

カルマンフィルタと Rauch-Tung-Striebel Smoother を用いた
dead reckoning による放牧牛の位置推定若菜 理志[†] 大川 剛直[†] 小松 瑞果[†] 太田 能[†] 大山 憲二[‡]神戸大学 システム情報学研究科[†]神戸大学 農学研究科食資源教育研究センター[‡]

1. はじめに

放牧牛の効率的な管理に必要な要素技術として、位置推定手法が挙げられる。ここで、GPS を用いて推定することが一般的であるが、GPS は頻繁なバッテリー交換を必要とするため、その使用頻度を下げるために、加速度センサ、地磁気センサ、角速度センサ（以下、慣性センサ）を用いた Dead Reckoning[1]を組み合わせることが多い。Dead Reckoning は時間の経過に伴い誤差が累積する問題を有し、この誤差はドリフト誤差と呼ばれる。ドリフト誤差抑制手法として、低頻度で GPS データを取得し、これを用いて軌跡を修正するドリフト補正[2]が知られている。しかし、素朴なドリフト補正では観測データの不確かさが考慮されておらず、かつ、補正が連続する2点の観測データにのみに強く影響されるため、精度向上に限界がある。そこで、放牧牛の位置推定においてはリアルタイム性が不要なことに着目し、本研究では、観測データなどの不確かさと、時系列の正順と逆順の双方を考慮した Rauch-Tung-Striebel Smoother[3]（以下、RTSS）を導入した放牧牛の位置推定手法を提案する。

2. Dead Reckoning に基づく位置推定

2.1 Dead Reckoning

Dead Reckoning とは、地点 p_0 を起点とし、着目する物体の一步あたりの移動距離と進行方向から、起点以降の位置座標 p_k を算出する手法である。ここで、 k ($k = 1, 2, \dots, K$) は足の踵の接地回数、すなわち、歩数を表す。Dead Reckoning では、 k 歩目から $k+1$ 歩目変位 d_{k+1} 、進行方向の方位角 θ_{k+1} 、歩幅 l_{k+1} 及び p_k を用いて、 p_{k+1} を

$$p_{k+1} = p_k + d_{k+1}, \quad (1)$$

$$d_{k+1} = (l_{k+1} \cos \theta_{k+1}, l_{k+1} \sin \theta_{k+1}) \quad (2)$$

と定める。本稿では 2 次元位置座標を考え、 k , l_{k+1} , θ_{k+1} は慣性センサから推定する。

2.2 ドリフト補正

Dead Reckoning による $k+1$ 歩目の推定位置は、1 歩目から k 歩目までの誤差の累積の影響を受けるため、定期的に GPS データなどを参照し、位置を補正することが有効である。通常は、GPS デー

タの参照頻度と精度のトレードオフを考慮するが、本稿ではリアルタイム性が不要な問題を想定し、これを考慮しない。 k 歩目における、ドリフト補正前の推定位置を p_k 、GPS データ参照時刻における起点からの歩数を k_1 , k_2 ($k_1 \leq k \leq k_2$)、 k_2 歩目の時刻における GPS データを q_{k_2} とすると、補正後の推定位置 p_k^{drift} は次のように表される。

$$p_k^{\text{drift}} = p_k + \frac{k - k_1}{k_2 - k_1} c, \quad c = q_{k_2} - p_{k_2}. \quad (3)$$

2.3 カルマンフィルタ

カルマンフィルタ[4]は、状態空間モデルと観測データを所与とし、一つ前の時刻の状態と現在時刻における観測データから、現在の状態を推定する手法であり、モデルとデータの不確かさを考慮できる。以下、これを Dead Reckoning と組み合わせる。具体的には、(1)に平均が 0 で共分散行列が Q_k の白色雑音 w_k が加わり、 p_k に平均が 0 で共分散行列が R_k の白色雑音 v_k が加わった値を観測する状態空間モデルを仮定する場合、カルマンフィルタの更新式は次のように表される。

$$\bar{A}_{k|k-1} = \bar{p}_{k-1|k-1} \bar{A}_{k-1|k-1} \bar{p}_{k-1|k-1} + Q_{k-1}, \quad (4)$$

$$S_k = R_k + \bar{A}_{k|k-1}, \quad K_k = \bar{A}_{k|k-1} S_k^{-1}, \quad (5)$$

$$\bar{p}_{k|k-1} = \bar{p}_{k-1|k-1} + d_k + w_k, \quad (6)$$

$$\bar{p}_{k|k} = \bar{p}_{k|k-1} + K_k (q_k - \bar{p}_{k|k-1}), \quad (7)$$

$$\bar{A}_{k|k} = (I - K_k) \bar{A}_{k|k-1}. \quad (8)$$

ここで $\bar{p}_{k|k-1}$ は(1)に w_k が加わる場合の k 歩目の予測位置、 $\bar{p}_{k|k}$ はカルマンフィルタによる k 歩目の推定位置、 $\bar{A}_{k|k-1}$ は $k-1$ 歩目から求まる k 歩目の誤差の共分散行列の予測、 q_k は観測データであり、 K_k は最適カルマンゲインという。 $\bar{p}_{1|0}$, $\bar{A}_{0|0}$, Q_k , R_k が与えられたもとで、式(4)から式(8)を $k = 1, \dots, K$ と繰り返し計算することで、位置が推定される。

3. 提案手法

3.1 歩数、歩幅の導出

位置推定精度向上のためには、観測センサからの歩数・歩幅・方位角が十分な精度で推定されることが望ましい。ここでは、放牧牛に対する歩数と歩幅の推定手法について順に述べる。なお、これらの詳細及び方位角の推定については、当日の講演で報告する。

一般に、人が歩行運動を行い、加速度センサを脚に装着する場合、加速度の大きさは概ね正

Satoshi Wakana, Takenao Ohkawa, Mizuka Komatsu, Chikara Ohta, Kenji Oyama

[†]Graduate School of System Informatics, Kobe University[‡]Food Resources Education and Research Center, Kobe University

弦波形となる。このとき、波形の極大点（極小点）を検出することにより、歩数を推定できる。牛を対象とする場合は、首輪型デバイスを用いることが多いが、牛の首の状態が不安定であるため工夫が必要である。そこで、加速度センサの取得値 A_{raw} を、歩行に対応する動的加速度 A_{dyn} と、静止状態に対応する静的加速度 A_{static} に分離し[5]、後者からデバイスの傾きを算出した上で、歩数を算出するという工夫を導入する。次に、歩幅の推定について述べる。4足歩行動物の歩幅は、定数 c_1 、 c_2 と加速度の最大値 A_{max} 、最小値 A_{min} を用いて $c_1\sqrt{A_{\text{max}} - A_{\text{min}}} + c_2(A_{\text{max}} - A_{\text{min}})$ と表される[6]。この手法では外れ値による誤差の影響が大きくなるため、歩行に対応する周期の開始時間を t_{start} 、終了時間を t_{end} として、積分値

$$A_{\text{integral}} = \int_{t_{\text{start}}}^{t_{\text{end}}} (A_{\text{raw}} - A_{\text{static}}) \quad (9)$$

から、歩幅 $c_1\sqrt{A_{\text{integral}}} + c_2 \cdot A_{\text{integral}}$ を求めることで、ロバストな推定を試みる。

3.2 Rauch-Tung-Striebel Smoother の導入

カルマンフィルタでは、時間経過に応じて状態推定を行うため、全ての時刻における観測データがあらかじめ得られている場合には最適な推定とはならない。そこで、全ての時刻の観測データが与えられた仮定のもと、 $\tilde{p}_{k|k}$ を時間の逆順に修正する RTSS[4]を導入し、位置推定精度の向上を図る。初期値を適当に与えたもとで、RTSSは、以下のように表される ($k = K - 1, \dots, 1$)。

$$G_k = \bar{A}_{k|k} \bar{p}_{k-1|k-1} \bar{A}_{k+1|k}^{-1} \quad (10)$$

$$\tilde{p}_{k|K} = \tilde{p}_k + G_k [\tilde{p}_{k+1|K} - \tilde{p}_{k+1|k}], \quad (11)$$

$$\bar{A}_{k|K} = \bar{A}_{k|k} + G_k [\bar{A}_{k+1|K} - \bar{A}_{k+1|k}] G_k^T. \quad (12)$$

ここで、 G_k は最適スモザーゲインを、 $\tilde{p}_{k|K}$ は RTSS による推定位置を、 $\bar{A}_{k|K}$ は誤差の共分散を表す。式(11)から、カルマンフィルタによる推定位置 $\tilde{p}_{k+1|k}$ と RTSS による推定位置 $\tilde{p}_{k+1|K}$ の差に補正 G_k をかけていることが分かる。この導入により、モデルと観測の不確かさと、時系列の正順及び逆順双方を考慮した位置推定が可能となる。

4. 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、80m×140 m ほどの大きさの放牧場で実施した。首輪型デバイスを装着した放牧牛一頭に対し、慣性センサデータを 0.1 秒間隔、GPS データを 1 秒間隔で取得した。そのうち、20 歩毎に GPS データを参照し、ドリフト補正及び提案手法を実行した。また、事前学習の結果、式(8)の c_1 は 1.24149、 c_2 は 0.295541 に決定し、 $Q_k = \begin{pmatrix} 0.5 & 0 \\ 0 & 0.5 \end{pmatrix}$ 、 $R_k = \begin{pmatrix} 0.2 & 0 \\ 0 & 0.2 \end{pmatrix}$ とした。

提案手法の有効性を評価すべく、2.2 節に述べたドリフト補正に基づく手法と提案手法による位置推定の誤差を比較した。

5. 実験結果

推定結果を図 1 (橙色：GPS データ、青色：ドリフト補正に基づく推定、緑色：提案手法による推定結果) に示す。位置推定誤差が 16.38 m から 9.47 m になり、提案手法の有効性が示された。

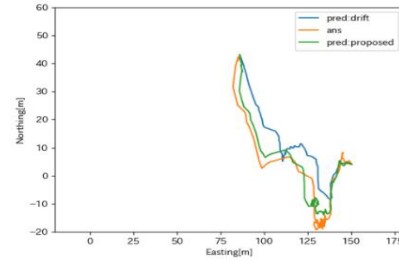


図 1. 位置推定の実験結果

6. まとめ

モデルとデータの不確かさ及び時系列の双方向を考慮した RTSS に基づく位置推定手法を提案した。実験では、ドリフト補正を精度面で上回る結果が得られ、提案手法の有効性が示された。

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] Gunner, R. M., et al. “Dead-reckoning animal movements in R: a reappraisal using Gundog. Tracks.”, Animal Biotelemetry, Vol.9, No.1, pp.1-37 (2021).
- [2] Gunner, R. M., et al. “How often should dead-reckoned animal movement paths be corrected for drift?”, Animal Biotelemetry, Vol.9, No.1, pp.1-22 (2021).
- [3] Särkkä, Simo. “Bayesian filtering and smoothing”, No.3. Cambridge university press, (2013).
- [4] Ivanov, P., Raitoharju, M., & Piché, R. “Kalman-type filters and smoothers for pedestrian dead reckoning”, International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). IEEE, pp.206-212 (2018).
- [5] Bidder, O. R., et al. “Step by step: reconstruction of terrestrial animal movement paths by dead-reckoning”, Movement ecology, Vol.3, No.1, pp. 1-16 (2015).
- [6] Jung, W. C. & Lee, J. K. “Comparison of Drift Reduction Methods for Pedestrian Dead Reckoning Based on a Shoe-Mounted IMU”, Journal of Sensor Science and Technology, Vol.28, No.6, pp.345-354 (2019).