

情報測度を用いた 群衆データの類似度評価手法

櫻井大督[†] 高橋成雄^{††}

群衆シーンは道ゆく歩行者や空に群れる鳥、映画やゲームの他あらゆるところに日常的に現れ、群衆を生成する手法も進化を続けてきた。しかしながら、これまでのところ一度生成されてしまった群衆データの比較や整理は一般に手作業で行われ、データの再利用を難しくしてきた。このため、本稿では自動的な群衆データの比較を情報理論の道具を用いて実現する手法を提案する。本手法の貢献は、群衆同士の類似度を従来の群衆データ評価手法のように個体レベルではなく、群衆全体として比較できる点にある。本手法では、各個体の確率的な振る舞いに着目する。手法の有効性はよく知られた boids システムの出力する軌道を比較することによって実験される。

A Method for Estimating Similarity in Crowd Behaviors Based on Information Measure

Daisuke Sakurai[†] and Shigeo Takahashi^{††}

Crowd scenes are commonly seen in daily situations such as pedestrians walking on the street, birds flocking across the sky, movies, games, and everywhere. Yet so far the comparison and organization of generated crowd data has been done manually in general. Thus, this article presents a method to automatically compare crowd data by employing tools from information theory. The contribution of the proposed method is to provide a measure to compare crowd as a whole, unlike existing methods focused each agent inside. Proposed method regards individual agents possessing probabilistically fluctuating behaviors. The efficiency of the method is experimented through the comparison of crowd trajectories generated by well-known boids system.

1. はじめに

人や動物等の群衆シーンはゲームや映画、教育分野等において広く利用されている。その中で、コンピュータ・ビジョンを応用して実際の群衆シーンから object tracking を行う手法や群衆シミュレーション手法によって群衆軌道データが手軽に作成できる手法が提案されるようになり^[1]、実際に群衆アニメーション制作や特定の環境における人の流れの解析などにも利用されるようになってきた。群衆 CG を構成する要素には軌道以外にも、キャラクターアニメーション技術で記述される関節の位置や角度など、個々の人の歩き方を記述するものもあるが、群衆軌道データの生成手法そのものにはまだ決定的なものがなく、現在でも活発に研究されているテーマのひとつである。

軌道生成の研究の難しさのひとつには、群衆の挙動が異なる表現や生成手法を通して生成されるため、その統一的な表現が存在しないことがある。そのため、一度生成された群衆データのデータベースなどを介して検索を行うことは難しく、ユーザが既存の群衆データを再利用する機会を提供できない問題が生じていた。例えば、ユーザがある特徴を持った群衆をデータベースから取得するには、一般にそれぞれの群衆データをアニメーション表示して、目で群衆の軌道を比較する必要があり、結果膨大な時間を要する作業が必要となっていた。さらには、目を通した群衆アニメーションの評価は、それを行う人の感性や気分にも依存しやすく、群衆データの類似度評価に曖昧性が入り込む余地があった。これらの問題は、扱う群衆データの数や規模が増えると、ますます人手での解決が図りにくい。

そこで本研究では、群衆データの軌道が与えられたときに、群衆軌道データ間の類似度を、客観的指標を用いて自動的に計算する手法を提案する。類似度の客観的指標は、データベースに保存されているデータの山から、キーとなる特定の群衆データに近いものを探索するための重要な道具立てを提供する。提案手法の貢献は、以下の3つにまとめることができる。

- ① 我々の知る限り、任意の群衆の軌道データ同士を全体としてとらえて比較することができる初の手法であること
- ② 従来の群衆解析・シミュレーション手法と異なり、個体の挙動を確率的に捉えることができること

これらの特徴が生む利点として、まずひとつは比較の自動化により、ユーザが比較のためにアニメーションを目で見て比べる手間が削減され、さらに客観的な比較ができ

[†] 東京大学大学院新領域創成科学研究科

Department of Complexity Science and Engineering, the University of Tokyo

^{††} 東京大学大学院新領域創成科学研究科

Department of Complexity Science and Engineering, the University of Tokyo

ることがある。さらに②の確率的なモデルを導入したことによって、情報測度の概念を導入することができ、その結果個体の挙動を合算して自然に群衆の振る舞いを定義できる。

本稿は、次のように構成される。まず2章で、関連研究として群衆シミュレーションにおける評価手法の既存研究が比較手法と関係していることを示しつつ、我々の状態 - 行動という群衆データの特徴づけがサイバネティクスの観点からも妥当なものであることを見る。次に3章のアプローチでは群衆データ同士を比較するために、情報測度をいかに用いるかを説明する。4章でその有効性を見るために **boids** システム^[2,14]のパラメタ空間との関係を実験する。その結果は5章で議論され、6章で結論と今後の展望を述べる。

2. 関連研究

群衆シミュレーションの基本的なものには[2]に代表される **rule-based** モデルや[3]に代表される **social force** モデルがあり、この2つをベースとしたものも多い。このような手法では、群衆の各個体それぞれに多数のパラメタがあり、膨大な数の個体を充分制御した結果を得るためには、長い時間の試行錯誤が必要となる。そのため、近年ではポテンシャル場を利用する手法^[4]、例示に基づく手法^[5,6]など様々な手法が提案され、群衆シーンを生成するユーザの負担を減らす研究も盛んになってきている。

大多数の群衆シミュレーション手法に共通する点として、状態と行動の2概念がある。すなわち、それぞれの個体は、自分の周りの個体密度やグループのフォーメーションなどの「状態」に応じて決まった「行動」をとるようにプログラムされている。このような組み合わせは群衆シミュレーションでは **state-action** モデルと呼ばれることがあり、**rule-based** なシミュレーションモデルや **social force** モデルにも共通する組み合わせとなっている。大半の群衆シミュレーションモデルは、採用した状態と行動の記述によって特徴づけられることになる。しかしながらこの2つの概念は、サイバネティクスの学術領域では人間や動物など行動原理が複雑でモデルが作れない、いわゆるブラックボックスを持つ系一般を特徴づける概念でもある。ここでサイバネティクスとは自律エージェントや制御理論を統一的に扱う数理学であり、個体の「状態」と「行動」とはサイバネティクスでは系への入力と出力に対応する。この対応関係は、群衆の解析が広く研究されたサイバネティクスの観点で捉えられることを示唆しており、本研究においても群衆動作をとらえる視点として用いていく。

群衆シーンの比較手法の源は、群衆シーンの評価の研究に見出すことができる。群衆シーンの評価を行う手法はいくつか知られており、そのひとつは、群衆シーン中の個体の作るグループの大きさや数、フォーメーションに注目して群衆シーンの特徴づけを行い、「コーパス」と呼ばれるデータベースを作成する手法である^[7]。しかしなが

らコーパスを作る作業はユーザが手で行わなければならないため、非常に煩雑なものとなる。Singh ら^[8]は、手法同士の比較をベンチマークによって行っており、障害物の配置や通路の形、個体の配置などあらかじめ用意されたシナリオについて比較対象となる手法ごとに群衆のシミュレーションを行い、個体同士や障害物との衝突回数や目標物への到達時間、歩行速度、角速度などを計測している。我々の手法が彼らと異なるのは、生成手法ではなく、既に出力された軌道データ同士の比較を行えることと、特定の共通シナリオを持たない状況でも比較を行うことができる点にある。Kapadia ら^[9]は生成された群衆軌道データのテストを行うために、群衆シーンの評価の研究を行った。速度、加速度、軌道長など様々な指標に注目し、特徴的な動きを自動的に検出する。彼らはユーザのスケッチした軌道と類似する軌道を検出するために、相関関数を用いたそれぞれの特徴の間の類似度や、を定義している。我々の手法も速度や加速度に注目するが、彼らとは群衆をひとつの確率分布で代表することで、個々体ではなく群衆同士を比較できる点が異なる。

特に群衆シーンの評価と比較を直接結びつけた研究として、Lerner らの手法がある^[10]。彼らは、群衆シミュレーションの自然さを評価する問題を、実際の群衆シーンとの類似性評価の問題に帰着させた。本手法との特筆すべき違いは、本手法が群衆同士の比較を目的としているのに対し、Lerner らの手法は、どうだといいたいのでしょうか？彼らの目的は群衆シミュレーション中に発生する不自然な挙動をユーザの代わりに発見することである。そのためシミュレーションされた各個体の、各々の行動ごとに群衆データベースとの比較が行われたが、その結果計算されるたくさんの類似度を統合して現実動画と合成動画の類似度を定めることはなかった。また重要な違いは②、すなわち挙動の確率的定式化である。本手法では個体の挙動に確率的な「ゆらぎ」を許したのに対し、彼らはある状態にある個体が見せる行動をひとつだけ定めた。もし提案手法でも Lerner のような非確率的な状態 - 行動データベースを採用すれば、挙動のゆらぎの強い動画と、同じ状況で定まった2つの群衆動画の類似度判定が不適当になることが容易に予想される。

その他にも、コンピュータ・ビジョンへの応用として、例えば情報測度を応用した例^[11]や、条件付き確率を応用した例^[12]が関連研究として挙げられる。

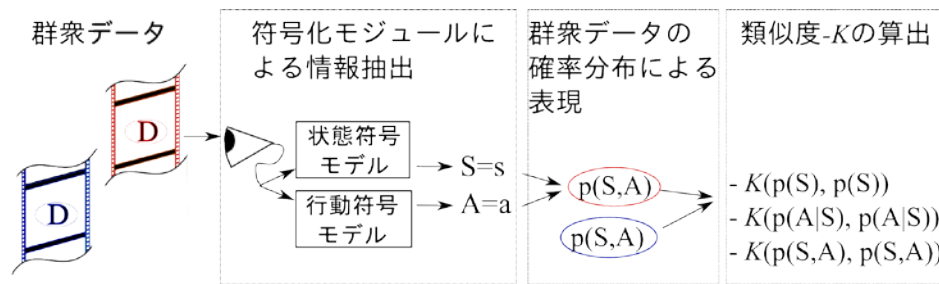


図1 提案手法のアルゴリズム概観

3. アプローチ

3.1 概観

図1に提案手法の概略を示す。本手法の特徴は、状態 - 行動の確率的モデル化によって、個体の挙動に含まれるゆらぎを尊重しながら情報抽出することで比較できることである。具体的には次の3つの段階を経て類似度が計算される

- 符号化モジュールによる情報抽出
- 群衆データの確率分布による表現
- 類似度-Kの算出

第1段階では、符号化モジュールの中で群衆の軌道データに含まれる個体の状態 - 行動の対を抽出し、その分布を表すヒストグラムを作っていく。このとき、状態と行動はそれぞれ後述の状態符号モデルと動作符号モデルによって定められる確率事象 S と A である。次の段階では、先ほど得られたヒストグラムをもとに確率分布を計算する。最後の段階では情報測度を用いて、2つの比較対象データの間の情報距離を測る。群衆の密度分布など状態とそれに対応する行動を複合した比較については $p(S,A)$ で与えられる。

3.2 符号化モジュールによる情報抽出

この段階で行われることは、軌道データからの特徴抽出である。ここでは0.2秒間隔の時間ステップごとに、それぞれの個体がどのような状態 - 行動をしたかを記録し、それらの度数の分布をひとつのヒストグラムにまとめる。抽出する情報には大別して

状態と行動の2つがあり、それぞれ状態符号モデルと行動符号モデルによって検出される。状態符号モデルは密度とグループ、行動符号モデルは個体の歩行速度と角速度を検出する。[7]にあるように、密度やグループは群衆シミュレーションにおいて基本的なものと認識されている。

状態符号モデルについて説明する。図2のように、2つのスケールの密度を組み合わせることで、赤丸で示された中心にいる個体から見たときの、群衆中の個体の密度とグループ行動を検出する。状態符号 S は2つの確率変数 S_1, S_2 の複合事象 (S_1, S_2) であり、各時間ステップ、各エージェントごとに計算される。 S_1, S_2 ともに密度モデル i の与える確率変数である。密度モデル i は bin 幅 b 、確率変数の最大値 $S_{i \max}$ をそれぞれ自然数としてパラメタにもち、各個体 a 、時間ステップ t に対して下式のように計算した確率変数 $S_i \in \{0, \dots, S_{i \max}\}$ の値を返す (式 (1))。

$$S_i = \min\{(n_{a,r} + b_i - 1) / b_i, S_{i \max}\}. \quad (1)$$

ただし $n_{a,r}$ は各時間ステップにおいて、個体 a から半径 r の近傍にいる他個体の数である。この定式化の弱点として、個体の移動方向を考慮しないために、複数の個体がグループを作らずにたまたますれ違っている場合でもグループと区別がつかないことが挙げられる。しかしながら、そのようなすれ違いの検出される時間は、まとまったグループがずっと歩いている時間にくらべれば一瞬であり、ヒストグラムに与える影響は比較的小さくなる。

行動符号モデルは歩行速度モデルと角速度モデルの複合事象が与えるひとつの確率変数 $A = (A_w, A_{ang})$ であり、やはり各時間ステップ、各エージェントごとに計算される。歩行速度モデル w は bin 幅 v と確立変数の最大値 $A_{w \max}$ をパラメタに持ち、下式に基づいて動作 A_w の値を返す (式 (2))。

$$A_w = \min\{\text{floor}(\frac{x_a(t) - x_a(t-1)}{v}), A_{w \max}\}. \quad (2)$$

ただし $x_a(t)$ は時刻 t における個体 a の位置ベクトルを表している。

角速度モデル ang は bin 幅 θ と確率変数の最大値 $A_{ang \max}$ をパラメタに持ち、下式に基づいて動作 A_{ang} の値を返す (式 (3)).

$$A_{ang} = \min\left\{ \text{floor}\left(\frac{\text{angle}(x_a(t+1)-x_a(t), x_a(t)-x_a(t-1))}{\theta}\right), A_{ang \max} \right\}. \quad (3)$$

ただし $\text{angle}(x, y)$ は 2 つの位置ベクトル x, y の間のなす角 (正) を与える関数である。

なお、いずれの確率変数も、最初や最後の時間ステップで $t-1$ や $t+1$ が計算できない場合はその時間ステップにおける S, A は計算されない。

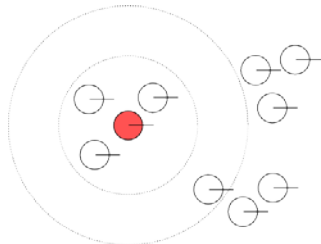


図 2 密度の状態符号モデル

3.3 群衆データの確率分布による表現

この段階では、上述のように状態符号モデル・行動符号モデルによって計算された各時間ステップにおける各個体の状態 - 行動のヒストグラムを正規化して確率分布 $p(S, A)$ を求める。この $p(S, A)$ は比較したい群衆データそれぞれに対して 1 つずつ定まり、群衆データの情報を保持している。この情報同士を次に比較する。

3.4 類似度-Kの算出

この段階では比較対象となる群衆データを表現している確率分布を比較し、情報測度を用いることによってその類似度を計算する。ところで、2 つの確率分布の類似性を測るのに利用する情報測度には様々な候補が考えられる^[13]が、情報理論の分野で基本的な KL-divergence は、今回は利用しない。なぜならば、比較対象となる 2 つの確率分布の間に絶対連続性の保証がないために類似度が無限に発散することが多いためである。そこで今回我々は、計算しやすい情報距離として K-divergence に負号をつけたもの (式 (4)) を類似度とする。

$$-K_X(p(X), p'(X)) := -\sum_x p(X=x) \log \frac{2p(X=x)}{p(X=x) + p'(X=x)} \quad (4)$$

ここで、ユーザは自分の生成した群衆データ p とデータ p' を比較するものとし、 X は確率変数 (S, A) である。

$-K_X$ には p と p' について対称性がないことに注意を要する。K-divergence の直感的な意味合いは、ユーザが確率分布 p の群衆データを持っているとき、 p と、比較対象の群衆データ p' を比率 1:1 で合成して新たな群衆データ $p'' = (p+p')/2$ を作り、 p と p'' の 2 つの間の情報距離を KL-divergence で測ることに対応する。

4. 実験

表 1 boids の固定パラメタ

	radius	angle	weight
align	5	-1	—
cohesion	7.5	-1	8
separation	9.0	-1	8

表 2 状態符号モデルで用いたパラメタ

$S_{1 \max}, S_{2 \max}$	9
b_1, b_2	3
r_1, r_2	40, 80
$A_{w \max}$	20
$A_{ang \max}$	5
v	0.2
θ	$1/36 \pi$

提案手法の効果を検証するために、オープンソースの群衆シミュレーションソフトウェアである OpenSteer^[14] に付属する boids^[2] plugin で生成した動画を用意し、その制御パラメタのユークリッド距離の遠近と提案手法の類似度との相関を見る。検証に boids を用いる利点は、パラメタの重みを変えることで直感的かつ連続的に出力結果を変えられるところにある。単純ながらモデルでありながら広く認知されており信頼性も高い。boids システムには、今回は align の重みと、boid の分布する密度を変え、それ以外については固定して表 1 を用いている。各個体は 2 次元円盤上に拘束し、座標

中心から遠く離れすぎた個体は反対側にワープするようにプログラムした。ワープする時間ステップについてはヒストグラムに含めない。

符号化モジュールに与えるパラメタは表 2 に示したとおりである。

5. 結果

実験結果を図 3 に示す。提案手法によって、world radius すなわち boids の密度がよく分離され、元々の方向性が反映されているのがわかる。align のパラメタについては、world radius 程ではないが、所によっては第 2 軸の方向によく分布しており、boid のパラメタとは弱いがある程度の関連性が見られた。

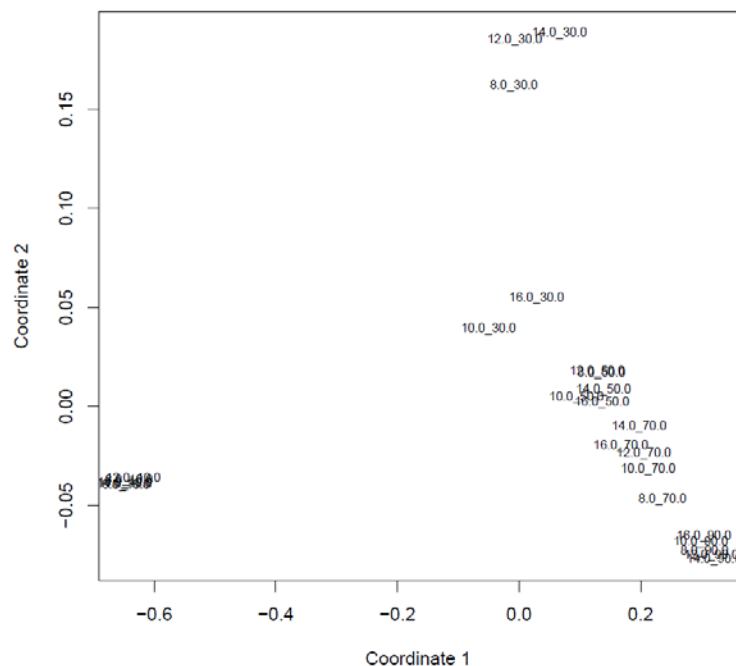


図 3 align weight, world radius を変化させて非類似度 K に isomap を適用

6. 結論と今後の展望

本研究では群衆軌道データを整理するユーザの手間を削減する、客観的な類似度指標を提案した。また、その性能を確かめるために実験を行い、isomap によってその結果を確かめた。あまり積極的な結果は得られなかったものの、boids のパラメタを変化させた動画データの中に、ある程度 boids の元パラメタを反映できた。今後は、boids の他のパラメタについても見分けることのできるような手法の考案が必要となってくる。

また今回は群衆の個体の周りの局所的な特徴のみに着目して類似度を計算したが、群衆の形など、大局的な特徴については考慮に入れなかった。群衆シミュレーション手法や現実の群衆動画には様々な特徴を示すものがあり、それら多様なデータを統一的に比較するためには、比較・検証を含めて、群衆を眺める人間の知覚に対する心理学的な知見の蓄積も必要となるであろう。

参考文献

- [1] D. Thalmann, S. R. Musse, “Crowd Simulation”, Springer-Verlag New York, Inc.(2007).
- [2] C. W. Reynolds, “Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model”, In Proceedings of ACM SIGGRAPH '87, pp. 25-34 (1987).
- [3] D. Helbing, P. Molnár, “Social force model for pedestrian dynamics”, Physical Review E, Vol. 51, Iss. 5, pp. 4282-4286 (1995).
- [4] A. Treuille, S. Cooper, Z. Popovic, “Continuum Crowds”, ACM Transactions on Graphics, Vol. 25, No. 3, pp. 1160-1168 (2006)
- [5] A. Lerner, Y. Chrysanthou, D. Lischinski, “Crowds by Example,” Computer Graphics Forum, Vol. 26, Iss. 3, pp. 655-664, 2007
- [6] K. H. Lee, M. G. Choi, Q. Hong, J. Lee, “Group behavior from video: a data-driven approach to crowd simulation”, Proceedings of the 2007 ACM SIGGRAPH/Eurographics symposium on Computer animation, pp. 109-118 (2007).
- [7] C. Peters, C. Ennis, “Modeling groups of plausible virtual pedestrians”, IEEE Computer Graphics and Applications, Vol. 29, Iss. 4, pp. 54-63 (2009).
- [8] S. Singh, M. Naik, M. Kapadia, P. Faloutsos, G. Reinman, “Watch Out! A Framework for Evaluating Steering Behaviours”, In Proceedings of MIG 2008, pp. 200-209 (2008).
- [9] M. Kapadia, S. Singh, B. Allen, G. Reinman, P. Faloutsos, “Steerbug: an interactive framework for specifying and detecting steering behaviors”, In SCA '09: Proceedings of the 2009 ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation (2009), ACM, pp. 209-216 (2009).

- [10] A. Lerner, Y. Chrysanthour, A. Shamir, D. Cohen-Or, “Context-Dependent Crowd Evaluation”, Computer Graphics Forum, Vol. 29, Iss. 7, pp. 2197-2206 (2010).
- [11] L. Itti, P. Baldi, “Bayesian Surprise Attracts Human Attention”, Vision Research, Vol. 49, Iss. 10, pp.1295-1306 (2009).
- [12] X.P. Hu, L. Dempere-Marco, E. R. Davies, “Bayesian feature evaluation for visual saliency estimation”, Pattern Recognition, Vol. 41, Iss. 11, pp. 3302-3312 (2008).
- [13] J. Lin, “Divergence Measures Based on the Shannon Entropy”, IEEE Transactions on Information Theory, Vol. 37, Iss. 1, pp. 145-151(1991)
- [14] OpenSteer - Steering Behaviors for Autonomous Characters -
<http://opensteer.sourceforge.net/>