

学習する自己駆動粒子の双方向流における流量

吉川賢太¹, 柳澤大地²

¹ 茨城大学大学院理工学研究科

² 茨城大学理学部

概要

本研究では, 双方向流を一次元のセルオートマトンによってモデル化し, シミュレーションを用いて密度による流量変化を調べた. 移動する粒子同士が衝突した時, 粒子は仮想的に確率で左右どちらかに回避行動をとり, よける向きが一致したときに入れ替えを行う. この回避行動に用いる確率は進化ゲーム理論の考えに基づいて決定・更新していく. シミュレーションの結果, 右向きに進行する粒子が系のセル全体の過半数を占める場合, 左向きに進行する粒子が多いときの方が, 学習が促進されてかえって流量が大きくなることが観測された.

Flux of learning self-driven particle in bidirectional flow

Kenta Yoshikawa¹, Daichi Yanagisawa²

¹ Graduate School of Science and Engineering, Ibaraki University

² College of Science, Ibaraki University

Abstract

We have proposed 1D cellular automata model for bidirectional flow and investigated the flux depending on the density by simulation. When particles collide each other, they try to avoid their opponent by swerving to left or right stochastically. If their swerving direction agrees, the two particles exchange their position with each other. We apply the dynamics of try-and-error based on evolutionary game theory to the particles in this proposed system. In the case that right-going particles occupy the majority of the system, , we observe that their flux increases when the number of left-going particles becomes large due the encouragement of reinforcement learning.

1 はじめに

近年, 様々な数理モデルを用いた群集運動の研究が行われている [1]. その中で多く用いられているモデルの一つがセルオートマトン (CA) モデルである. CA モデルは時間・空間・状態量が離散量のモデルであり, 離散空間の一つ一つのセルの次の時刻の状態は, 現在の時刻の自分とその近傍セルの状態から決まる. CA にさまざまなルールを導入し, 歩行者流・避難のモデルを実現することにより, 混雑解消や避難時間の短縮方法を検討することが可能になる [2].

一方, 人を含む生物の行動の変化をモデル化し解析を行う手法として進化ゲーム理論がある [3]. 進化ゲーム理論は, 1973年にメイナード＝スミスとプライスが考案した理論体系で, 主に生物学の分野で研究が進められてきたが, 1990年代になり様々な学習ダイナミクスモデルが考案されてからは, 社会科学の分野にも適用されている.

本研究では, CA モデルに進化ゲーム理論の学習ダイナミクスを導入し, 学習を行う粒子の双方向流について考察する. 双方向流では, 対面方向から粒子が来たとき, 右か左のどちらかによける必要がある.

粒子間の相互作用によってよけ方を変化させる粒子を用いてシミュレーション・理論解析を行うことにより、粒子のよけ方が統一される条件や、密度と流量の関係を明らかにする。群集運動では、人の心理効果も重要な要素であるが、一人ひとりの人(粒子)がどのような傾向で行動するかという変数を独立に持ち、それがダイナミクスによって変化する CA モデルは、あまり研究されていない。CA と学習ダイナミクスを組み合わせた本研究のモデルに人の視野の効果などを導入して拡張すれば群集の双方向流の研究にも応用することができると考えられる。

2 モデル

2.1 時間発展

双方向流を周期系一次元 CA モデルで考える (図 1)。このモデルでは、右向きに進行する粒子 (図 1 の灰色の粒子) と左向きに進行する粒子 (図 1 の白色の粒子) が存在している。全ての粒子は進行方向のセルが空いていれば確率 1 で移動する。時間発展にはパラレルアップデートを採用する。また、各時刻で 1 セルに 1 粒子しか入れないものとし、1 つのセルに 2 つの粒子が同時に入ろうとする場合は確率 1/2 でどちらかの粒子がそのセルを占めることにする。

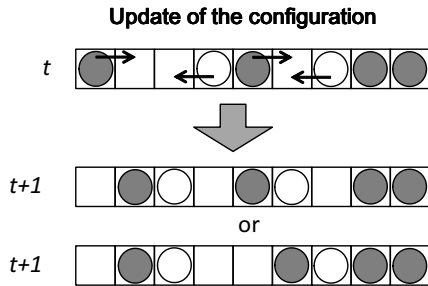


図 1: モデルの時間発展の例

2.2 衝突

一次元の系であるため、図 2 のように衝突 (Collide) が生じる。このとき、衝突を起こした両粒子がそれぞれ持つ、右よけ採用確率 $x_r(t)$ によって入れ替え判定が行われる。右よけ採用確率 $x_r(t)$ とは、衝突時に対面方向の粒子を仮想的に右によけようとする確率のことである。衝突時に 2 つの粒子は、確率 $x_r(t)$ で右に、確率 $1 - x_r(t)$ で左に、よける方向を決定する。互いに右 (左) によける場合 (図 2 (b),(c)) は回避

(Avoidance) となり入れ替えは行われ、互いに違う方向によける場合 (図 2 (a)) は Conflict となり粒子の入れ替えは行われない。

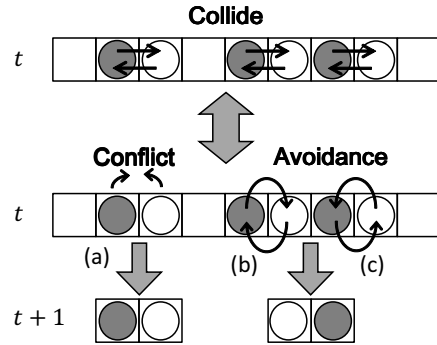


図 2: 衝突時、粒子は確率的によける方向を決定し、回避 (Avoidance) 時は両粒子のそれぞれの進行方向に進むことができ、Conflict 時はそれぞれの進行方向に進むことができない。

2.3 採用傾向・採用確率の更新

右よけ採用確率は時間更新される。ここではその更新法を述べる。我々は $x_r(t)$ を以下の式で与える。

$$x_r(t) = \frac{P_r(t) + \frac{1}{2}}{P_r(t) + P_l(t) + 1} \quad (1)$$

$P_{r(l)}(t)$ は右 (左) よけ採用傾向を表し、以下のように更新される。

(1) 回避 (Avoidance) 時

互いに右によけた場合 (図 2 (c)), 右よけ採用傾向の値を増やす。互いに左によけた場合 (図 2 (b)) は左よけ採用傾向の値を増やす。

$$P_{r(l)}(t+1) = (1 - \phi)P_{r(l)}(t) + 1 \quad (2)$$

ここで $\phi \in [0, 1]$ は忘却のパラメータを表す。このパラメータによって学習心理学でいうところの忘却の過程が再現される。

(2) それ以外のとき

Conflict 時 (図 2 (a)) または衝突を起こさずに粒子が移動したとき、または進行方向のセルに同じ向きに進む粒子があるために移動ができないときは、忘却率 ϕ によって右よけと左よけの採用傾向を減らす。また回避時に採用されなかった方の採用傾向も以下のように減少する。

$$P_{r(l)}(t+1) = (1 - \phi)P_{r(l)}(t) \quad (3)$$

3 採用確率の挙動

$x_r(t)$ は各粒子が個別に持つ値なので、全ての粒子の $x_r(t)$ の平均を $\bar{x}_r(t)$ とおく. $\bar{x}_r \rightarrow 1$ (または 0) のときには、衝突時にほとんどの粒子が右 (または左) よけを採用するので、回避 (Avoidance) の確率が高まる. 一方 $\bar{x}_r \rightarrow 0.5$ のときには右 (または左) よけの採用がランダムになるので、回避 (Avoidance) の確率は低くなる.

そこで、進化ゲーム理論 [3] の試行錯誤ダイナミクスの解析と近似計算を用いて $\bar{x}_r(t+1) - \bar{x}_r(t) = 0$ となる定常点 \bar{x}_r を求めると以下の式が得られる. なお近似計算では、 \bar{x}_r の挙動の概略を掴むために、Conflict 時は無条件で入れ替えを行うモデル (以下、ModelA とする) を用いた. ただし、ModelA は衝突時の粒子の入れ替えは無条件で行うものの、採用傾向の更新は 2.1 節で述べた通り本研究で扱うモデル (以下、ModelB とする) と同様に行う.¹

$$\bar{x}_r = \begin{cases} \frac{1}{2} \pm \frac{1}{2} \sqrt{1 - 4 \left(\frac{\phi}{\rho} \right)^2 \frac{1+\phi-\rho}{1-\phi} - 2 \frac{\phi}{\rho}} & (4) \\ \frac{1}{2} \end{cases}$$

図 3 は $\bar{x}_r(t)$ のダイナミクスの一例である. 系の密度 ρ と忘却 ϕ によって、安定定常点が $\bar{x}_r = 0, 1$ に近い値が 2 つ現れる場合と、 $\bar{x}_r = 1/2$ になる場合があることが分かる.

図 4 はシミュレーション (セル数 $L = 100$, 全粒子の $\bar{x}_r(0) = 0.6$) と式 (4) によって得られた \bar{x}_r のグラフである. シミュレーションは 2 つの場合で行った. 1 つ目は ModelA で、2 つ目は ModelB である. 図 4 において \bar{x}_r の値が 0.5 となるところと 0.9 を超えるところが観測できる. いずれの ρ においてもこの \bar{x}_r の値は ϕ の増加とともに急激に減少する. この \bar{x}_r の値の急激な変化の境界点は ρ の値によって変わることも確認できる.

また、 $\rho = 0.74$ のときに \bar{x}_r の値に大きな差が見られるが、これは以下のように考えられる. ModelA では衝突時に粒子の入れ替えを無条件で行っている. 一方、ModelB では衝突を起こした 2 粒子の $x_r(t)$ によって入れ替え判定を行う. そのため、 ρ が大きいとき、ModelA では ModelB よりも粒子がスムーズに移動するので粒子が衝突を起こす頻度が多い. 衝突

が多いということは、粒子の採用傾向の値を増やす機会が多い、と考えることができ、 \bar{x}_r が増加する要因となる. それに対して ModelB では、衝突時に粒子の入れ替えが行われないとき、そこがボトルネックとなり、 ρ が大きい場合には粒子の渋滞が発生する. この渋滞の中の粒子は対向する粒子と衝突を起こすまで ϕ による忘却のみが繰り返され、 \bar{x}_r が減少する. そのため、ModelA と ModelB の間で \bar{x}_r の値に差が生じる.

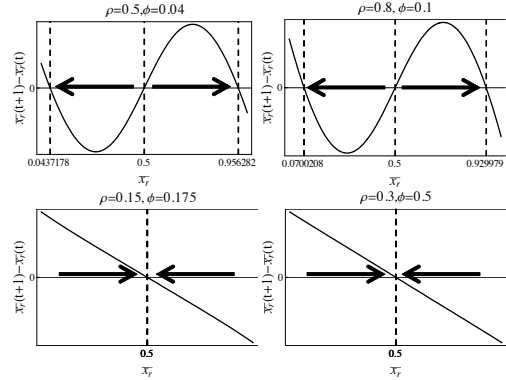


図 3: $\bar{x}_r(t)$ のダイナミクス. $\bar{x}_r(t)$ は時間発展とともに、矢印の指す \bar{x}_r の値に向かって収束する.

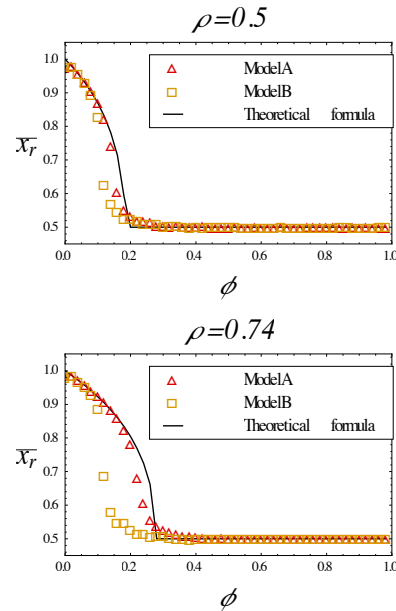


図 4: 理論式 (4) とシミュレーションによって得られた \bar{x}_r の ϕ による変化.

¹すなわち ModelA において 2 つの粒子 (片方を a, もう片方を b とする) が衝突したとき、a が右によけて b が左によけたとすると、a と b の位置は入れ替わるが採用傾向の更新は Conflict 時 (2.3 節 (2) それ以外のとき) のルールに従う.

4 流量変化のシミュレーション

系のセル数を $L = 100$, 右向きに進行する粒子の密度を ρ_r , 左向きに進行する粒子の密度を ρ_l とし, ρ_r と ϕ の値を固定して各 ρ_l の値に対する右向き進行粒子の流量 Q_r を調べる. 左向き進行粒子の密度 ρ_l に対する Q_r の変化を採用傾向の更新 (2.3 節) がない場合とある場合でシミュレーションを行った.

4.1 採用確率 x_r の更新がない場合

図 5 は全粒子の x_r の値を一定値にしたときのシミュレーション結果である. ρ_l の増加とともに Q_r が減少していくのが分かる. しかし x_r の値が大きくなればよけ方が統一されて Q_r の減少は小さくなる, ということも確認できる.

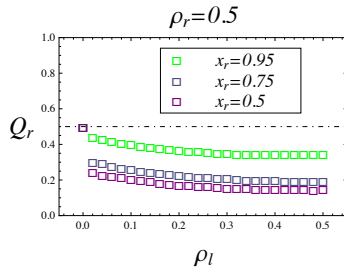


図 5: $x_r(t)$ の更新がないときの Q_r .

4.2 採用確率 x_r を更新する場合

x_r を時間更新したときのシミュレーション結果を図 6 に示す.

$x_r(t)$ の更新がないときの Q_r は ρ_l の増加とともに減少するが $x_r(t)$ を更新していくと Q_r の増加が観測された. これは 3 節での議論から \bar{x}_r が 1 に近づいて, よけ方が統一されたことで回避 (Avoidance) の確率が高まり粒子の移動がスムーズになったためである.

5 まとめ

本研究では, 双方向流を一次元のセルオートマトンと衝突時に学習を行い確率的に入れ替わる粒子を用いて再現した. よけ方の統一性や右向きに移動する粒子の流量の変化をシミュレーションと理論解析によって調べた. その結果, 右向きに移動する粒子が系のセル数の半分以上を占めるときには, 向かってくる左向きの粒子の密度が大きい方が, 学習効果に

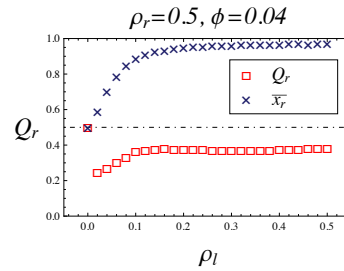


図 6: $x_r(t)$ を更新したときの Q_r .

よってよけ方が統一されるために, 流量が大きくなることが分かった.

本研究のモデルでは, 採用傾向の更新は自分が衝突したときのみ行われる. しかし, 実際の人には自分の前の人の衝突を見た場合も学習を行うと考えられる. 従って, 今後, 人の双方向流に応用するためには, 自分の前の人が衝突した場合に, それを見て採用傾向を更新するといった拡張を検討する必要がある.

歩行者の双方向流では自発的なレーン形成が観測され, それを再現できるモデルの研究も行われている. フローフィールドセルオートマトンモデルでは, 蟻が残すフェロモンの考え方を応用した動的フローフィールドによって人の追従現象をモデル化し, レーン形成のシミュレーションを行うことに成功している. この動的フローフィールドの情報はセルに保持されているため, 移動する人の長期的な記憶をモデル化するには適していない. それに対して, 本研究のモデルの採用確率の情報は粒子が持っているため, 長期的な記憶をモデル化することができる. このように採用確率は動的フローフィールドと異なるため, 人の双方向流を新しい側面から調べることが可能になると考えられる. また, 動的フローフィールドと採用確率の関係性について調査することも, 興味深い研究課題であると思われる.

参考文献

- [1] A. Schadschneider, et al. *Stochastic Transport in Complex Systems*. Elsevier Science, 2010.
- [2] D. Yanagisawa, et al., *Physical Review E*, Vol. 85(1), p. 016111, January 2012.
- [3] 大浦宏邦. 社会学者のための進化ゲーム理論 基礎から応用まで. 勁草書房, 2008.