

測位情報とセンサー情報に基づく 位置推定システムに関する一検討

小河原 亮[†] 藤井 雅弘[†] 渡辺 裕[†]

宇都宮大学大学院 工学研究科 情報システム科学専攻[†]

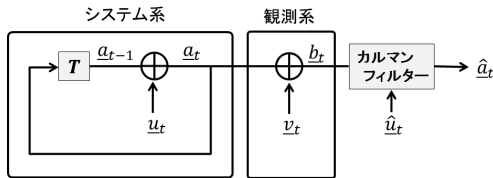


図 1: システムモデル

1 はじめに

近年、様々な環境において携帯端末によるネットワーク接続が可能になり、携帯端末向けの多様なサービスが展開されている。そのサービスの一つに、携帯端末の位置情報を用いたものがあり、周囲の情報を取得したり、互いの現在地情報を交換するなどのサービスがある。現在、携帯端末の位置情報を取得する手法として GPS (Global Positioning System) が主流である。GPS では、複数の GPS 衛星からの信号を受信することで測位を行うが、屋内では衛星からの信号を正確に受信できず測位が困難な場合がある。更に、屋外であっても建築物などの影響により大きな測位誤差が発生する場合がある。一方、スマートフォンに代表される携帯端末には、加速度や方位などを測定できるセンサーが搭載されており、デッドレコニングによる移動追跡が可能である。本研究では、GPS 測位に搭載センサーによるデッドレコニングを組み合わせ、カルマンフィルター [1] による位置推定システムについて検討する。本検討では、カルマンフィルターのパラメータと位置推定精度の関係について議論する。

2 システムモデル

図 1 に、提案システムのモデルを示す。本研究では、二次元空間での位置推定を想定し、時刻 t における歩行者の真の位置を $a_t = [x_t, y_t]^T$ とする。

まず、システム系は歩行者の移動に基づく携帯端末の挙動を表しており、時刻 t での真の位置 a_t は一時刻前の真の位置 a_{t-1} に相対移動量 u_t が加算され、 $a_t = a_{t-1} + u_t$ で与えられるものと想定する。この相対移動量 u_t は、相対移動距離 d_t と移動方位 θ_t によって

$$u_t = \begin{bmatrix} d_t \cos \theta_t \\ d_t \sin \theta_t \end{bmatrix} \quad (1)$$

A Study on Location Estimation System using Positioning and Sensor Information

Ryo Ogawara[†], Masahiro Fujii[†], Yu Watanabe[†]

[†]Department of Information Systems Science, Graduate School of Engineering, Utsunomiya University

で与えられ、 d_t と θ_t は携帯端末の搭載センサーにより測定可能である。相対移動距離 d_t は加速度センサーによって得られた加速度を 2 回積分することで測定でき、移動方位 θ_t は地磁気を利用した方位センサーにより絶対方位を測定することができる。しかし、センサーによる測定値は誤差を含み、 u_t には雑音成分が含まれると想定される。そこで、時刻 $t-1$ から t までの歩行者の相対移動量の測定値を \hat{u}_t とするとき、真の相対移動量 u_t は $u_t = \hat{u}_t + w_t$ で与えられるものと想定する。但し、 w_t は $E\{w_t\} = 0$, $E\{w_{t_1} w_{t_2}^T\} = Q_{t_1} \delta_{t_1, t_2}$ を満たすガウス確率過程に従う確率変数ベクトルの標本とする。

次に、測位に基づく観測系では、時刻 t における真の位置 a_t に観測系雑音 v_t が加法的に付加されていると想定し、 $b_t = a_t + v_t$ で与えられる。但し、 v_t は $E\{v_t\} = 0$, $E\{v_{t_1} v_{t_2}^T\} = R_{t_1} \delta_{t_1, t_2}$ を満たすガウス確率過程に従う確率変数ベクトルの標本とする。

このとき、時刻 t における真の位置 a_t の推定位置 $\hat{a}_{t|t}$ はカルマンフィルターにより以下の式で与えられる。

$$\hat{a}_{t|t} = \hat{a}_{t|t-1} + K_t (b_t - \hat{a}_{t|t-1}) \quad (2)$$

$$\hat{a}_{t|t-1} = \hat{a}_{t-1|t-1} + \hat{u}_t \quad (3)$$

$$K_t = P_{t|t-1} (P_{t|t-1} + R_t)^{-1} \quad (4)$$

$$P_{t|t-1} = Q_t + P_{t-1|t-1} \quad (5)$$

$$P_{t|t} = P_{t|t-1} - K_t P_{t|t-1} \quad (6)$$

ここで、 $\hat{a}_{t|t-1}$ は時刻 t における時刻 $t-1$ までの観測に基づく推定位置、 K_t はカルマンゲイン、 $P_{t|t-1}$ は $\hat{a}_{t|t-1}$ の推定誤差共分散行列、 $P_{t|t}$ は $\hat{a}_{t|t}$ の推定誤差共分散行列を示す。したがって、カルマンフィルターは b_t, \hat{u}_t, Q_t, R_t の知識が必要になる。ここで、 Q_t はシステム系雑音の共分散行列であり、時刻 t における搭載センサーの誤差に起因する要素である。また、 R_t は観測系雑音の共分散行列であり、測位の推定精度に依存する要素である。本研究では、 $Q_t = \sigma_q^2 I$, $R_t = \sigma_r^2 I$ で与えられるものと想定する。

3 実験

提案システムを評価するため、複数の歩行環境下における検証実験を行った。GPS による測位精度が良い順に、ケース 1「開天頂で周囲に建物が存在しない場合」、ケース 2「開天頂で周囲に建物が存在する場合」、ケース 3「閉天頂で周囲に建物が存在する場合」の 3 パターンで行った。実験端末には、Nexus One (Android2.3) を使用し、GPS による測位及び各センサーのサンプリング周期は $T = 1[s]$ とした。実験において、歩行者は

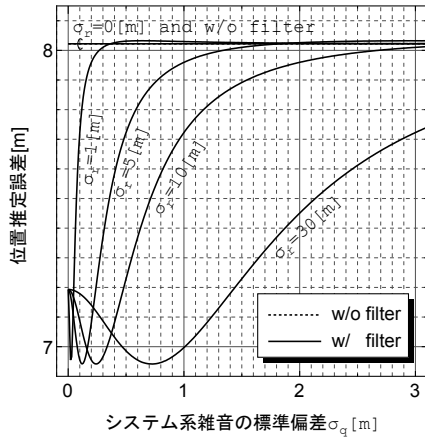


図 2: ケース 2 における雑音の変化に対する推定誤差

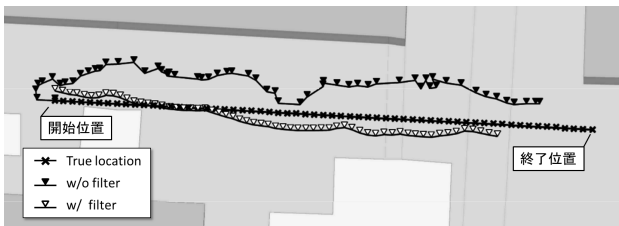


図 3: ケース 2 における LEE が最小のときの推定結果

端末を手に固定した状態で保持し、開始位置から 60[s] 間、単一方向に可能な限り等速で歩行する。

観測位置 b_t には GPS によって測位された座標を利用し、相対移動量 u_t を構成する相対移動距離 d_t と移動方位 θ_t には、加速度センサーによって測定された相対移動距離と方位センサーによって測定された絶対方位を利用する。本実験においては、歩行中は等速歩行しているものと想定し、実録移動距離と移動時間から移動速度を算出し $T[s]$ ごとの相対移動距離を得る。また、カルマンフィルターの初期値として b_0 は真の開始座標、 $u_0 = \mathbf{0}$ とした。

提案システムの推定精度を評価するために、位置推定誤差 (Location Estimation Error: LEE) を以下のように定義する。

$$LEE_{w/ \text{filter}} = E\{\|\hat{u}_t - u_t\|\} \quad (7)$$

また、カルマンフィルターを用いない場合の LEE は以下のようになる [2]。

$$LEE_{w/o \text{ filter}} = E\{\|b_t - u_t\|\} = \frac{\sqrt{2\pi\sigma_r^2}}{2} \quad (8)$$

図 2 に、ケース 2 でカルマンフィルターの設定パラメータ σ_q と σ_r をそれぞれ変化された場合の LEE 特性を示す。 $\sigma_r \neq 0$, $\sigma_q = 0$ とした場合、カルマンフィルターは観測位置 b_t を位置推定に使用せず、相対移動量の測定値 \hat{u}_t のみを用いるデッドレコニングとして動作する。そのため、LEE は観測系雑音の標準偏差 σ_r に依存しない。一方、 $\sigma_r = 0$ とした場合、カルマンフィルターは \hat{u}_t を使用せず、推定位置は b_t と一致し、LEE は σ_q に依存しない。 $\sigma_q \neq 0$, $\sigma_r \neq 0$ とすると、カルマンフィルターは b_t と \hat{u}_t の両者の情報を利用する。このとき、 σ_q と σ_r の組み合わせにより、最小値をとる LEE が存在することが確認された。

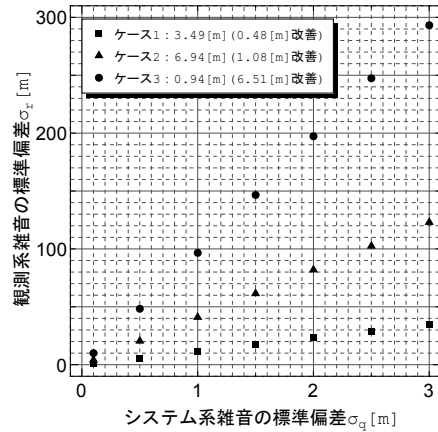


図 4: 複数の環境下における σ_q に対して最適な σ_r

図 3 に、ケース 2 における歩行者の実際の位置 (True location) と、GPS 測位のみによる推定位置 (w/o filter) と、LEE を最小とする σ_q と σ_r の組み合わせで位置推定を行った場合の推定位置 (w/ filter) を示す。図より、GPS 測位のみによる位置推定を行った場合のほうが、歩行者の実際の移動に沿っている様子が分かる。

実験結果から、各ケースにおいて、特定の σ_q と σ_r の組み合わせによる最小 LEE はおよそ一定となった。図 4 に 3 つのケースにおいて、LEE を最小とする σ_q と σ_r の組み合わせのプロットと、凡例内に、そのときの最小 LEE と GPS 測位のみによる位置推定誤差からの改善を示す。図より、 σ_q と σ_r は正比例の関係にあり、その切片はどのケースでも、およそ 0 となった。但し、傾き σ_r/σ_q はケースに依存する結果となった。したがって、カルマンフィルターに必要な 2 つのパラメータを傾き σ_r/σ_q の 1 つとして扱うことができる。この傾きは、ケース 1 のような GPS 測位が信頼できる環境であるほど大きくなり、ケース 3 のような GPS 測位よりセンサー測定値が信頼できる環境であるほど小さくなる。センサーによる測定精度はケースに依存しないことから鑑みて、今回の実験結果から、傾き σ_r/σ_q は GPS の測位精度に依存すると考えられる。したがって、環境によりおよその GPS 測位誤差情報が既知である場合、適切なカルマンフィルターのパラメータ設定が可能であり、GPS 測位のみによる位置推定より、その推定精度の向上が期待できる。

4 おわりに

GPS 測位とセンサー情報を組み合わせ、カルマンフィルターを導入した位置推定システムを提案した。また、提案システムのカルマンフィルターのパラメータ σ_q と σ_r には、GPS の測位精度に依存した正比例の関係が確認された。今後は、GPS の測位精度に応じた最適な σ_r/σ_q の算出方法について検討する予定である。

参考文献

- [1] 片山, "新版応用カルマンフィルタ", 朝倉書店, 2007.
- [2] J. G. Proakis and M. Salehi, "Digital Communications 5th ed.", McGrawHill, 2008.