 2011]。REP Tree は高速な決定木学習アルゴリズムで、決定木や回帰木を情報利得・分散を使って構築して、誤り低減枝刈りを実行する。数値属性は1度だけ整列操作を受ける。

4. 実験

4.1 学習データ

実際の路線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(図 5)。各値は 1 ミリ秒ごとに取得した。このデータを加工して、位置 X (m)、角速度 (deg/sec)、角速度の加算値、前の位置(A-G) (図 4)、現在の位置(A-G)を決定木の入力とした。角速度の加算値は前の位置が変わった時に 0 にリセットする。例えば A,B の順に進む場合は A から A 終了地点まで角速度を加算し、一旦加算値は 0 でリセットして B から B 終了地点まで加算する様にした。このように区間ごとの加算値を使った理由は曲がり度合を表現できるためである。前の位置については次に進む路線を限定するために設定した。初期値は開始地点の A である。A,C,D の順に進む場合は前の位置は現在の位置が A なら A、C なら A、D なら C となる(表 1)。

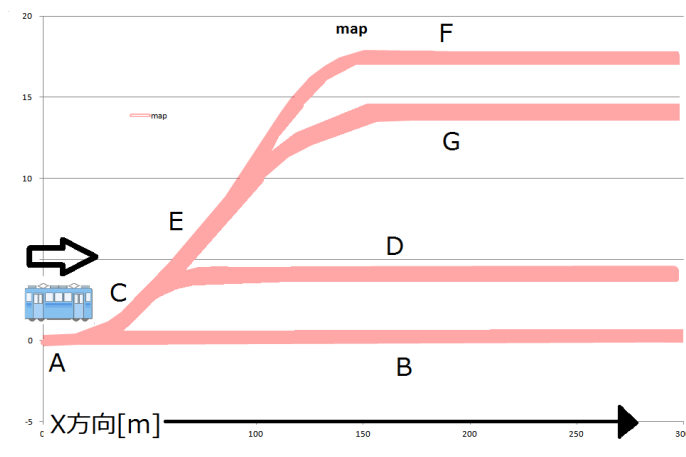


図 4 区間を区切った路線図

表1 学習データの例

位置 X	角速度	角速度の加算	前の位置	現在の位置
10	1.3	1.3	A	A
11	1.1	1.1	A	C
12	0.9	2.0	C	C

4.2 決定木の作成

学習データを入力として WEKA 上で決定木学習を行った。木の最大の深さは 5 に指定した。木の深さを多くすることで精度の向上が見込めるが汎用性が低下することを考慮してなるべく浅くかつ正答率が高いものを見つけた。

4.3 テスト方法

実際の車両が走行することを想定してテストを行った。学習データから作成した決定木(図 7)をプログラム言語で表現し学習データ(図 6)を入力として与え検証を行った。この際、決定木のルールに基づいて前の位置と現在の位置を出力する。結果は 1 ミリ秒ごとに出力する。位置X、角速度、角速度の加算を入力とし前の位置と現在の位置を出力とする(表 2)。テストでは前の位置と A-G 区間の現在の位置の解の個数の総和をとり前の位置を確定している。表 2 は現在の位置がはじめの 2 つは E となり次に D となっていることを示している。ここで総和を取った時に、現在の位置の解の個数は E が 2 つ、D が 1 つとなり E の解の個数が多くなるため E を前の位置に採用している。正答率について 1 ミリ秒ごとのリアルタイムでの位置検出では約 90%、各区間では 95%となった。

表 2 テストの入力と出力 括弧内は正解

位置 X	角速度	角速度の加算	前の位置	現在の位置
10	1.3	1.3	C(C)	E(E)
11	1.1	1.1	C(C)	E(E)
12	0.9	2.0	C(C)	D(E)
13	0.6	2.6	E(E)	F(F)
14	0.2	2.8	E(E)	F(F)

5. まとめ

本研究ではジャイロセンサーを搭載した鉄道車両での路線分類学習に決定木を用いた。本研究の結果を見ると特定の場所で多く分類のミスが発生している。これは決定木を作る際なるべく決定木の深さを制限したためとも考えられる。また今回入力データに特に重み付けをしていない点も問題だと思われる。今後、これらの点を改善することでより精度を向上させていく予定である。

参考文献

[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
 [Witten 2011] Ian H. Witten, Eibe Frank, Mark A. Hall: Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques, Third Edition, Morgan Kaufmann, 2011/1/20
 [WEKA] Weka 3: Data Mining Software in Java:

閲覧日 2013/4/19, <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

	A	B	C	D	E
1	時間	速度km/h	角速度deg/sec	位置x[m]	位置y[m]
2	08:42.3	10.351550	-0.638946	15.104193	0.091039
3	08:42.4	10.562806	-0.654537	15.362316	0.097410
4	08:42.5	10.562806	-0.644772	15.620434	0.104021
5	08:42.6	10.774062	-0.648378	15.943073	0.112578
6	08:42.7	10.985319	-0.655869	16.330228	0.123275
7	08:42.8	10.985319	-0.638391	16.652850	0.132439
8	08:42.9	10.985319	-0.626794	16.910942	0.139960
9	08:43.0	11.196575	-0.602824	17.233551	0.149603
10	08:43.1	11.196575	-0.579520	17.556152	0.159476
11	08:43.2	11.196575	-0.538904	17.814227	0.167561
12	08:43.3	11.407831	-0.532523	18.201328	0.180064

図5 機器で観測した実データ

	A	B	C	D	E
1	位置x[m]	角速度deg/sec	角速度加算	前の位置	現在の位置
2	15.10419	-0.638946	-10.161300	A	A
3	15.36232	-0.654537	-10.815837	A	A
4	15.62043	-0.644772	-11.460609	A	A
5	15.94307	-0.648378	-12.108987	A	A
6	16.33023	-0.655869	-0.655869	A	C
7	16.65285	-0.638391	-1.294260	A	C
8	16.91094	-0.626794	-1.921054	A	C
9	17.23355	-0.602824	-2.523878	A	C
10	17.55615	-0.579520	-3.103398	A	C
11	17.81423	-0.538904	-3.642302	A	C
12	18.20133	-0.532523	-4.174825	A	C

図6 決定木の入力に使った学習データ

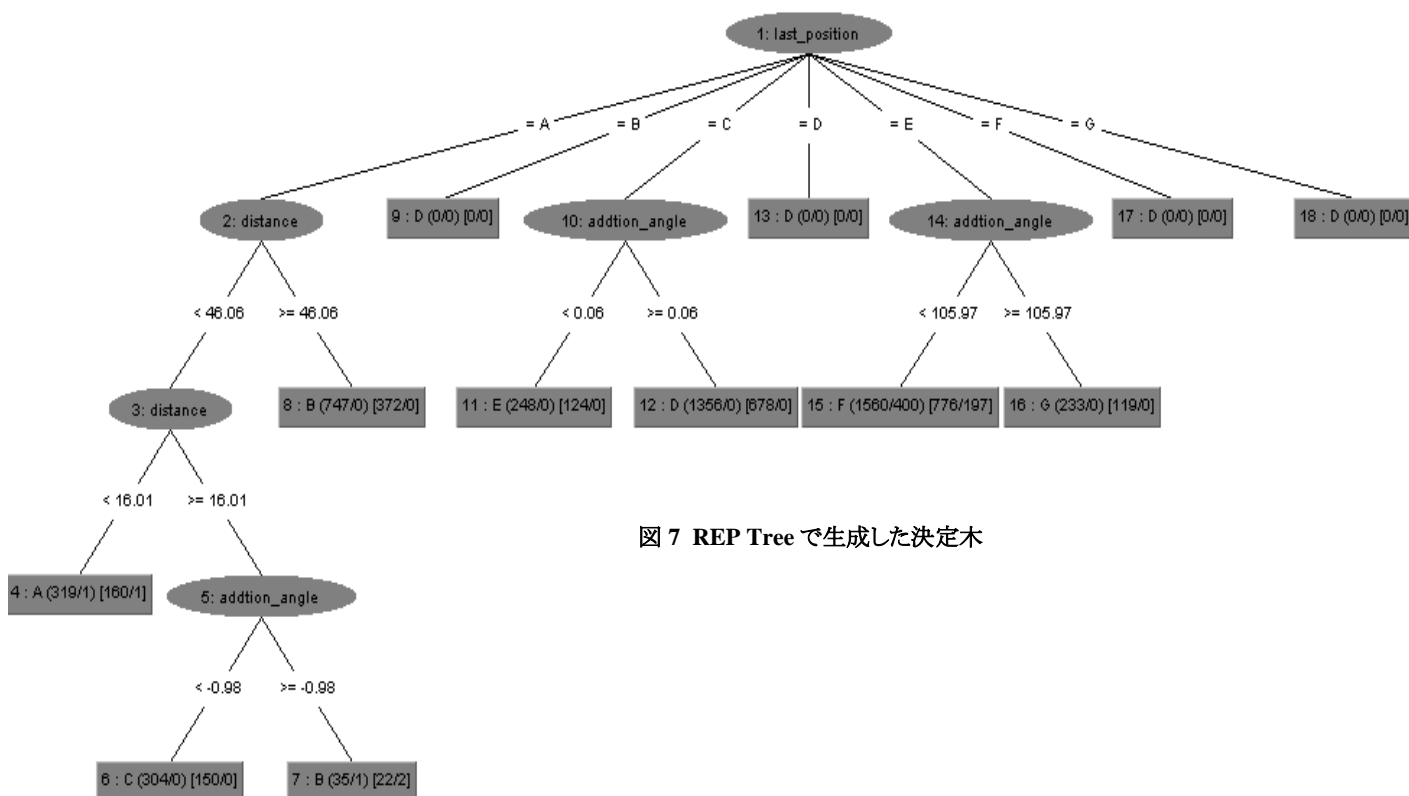


図7 REP Tree で生成した決定木