情報処理学会論文誌　数理モデル化と応用　Vol. 1　No. 1　136–148 (Sep. 2008)

複雑ネットワークを用いた新しい群集シミュレーション手法

山　出　真　也[†1,*1]　白　山　　晋[†2]

群集シミュレーションは，多粒子近似のような粒子系の方法やセル・オートマトンのような空間中心の方法で行われることが多い．粒子系の方法の多くは，粒子数の増加にともない計算量が膨大なものになる．また，計算パラメータ依存性も大きいことが知られている．このため，空間中心の方法に推移している．一方，空間中心の方法では，移動制約のため，現実に生じる群集行動のパターンを再現することが難しいとされる．そこで，複雑な空間の境界形状を扱うことが難しい空間中心の方法にネットワーク構造を導入することによって，従来の空間中心の方法に比べ移動制約が少なく，複雑な境界形状に柔軟に対応できる新しい方法を提案する．2 つの数値実験によって，従来の方法ではとらえることが難しかった群集行動の多様なパターンが得られることを示す．

A New Method of Crowd Simulation Using Complex Networks

Shinya Yamade[†1,*1] and Susumu Shirayama[†2]

Considerable research has been done on the topic of crowd simulation using different models. The typical models of crowd behavior are based on molecular dynamics methods, or cellular automata. Recently, the latter model is mainly used because the former model has problems of complexity, and of parameter-dependence. However, the cellular automata-model includes constraint of movement. It is shown that the constraint causes problems in reproducing realistic patterns of crowd behavior. In addition, the cellular-automata model has difficulty in adapting a complex space. To solve such problems, we introduce network structure to the cellular automata-model. The result of simulations indicates that our model is a good tool to reproduce many patterns of crowd behavior.

1. はじめに

群集事故の調査，大規模施設における群集の回遊行動に対する安全性の検討，災害時の群集誘導等の要請から，群集行動の分析が行われている．そのような分析は，住宅や商店舗，あるいは都市計画といった分野を中心に従来より行われていたが，手法としては人手で行うことが中心であり，少数のサンプル（施設の利用客など）の追跡調査結果に経験的知見をあわせて分析を行うものであった．対象とする空間が大規模で複雑な場合，あるいは大規模化した群集の場合，それを人手で行うことは困難になる．このため，群集シミュレーションによって群集行動の分析が一般的になりつつある[1),2)]．

そのような群集シミュレーションでは，人間，動物などの個体を計算要素とし，多粒子近似を代表とするラグランジュ的な方法[3),4)]と，セルオートマトン（CA: Cellular Automaton）[5)–7)]や流体近似のようなオイラー的な方法によって時間発展的に計算が進められることが多い．本稿では前者を粒子系の方法，後者を空間中心の方法と呼ぶことにする．前者は決定論的な力学モデルに基づくものが多く，後者は CA のカテゴリとして扱われることが多い．一方，個体の相互関係に基づくルールや，環境からの行動ルールを加え，個体の状態を変化させ，その変化を行動に反映させる場合もあり，マルチエージェントシミュレーション（MAS: Multi Agent Simulation）として扱われることもある．前者の代表である Reynolds の Boids モデル[8)]は MAS の範疇で扱われている[9)]．また，CA に関しても同様である[10)]．本稿でも MAS の立場をとり，個体を表現する計算要素をエージェントと呼び，位置などのエージェントの属性を変化させる支配方程式，あるいはルールを推移則と呼ぶことにする．

群集行動は解明されていないことも多く，複雑であることから，現実に生じる現象を分析することは容易ではない．このため，群集シミュレーションでは，計算パラメータを変更しながら計算を遂行し，結果の可視化等によって群集のパターンを表出し，現実に起こると考えられるパターンを絞り込み，何かしらの指標で評価を行うという手続きになることが多い．これまでの研究例を調べると，粒子系の方が多くのパターンが生じることが分かる．しかし，パラメータ空間が大きく，パターンが非常に複雑になることも多く，結果から有用な

†1 東京大学大学院工学系研究科
School of Engineering, The University of Tokyo
†2 東京大学人工物工学研究センター
RACE, The University of Tokyo
*1 現在，株式会社フィーチャーアーキテクト
Presently with FUTURE Architect

© 2008 Information Processing Society of Japan

パターンを絞り込むことが難しい．

一方，空間中心の方法では，移動制約の問題（移動方向と移動速度の制約）から生じるパターンが限定されることが多く，この場合も有用なパターンを得ることは容易ではない．また，複雑境界形状の扱いが難しいという課題も存在する．移動制約問題に関しては，いくつかの解決法が提案されている[11),12)]．解決には至っているとはいえないが，粒子系の方法に比べ計算パラメータは少なく，推移則が簡潔に記述でき効率性に優れることから，近年の群集シミュレーションの多くが空間中心の方法を採用するようになっている．

本稿では，従来の空間中心の方法に比べ移動制約が少なく，複雑な境界形状に柔軟に対応できる方法を提案する．空間分割をネットワークで行い，正方格子や三角格子を用いた CA 法を拡張するというものである．また，群集行動のパターンを表出させる可視化法についても検討する．

提案手法によって群集シミュレーションを行い，様々な群集行動のパターンが表出できることを示し，生じうる群集動線を顕在化させる可能性について言及する．

2. 関 連 研 究

群集シミュレーションでは，排除体積（人間が排他的に占有する体積），体重，移動速度などといった個々の人間のモデル化を行うだけではなく，『人間は群集の中では他人の行動に追従する傾向が見られる』といった，群集中の人間に特有の現象をモデル化する必要がある．また，エージェントの移動方法にそのような群集行動モデルを適用するとともに，エージェントが移動する空間（環境）の表現方法を考える必要がある．以下，既存手法について特徴と問題点をまとめる．

2.1 粒子系の方法

粒子系の方法では，**図 1** に示すようにエージェント間の相互作用と環境からの作用によって，各々のエージェントの状態が決まり，移動する．あるエージェントは，他のすべてのエージェントとの相互作用の結果に環境からの影響を加えて，問題ごとに決められた推移則に従って連続的に移動する．右図の B と C に示すようにエージェント同士の衝突や，境界との衝突（図中の A）を考慮する必要がある．

Reynolds によって提案された Boids モデル[8)]，Helbing らによって提案された Social Force Model[13)]，高柳らの POV モデル（Pedestrian's Optimum Velocity Model）[14)] などがその代表例である．Helbing らは，避難という状況下において，普段より速く移動する，身体接触が増える，他人の行動に追従する，複数の出口がある場合，出口が活用されなくなるなどの，社会学，あるいは経験則や工学的見地から得られた人間の行動の特徴[15)–17)] を抽出し，その特徴を再現するモデルとして Social Force Model を提案している[13)]．MAS という見方でみると，エージェント i が以下の推移則によって移動するモデルである．

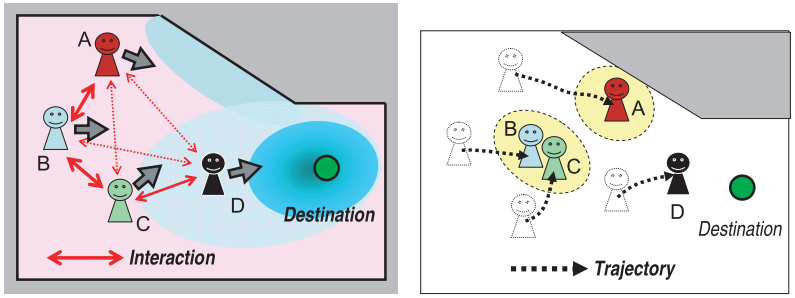

図 1　粒子系の方法の概念図
Fig. 1　Schema of a particle-based approach.

$$m_i \frac{d\mathbf{v}_i}{dt} = m_i \frac{v_i^0(t)\mathbf{e}_i^0(t) - \mathbf{v}_i(t)}{\tau_i} + \sum_{j(\neq i)} \mathbf{f}_{ij} + \sum_W \mathbf{f}_{iW},$$

$$\mathbf{e}_i^0(t) = \frac{(1-p_i)\mathbf{e}_i + p_i \left\langle \mathbf{e}_j^0(t) \right\rangle_i}{\left| ((1-p_i)\mathbf{e}_i + p_i \left\langle \mathbf{e}_j^0(t) \right\rangle_i) \right|} \tag{1}$$

ここで，m_i はエージェント i の質量，$\mathbf{v}_i$ は速度ベクトル，v_i^0 は i のまわりのエージェントの速度の平均，$\mathbf{e}_i$ はエージェント i の目的方向への方向ベクトル，$< \mathbf{e}_j^0 >_i$ はまわりのエージェント j の方向ベクトルの平均，τ_i は緩和時間のステップ幅である．また，$\mathbf{f}_{ij}$ はエージェント j から受ける力，$\mathbf{f}_{iW}$ はエージェントが境界（壁）から受ける力である．さらに，パラメータ p_i によってエージェント i 自身の行動と他エージェントの行動への追従の割合を決定している．

高柳らは，群集中の人間には，追跡相（前方歩行者に追いつくために追跡している状態）と追従相（前方歩行者との距離を一定に保持しようとする状態）の 2 状態があること，2 状態が群集密度に応じて安定すること，2 状態の遷移によって局所的に高い群集密度を保つことを明らかにし，この群集行動を最適速度保持行動と名付けた[18),19)]．この最適速度保持行動を再現するものが POV モデルである[14)]．エージェント i と j の間の速度ポテンシャル U を，

© 2008 Information Processing Society of Japan

$$U(r_{ij}) = e^{-2\alpha(r_{ij}-\delta)} - 2e^{-\alpha(r_{ij}-\delta)} - \lambda e^{-\beta(r_{ij}-\gamma)^2} \tag{2}$$

とする．ここで，r_{ij} は i と j の距離である．係数 α，β，γ，δ，λ は，理論的な考察と実験データから求めている．エージェント i の速度 $\mathbf{v}_i$ は，

$$m_i \frac{d\mathbf{v}_i}{dt} = \frac{\partial U(r_{ij})}{\partial \mathbf{r}} \tag{3}$$

で求められる．

これらの方法においては N 個のエージェントの移動は N 体問題となる．働く力の範囲の限定や，バケット法などの計算量を低減するアルゴリズム，並列計算による高速化などの方法によって計算時間の短縮は可能になるが，基本的には計算時間の問題が存在する．

2.2　空間中心の方法

空間中心の方法は，各エージェントの移動と相互作用をその記述を簡便にする方法である．エージェントは与えられた推移則に従って格子上（セル上）を移動する．その際，相互作用は近傍にあるエージェント同士のみで考えられることが多い（**図 2**）．また，環境からの作用は格子に対して与えられることが多い．

Muramatsu らは，Biased Random Walk によって対向群集流のシミュレーションを行っている[7),20)]．Biased Random Walk は，エージェントが特定の方向に移動する場合を想定したランダムウォークの一種である．エージェントの上下左右の 4 方向の移動を，目的方向と逆の方向を除く，3 方向に確率的に移動するというものである．他の代表的なモデルに，Burstedde らによって提案された Floor Field Model[21)] がある．また，図 2 右図の B と C に示すようにエージェント同士の衝突が頻繁に起こるため，その処理の方法が問題となる．Kirchner らは，摩擦パラメータ μ によってこの問題を解決している[22)]．

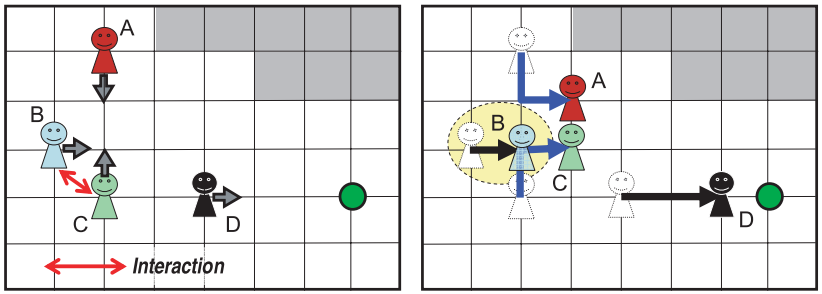

図 2　空間中心の方法の概念図
Fig. 2　Schema of a space-centered approach.

空間中心の方法の問題点はエージェントの移動方向と一ステップあたりの移動距離の制約，および複雑な境界形状を持つ移動領域の扱いの難しさにある．たとえば，斜め方向の移動が表現できないというものである．これらの問題を解決するために，Yamamoto らは，実数型格子ガス法[23)] の考えを利用し，RCA（Real-coded Cellular Automata）法を提案した[11)]．エージェントを自由に移動させるが，確率的処理で格子上に振り分けるというものである．移動制約は緩和されるが，格子に基づくため複雑な境界形状を扱うことは難しく，またエージェント同士，エージェントと境界の衝突判定処理が複雑になるといった問題を生じる．Weifeng らの CA に異なる移動速度を導入した方法[12)] においても同様の問題が生じることが予想される．

2.3　既存手法の特徴と課題

粒子系の方法の特徴と問題点をまとめると以下のようである．

A)　エージェントの移動の自由度は大きく，様々な問題に柔軟に対応できる．また，多種多様なパターンの表出が期待できる．

B)　一方，エージェント同士の相互作用による移動や意思決定に関する局所的なルールの記述は複雑なものになる．

C)　B) に関連するが，エージェントの増加にともない計算量が膨大なものになる．

D)　エージェント数が数体以上になると個々のエージェントの挙動がカオス的になる可能性がある[24)]．

D)，および計算パラメータ依存性のために，シミュレーションの結果として表出する群集行動のパターンを現実の群集行動のものと合わせること，あるいは比較することが困難である．

空間中心の方法では，粒子系の方法に比べ推移則が簡潔に記述できることが特徴的である．一方，空間中心の方法においては，以下の問題点が指摘されている．

E)　エージェントの移動が制約されるため，現実に生じる群集行動のパターンを再現することが難しい．

F)　E) に関連するが，近傍の移動に対する等方性や一様性が確保されない．問題によっては，異方性や非一様性が必要になるがそれを設定できない．

G)　複雑な空間の境界形状を扱うことが難しい．

特に，エージェント移動の制約の問題は大きい．たとえば，一般的な正方格子を利用した

© 2008 Information Processing Society of Japan

セルオートマトン法においては，斜め方向へ移動する場合，現実の挙動とエージェントの挙動が合わないという問題がある．この問題を解決するために六角格子系の CA や RCA[11] が提案されている．しかしながら，六角格子は移動方向が増えるが 6 方向に限定され，それ以外の方向への移動は不正確になる．一方，RCA は，任意方向へ任意速度でエージェントを移動させ，その後，確率的に格子点上にエージェントを振り分けるというものであり，斜め方向への移動を統計的には正確に表現できる．しかしながら，RCA は正方格子に基づくため，デッドロック状態が CA と同様に生じる．繰返しになるが，複雑な空間形状を扱うことも難しい．

エージェント間の相互作用に関連する大きな問題の 1 つがデッドロック状態の生起である．エージェントが移動に用いるセルと，相互作用に用いるセルは，基本的に同じセルであるため，正方格子を用いる CA 法では，相互作用も上下左右に限定される．複数のエージェントが近傍に存在する場合，移動できないという状態に陥る場合がある．この問題を解決するための 1 つの方法として移動先を増やすことが考えられる．六角格子系の CA が 1 つの方法であるが，先述した問題が生じる．空間中心の方法に関しては E) から G) を同時に解決する可能性のある方法は提案されていない．

3. 提案手法

本稿では，空間中心の方法の問題を解決するようなモデルの提案を行う．具体的には，空間中心の方法にネットワーク構造を導入するものである．提案手法は，

(i)　移動空間のネットワークによる空間分割（離散化）

(ii)　ネットワーク上でのエージェントの移動モデル

(iii)　群集行動パターンの可視化

の 3 つからなる．以下に，それぞれを説明する．

3.1 移動空間のネットワークによる離散化

はじめに，対象となる領域（**図 3** 左図）にノードとリンクを配置し，エージェントが移動できる領域（以降，移動領域と呼ぶ）をネットワークによって構成する（図 3 右図）．このネットワークは，ネットワークの生成手法とネットワークの統計的指標で特徴付けられる．

ここで，用いるネットワークの諸量を定義しておく．総ノード数を n，総リンク数を m，あるノードを v_i で示す．v_i に接続する k_i 個のノードを近接ノードと呼び，その集合を V_i で示す．また，k_i は次数である．次数分布を $p(k)$ とし，平均次数を $< k >= \Sigma kp(k)$，次数の自乗平均を $< k^2 >= \Sigma k^2 p(k)$ とする．本稿では，Zimmerman らに従い，正規化した

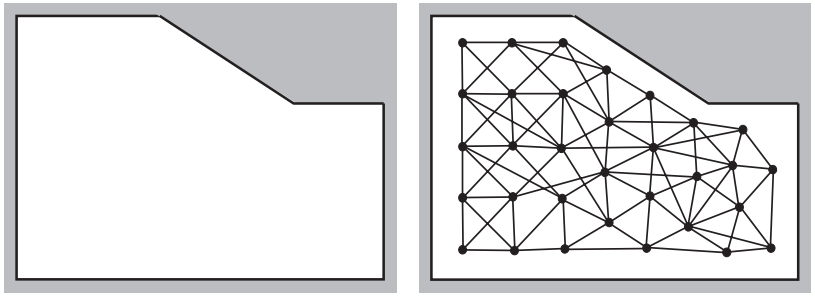

図 3　ネットワークによる空間分割（離散化）
Fig. 3　Descritization of space into a network.

次数分散：

$$va = \{< k^2 > - < k >^2\}/ < k > \tag{4}$$

を統計的指標として採用する[33]．また，あるリンクを e_i で示し，その物理的な長さ（リンク長さと呼ぶ）を Δl_i とする．平均リンク長さ $< \Delta l >$（$< \Delta l >= \Sigma_i \Delta l_i/m$）と，リンク長さの分散 va_l（$va_l = \Sigma_i(\Delta l_i - < \Delta l >)^2/m$）を統計的指標とする．さらに，あるノードから一定距離をリンク半径と呼び，その大きさを s で表す．

提案するネットワークの生成法は後述する 2 つである．両者において，ノードの配置はエージェントの排除体積，リンクは 1 ステップあたりの移動距離を考慮して決定する．具体的には，ノードが互いに接近しすぎる配置や，一定以上の距離にあるノードに対してリンクを生成するようなことはしない．本稿では，リンク半径 s を後述する基準ネットワークのリンク長さの 3 倍以下としている．

3.1.1 ネットワークモデルによるネットワーク生成

1 つ目の方法は，ネットワークモデルを利用するものである．はじめに，**図 4** 左図に示すように基準となるネットワークを格子に基づいて生成する（基準ネットワークと呼ぶ）．この際，図中の A で示すように排除体積を考慮してノードを配置する．次に必要な領域にノードを加え，ネットワークモデルによってリンク構造を改変することでシミュレーションに利用するネットワークを生成する（図 4 右図）．

ネットワークモデルとしては主として以下の 3 つのものを用いている．

(A)　L-修正 WS モデル

Watts らによって提案された WS モデル[25] を修正したモデルである．確率 p と正方格子の

© 2008 Information Processing Society of Japan

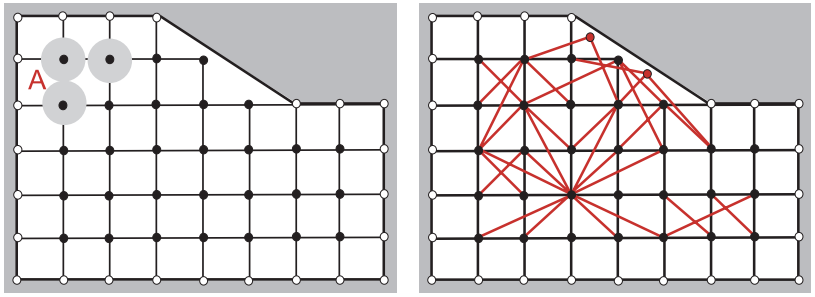

図 4　ネットワークモデルによるネットワーク生成
Fig. 4　Generation of the network by a network model.

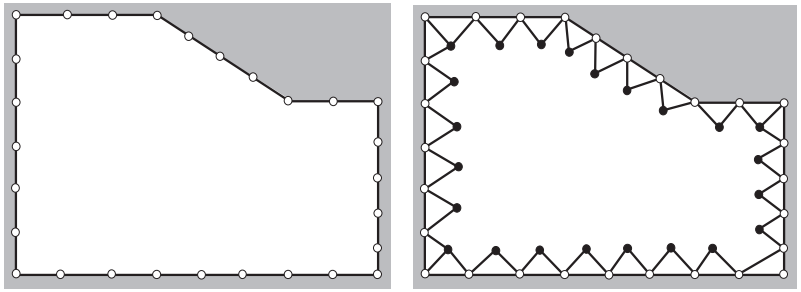

図 5　AFM による基準ネットワークの生成
Fig. 5　Generating a based network by AFM.

m を用いて，正方格子に mp 本のランダムなリンク（ショートカット）を追加する．ショートカットの長さの最大値をリンク半径 s とし，その値よりも短い長さのショートカットを追加していく．

(B)　L-Sandar モデル

Sandar らのモデル[26] を利用し，基準ネットワークから割合 p_s のノードを選び，そのノードからのリンク半径 s 内にあるノードすべてにリンクを生成するという方法でネットワークを改変する．

(C)　L-優先的選択 WS（L-PAWS）モデル

修正 WS モデルに対し，優先的選択のアルゴリズムを加えることで，平均次数を変えずに次数の分散を制御する．ショートカットを追加するプロセスを以下に示す．

(a)　優先的選択によりショートカットの端点となるノードの選択を行う．ノードがリンクの端点として選ばれる確率 $\Pi(v_i)$ を式 (3) に示す．ここで，α は優先的選択の強さを表すパラメータである．

$$\prod(v_i) = (k_i)^\alpha / \sum_j (k_j)^\alpha \tag{5}$$

(b)　優先的選択によって選ばれたノードから，s よりも近い距離に存在するノードをランダムに選択し，その 2 つのノード間にリンクを生成する．

(c)　(a) と (b) を基準ネットワークに対して割合 p のショートカットが追加されるまで行う．

このネットワークモデルを優先的選択（Preferential Attached Watts-Strogatz: PAWS）モデルと呼ぶ．

3.1.2　前進先端法によるネットワーク生成

2 つ目は，非構造格子生成法の 1 つである前進先端法によって基準ネットワークを生成し，それを変更することでネットワーク生成を行うものである．

前進先端法（Advancing Front Method: AFM）は，要素形成の先端を境界から領域内部へと順次前進させていく方法で，すべての領域が要素で埋め尽くされるまで前進を続ける（**図 5** に第 1 段階を模式的に示す）．本稿では，Peraire らのアルゴリズム[27] を用い，エージェントの排除体積，リンク長さをを考慮して，非構造格子を生成する．生成したネットワークを基準ネットワークとする．

(A)　AFM-修正 WS モデル

AFM で生成したネットワークを基準とし，mp 本のリンクをランダムにショートカットとして追加する．リンクの長さの上限はリンク半径 s としている．

(B)　AFM-Sandar モデル

このモデルは，AFM-修正 WS モデルと同様に，AFM と物理的な長さに着目したネットワークモデルを組み合わせたネットワークである．正方格子の場合と同様に，ネットワーク中から一定割合のノードを選び，そのノードから一定距離（リンク半径 s により制御する）内にあるノードすべてにリンクを張る．

(C)　AFM-PAWS モデル

このモデルは，AFM に，優先的選択によるショートカット追加のアルゴリズムを加えたネットワークである．正方格子の場合と同様に，ショートカット割合 p，リンク半径 s，優先的選択の強さを表すパラメータ α によってショートカットの追加を行う．

© 2008 Information Processing Society of Japan

3.2　ネットワーク上の移動モデル

エージェントは**図 6** に示すようにある移動モデルに従ってリンクを経由しノード上を移動するものとする．ノード v_i の座標を $\mathbf{r}_i$ とする．また，ノード v_i は状態量 q_i を持つものとする．本稿では，ノード v_i にエージェントが存在する場合を，式 (6) のように q_i にエージェントの識別番号 α を与えることで示す．エージェントが存在しない場合は，$q_i = 0$ とする．

$$q_i = \alpha \qquad (\alpha = 1, 2, ..., M) \tag{6}$$

ここで，M はエージェントの総数である．ノード v_i 上のエージェントが v_j へ移動する場合は，$q_j = q_i$ とした後に $q_i = 0$ とおく．

本稿では，Burstedde らによって提案された Floor Field Model[21] をネットワークに拡張したものを移動モデルとする．はじめに，各ノードに人や障害物といった状態量とは別にフロアフィールドという状態量を持たせる．以降，フロアフィールドを FF で示す．エージェントは自分のいるノードの近傍にあるノードの FF 値により，確率的に移動先のノードを決定する．あるノードの FF は，人間の目的地への最短距離を通ろうとする性質をモデル化する静的なもの（静的 FF と記す）と，群集の中では他人の行動に追従する性質をモデル化する動的なもの（動的 FF と記す）で構成されるものとする．

ノード v_i の静的 FF を S_i^L とする．本稿では何種類かの静的 FF を扱う．上添字 L は識別するためのものである．静的 FF の例は，各ノードからの各目的地（L）までの距離である．静的 FF が減少するようにノードに移動しやすいというモデルの場合，目的地の座標を $\mathbf{r}^L$ とすると，

$$S_i^L = 1/(\left|\mathbf{r}^L - \mathbf{r}_i\right|^\beta + c_0) \tag{7}$$

というものが考えられる．ここで，β と c_0 は問題ごとに与える定数である．

動的 FF は時間的に変化するものとする．ある時間ステップのノード v_i の動的 FF を D_i^n で示す．他者への追従行動のモデル化は，エージェントは自分が 1 ステップ前にいたノードに足跡を残すことで行い，エージェントはこの足跡の多いノードへ移動しやすいものとする．ノード v_i から他のノードへ移動する際に，

$$D_i^n = D_i^{n-1} + sgn(q_i) \tag{8}$$

によって動的 FF を求める．ここで，$D_i^0 = 0$ とする．また，Burstedde らと同様に拡散，減衰を加える．拡散率を α，減衰率を δ とすると，拡散と減衰は次式で表される．

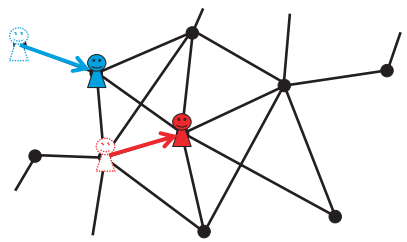

図 6　エージェントのネットワーク上の移動
Fig. 6　Movement of agents on the network.

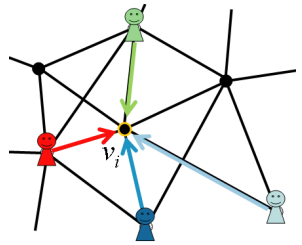

図 7　移動重複の問題
Fig. 7　A conflict of movements.

$$D_i^{n+1} = (1-\alpha)(1-\delta)D_i^n + \alpha\frac{(1-\delta)}{k_i}\sum_{v_j \in V_i} D_j^n \tag{9}$$

各ノードが移動先として選ばれる確率を，K を正規化定数，k_S，k_D を定数として次式で与える．

$$p_i = K\exp(k_D D_i)\exp(k_S S_i) \tag{10}$$

なお，移動候補先には現在いるノードは含めないものとする．

空間中心の方法では，**図 7** に示すように各ステップで複数のエージェントが同一のノードに移動するという重複の問題が生じる．本稿では，Kirchner らの提案した摩擦パラメータ[22] の導入によってこの問題を解決する．摩擦パラメータを μ（$0 \le \mu \le 1$）とする．重複ノード v_i において，0 から 1 の一様乱数 p を発生させ，$p \le \mu$ の場合はノード v_i を移動先に選択したエージェントはすべてそのままにする．$p > \mu$ の場合はランダムに 1 つのエージェントを選び移動させる．

3.3　拡張ピクセル露光法による可視化

エージェントの移動軌跡の可視化には重畳表示の問題が生じる．本稿では，Shirayama らによって開発されたベクトル場の可視化手法であるピクセル露光法（Pixel Exposure Method: PEM）[28] をエージェントの移動軌跡の可視化に拡張する（拡張ピクセル露光法と呼ぶ）．

エージェントに色（RGB 値）を与え，**図 8** に示すように，ある一定時間の間隔で仮想的なフィルム（ピクセル空間）にエージェントの移動軌跡を投影する．このように，ピクセルに RGB 値を加算して加え（露光すると称する），全体の RGB 値の分布を求める．その際に，図のようにエージェントの排除体積を加味した線幅を用いる．後述するように，エージェントは流入部等によって色分けされる．この可視化法を用いると，同一種のエージェン

© 2008 Information Processing Society of Japan

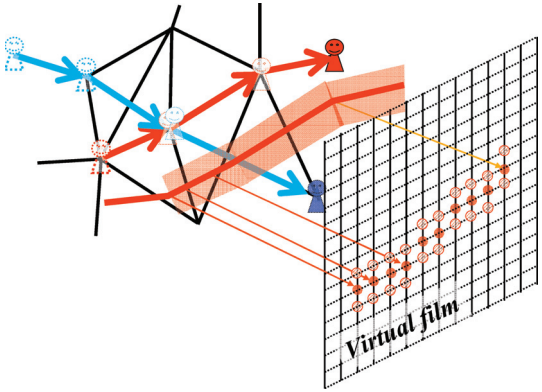

図 8　拡張ピクセル露光法の概念図
Fig. 8　Schema of the extended PEM.

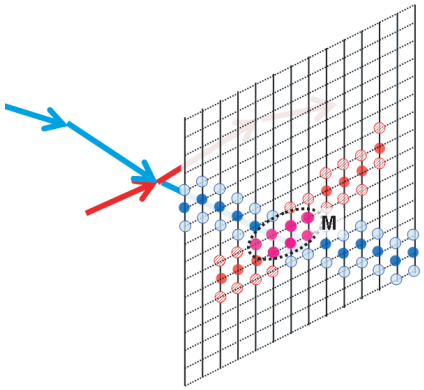

図 9　異なるエージェントの移動軌跡の重なり
Fig. 9　Overlap of trajectories of two different agents.

トの移動軌跡が重なる部分は，そのエージェントの色によってパターンが顕在化する．また，**図 9** の M の部分で示すように異なる RGB 値を持つエージェントの移動軌跡が重なった場合には，重なった部分のピクセルの色はそれぞれの移動軌跡の RGB 値を足し合わせたものとなる．この性質は，対向流等で観察される滞留現象の可視化に用いることができる．

4. 数値実験と考察

パターンの可視化を除き，10 回の試行の平均を結果として示す．正方格子，AFM 以外はそれぞれの試行においてネットワークも作り直している．パターンの可視化に関しては，10 回の試行中で頻出するパターンに着目することにした．

4.1 対向流シミュレーション

12 m × 6 m の通路を模した矩形の移動領域における群集の対向流に対するベンチマーク的問題[29] を扱う．文献 29) と同一の条件にするため，移動領域の左下端を原点とし，30 × 15 のセル空間（セルの大きさは 0.4 m）を用いる．また，これを 3.1.1 項の基準ネットワークとする．

$x = 0$ から x の正方向に，$x = 12$ から負方向に流動係数 0.6(人/m · s) でエージェントを流入させる．基準ネットワークに対するエージェントの移動速度を 1.3(m/s) とする．$x = 0$ からのものをエージェント A，$x = 12$ からのものをエージェント B で区別する．エージェント A は目的地 $\mathbf{r}^1 = (12, y)$ を，B は $\mathbf{r}^2 = (0, y)$ を目指して移動する．Floor Field Model のパラメータは，$\beta = 1.0$，$c_0 = 1.0$，$k_S = 2.0$，$k_D = 0.5$，$\mu = 0$ とする（式 (7) の分母は x 方向の距離とする）．

利用したネットワークは，正方格子，L-修正 WS モデル，L-Sandar モデル，L-PAWS モデル，AFM であり，ネットワークを変数 NW で表し，(ネットワークモデル，$< k >$，va，$< \Delta l >$, va_l）で特徴付ける．用いたネットワークの統計的指標を**表 1** に示す．$< \Delta l >$ は格子のリンク長を 1 として正規化している．

はじめに，$< \Delta l >$ がほぼ等しい 2 つのグループに注目する．グループ 1 を NW2（$p = 0.3$，$s = 1.5$），NW4（$p_s = 0.16$，$s = 1.5$），NW6（$p = 0.3$，$\alpha = -20$，$s = 1.5$），NW8（$p = 0.3$，$s = 1.5$，$\alpha = 2.7$）とし，グループ 2 を NW3（$p = 0.5$，$s = 1.5$），NW5（$p_s = 0.5$，$s = 1.5$），NW7（$p = 0.5$，$s = 1.5$，$\alpha = -20$），NW9（$p = 0.5$，$s = 1.5$，$\alpha = 2.7$）とする．グループ 1 とグループ 2 に，格子を加えた結果を**図 10** に示す．

評価関数として通路を通過した通算エージェント数を用いる．横軸は時間ステップ数，縦軸は評価関数の値である．ある一定時間以上ステップが進むと評価関数が一定値に近づく．領域のエージェント密度（ノード数に対する領域中のエージェント数の割合）が高くなり，エージェントの停留が生じるためである．現実に起こりうるパターンではあるが，その頻度は低いとされる．Floor Field Model の問題に起因する現象でもある．本稿では，評価関数グラフの傾きを考察する．正方格子の結果は，文献 29) と同様である．それ以外のものは，

© 2008 Information Processing Society of Japan

表 1　ネットワークの統計的指標
Table 1　Statistics of networks.

NW	Model	$< k >$	va	$< \Delta l >$	va_l
1	正方格子	3.81	0.17	1	0
2	L-修正 WS	4.95	1.23	1.10	0.030
3	L-修正 WS	5.71	1.60	1.13	0.038
4	L-Sandar	4.89	2.15	1.09	0.032
5	L-Sandar	5.69	2.64	1.14	0.038
6	L-PAWS	4.95	0.60	1.10	0.030
7	L-PAWS	5.71	0.62	1.14	0.038
8	L-PAWS	4.95	1.68	1.10	0.030
9	L-PAWS	5.71	2.32	1.14	0.038
10	AFM	5.81	0.45	1.00	0.007

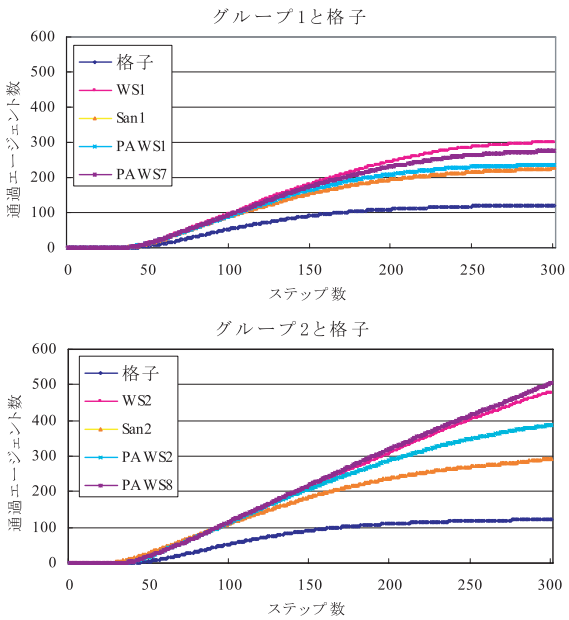

図 10　ネットワークによる評価関数の違い
Fig. 10　Network dependence of the evaluation function.

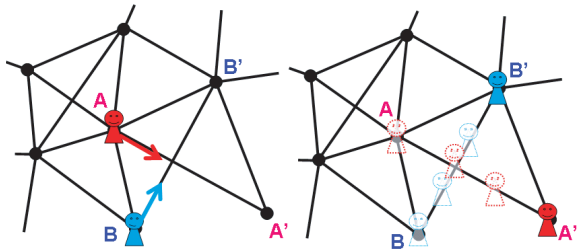

図 11　局所行動のモデル化
Fig. 11　Local behavior of agents.

ネットワーク構造の導入によって生じた結果である．1 ステップあたりの通過エージェント数は最大のもので約 3 であり，流動係数 0.6 からは非現実的なものではない．この評価関数からは現実に起こりうる群集流動であることが分かる．

$< k >$ はネットワーク全体でみた移動方向の多さを意味する．va は移動方向の非一様性を示す．たとえば，$< k >$ が大きく，かつ va が小さいネットワークは，すべてのノードにおいて一様に移動方向が多いことを意味する．リンク長さ Δl の違いはエージェントの移動速度の差として現れ，RCA [11] や Weifeng らのモデル [12] が移動空間側から組み込まれることになる．また，$< \Delta l >$ は 1 ステップあたりの平均移動距離に相当する．

さらに，ネットワーク構造の導入によって**図 11** に示す局所的な行動パターンがモデル化されることになる．左図の A と B にいるエージェントが次のステップでそれぞれ A' と B' に移動するとする．この際に，エージェント同士が衝突しないというモデルである．これは，特に，ショートカットの導入による効果である．$< \Delta l >$ が等しく，$< k >$ が異なるグループ 1 と 2 の比較では，$< k >$ の小さいグループでは L-修正 WS モデルにおいてエージェントが最もスムーズに通過しているのに対し，$< k >$ の大きいグループでは，va が NW3（L-修正 WS）より少し大きな NW9（L-PAWS）で最もスムーズな通過をしている．

次に群集行動のパターンによる分析について述べる．NW10（AFM）でのシミュレーション結果を，拡張ピクセル露光法を用いて可視化したものを**図 12** に示す．図 12 では，群集行動の特徴の 1 つであるレーン形成が観察され，動線が顕在化する．また，白の点線で囲んだ部分では，同様に群集行動に特徴的な現象として知られる渋滞（clogging）が発生している．図 12 と**図 13** に，ネットワーク構造の違いによって現れるパターンの相違の例を示す．図 13 は NW3（L-修正 WS）を用いたシミュレーションの可視化例である．NW10（図 12）と NW3 を比較すると，NW10 の場合は赤と青の色が明確に分かれているのに対し，NW3

© 2008 Information Processing Society of Japan

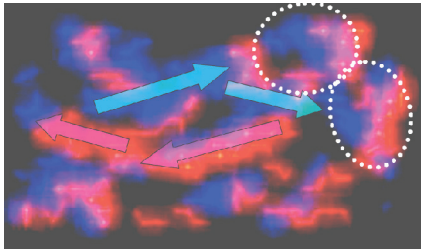

図 12　NW10 に現れる群集パターンと動線の顕在化
Fig. 12　Patterns of crowd behavior and movement lines in NW10.

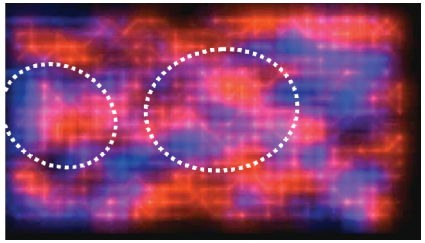

図 13　NW3 の可視化結果
Fig. 13　Visualized result in the case of NW3.

では 2 つの色が混在して，紫がかっている領域が多い（図 13 の図中の白の点線で囲んだ部分）．この領域は赤のエージェントと青のエージェントの両方が通過した部分である．このことから，レーン形成が起こる際に，NW3 では形成されたレーンが持続しないのに対して，NW10 ではいったんレーンが形成されるとそれが長時間持続することが分かる．この現象は AFM を基準ネットワークにしたネットワークに特徴的なものである．表 1 から分かるように，AFM では $< k >$ が大きく，va が小さい．一様に移動方向が多いことがレーン形成が持続する理由であると考えられる．また，AFM では，同じ方向へ向かうエージェントがクラスタを形成して移動するというパターンがとらえられている．このとき急に離れていくエージェントが存在しないことから，va_l が小さいことがこのパターンが生じる 1 つの要因であると考えている．さらに，形成したレーンが長時間持続し，評価関数は線形的に増加することも分かる．

このように，ネットワーク構造を導入することで，正方格子のみを用いてシミュレーションを行った場合には表出できなかった群集行動の多様なパターンを得ることができる．また，群集パターン，ネットワークモデルおよびネットワークの統計的指標，評価関数を結びつけることができる．

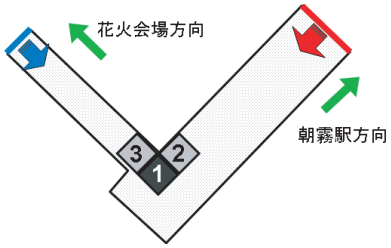

図 14　移動領域
Fig. 14　Configuration of computational region.

4.2　明石群集雪崩事故の再現シミュレーション

実空間領域への適用例として 2001 年 7 月 21 日に行われた明石市民夏まつり花火大会の際，JR 朝霧駅歩道橋上において発生した群集雪崩事故の再現を試みる．シミュレーションの対象領域として，伊藤らに従い[30]，歩道橋の一部である通路幅 6.8 m（17 セル），長さ 40 m，階段幅 3.6 m（9 セル），長さ 25.6 m で総面積 386.6 m^2（2371 セル）の L 字型移動領域をネットワークによって離散化する．**図 14** に移動領域を示す．用いたネットワークは，正方格子と AFM に加えて，L-修正 WS モデル，AFM-PAWS である．ネットワークについて統計的指標を**表 2** に示す．ネットワークの生成パラメータは，NW2（p=0.3，$s = 1.5$），NW3（$p = 0.5$，$s = 1.5$），NW4（$p = 0.3$，$s = 2.0$），NW5（$p = 0.5$，s=2.0），NW6（$p = 0.3$，$s = 2.5$），NW7（$p = 0.5$，$s = 2.5$），NW9（$p = 0.3$，$s = 1.5$，$\alpha = -2.7$）である．$< \Delta l >$ は格子のリンク長を 1 として正規化している．また，生成した歩道橋のネットワークの例（AFM）を**図 15** に示す．

エージェントは，図 14 の赤と青で示す部分から流動係数 0.4(人/m · s) で流入させる．正方格子に対するエージェントの移動速度を 1.3(m/s) とする．事故報告書[31),32)] によると，人の流れはカーブを曲がる前は通路の内側，曲がったあとは通路の外側を通るものであった．伊藤らはこれを “イン=アウト行動” と称し，エージェントの移動ルールとして採用している．

本研究においても，Floor Field Model の静的 FF にこのルールを導入する．**図 16** に示す $L = 1$ から流入したエージェントが $L = 2$ に向かって移動する場合について説明する．はじめに，図のように，移動領域を構成するノードを 3 つの集合 I，II，III に分ける．次

© 2008 Information Processing Society of Japan

表 2　ネットワークの統計的指標
Table 2　Statistics of networks.

NW	Model	$< k >$	va	$< \Delta l >$	va_l
1	正方格子	3.84	0.14	1	0
2	L-修正 WS	5.00	1.18	1.10	0.030
3	L-修正 WS	5.46	1.47	1.12	0.038
4	L-修正 WS	5.00	1.18	1.16	0.101
5	L-修正 WS	5.46	1.57	1.20	0.127
6	L-修正 WS	5.69	1.27	1.22	0.188
7	L-修正 WS	5.46	1.65	1.28	0.235
8	AFM	5.45	0.88	1.02	0.011
9	AFM-PAWS	6.92	2.82	1.15	0.093

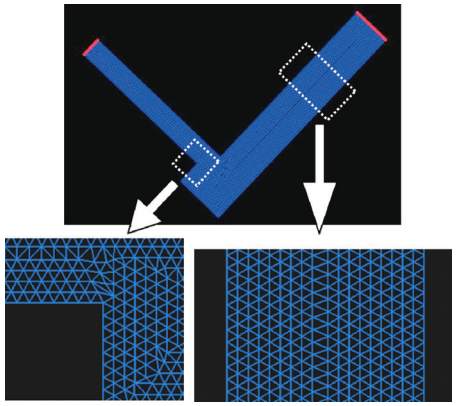

図 15　歩道橋のネットワーク（AFM）
Fig. 15　The network by AFM for the pedestrian bridge.

に，I と III に対して移動方向を示すベクトル $\boldsymbol{a}$ と $\boldsymbol{b}$ を与える（いずれも通路に平行なベクトルとする）．また，曲がり角に点 S をおく．I に属するノード i から $L = 2$ で示す直線部に対する最短距離を $d_{2,i}$，ノード i から点 S へのベクトルの $\boldsymbol{a}$ に垂直な成分の絶対値を $d_{S,i}$ とする．II に属するノード j から $L = 2$ で示す直線部に対する最短距離を $d_{2,j}$ とする．III に属するノード k から L=2 で示す直線部に対する最短距離を $d_{2,k}$，ノード k から点 S へのベクトルの $\boldsymbol{b}$ に垂直な成分の絶対値を $d_{S,k}$ とする．I，II，III における静的 FF を以下のように定める．

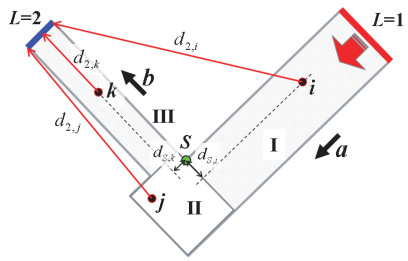

図 16　静的 FF のための説明図
Fig. 16　Explanation figure of static floor fields.

$$
\begin{aligned}
S_i^2 &= 1/(d_{2,i} + d_{S,i} + c_0),\\
S_j^2 &= 1/(d_{2,j} + c_0),\\
S_k^2 &= 1/(d_{2,k} - d_{S,k} + c_0)
\end{aligned}
\tag{11}
$$

以下の数値実験では，$c_0 = 1.0$ とした．また，シミュレーションの評価関数として，事故報告書において群集密度の高かった領域 R_1，R_2，R_3（図 14 の曲がり角の部分 1，2，3）において，シミュレーションの評価関数として，エージェント密度を測定する．エージェント密度とは，領域中のノードに対する，エージェントの存在するノードの割合であり，次式とする．

$$
\rho_a = \sum_{v_a \in V_{R_n}} sgn(q_a)/|V_{R_n}| \tag{12}
$$

ここで，V_{R_n} は領域 R_n に含まれるノードの集合，v_a は V_{R_n} 中のエージェントが存在するノードである．

前節と同様に，特徴的であったいくつかのネットワークでの結果を示す．修正 WS モデルにおいてネットワークの統計的指標を表 2 に示すように変化させた場合のシミュレーションを行う．**図 17** に領域 R_1 でのエージェント密度の時間変化を示す．

領域 R_1 でのエージェント密度の時間変化を調べると，ほとんどのネットワークを用いた場合に伊藤らが調べた群集密度の危険値[30] を超えている．また，他の領域での結果を合わせると，はじめに領域 R_2 でエージェント密度が上昇し，それにともなって領域 R_1，R_3 でエージェント密度が上昇していることが確認された．この結果は，領域 R_2 での群集密度上昇が領域 R_1，R_3 へと波及していったとする伊藤らの結果と一致する．次に，可視化によって群集行動のパターンを示す．**図 18** に，正方格子と AFM を用いた場合の可視化結果を示

© 2008 Information Processing Society of Japan

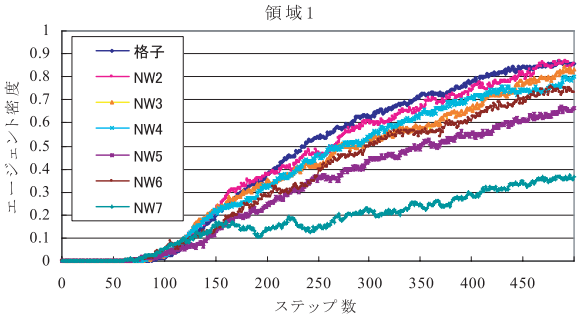

図 17　領域 R_1 におけるエージェント密度の時間変化
Fig. 17　Time-variation of agent density in R_1.

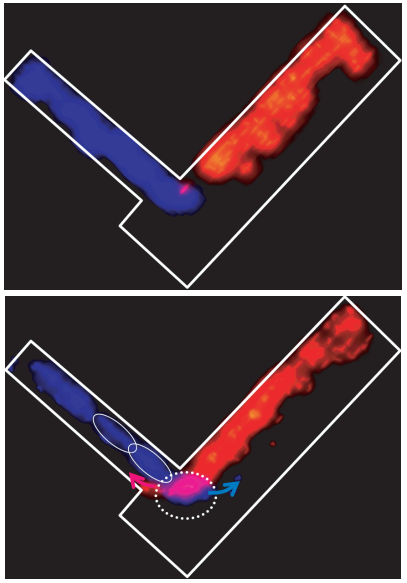

図 18　ネットワーク構造によるパターンの変化
（上：正方格子，下：AFM）
Fig. 18　Influence of network structure on patterns Lattice (upper figure) and AFM (lower figure).

す．上図が正方格子の場合，下図が AFM の場合である．

AFM の場合は，通路の内側にエージェントが集中して移動することが分かる．また，エージェントが細長いクラスタを形成し，その状態を保ったままで移動している様子が確認できている．このようなクラスタは前節で示した対向流でも現れている．この場合は，図 18 下図の曲がり角の部分に現れている両方向からのエージェントが混在する領域が生じる．

5. ま と め

本研究では，群集シミュレーションに対して，空間分割の方法にネットワーク構造を導入し，多様な群集行動のパターンを効率的に表出させる方法を提案した．

提案手法は主に 3 つの部分からなる．第 1 に，シミュレーションの対象領域を，実空間に対応したネットワークで分割（離散化）する．その際に，ネットワークモデルと非構造格子生成法により，ネットワークを生成し，生成法とネットワークの統計的指標によって特徴付ける．第 2 に，ネットワーク上での移動モデルによりエージェントを移動させる．具体的には，方向性を持つ単純移動モデル，ネットワークに拡張された Floor Field Model による移動である．第 3 に，拡張したピクセル露光法による群集行動のパターンの可視化である．

提案手法に基づき，群集流動シミュレーションを行い，従来の方法では難しかった群集行動パターンを再現できることを示した．

参 考 文 献

1) Helbing, D., Farkas, I. and Vicsek, T.: Simulating dynamical features of escape panic, *Nature*, Vol.407, pp.487–490 (2000).
2) 西成活裕：渋滞学，新潮社 (2006).
3) Helbing, D.: Traffic and related self-driven many-particle systems, *Reviews of Modern Physics*, Vol.73, No.4, pp.1067–1141 (2001).
4) Helbing, D.: Collective Phenomena and States in Traffic and Self-driven Many-particle Systems, *Computational Materials Science*, Vol.30, No.1-2, pp.180–187 (2004).
5) Hamagami, T. and Hirata, H.: Method of crowd simulation by using multiagent on cellular automata, *Proc. IEEE/WIC International Conference on Intelligent Agent Technology*, pp.46–52 (2003).
6) 濱上知樹，平田廣則：セル上に配置されたマルチエージェントによる群集流のシミュレーション，電気学会論文誌 C，Vol.123, No.11, pp.2028–2035 (2003).
7) Muramatsu, M., Irie, T. and Nagatani, T.: Jamming transition in pedestrian counter flow, *Physica A*, Vol.267, No.3, pp.487–498 (1999).

© 2008 Information Processing Society of Japan

8) Reynolds, C.W.: Flocks, Helds and Schools: A Distributed Behavioral Model, *Proc. SIGGRAPH '87*, pp.25–34 (1987).
9) 伊庭斉志：複雑系のシミュレーション—Swarm によるマルチエージェント・システム，コロナ社 (2007).
10) 車谷浩一：マルチエージェント社会シミュレーション展望，システム/制御/情報，Vol.46, No.9, pp.518–523 (2002).
11) Yamamoto, K., Kokubo, S. and Nishinari, K.: Simulation for pedestrian dynamics by real-coded cellular automata (RCA), *Physica A*, Vol.379, pp.654–660 (2007).
12) Weifeng, Y. and Hai, T.K.: A novel algorithm of simulating multi-velocity evacuation based on cellular automata modeling and tenability condition, *Physica A*, Vol.379, pp.250–262 (2007).
13) Helbing, D. and Molnar, P.: Social force model for pedestrian dynamics, *Phys. Rev. E* 51, pp.4282–4286 (1995).
14) 高柳秀明，長山淳一，渡辺仁史：歩行者の最適速度保持行動を考慮した歩行行動モデル，日本建築学会計画系論文集，No.606, pp.63–70 (2006).
15) Keating, J.P.: The myth of panic, *Fire Journal*, Vol.147, pp.57–61 (1982).
16) Elliott, D. and Smith, D.: Football stadia disasters in the United Kingdom: learning from tragedy?, *Industrial & Environmental Crisis Quarterly*, Vol.7, No.3, pp.205–229 (1993).
17) Smith, R.A. and Dickie, J.F.: *Engineering for Crowd Safety* , Elsevier, Amsterdam (1993).
18) 高柳秀明，佐野友紀，渡辺仁史：群集交差流動における歩行領域確保に関する研究—歩行領域モデルを用いた解析，日本建築学会計画系論文集，No.549, pp.119–129 (2001).
19) 佐野友紀，高柳秀明，渡辺仁史：空間時間系モデルを用いた歩行者空間の混雑評価，日本建築学会計画系論文集，No.555, pp.191–197 (2002).
20) Muramatsu, M. and Nagatani, T.: Jamming transition in two-dimensional pedestrian traffic, *Physica A*, Vol.275, pp.281–291 (2000).
21) Burstedde, C., Klauck, K., Schadschneider, A. and Zittartz, J.: Simulation of pedestrian dynamics using a two-dimensional cellular automaton, *Physica A*, Vol.295, pp.507–525 (2001).
22) Kirchner, A., Nishinari, K. and Schadschneider, A.: Friction effects and clogging in a cellularautomaton model for pedestrian dynamics, *Phys. Rev. E* 67, 056122 (2003).
23) Hashimoto, Y. Chen, Y. and Ohashi, H.: Immiscible real-coded lattice gas, *Comput. Phys. Commun.*, Vol.129, pp.56–62 (2000).
24) 丹羽敏雄，長岡亮介：数理モデルとカオス '05，放送大学 (2005).
25) Watts, D.J. and Strogatz, S.H.: Collective dynamics of 'small-world' network, *Nature*, Vol.393, pp.440–442 (1998).
26) Sander, L.M., Warren, C.P., Sokolov, I.M., Simon, C. and Koopman, J.: Percolation on heterogeneous networks as a model for epidemics, *Mathematical Biosciences*, Vol.180, pp.293–305 (2002).
27) Peraire, M., Vahdati, M., Morgan, K. and Zienkiewicz, O.C.: Adaptive remeshing for compressible flow computations, *J. Computational Physics*, Vol.72, pp.449–466 (1987).
28) Shirayama, S. and Ohta, T.: A Visualization of a Vector-field by a Homogenized Nascent-particles Tracking, *J. Visualization*, Vol.4, No.2, pp.185–196 (2001).
29) Yamamoto, K., Kokubo, S. and Nishinari, K.: New Approach for Pedestrian Dynamics by Real Coded Cellular Automata, *Proc. C & CA 2006* (*1st International Workshop on CROWDS & CELLULAR AUTOMATA*) (2006).
30) 伊藤悠太郎，鈴木智彦：エージェントアプローチによる群集流動のシミュレーション分析—明石歩道橋事故の再現を通じて，第 4 回 KK-MAS コンペティション報告集 (2004). http://mas.kke.co.jp/event/mas_competition4/result/17_paper.pdf
31) 明石市民夏祭り事故調査委員会（概要版）：第 32 回明石市民夏まつりにおける花火大会事故調査報告書 (2002).
32) 室崎益輝：明石花火大会における群集雪崩，2002 予防時報 208，pp.8–13 (2002).
33) Zimmermann, M.G., Eguiluz, V.M. and Miguel, M.S.: Coevolution of dynamical states and interactions in dynamic networks, *Phys. Rev. E* 69, 065102 (2004).

(平成 20 年 2 月 8 日受付)
(平成 20 年 3 月 29 日再受付)
(平成 20 年 4 月 25 日採録)

山出　真也

1983 年生まれ．2006 年東京大学工学部システム創成学科知能社会システムコース卒業．2008 年同大学大学院工学系研究科環境海洋工学専攻修士課程修了．2008 年よりフューチャーアーキテクト株式会社にて IT コンサルティング業務に従事．マルチエージェントシミュレーション，複雑ネットワーク科学等に興味を持つ．

© 2008 Information Processing Society of Japan

白山　　晋（正会員）

1959 年生．1982 年京都大学工学部航空工学科卒業．1987 年東京大学大学院工学系航空学専攻博士課程修了．（株）計算流体力学研究所等を経て，1999 年東京大学大学院工学系研究科環境海洋工学専攻助教授．2002 年同大学人工物工学研究センター助教授．2007 年同准教授，現在に至る．工学博士．主として，複雑ネットワーク分析，可視化情報に関する研究に従事．著書に『知的可視化』（丸善）等．可視化情報学会，映像情報メディア学会，日本船舶海洋工学会，日本流体力学会，日本機械学会，日本航空宇宙学会，日本計算工学会各会員．

© 2008 Information Processing Society of Japan