

# 車載センサネットワークによる路面計測システム

## A System of Networked Car-Mounted Sensors for Measuring Road Surfaces

樋口 裕也<sup>†</sup>  
Yuya Higuchi

本谷 秀堅<sup>‡</sup>  
Hidekata Hontani

### 1. はじめに

センサネットワークによりデータを収集する際、ネットワークに接続されている全てのセンサが校正されている必要がある。しかしながら、大規模なセンサネットワークにおいては、多数存在するセンサを個々に校正することは容易ではない。そこで我々は、センサ間でデータを共有することによって、すなわち、各センサが取得したデータを融合し、最尤法により推定値ならびにセンサの内部パラメータの値を推定する手法を提案してきた[2][3]。また、そのようなシステムを実現するためには、対象の自動的な同定が必要であることなども指摘してきた。

本稿ではセンサネットワークによる自動校正手法を応用し、複数の車載センサからの情報を融合することにより高精度に路面計測を行う手法を提案する。すなわち車に加速度センサ、トルクセンサ、回転数センサを搭載し、力の釣り合いを表す拘束条件の下で計測値に基づいて路面の摩擦係数  $\mu_r$  と車重など車固有の値を含んだ値  $\gamma, \delta$  を最尤推定する。この手法によると、一台の車の内部パラメータをあらかじめ校正しておくことにより、全車の内部パラメータを校正することができる。ただし、計測データの誤差により校正精度が定まることになる。

本稿では、校正済みの車とその他の車との「距離」を計測グラフに基づいて定義し、その距離が離れるほど校正精度が下がることをシミュレーションにより示す。

### 2. 原理

#### 2.1 提案システム概要

本稿では、上記センサを積んだ車が道路を走行し、道路上の各点で観測を行うことを想定している。観測点の位置は、GPSの緯度経度情報などによって取得する。

計測点ごとに得られた観測値は、無線通信によりサーバへと送信する。送信された観測値は、サーバにて計測点・車ごとに分類され、蓄積されていく。そして蓄積された観測値はサーバ内で推定処理に利用され、計測点における路面の傾き  $\theta$  と摩擦係数  $\mu_r$  を推定するとともに、センサである車の状態を推定する。なお、本稿では状態を簡略化するため、 $\theta = 0$  と仮定する。

#### 2.2 パラメータの推定

路面の転がり摩擦係数  $\mu_r$  を推定するためには、力学モデルを利用する。車は等速で移動していると仮定し、斜面を等速で走行している車の値からのつりあいの式を考える。斜面の傾きを  $\theta$  [rad]、エンジンの仕事を  $P$  [Nm/s]、タ

イヤの回転数を  $N$  [r/s]、タイヤ径を  $r$  [m]、重量を  $w$  [kg]、ギア比を  $G$ 、効率を  $\eta$ 、車の転がり摩擦係数を  $\mu_c$ 、斜面の転がり摩擦係数を  $\mu_r$  とおく。

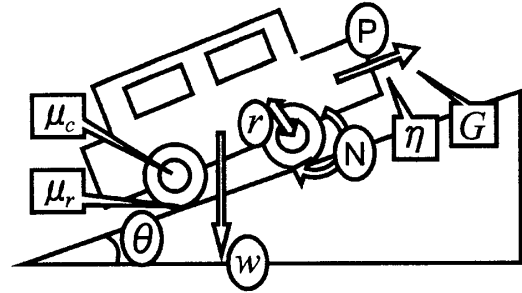


図1: 使用するパラメータ

$\gamma = 2\pi r w N / G \eta$  とおくと、力の釣り合いの式は次式で表せる。

$$P = \gamma \{ (\mu_c + \mu_r) \cos \theta + \sin \theta \} \quad (1)$$

ここで、仮定より  $\theta = 0$  であり、また等速走行を仮定しているため、 $r, w, g, \eta, N, \mu_c$  は一定である。このため、 $\delta = \gamma \mu_c$  とすると、次式を得る。

$$P = \gamma \mu_r + \delta + \epsilon \quad (2)$$

$\epsilon$  は観測値  $P$  に表れるノイズであり、本稿では平均0の正規分布を仮定する。今、車が  $M$  台、計測点が  $N$  地点あったとする。車  $i$  が計測点  $j$  を計測したとき、計測値  $P_{ij}$  は次式で表される。

$$P_{ij} = \gamma_i \mu_{rj} + \delta_i + \epsilon_{ij} \quad (3)$$

上式において、係数  $\gamma_i$  と  $\delta_i$  が車の内部パラメータである。これらは車重などに依存する量であり、全車の  $\gamma_i$  と  $\delta_i$  とを手作業で校正することは現実的ではない。次節において、これらの値を自動的に校正する手法を提案する。

#### 2.3 Gauss-Newton 法による最尤推定

本稿では最尤推定を用いることにより、観測値  $\{P_{ij}\}$  からパラメータ  $\gamma_i, \delta_i, \mu_{rj}$  を推定する。

観測値に表れるノイズを  $\Delta \mathbf{y}$  とおく。ここで、 $\Delta \mathbf{y} = \{\Delta y_{11}, \Delta y_{12}, \dots, \Delta y_{1N}, \dots, \Delta y_{MN}\}^T$  であり、 $\Delta y_{ij} = P_{ij} - (\gamma_i \mu_{rj} + \delta_i)$  である。 $\Delta \mathbf{y}$  の共分散行列を  $\Sigma_{\mathbf{y}}$  とおく。ノイズ  $\Delta \mathbf{y}$  に正規分布を仮定すると、最尤推定値は次のコスト  $C$  を最小にする値として得られる。

$$C = \Delta \mathbf{y}^T \Sigma_{\mathbf{y}}^{-1} \Delta \mathbf{y} \quad (4)$$

$\mathbf{x}$  を次のように定義する。

$$\mathbf{x} = \{\mathbf{u}^T, \mathbf{v}^T\}^T \quad (5)$$

<sup>†</sup>Department of Computer Science and Engineering, Nagoya Institute of Technology, Nagoya, Japan  
(E-mail: higuchi@hilbert.elcom.nitech.ac.jp)

<sup>‡</sup>Department of Computer Science and Engineering, Nagoya Institute of Technology, Nagoya, Japan  
(E-mail: hontani@nitech.ac.jp)

ここで、 $\mathbf{u} = \{\gamma_1, \delta_1, \gamma_2, \delta_2, \dots, \gamma_M, \delta_M\}^T$ ,  $\mathbf{v} = \{\mu_{r1}, \mu_{r2}, \dots, \mu_{rN}\}^T$  である。目標は、(4) を最小にするような  $\mathbf{x}$  を推定することである。この  $\mathbf{x}$  を求めるには、GaussNewton法を用いた。GaussNewton法ではコストが最小となる  $\mathbf{x}$ , すなわち  $dC/d\mathbf{x} = 0$  を満たす  $\mathbf{x}$  を推定するために、 $\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}$  なる更新を繰り返す。この  $\Delta\mathbf{x}$  は次式で与えられる。

$$\Delta\mathbf{x} = - \left( \frac{d^2C}{d\mathbf{x}^2} \right)^{-1} \frac{d\mathbf{y}}{d\mathbf{x}}$$

$$\frac{d^2C}{d\mathbf{x}^2} \simeq \frac{d\mathbf{y}}{d\mathbf{x}} \frac{d^2C}{d\mathbf{y}^2} \frac{d\mathbf{y}}{d\mathbf{x}} \quad (6)$$

推定値  $\mathbf{x}$  を、車1の内部パラメータが校正値と一致するように解空間に射影して解を得る。

### 2.4 計測グラフと校正精度

車を1台校正すると、その車が計測した物体を通してネットワーク全体を校正することができる [3]。センサと計測対象との関係は図2に示すような計測グラフで表すことができる。このグラフはセンサ(車)が対象(路面)を測ったとき、対応する2点を結ぶことで得られる。図2のグラフは外側の円周上の点が車を、内側の各点が路面を表している。各車が近傍4箇所の路面を計測した様子を表している。

計測グラフを用いることにより、センサ間の距離を定義することができる。本稿では、あらかじめ校正した車からの距離と校正精度の関係をシミュレーションで調べる。

## 3. 実験結果

シミュレーションを行った。

計測ノイズは観測値  $P_{ij}$  の0.1%とした。

推定したいパラメータである  $\gamma_i, \delta_i, \mu_{rj}$  は、それぞれ10,000~40,000, 1,000~11,000, 0.05~1.05の範囲で乱数により定めた。この乱数の範囲は、実際の車から求めた値や路面の転がり摩擦係数がこの範囲だったことに基づく。この値を初期値とし、GaussNewton法によりコストを最小とする各パラメータを求めた。

あらかじめ校正してある車1からの距離が1である車2と、距離7である車11の各パラメータの推定結果を図2, 図3に示す。トラックのような長距離走行する車を想定し、図2に1本エッジを加えたものが図3である。このエッジの追加により、グラフの半径は小さくなる。

エッジの追加により、車11の推定値の分散が小さくなっていることが分かる。

## 4. まとめ

本稿ではセンサネットワークによる自動校正手法を応用し、複数の車載センサからの情報を融合することにより高精度に路面計測を行う手法を提案した。車載センサから得た計測値に基づいて最尤推定を行うことにより、路面の転がり摩擦係数と車重やギア比などを含む車の固有値を推定するシステムを実現した。計測グラフによりセンサ間の距離を定義し、距離とともに校正精度が下がること、また計測グラフの構造が校正精度に影響を与えることを確認した。

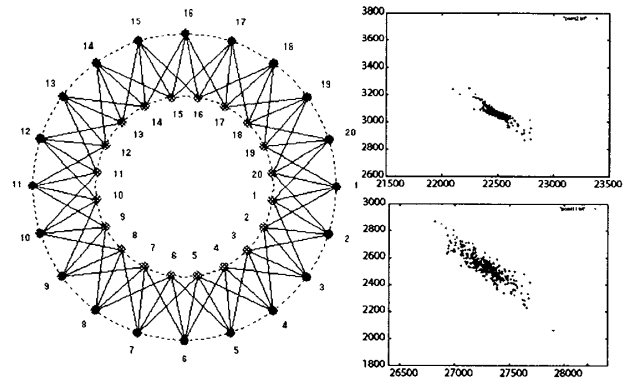


図2: 推定値の分布 (1)  
20台20地点4近傍。右上が距離1の車2, 右下が距離7の車11の推定値の分布。

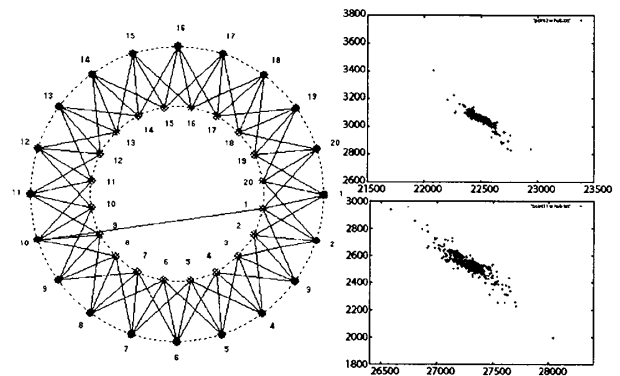


図3: 推定値の分布 (2)  
20台20地点4近傍。車10が地点1を計測することにより、グラフの半径が小さくなっている。右上が距離1の車2, 右下が距離3の車11の推定値の分布。

## 参考文献

- [1] 岡谷 貴之, 出口光一郎, "非観測データを伴う行列の因子分解のための数値解法について", CVIM, 2005
- [2] H. Hontani, S. Sato, H. Kawamura, and S. Ando, "Tag-Based Measurement and Calibration: Another Cooperative Framework Based on Sensor-Object Duality", *First International Workshop on Networked Sensing Systems*, Tokyo, pp.175-178, 2004.
- [3] H. Hontani, "Calibration Performance of Networked Sensors with Relating to the Structure of Redundant Measurements Graphs", *Third International Conference on Networked Sensing Systems*, Chicago, printing, 2006.