

データ駆動屋内避難シミュレーションのための 避難者モデルの構築

Construction of an evacuee model for data driven indoor evacuation simulation

森文哉[†], 飯島正[‡]

Fumiya Mori[†], and Tadashi Iijima[‡]

[†]慶應義塾大学大学院 理工学研究科

[‡]慶應義塾大学大学院 理工学研究科

[†]Graduate School of Science and Technology, Keio Univ.

[‡]Graduate School of Science and Technology, Keio Univ.

要旨

屋内火災の対策として有効な避難計画を立案するために、避難シミュレーションは重要な立ち位置にある。しかし、シミュレーションにおける避難者モデルを構築することは容易ではない。本研究プロジェクトでは、避難者モデルの構築にあたり Social Force Model を基礎モデルとし、実際の歩行者データを分析する事によりモデルを最適化を試みている。本報告ではその現状を報告する。

1. はじめに

日本は他国と比べ、地震などの災害が多い国である。2010 年には東日本大震災が発生し、大きな被害が出た。近い将来に、首都圏を襲う首都直下型地震が起きる確率も高いとされている。このような災害に伴い、屋内での火災が発生することは十分に考えられる。しかし、いつ、どこで、どの程度の規模の災害が発生するかを正確に予測することは困難である。このような災害に対して有効な減災手段として災害が発生する前に準備しておく防災対策が挙げられる。災害には様々な種類があるが、建造物内での火災発生に話を限定すると、有効な防災対策として建造物の管理者が作成する避難計画がある。

本研究では適切な避難計画を策定するために、屋内避難シミュレーションを利用し避難計画を定量的に評価・改善することを目的にする。本報告では避難シミュレーションの避難者モデルを実際の歩行者データに基づき構築し評価する。

2. 屋内避難シミュレーション

本節では、対象とする屋内避難シミュレーションについて説明する。

2.1. 概要

屋内避難シミュレーションのモデルを構築するには様々な要素が必要になるが、主な要素は次の 3 つに大別される。

1. 避難者モデル
2. 空間モデル
3. 災害モデル

本研究ではこの内、避難者モデルに焦点を当てている。

また、屋内避難シミュレーションをプログラムするためのライブラリとして Mason を使用している。Mason の実行画面は図 1 のようになる。

2.2. 避難者モデル

避難者モデルの構築には様々なモデリング手法が用いられている。代表的なものとして Cellular Automata と Agent-based Simulation が挙げられる。Cellular Automata は正方形のセルからなるグリッドによって場を表現し、それらのセル 1 つ 1 つが、隣接する他のセルの状況をもとにして、1 ステップごとに自身の状態を変化させることによって、システムを表現する手法である。Agent-based Simulation は各エージェント間の相互作用や、周辺の環境との相互作用によって、複雑系を構成する。

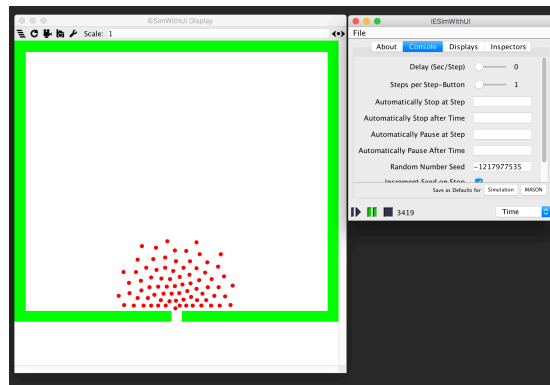


図 1: Mason の実行画面

本研究で用いる屋内避難シミュレーションでは Agent-based Simulation を採用している。エージェントとは「感覚 (sensors) を通して環境 (environment) を知覚 (percepts) し，作動装置 (actuator) を通して環境に働きかける (actions) もの」[1]であり，本シミュレーションでは各避難者をエージェントとして捉え，互いに影響を与え合いながら行動を決定するモデルを構築している。

2.3. 人工ポテンシャル法

人工ポテンシャル法とは仮想の人工的な重力場を定義し，その重力場によってエージェントが移動先を決定するシミュレーションモデルである。人工ポテンシャルとして目的地からの引力・障害物からの斥力を定義し，その合力に従いエージェントは進行方向，移動距離を計算する。

2.4. Social Force Model

Social Force Model は Helbing, Molnar によって 1995 年に発表されたモデルで歩行者シミュレーションに利用されることが多い。[2] 人と人，あるいは人と環境の間に現実には存在しない Social Force という仮想的な力を考え，この力により，歩行者は移動すると仮定したモデルである。Social Force Model における仮想的な力として以下の 4 種類が挙げられる。

- 理想速度に近づける加速力
- 他者からの斥力
- 他者や物体からの引力
- 壁などの環境からの斥力

これらの仮想的な力の合力を各歩行者に当てはめた運動方程式は以下ようになる。

$$m_i \frac{dv_i}{dt} = m_i \frac{v_i^0(t)e_i^0(t) - v_i(t)}{\tau_i} + \sum_{j(\neq i)} f_{ij} + \sum_w f_{iw} \quad (1)$$

2.5. Reciprocal Velocity Obstacles

Reciprocal Velocity Obstacles は Van den Berg らによって 2008 年に発表されたマルチエージェントでの衝突回避モデルである。Reciprocal Velocity Obstacles ではまず Velocity Obstacles を定義する。Velocity Obstacles $VO_B^A(v_B)$ はエージェント A, B において A と B が衝突するような，B に対する A の相対速度の集合である。位置 P から v 方向への半直線を $\lambda(p, v) = \{p + tv | t \geq 0\}$ と定義した場合 Velocity Obstacle 以下の式で定義される。

$$VO_B^A(v_B) = \{v_A | \lambda(p_A, v_A - v_B) \cap B \oplus -A \neq \emptyset\} \quad (2)$$

エージェント A, B の速度を v_A, v_B とすると Velocity Obstacle の定義から $v_A - v_B \notin VO_B^A(v_B)$ が成り立てば A と B は衝突しないことがわかる。

Velocity Obstacle を改善したものが Reciprocal Velocity Obstacles $RVO_B^A(v_B, v_A)$ である。現在の速度を v_A ，VO 外の速度を $v_{A'}$ としたとき Reciprocal Velocity Obstacles は以下の式で定義される。

$$RVO_B^A(v_B, v_A) = \{v_{A'} | 2v_{A'} - v_A \in VO_B^A(v_B)\} \quad (3)$$

これは $\frac{v_A + v_{A'}}{2}$ となるような VO を選択していることに等しい。

また、エージェント B が集合 V_B から速度を選択する場合エージェント A の Collision avoiding 速度は以下の式で定義させる。

$$CA_B^A(V_B) = \{v | v \notin VO_B^A(v_B) \oplus V_B\} \quad (4)$$

$V_A \subseteq CA_B^A(V_B)$ と $V_B \subseteq CA_A^B(V_A)$ が成立する場合の V_A と V_B のペアを reciprocally collision avoidin を呼ぶ。さらに $V_A = CA_B^A(V_B)$ と $V_B = CA_A^B(V_A)$ が成り立つとき reciprocally maximal という。reciprocally maximal となるペアは無数に存在するが、そのうち現在速度に最も近くかつ選択可能な速度の数を最大にする V_A と V_B のペアを選択することを Optimal Reciprocal Collision Avoidance という。

3. 提案・設計

3.1. Social Force Model の拡張

(1) の Social Force Model の力学式のみでは避難シミュレーションにおける避難者モデルの構築には不十分である。(1) 式ではシミュレーション中の全てのエージェントから力を受けてしまうが、実際には力を受けるエージェントを識別しなくてはならない。つまり、エージェントに知覚する要素を追加しなくてはならない。また、避難者モデルとして構築するために避難者としての行動特性を取り入れる必要がある。

エージェントの知覚要素として視野を導入した。(図 2) この視野内に入ったエージェントからのみ力を受ける。さらにエージェントの密度が高い場合の押し合いを想定し、周囲の近接した距離に他のエージェントが存在した場合は視野に関係なく知覚するようにした。(図 3)

避難者モデルとしての行動特性として、煙への反応と誘導員への追従行動を追加した。煙というのは本来ならば災害モデルとして構築する必要があるが、本研究では災害モデルは扱っていないので簡易的に煙を想定して実装した。避難者は煙の中など視界の悪いところでは速度を落とすという行動特性が知られている。[?]

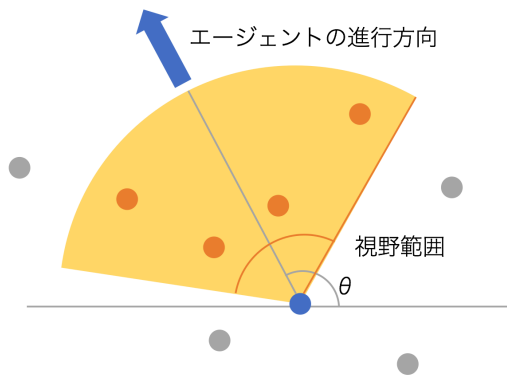


図 2: 視野の導入

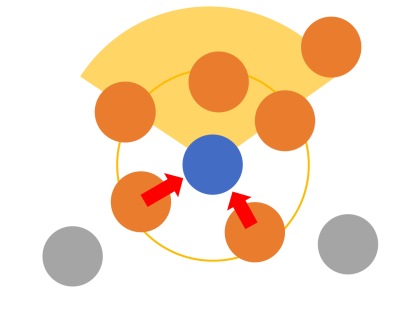


図 3: 周囲の考慮

3.2. エージェントの非密集状況と密集状況によるモデルの切り替え

群衆として歩行者を扱う場合、歩行者は周囲の歩行者の影響を受け複雑な振り舞いをする。歩行者の密集状況では歩行速度が遅くなるなどの変化が考えられる。これらの現象をシミュレーションで再現するために非密集モードと密集モードを定義し、モデルを切り替える。モードの切替には周囲のエージェ

ントの密度情報を利用し動的に切り替える。これにより通常は非密集モードであるが出口付近などエージェントの滞留などを検知すると密集モードに切り替え、適切な振る舞いをするようにできる。

3.2..1 非密集モードにおけるモデル

非密集モードでは周囲のエージェントの影響を受けにくく、目的地に向けて進行することができるので特別な拡張を行わず基本的なモデルを用いる。

3.2..2 密集モードにおけるモデル

密集モードでは周囲のエージェントの影響を受け、歩行速度が低下したり少しでも空いている場所へ移動するために隙間を見つけその方向に移動するなどの特徴的な振る舞いが考えられる。

密集状況において少しでも混雑を避け、空いている空間に移動するようなモデルを設計する。まず、モデルは進行方向に対して滞留があるかを判断するため、理想的な進行方向に他のエージェントが存在するかを検出する。進行方向上の他のエージェントとの距離が閾値以下の場合に左右への回避行動を検討する。回避行動とは密度の低い空間を探索し進行方向を動的に変更することである。そのためにエージェントの視覚の左側と右側、つまり左 60 度と右 60 度の範囲内で最も近い位置にいる他のエージェントを検出する。そのエージェントとの距離が理想的な進行方向にいる他のエージェントとの距離より小さい場合に進行方向を変更し滞留の回避を行う。

3.3. データ駆動シミュレーション

避難シミュレーションに用いる避難者モデルには様々なパラメータが必要になる。このパラメータを最適化するために実際のデータをもとにしパラメータを調整する。実データによるパラメータの最適化の手順は以下の 3 つである。

1. 映像のトラッキングによる実データの振る舞いの抽出
2. パラメータを変化させた場合の振る舞いの蓄積
3. 実際の振る舞いと蓄積した振る舞いを比較し、差異が最小となるパラメータを探索

手順 1 では実際のデータを画像解析によりトラッキングし、歩行者の振る舞いとして時系列の軌跡データを抽出する。映像データをトラッキングする際、非密集状況ではエージェントの歩行速度が比較的に早い場合パーティクルフィルタ法などのトラッキング手法が必要と考えられる。一方、密集状況では歩行速度は遅くなるため簡易的にトラッキングを行うことが可能である。

手順 2 ではシミュレーションに対して設定するパラメータの値を変化させ、各値に対しての振る舞いを時系列の軌跡データとして蓄積しておく。

手順 3 には手順 1 で抽出した軌跡データと手順 2 で蓄積した軌跡データを比較し、差異が最小となるパラメータを探索する。軌跡データの比較に関しては各時刻において、実データとシミュレーションデータの軌跡の二次元座標の距離の平均自乗誤差を用いた。(図 4)

手順 2, 手順 3 を繰り返すことによりパラメータを最適化する。

4. 評価

4.1. Social Force Model の拡張の評価

Social Force Model に行った拡張の評価として、現実の群集行動として一般的に観測されるアーチ状の滞留とレーン状の対面交差をシミュレーションし比較した。

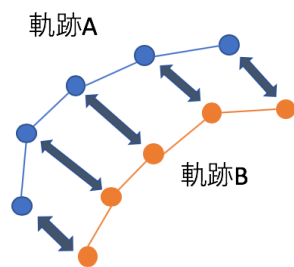


図 4: 軌跡データの比較

4.1..1 出口付近のアーチ状の滞留の形成

一般的に一箇所の出口に人が殺到するとアーチ状に滞留が形成されることが知られている。この状況を拡張の導入前と導入後でシミュレーションしアーチの再現度を比較した。(図 5) シミュレーションの状況は 120 人の群衆を同時に出口へ向かうように設定した。

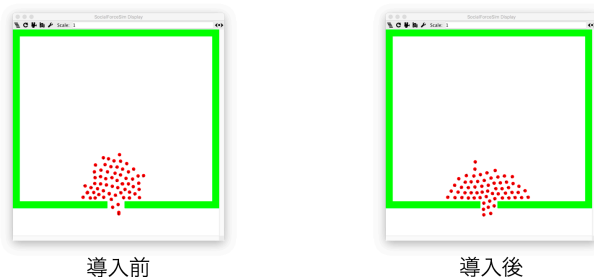


図 5: アーチ状の滞留の形成

実験結果(図 6) から導入前ではアーチの再現度のピークも低く、その後アーチの形状が崩れてしまっていることがわかる。一方、導入後ではアーチの再現度のピークも高くなり、そのままアーチを保つことができている。拡張機能の追加により群集行動の再現の改善が確認できた。

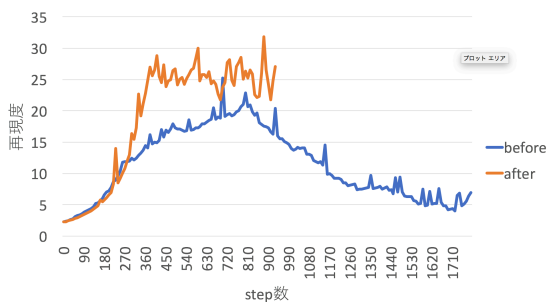


図 6: 比較結果

4.1..2 対面交差時のレーンによる流れ

一般的に 2 つの群衆が対面交差する場合、それぞれの群衆がレーン状に並び交差することが知られている。この状況を拡張の導入前と導入後でシミュレーションし、対面時の滞留度合いとレーンの形成度合いを比較した。(図 7) シミュレーションの状況は同一通路上でそれぞれ 60 人の群衆 A と群衆 B を同時に対面交差するよう設定した。

滞留度合いの実験結果(図 8) から導入前は滞留が起こってしまっていたが、導入後は滞留がなくなりスムーズに対面交差が行われていることがわかる。

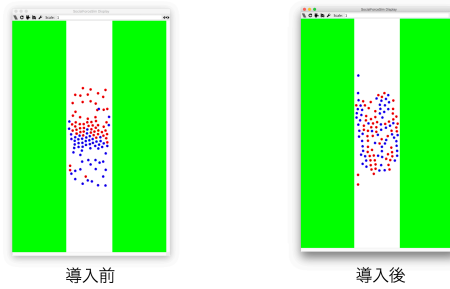


図 7: 対面交差時のレーンの形成

レーンの形成度合いの実験結果(図??)では、導入前では群衆 A と群衆 B の x 座標が散らばっているが、導入後では群衆 A が集中している x 座標、群衆 B が集中している x 座標が観測できレーンの形成が確認できた。

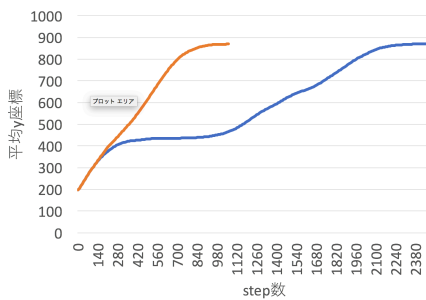


図 8: 比較結果 (滞留度合い)

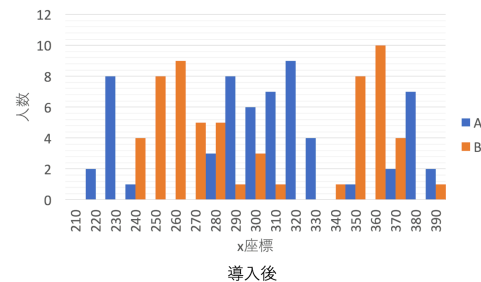
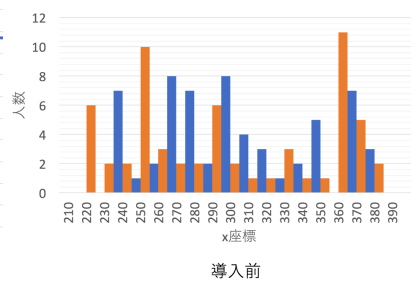


図 9: 比較結果 (レーンの形成度合い)

4.2. データ駆動シミュレーションの評価

4.2.1 エージェントの非密集状態でのパラメータ最適化

単一エージェントによる非密集状態でのパラメータ最適化する。本実験では歩行者の実データが入手できなかったため、代わりに人工的に作成したエージェントの軌跡データを利用して実験を行った。

シミュレーションのシチュエーションは単一エージェントが障害物を避けゴールまで進行すると設定した。このシミュレーションではエージェントの振る舞いに影響を与えるパラメータは物体からの斥力である。よって、パラメータの最適化対象は物体からの斥力の係数とした。

パラメータの値を 100 から 1000 まで 50 ずつ増加させシミュレーションを行った結果が図 10 である。この結果からパラメータの値が 400 から 500 の付近で軌跡データの平均自乗誤差が最小になることが読み取れる。更に詳細なパラメータを求めるために値を 400 から 500 まで 10 ずつ増加させたシミュレーションを行った結果が図 11 である。この結果からパラメータの値が 460 のときに軌跡データの平均自乗誤差が最小化することができた。

5. まとめ

Social Force Model を拡張することにより群衆時の歩行者行動をより適切にシミュレーションすることが可能となった。また、非密集状態においてデータを用いたパラメータの最適化を行うことにより近い振る舞いをするモデルの構築が可能であることが確認できた。

参考文献

- [1] Stuart J. Russell, Peter Norvig, “Artificial Intelligence A Modern Approach,” SECOND EDITION, Pearson Education, 2002.

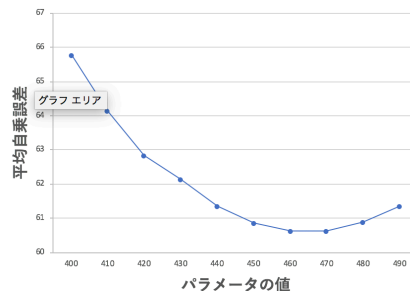
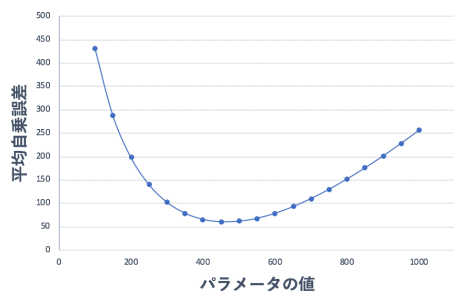


図 10: パラメータの値と軌跡の平均自乗誤差 図 11: パラメータの値と軌跡の平均自乗誤差 (詳細)

- [2] Helbing, D., Molnar, P., “Social force model for pedestrian dynamics., ” Physical review E, 51(5):4282.
- [3] Van den Berg, Jur and Lin, Ming and Manocha, Dinesh, “Reciprocal velocity obstacles for real-time multi-agent navigation, Robotics and Automation, 2008. ICRA 2008. IEEE International Conference on, 1928–1935 page, 2008.
- [4] Van Den Berg, Jur and Patil, Sachin and Sewall, Jason and Manocha, Dinesh and Lin, Ming, “Interactive navigation of multiple agents in crowded environments, Proceedings of the 2008 symposium on Interactive 3D graphics and games, 139–147 pages, 2008.
- [5] Van Den Berg, Jur and Guy, Stephen J and Lin, Ming and Manocha, Dinesh, “Reciprocal n-body collision avoidance, Robotics research, 3–19 pages, 2011.
- [6] 龍宇涛, 狩野均, “密度情報を用いた人混みシミュレーションのための衝突回避アルゴリズム,” 情報処理学会研究報告, number 14,1-06 ページ, 2014.
- [7] Lee, Kang Hoon and Choi, Myung Geol and Hong, Qyoun and Lee, Jehee, “Group behavior from video: a data-driven approach to crowd simulation, Proceedings of the 2007 ACM SIGGRAPH/Eurographics symposium on Computer animation,109–118 page, 2007.
- [8] Zhong, Jinghui and Cai, Wentong and Luo, Linbo and Yin, Haiyan, “Learning behavior patterns from video: a data-driven framework for agent-based crowd modeling, Proceedings of the 2015 International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems,801–809 page, 2015.
- [9] Bera, Aniket and Kim, Sujeong and Manocha, Dinesh, “Efficient trajectory extraction and parameter learning for data-driven crowd simulation, Proceedings of the 41st Graphics Interface Conference,65–72 page, 2015.
- [10] Sharma, Rahul and Guha, Tanaya, “A trajectory clustering approach to crowd flow segmentation in videos, Image Processing (ICIP), 2016 IEEE International Conference on,1200–1204 page, 2016.