

車載センサネットワークによる路面計測及び推定精度の解析

樋口裕也[†] 中川健一郎[†] 本谷 秀堅[†]

[†] 名古屋工業大学大学院工学研究科情報工学専攻

〒 466-0001 愛知県名古屋市昭和区御器所町

E-mail: [†]{higuchi,nakagawa}@hilbert.elcom.nitech.ac.jp, ^{††}hontani@nitech.ac.jp

A System of Networked Car-Mounted Sensors for Measuring Road Surfaces and analysis of accuracy of estimation

Yuya HIGUCHI[†], Kenichiro NAKAGAWA[†], and Hidekata HONTANI[†]

[†] Nagoya Institute of Technology gokiso-cho, showa-ku, Nagoya, 466-0001 Japan

E-mail: [†]{higuchi,nakagawa}@hilbert.elcom.nitech.ac.jp, ^{††}hontani@nitech.ac.jp

Abstract In this article, we propose a system of networked car-mounted sensors that measures friction coefficients of road surfaces. The proposed system estimates them based on engine power obtained by the sensors. We model the dynamics of moving cars, and compute the maximum likelihood estimates of the coefficients with the measurements under the constraint conditions. The ML solution, however, can contain indeterminacies and have two degrees of freedom. We remove it with one set of car-mounted sensors that is calibrated in advance. The indeterminacies, however, doesn't remove perfectly. Defining the distance between two sensors based on a measurement graph, in this article, we analyze the relationship between the variance of the estimates and the distance between a sensor and the reference sensor.

Key words sensor network, sensor calibration, maximum likelihood estimation, ITS

1. はじめに

センサネットワーク [1] 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 [3] [4]。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、車載センサネットワーク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 μ_r と車重など車固有の値を含んだ値 γ , δ 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は有限になる。そして、校正精度は全車均一ではなく、センサネットワークの構造を反映して不均一になる。

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. 転がり摩擦係数の最尤推定

本稿では、上記センサを積んだ車が道路を走行し、道路上の各点で計測を行うことを想定している。計測点の位置は、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計測値は、無線通信によりサーバへと送信する。送信された計測値は、サーバにおいて計測点・車ごとに分類し、蓄積する。そして蓄積された計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 θ と摩擦係数 μ_r を推定するとともに、車の内部パラメータを推定する。

2.1 運動方程式と計測値

路面の転がり摩擦係数は車載センサで直接計測することができない。そこで、車載センサから得られた計測値を手がかりとし、この摩擦係数を推定する。推定を行うために走行中の車の力学モデルを利用する。本稿では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 θ [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 、車の転がり摩擦係数を μ_c 、斜面の転がり摩擦係数を μ_r とおく。また、車のエンジンがする仕事とタイヤがする仕事間の変換効率を η とおく。

表 1 パラメータの設定

θ	路面の傾き [rad]
P	エンジン出力 [W]
N	回転数 [r/min]
W	車重 [kg]
r	タイヤ径 [m]
G	ギア比
μ_c	車軸の転がり摩擦係数
μ_r	路面の転がり摩擦係数
η	動力の変換効率

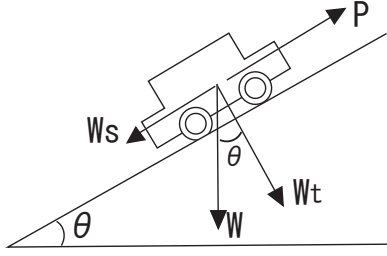


図 1 車重による力の分解

摩擦による力を F_t とおく． F_t は次式により与えられる．

$$F_t = (\mu_r + \mu_c) W_t = (\mu_r + \mu_c) W \cos \theta. \quad (1)$$

ここで， W_t は車重の分力であり，斜面に垂直な力である（図 2.1）．この式にもう一方の斜面に水平な分力 F_s を加えることにより，車が等速で走行する際に必要な合力 F を得る．

$$\begin{aligned} F &= F_t + F_s \\ &= W \{(\mu_r + \mu_c) \cos \theta + \sin \theta\} \end{aligned} \quad (2)$$

従って，車軸を回転させるために必要なトルク τ は $\tau = Fr = Wr\{(\mu_r + \mu_c) \cos \theta + \sin \theta\}$ と表すことができる．本論文では，路面の傾き θ は車載センサの加速度計で計測できると仮定した．また， W ， μ_r ， μ_c 及び r は未知であり，車載センサでは計測できない．

先述の通り，車は一定の速度 V [km/m] で走行するものと仮定する．また，速度 V は車載センサで計測が可能である．タイヤの回転数 N [r/min] と速度の間には次の関係が成り立つ．

$$N[\text{r/min}] = \frac{V[\text{km/h}]}{2\pi r[\text{m}]} \times \frac{1000}{60}, \quad (3)$$

ここで， $2\pi r$ [m] はタイヤの円周である． V が一定であると仮定していることから， N も一定の値をとる（ただし r が未知であるため N も未知である）．エンジンからタイヤへトルクを伝達することによって車が等速で走行することから，エンジン出力 P [W] は次の式を満たす必要がある．

$$\begin{aligned} P &= 1.027 \times \frac{\tau}{G\eta} \times N \times 0.01 \\ &= 0.01027 \frac{WrN}{G\eta} \{(\mu_c + \mu_r) \cos \theta + \sin \theta\}, \end{aligned} \quad (4)$$

ただし 1.027 は単位 [kgf m/min] を [W] へ変換する係数である．状況を単純にするため，以後 $\theta = 0$ と仮定する．これによ

り，式 (4) は次式となる．

$$\begin{aligned} P &= 0.01027 \frac{WrN}{G\eta} (\mu_c + \mu_r) \\ &= \gamma \mu_r + \delta, \end{aligned} \quad (5)$$

ただし $\gamma = 0.01027WrN/G\eta$ ， $\delta = \gamma\mu_c$ である． γ と δ は各車ごとの内部パラメータであり，未知である．この式 (5) が路面の転がり摩擦係数 μ_r を推定する際に用いる運動方程式である．一方，エンジン出力 P [W] は車載センサにより計測できる値である．

エンジン出力の計測値には計測ノイズが含まれる．今， i 番目の車の内部パラメータを γ_i と δ_i で表し， j 番目の計測点における転がり摩擦係数を $\mu_{r,j}$ とおく．車 i が計測点 j にてエンジン出力を計測したとき，その計測値 P_{ij} は次式を満たす．

$$P_{ij} = \gamma_i \mu_{r,j} + \delta_i + \epsilon_{ij}, \quad (6)$$

ただし ϵ_{ij} は計測ノイズであり，正規分布に従うと仮定する．

本提案システムはセンサを積んだ M 台の車で構成され，それらの車により得られた計測値 P_{ij} はサーバにて管理される．車が計測する計測点の数を N で表す．本システムでは，計測値の集合 $\{P_{ij}\}$ を元に，サーバにて車ごとの内部パラメータ γ_i ， δ_i ($i = 1, 2, \dots, M$)，及び計測点ごとの転がり摩擦係数 $\{\mu_{r,j}\}$ を推定する．次節にこの推定手法を示す．

2.2 最尤推定

本節では最尤推定を用いることにより，計測値 $\{P_{ij}\}$ からパラメータ $\gamma_i, \delta_i, \mu_{r,j}$ を推定する手法を提案する．計測値 P_{ij} とその推定値 $\gamma_i \mu_{r,j} + \delta_i$ との誤差を ΔP_{ij} とおく．

$$\Delta P_{ij} = P_{ij} - (\gamma_i \mu_{r,j} + \delta_i). \quad (7)$$

この ΔP_{ij} を列ベクトル $\Delta \mathbf{P} = [\Delta P_{11}, \Delta P_{12}, \dots, \Delta P_{MN}]^T$ で表すものとし，計測値と推定値との 2 乗誤差を次式で表す．

$$C = \frac{1}{2} \Delta \mathbf{P}^T \Sigma_P^{-1} \Delta \mathbf{P}. \quad (8)$$

ただし Σ_P は P_{ij} の共分散行列である．本稿では， Σ_P は予め分かっていると仮定する．

推定するパラメータを \mathbf{x} で表す．

$$\mathbf{x} = \left\{ \mathbf{u}^T, \mathbf{v}^T \right\}^T, \quad (9)$$

ただし $\mathbf{u} = [\gamma_1, \delta_1, \gamma_2, \delta_2, \dots, \gamma_M, \delta_M]^T$ ， $\mathbf{v} = [\mu_{r,1}, \mu_{r,2}, \dots, \mu_{r,N}]^T$ である． \mathbf{u} は車の内部パラメータを示す $2M$ 個の要素を持つ．他方， \mathbf{v} は路面の転がり摩擦係数を示す N 個の要素を持つ． \mathbf{x} の要素数は $2M + N$ 個である．

解くべき問題は，式 (8) の C を最小とするような値 \mathbf{x} を求めることである．本稿では， C を最小とする \mathbf{x} を求めるために，Gauss-Newton 法を用いた [2]．Gauss-Newton 法では， \mathbf{x} が収束するまで $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x} + \Delta \mathbf{x}$ なる更新を繰り返す．ここで， $\Delta \mathbf{x}$ は次式によって得られる．

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{x} &= - \left(\frac{d^2 C}{d\mathbf{x}^2} \right)^{-1} \Delta \mathbf{P} \Sigma_P^{-1} \frac{d\Delta \mathbf{P}}{d\mathbf{x}} \\ \frac{d^2 C}{d\mathbf{x}^2} &\simeq \frac{d\Delta \mathbf{P}^T}{d\mathbf{x}} \Sigma_P^{-1} \frac{d\Delta \mathbf{P}}{d\mathbf{x}}. \end{aligned} \quad (10)$$

Gauss-Newton 法により、式 (8) のコスト C を最小とする解を得ることができるが、この解には次節に示す基本不定性が含まれている。すなわち、コスト C を最小とする解は唯一つではない。

2.3 不定性の除去

P_{ij} を次のように分解できたとする。

$$P_{ij} = [\gamma_i, \delta_i] \begin{bmatrix} \mu_{r,j} \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (11)$$

2 行 2 列の正則な行列を U とおき、次のように定義する。

$$U = \begin{bmatrix} \alpha & \beta \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (12)$$

ただし α , 及び β は任意の実数とする。このとき、次の式が常に成り立つ。

$$\begin{aligned} P_{ij} &= [\gamma_i, \delta_i] \mathbf{U} \mathbf{U}^{-1} \begin{bmatrix} \mu_{r,j} \\ 1 \end{bmatrix} \\ &= [\gamma'_i, \delta'_i] \begin{bmatrix} \mu'_{r,j} \\ 1 \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (13)$$

これは、もし γ_i, δ_i , 及び $\mu_{r,j}$ がコスト C を最小とするのであれば、 γ'_i, δ'_i , 及び $\mu'_{r,j}$ も C を最小とすることを示している。

$$\begin{aligned} [\gamma'_i, \delta'_i] &= [\gamma_i, \delta_i] \mathbf{U}, \\ \mu'_{r,j} &= (\mu_{r,j} - \beta) / \alpha. \end{aligned} \quad (14)$$

言い方を変えれば、 C を最小とする最尤推定値には 2 次元の自由度があり、この基本不定性を取り除くためには 2 つの拘束式が必要である。ひとたび 2 つの拘束式により式 (12) の α と β を一意に定めれば、 x の全ての要素を一意に定める事ができる。

本論文では、車 1 が予め校正されていると仮定し、その内部パラメータである $\bar{\gamma}_1$ と $\bar{\delta}_1$ は既知であるとする。

最尤推定により得られた γ_1, δ_1 ならびにそれらの正しい値 $\bar{\gamma}_1, \bar{\delta}_1$ を用いて、式 (13) の行列 U の要素 α と β は次式のように定める事ができる。

$$\alpha = \gamma_1 / \bar{\gamma}_1, \quad \beta = (\delta_1 - \bar{\delta}_1) / \gamma_1,$$

α と β の値が定めれば、式 (14) に基づき不定性を取り除き、全ての車の内部パラメータと全計測点の転がり摩擦係数を一意に求める事ができる。

2.4 計測グラフと校正精度

先に述べた通り、不定性を取り除くために 1 台の車を予め校正しておく。この車のことを本稿では参照車両と呼ぶものとする。

ところで、参照車両による不定性の除去は推定精度にどのような影響を与えるであろうか。例えば不定性の除去の後、参照車両の内部パラメータは誤差なしで推定されているが、それ以外の車両の内部パラメータの推定値には推定誤差が含まれてい

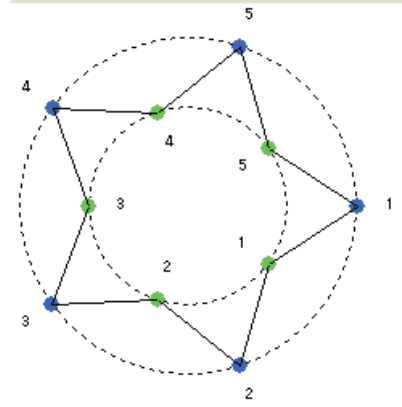


図 2 計測グラフ。外周に並ぶ頂点は車を示し、内周に並ぶ頂点は路面の計測点を示す。各 Edge は対応する車が対応する計測点上で計測を行ったことを意味する。外側の円上の頂点 #1 が参照車両を示す。

るはずである。本論文では、不定性除去による推定精度への影響について解析する。解析するにあたり、本稿では次節に示す計測グラフを用いた。

2.4.1 計測グラフとセンサ間の距離

本節では、計測状況に基づいて車両間の距離を定義する。距離を定義するために、本稿では計測グラフを利用する。この計測グラフは、車もしくは計測点を示す 2 種類の頂点を持つ。各頂点はそれぞれ車か計測点に相当する。センサを積んだ車とある計測点で計測を行えば、その車と計測点を辺 (Edge) で結ぶ。計測グラフの一例を図 2 に示す。外周に並ぶ頂点が車を表し、内周に並ぶ頂点が計測点を表す。このグラフは、例えば車 2 が計測点 1 と 2 で計測を行ったことを示す。

計測グラフ上で 2 つのセンサ間を最短経路で結んだ際、その経路上にある計測点の数でそのセンサ間の距離を定義する。例えば計測グラフ図 2 において、車 3 と車 1 との距離は 2 である。本稿では、参照車両からの距離と車の校正精度の関係を調べる。

3. 実験結果

シミュレーションの結果を以下に示す。3.1 節では車両の校正と路面の転がり摩擦係数が推定できることを確認し、3.2 節にて距離と推定精度の関係を解析した。

3.1 車両の校正と摩擦係数の推定

車の台数を $M = 20$, 計測点の数を $N = 20$ とし、各パラメータの最尤推定値の分散を評価した。車が自宅近傍のみを走行する場合に得られる計測グラフの例を図 3 に示す。このグラフにおいては、全ての車は近傍の計測点 4 点のみを計測している。車 1 が参照車両である。参照車両から最も遠い車は車 11 であり、参照車両からの距離は 4 である。

計測ノイズと Gauss-Newton 法で用いる初期値を毎回変化させ、最尤推定を 300 回行った。本シミュレーションでは、最尤推定に用いる各パラメータの初期値は最大値と最小値を定めただで乱数で与えた。ノイズの大きさと最大値、最小値の値を表 2 に示す。なお、これらの値は事前に分かっていると仮定した。

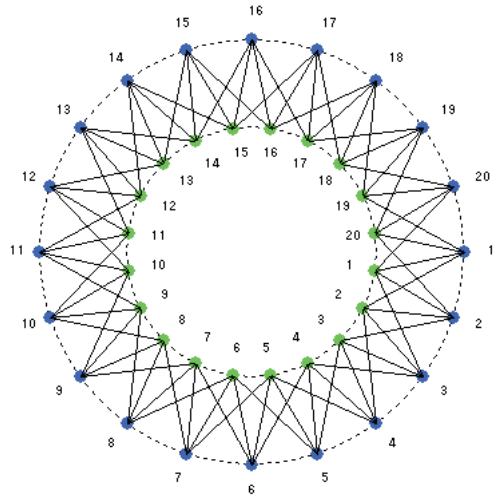


図 3 計測グラフ (A). 各車は 4 近傍の点を計測する．参照車両からの最大距離は 4．車の数と計測点の数はいずれも 20．車 1 が参照車両．

表 2 シミュレーション環境の設定

	max	min
γ_i	10000	40000
δ_i	1000	11000
$\mu_{r,j}$	0.05	1.05
ϵ_{ij}	$P_{ij} \times 0.001$	$P_{ij} \times (-0.001)$

参照車両との距離が小さい車 2 と離れた車 11 の内部パラメータの推定結果を図 4 に、距離の小さい計測点 1 と離れた計測点 11 の摩擦係数の推定結果を図 5 に示す．図 4 には車の内部パラメータ γ_i と δ_i の分布を、図 5 には路面の転がり摩擦係数 $\mu_{r,j}$ のヒストグラムを示す．

図 4 と 5 より、推定値は真の値の周りに分布しており、車の校正が正しく行えていることが確認できた．一方で、参照車両からの距離が大きくなることで、推定精度が悪くなることが確認できた．

3.2 距離と推定精度

前節より、距離が大きくなるにつれ推定精度が低下することが確認できた．そこで、車と計測点の数を増やし、距離と校正精度の間にはどのような関係があるのか詳しく調べた．車の数を $M = 200$ 、計測点の数を $N = 200$ とし、各車は 10 近傍の点を計測するものとした．この状態を示す計測グラフを図 6 に示す．

Gauss-Newton 法で用いる初期値は前節と同じく乱数で与え、ノイズを変えて 500 回最尤推定を行った．最尤推定値の分散を求め、距離ごとにプロットしたものを図 7 に示す．

図 7 より、推定値の分散は参照車両からの距離とともに増大する傾向があることが確認できた．

4. ま と め

本稿では、車載センサのネットワークにより路面状態を推定するシステムを提案した．本システムは各車のエンジン出力の計測値を元に、路面の転がり摩擦係数、及び車の内部パラメー

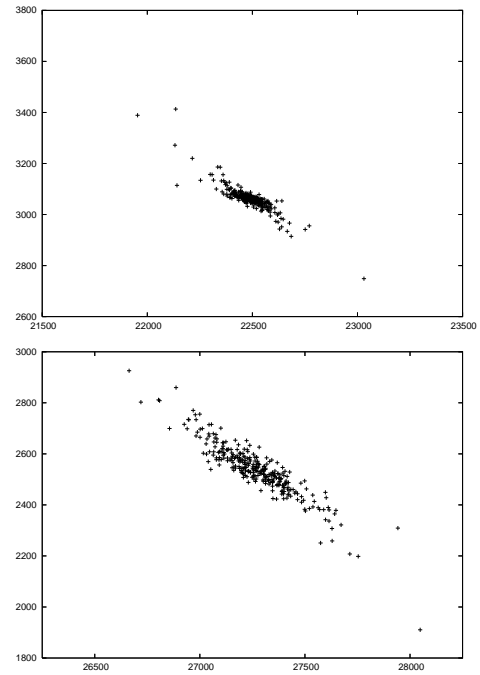


図 4 最尤推定値の分布 (γ, δ). 横軸に γ 、縦軸に δ をとる．上：参照車両に隣接する車 2 の内部パラメータ (γ_2, δ_2) の推定値．下：車 11 の内部パラメータ (γ_{11}, δ_{11}) の推定値．

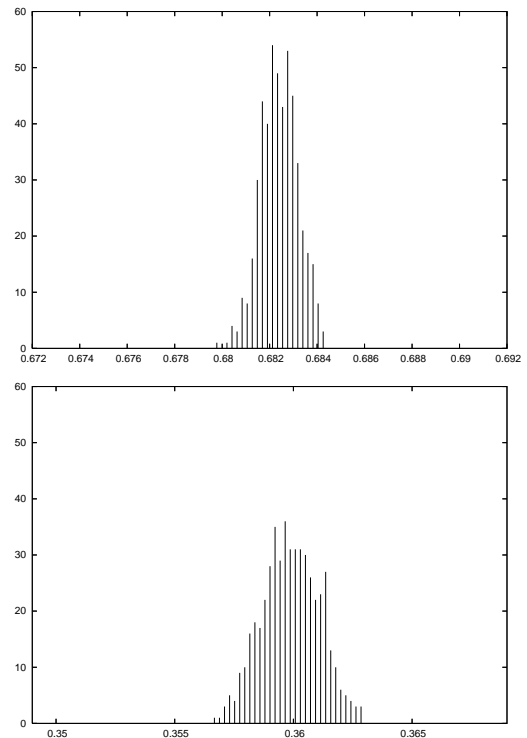


図 5 最尤推定値の分布 (μ_r). 横軸に摩擦係数 μ_r 、縦軸に頻度をとる．上：参照車両が直接計測した計測点 1 の転がり摩擦係数 ($\mu_{r,1}$) の推定値．下：計測点 11 の転がり摩擦係数 ($\mu_{r,11}$) の推定値．

タを推定する．推定値を求めるために、本提案手法では等速走行する車の運動方程式に基づき、計測値と推定値の 2 乗誤差の総和が最小となるパラメータを計算により求め、参照車両からの距離と推定精度の関係をシミュレーションにより調べた．シ

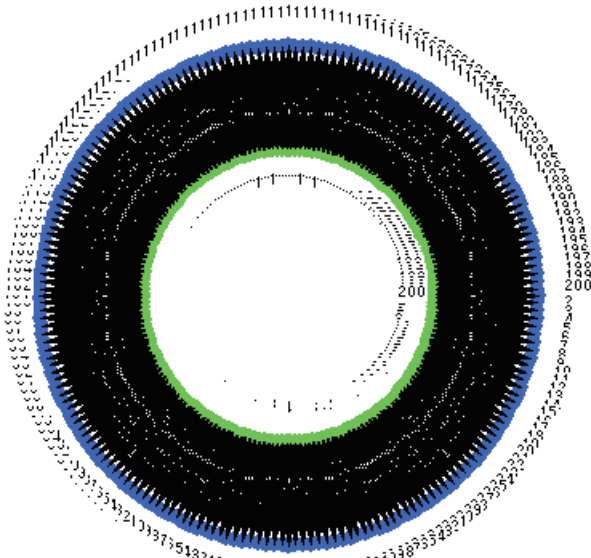


図 6 計測グラフ (B). 各車は 4 近傍の点を計測する．参照車両からの最大距離は 13．車の数と計測点の数はいずれも 200．車 #1 が参照車両．

ミュレーション結果より，路面の転がり摩擦係数が推定できること，及び推定精度と距離の間には一定の関係があることが確認できた．

文 献

- [1] 山崎 弘朗, 安藤 繁 他, “ コビキタス化とネットワーク化の進展 ” コビキタス情報環境におけるセンシング技術 調査研究報告書 , pp.1-5, 2004.
- [2] 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
- [3] 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.
- [4] 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.

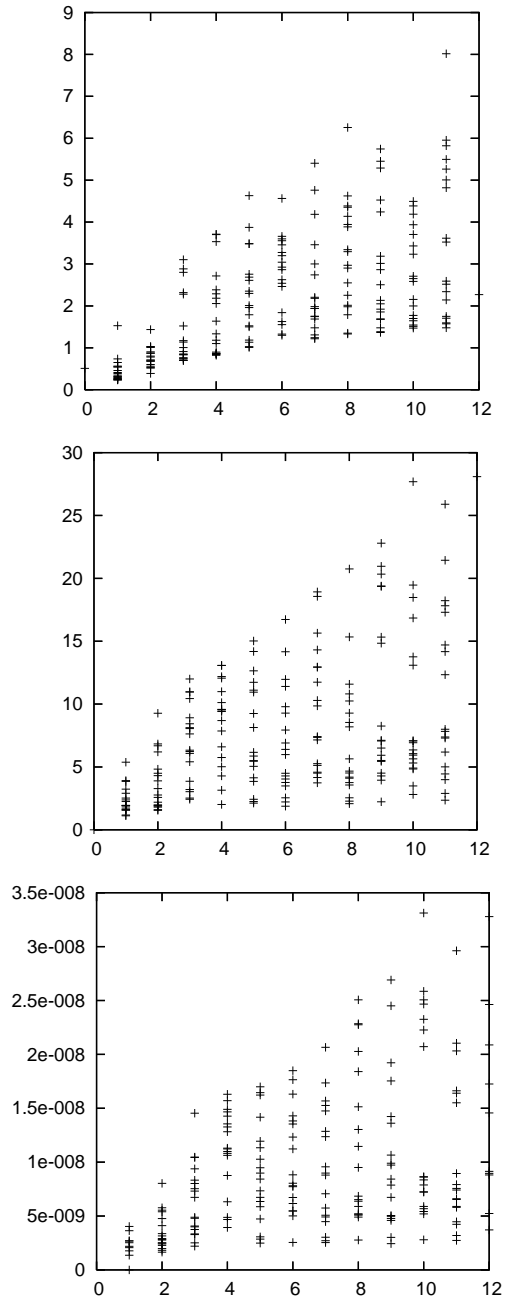


図 7 参照車両からの距離と推定値の分散の関係．横軸に距離，縦軸に正規化した分散を示す．上段： γ ，中段： δ ，下段： μ_r