

# 逆ベイズ推定を用いた探索歩行モデル

## Bayes and Inverse Bayes inference foraging model

1W130472-4 樋口 礼人 指導教員 郡司 幸夫 教授  
 HIGUCHI Ayato Prof. GUNJI Yukio

概要：レヴィウォークは、弾道運動とランダムな運動を併せ持つ、特別な形の歩行パターンであり、近年、多くの動植物の移動パターンに認められている。ここでは、レヴィウォークの出現要因として探索と搾取のバランスが関与していると考え、あらたな探索歩行モデルを提案した。ベイズ、逆ベイズ推定は、各々確率空間の縮小と拡大の仕組みを備えているため、搾取と探索を実装可能であると考えられる。ベイズ・逆ベイズ推定を実装した提案モデルと、一般的なランダムウォーク、ベイズ推定のみによる探索について数値計算を行なった結果、逆ベイズ推定を利用したモデルでレヴィウォークを再現することが出来た。レヴィウォークと探索搾取の関係性の根拠を得たとともに、逆ベイズ推定の有効性を確認した。

キーワード：レヴィウォーク、ベイズ推定、逆ベイズ推定、探索と搾取

Keyword: Lévy walk, Bayesian inference, Inverse Bayesian inference, exploration vs exploitation

### 1. はじめに

弾道運動とランダムな運動を含む特別な形の歩行パターンであるレヴィウォークは、指数が  $1 < \mu < 3$  の、ステップ長に関する冪分布によって特徴付けられる。このレヴィウォークは、近年様々な動物や人間の視線の動き、細胞の移動パターンなどに認められており、採餌などに効率的な移動パターンとされている。このレヴィウォークを未知空間での探索の最適化と考えると、多腕バンディット問題であげられている探索と搾取(exploration vs exploitation)のバランスが成立しているはずだ。そこでここでは、探索と搾取の両者を推定に関して実装した、新しい探索歩行モデルを作成した。近年、人間を含む動物の多くが、ベイズ(Bayes)推定を行なって外界を知覚していることが知られてきた。ベイズ推定は、経験によって確率空間を実質的に縮小する推定であり、効率的搾取を実現する。対して逆ベイズ(Inverse Bayes)推定は、推定のための仮説を経験によって変え続け、確率空間を拡大し、探索に対応する。本研究では、ベイズと逆ベイズの両者を伴う BIB 推論によって、動物の歩行モデルを作成し、これによってレヴィウォークがもたらされることを示した。

ただし  $s=0\sim 3$  で  $\tau$  はデータをどれだけ遡るかの時間間隔を意味している。

データの各々は前進、後退、右折、左折を意味し、仮説は歩行戦略としてのデータ選択確率を意味している。BIB 推定やベイズ推定のみを用いる歩行エージェントは、最適仮説からデータを進路として選択し歩行する。ランダムウォークでは、進路を等確率で選択する。どの手法においても 10 万歩の試行を 5 回行い、平均したデータを利用する。

### 2. モデル

数値計算では、BIB 推定を用いた歩行パターンの他にベイズ推定のみによる推定、ランダムウォークを比較したが、まずベイズ推定を説明する。条件付き確率の定義からベイズの公式が得られるが、これによってデータに依存した仮説の確率は

$$P^t(h_i|d_j) = \frac{P^t(d_j|h_i)P^t(h_i)}{P^t(d_j)} \quad (1)$$

と表せる。ただし  $h_i$ : 仮説  $d_j$ : 観測データ ( $i, j = 0\sim 3$ ) である。ベイズ推定は(1)によって得られた条件付き確率を

$$P^{t+1}(h_i) = P^t(h_i|d_j) \quad (2)$$

として事前確率の更新を行う。逆ベイズ推定では、尤度の更新のため下式が行われる。

$$P^{t+1}(d_j|h_s) = P^t(d_{j-\tau}) \quad (3)$$

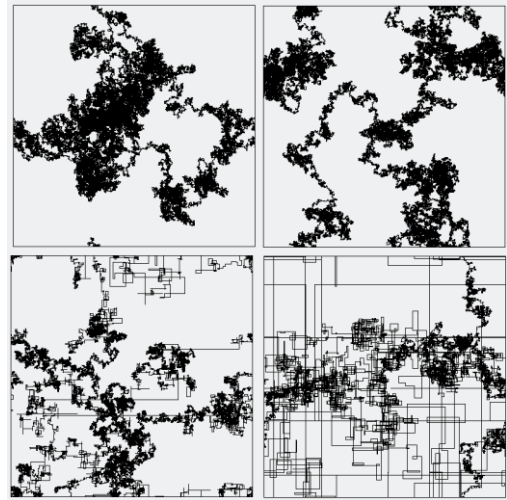


図 1 実験中の様子  
 (左上=random, 右上=Bayes, 左下=BIB  $\tau=50$ , 右下=BIB  $\tau=500$ )

### 3. 分析手法

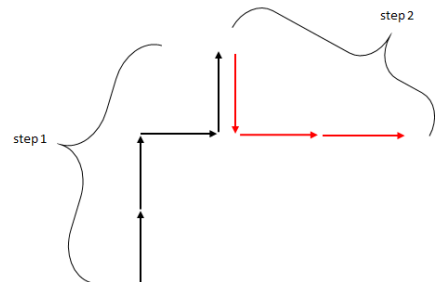


図 2 ステップ長の例

実験から得られた歩行データからステップ長を計算する。 $t$  と  $t+1$  での歩行ベクトルの角度を計算し  $\theta \leq 90^\circ$  であればひとつのステップとして計算する。

得られたステップ長の分布が冪分布、指数分布どちらに従っているか検証するためそれぞれ  $y=e^x$ ,  $y=x^\mu$  の近似曲線を引き AIC(赤池情報量基準)を算出する。これは、相対的に小さい値のモデルが実データに適合することを示す値である。

#### 4. 実験結果

以下に実験から得られたステップ長の分布と冪分布の傾き、AIC などについて示す。グラフは、全て両対数である。

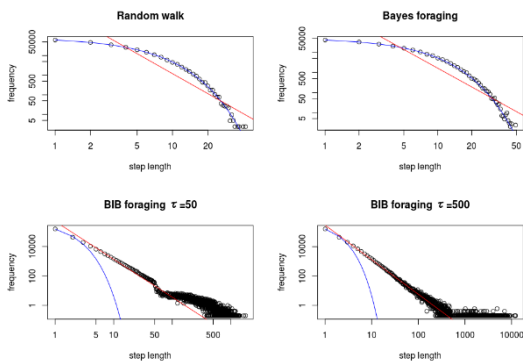


図3 ステップ長の分布(下左  $\tau=60$ , 下右  $\tau=500$ )

表1 実験結果から得られたデータ

	$\mu$	AIC_exp	AIC_pw
Random	3.377	-26.024	69.799
Bayes	3.096	-70.742	78.852
BIB $\tau=50$	2.579	110.450	-59.329
BIB $\tau=500$	2.353	111.581	-211.252

#### 5. 考察

• Random walk と Bayes foraging について

図3より Random walk, Bayes foraging とともに指数分布をとっていることがわかる。AIC についても、 $AIC\_exp < AIC\_pw$  となっており指数分布をとることが確認できた。ステップ長については最大の値が Bayes foraging の方が Random walk より大きくなっている。これは、ベイズ推定によるものだと思う。事前確率の初期値は等しい値であるが、その値は常に更新されていくため仮説の分布には偏りが生じる。そのため、最大のステップ長は Random walk よりも大きくなったと考えられる。Random walk, Bayes foraging についてステップ長の冪分布や実験中の直線的な運動は確認されず、レヴィウォークの特性は見られなかった。

• Bayes + Inverse Bayes foraging について

図3より、ステップ長の分布は冪分布をとっていることがわかる。表1より、 $AIC\_pw < AIC\_exp$  を満たしていることから冪分布をとることが確認された。また、どの  $\tau$  においても  $1 < \mu < 3$  を満たしておりレヴィウォークを再現することが出来たといえる。 $\mu$  の値はどの  $\tau$  でも 2 前後をとっており、実際の動物などの傾向と近い結果が得られた。このことは BIB inference と動物の意思決定と

の関係性を示すひとつの根拠になるのではないだろうか。

•  $\tau$  の値について

BIB foraging によりレヴィウォークを再現することが出来たが、 $\tau$  の値によってその振る舞いに変化することがわかった。図2より  $\tau$  の値が大きいほどグラフの直線性が増している、また最大ステップ長も大きくなっている。これは、 $\tau$  の値が大きいとき、過去のデータ中のひとつのベクトルが尤度に与える影響が小さくなるために直線的な運動を継続しやすくなるからである。そのため、大きいステップ長の出現が安定しグラフの直線性も改善すると考えられる。

• exploration vs exploitation について

逆ベイズ推定を利用することで、レヴィウォークを再現することが出来た。これはレヴィウォークにおける探索と搾取の関係性を示すものであり、弾道的な運動は探索、ランダムな運動は搾取にあたるのではないだろうか。また、所感であるが  $\tau$  が探索と搾取のバランスに関わるパラメータであることが実験の様子から感じられた。 $\tau$  が小さい場合、弾道的運動とランダムな運動の切り替わりは細かいが、 $\tau$  が大きくなるに従って切り替わりに長い時間がかかっていた。これについても、 $\tau$  の大きさにしたがって履歴のひとつのベクトルが尤度の変化に対する影響力が変わることが影響している。 $\tau$  が大きいほど尤度が直線的な運動を示すものからランダムな運動を示すものに入れ替わるためにたくさんのステップが必要になるためである。

#### 6. 結論

逆ベイズ推定を利用することでレヴィウォークを再現することが出来た。この意味で、レヴィウォークが探索と搾取によって出現するという仮定を実証できたと考えられる。尤度と歩行様態の切り替わり、群れでの歩行パターンなどの追加研究が考えられる。また、探索と搾取の考え方や逆ベイズの更なる応用が期待される。

#### 参考文献

- [1] David W. Sims, et al (2008) Scaling laws of marine predator search behaviour, Nature, vol.451, doi:10.1038/nature06518
- [2] Michael N. Katehakis, Arthur F. Veinott and Jr. (1987) The Multi-Armed Bandit Problem: Decomposition and Computation, Mathematics of Operations Research, Vol.12, No.2, page262-268
- [3] Yukio-Poegio gunji, Shuji Shinohara, Taichi Haruna, Vasileios Basios (2016) Inverse Bayes inference as a key of Consciousness freaturing a macroscopic quantum logical structure, Biosystems, Vol.152, February 2017, page 44-65
- [4] Andy M. Reynolds (2018) Current status and future directions of Lévy walk research, Biology Open, Vol.7, bio030106