

パーティクルフィルタを用いた

Dead Reckoning と電波強度に基づく放牧牛の協調位置推定
Cooperative Position Estimation of Grazing Cattle using
Particle Filter-based Dead Reckoning and Radio Signal Strength玉崎 伶河^{†1} 大川 剛直^{‡2} 大山 憲二^{‡3} 小松 瑞果^{‡2}

Ryoga Tamasaki Takenao Ohkawa Kenji Oyama Mizuka Komatsu

1. はじめに

放牧牛の効率的管理のために必要な技術の一つとして位置推定が挙げられる。位置推定手法としては、内界センサを用いる手法と、外界センサを用いる手法の二種類に大別できる。内界センサを用いた手法としては、慣性センサを用いた Dead Reckoning (DR) による位置推定が考えられるが、移動距離に伴い誤差が累積するという問題点がある。外界センサを用いた手法としては、放牧場に設置したゲートウェイ (GW) と牛、牛同士が通信して得られる電波強度 (RSSI) [1]を用いた三角測量による位置推定が考えられるが、同時刻に三つ以上の外界センサと通信している場合のみにしか使用できないという問題点がある。以上を踏まえ、本研究では、慣性センサ値、及び、GW-牛、牛同士の間の RSSI が取得できるという仮定のもとで、パーティクルフィルタの導入により、DR の累積誤差を抑制しつつ、牛同士の推定位置を相互に参照しあう協調的位置推定手法を提案する。本稿では、放牧牛の実データに対し、提案手法を適用し、その有効性を確認した。

2. 位置推定手法

2.1 Dead Reckoning による位置推定

Dead Reckoning (DR) では、移動体に取り付けられた慣性センサから取得されるデータと、初期位置が与えられると仮定する。このもとで、移動体の歩行による変位を推定し、逐次的に位置を更新する手法である。ここで、対象物の k 歩目 ($k = 1, \dots, n$) の位置を (x_k, y_k) 、進行方向の方位角を θ_{k+1} 、歩幅を l_{k+1} とおくと、DR における位置の更新式は次のように表される。

$$x_{k+1} = x_k + l_{k+1} \cos(\theta_{k+1}), \quad (1)$$

$$y_{k+1} = y_k + l_{k+1} \sin(\theta_{k+1}). \quad (2)$$

ここで、歩行の検知、 θ_{k+1} 、 l_{k+1} の推定には、慣性センサを用いる。通常、慣性センサから得られる値にはノイズが含まれる。DR では、この誤差が移動距離に伴い累積する問題点がある。

2.2 パーティクルフィルタによる位置推定

パーティクルフィルタによる位置推定では、移動体の位置を分布で表し、これを逐次的に推定する。分布は多数のパーティクルを用いて表し、その重みを用いて位置推定を行う。具体的な手順を以下に示す。

1. 各パーティクルの位置を、推定した方位角及び歩幅の誤差を考慮して更新する。
2. 1 の推定結果と外界センサにより観測された距離との差をもとに、各パーティクルの重みを更新する。
3. パーティクルの重み付き平均により、移動体の位置を推定する。

手順 1 において、 i 番目 ($i = 1, \dots, N$) のパーティクルの位置 (x_k^i, y_k^i) の更新式は、次の通りである。

$$x_{k+1}^i = x_k^i + (l_{k+1} + \delta_l^i) \cos(\theta_{k+1} + \delta_\theta^i), \quad (3)$$

$$y_{k+1}^i = y_k^i + (l_{k+1} + \delta_l^i) \sin(\theta_{k+1} + \delta_\theta^i), \quad (4)$$

$$\delta_l^i \sim N(0, \sigma_{lDR}^2), \quad \delta_\theta^i \sim N(0, \sigma_{\theta DR}^2). \quad (5)$$

θ_{k+1} 及び l_{k+1} は 2.1 節と同様に推定する。ここで、 δ_l^i 及び δ_θ^i は方位角及び歩幅の誤差を表し、正規分布に従うと仮定する。このように、パーティクルフィルタの 1 つ目の手順における更新式は、DR の更新式に誤差項を追加したものとなっている。

続いて、手順 2 及び 3 について説明する。移動体の実際の位置と外界センサとの距離を d_k 、各パーティクルと外界センサとの距離を d_k^i 、パーティクルの数を N 、外界センサのノイズが正規分布に従うと仮定すると、 k 歩目における i 番目のパーティクルの重み w_k^i を式 (6) を満たすように定める。

$$w_k^i \propto \exp\left(-\frac{(d_k - d_k^i)^2}{2\sigma^2}\right), \quad \sum_{i=1}^N w_k^i = 1. \quad (6)$$

そして、更新後の重み w_k^i 、位置 (x_k^i, y_k^i) を用いた重み付き平均和により、 k 歩目の位置を求める。

^{†1} 神戸大学工学部情報知能工学科 Department of Computer and Systems Engineering, Faculty of Engineering, Kobe University

^{‡2} 神戸大学大学院システム情報学研究所 Graduate School of System Informatics, Kobe University

^{‡3} 神戸大学大学院農学研究科附属食資源教育研究センター Food Resources Education and Research Center, Kobe University

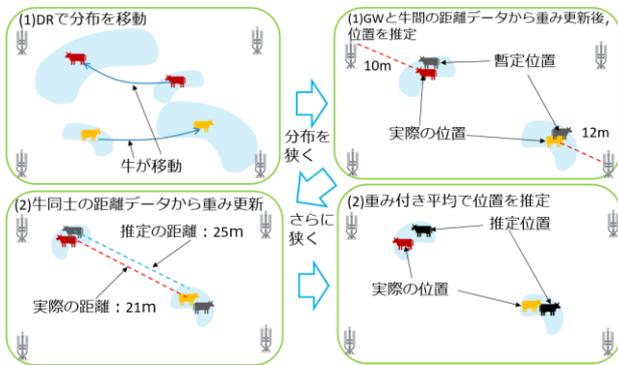


図1 提案手法の流れ

表1 実験のパラメータ

| | |
|------------------------------------|---------|
| 歩幅 l_{k+1} | 0.8 [m] |
| 推定した歩幅の標準偏差 σ_{lDR} | 0.3 [m] |
| 推定した進行方向の標準偏差 $\sigma_{\theta DR}$ | 25° |
| 牛, GW間の距離データ標準偏差 σ_{GW} | 25 [m] |
| 牛同士の距離データ標準偏差 σ_{cattle} | 15 [m] |
| 一頭あたりのパーティクルの数 | 20000 |

3. 提案手法

本研究では、パーティクルフィルタを用いた放牧牛の協調位置推定を行う。提案手法の流れを図1に示す。提案手法では、次の(1), (2)を繰り返す。

- (1) 各牛に対し、2.2節の手順1, 2, 3を行う。ただし、 d_k はGWと牛間のRSSIから求める[1]。
- (2) 各牛に対し、 d_k を牛同士のRSSIから牛同士の距離、 d_k^i を(1)で求めた各牛の位置を外界センサの位置として求め、2.2節の手順2, 3を行う。このように求めた位置を、 k 歩目の推定位置とする。

以下、(1)における推定結果を推定位置とみなす手法を「DR+GW」、(1)及び(2)による推定結果を推定位置とみなす手法、すなわち提案手法を「DR+GW+CL」と表記する。DR+GWにより、累積誤差の抑制効果は期待されるが、本研究では、さらに、(2)において牛同士の距離データを活用し、協調的な位置推定を行う。これにより、推定精度のさらなる向上を目指す。

4. 実験

4.1 実験設定

実験は神戸大学大学院農学研究科附属食資源教育研究センターにある、およそ80m × 140mの放牧場で実施した。ここで、15頭の牛に対し、慣性センサ、GPS、電波受信機を装着し、放牧した。また、GWは放牧場に設置された6つを使用した。2023年12月14日の15時40分から16時

表2 実験結果 [m]

| Error Percentile | DR | DR + GW | DR + GW + CL |
|------------------|---------|---------|--------------|
| 50% | 21.3473 | 30.4672 | 31.5999 |
| 90% | 43.0887 | 47.5433 | 49.2040 |

表3 実験結果 (GWをGPSで補完) [m]

| Error Percentile | DR | DR + GW | DR + GW + CL |
|------------------|---------|---------|--------------|
| 50% | 21.3473 | 10.4081 | 9.8251 |
| 90% | 43.0887 | 38.5185 | 33.4311 |

00分の20分間で歩行していた6頭分のデータを用いた。これらに対し、既存手法DRと提案手法DR+GW, DR+GW+CLの合計3つの手法を適用した。各手法の性能は、GPSを正解データとし、位置誤差の累積分布関数の中央値と90%の数値により比較した。パラメータ設定を表1に示す。4つの標準偏差は、実測値より大きく設定することが望ましいため、大きめに設定した。

4.2 実験結果と考察

結果を表2に示す。DRのみの誤差の中央値は21.3m, GWとの距離データを加えると30.4mと推定精度が低下している。これは、ゲートウェイとの距離データのノイズが正規分布に従っていないためであると考えられる。そのため、GPSを用いて、ノイズは実測値を参考にして、 $N(0, 10^2)$ に従うとし、これを補完して再実験を行った。その結果を表3に示す。DRにGWとの距離データを加えると10.4m。さらに、牛同士の距離データを加えると9.8mとなり精度が向上している。

5. まとめと今後の課題

本研究では、DRに、GWとの距離、牛同士の距離データを加えることで位置推定精度が向上することを確認した。今後の課題としては、重みの更新方法を変更し、実データのみでの精度向上を目指す。

謝辞

本研究の一部はJSPS科研費21H04914の助成による。

参考文献

- [1] 中井若菜, 川濱悠, 勝間亮, “単位RSSI値の強弱の推定による位置推定精度の向上”, 情報処理学会関西支部大会講演文集(2017).
- [2] Seco, F. & Jiménez, A. R., “Smartphone-Based Cooperative Indoor Localization with RFID Technology,” Sensors, Vol.18, No.1, pp.1-23 (2018)
- [3] 上田隆一, “詳解 確率ロボティクス Pythonによる基礎アルゴリズムの実装”, 講談社(2019)