

人流データに基づく避難者の適応戦略抽出

Extracting the Strategy According to Environment from Crowd Data

浪越圭一 荒井幸代
Keiichi Namikoshi Sachiyo Arai

千葉大学大学院工学研究科都市環境システムコース

Department of Urban Environment Systems Course, Graduate School of Engineering, Chiba University.

Crowd simulation is one of the most widely used technique for the design and evaluation of the human-in-the-loop situation such as evacuation plans, the building designs and so on, in a virtual environment. In order to have a valid evaluation, it is necessary to have a correct model of an individual agent's decision process which causes a behavior of human's in a crowd. However, in general, designing a decision process of agent's largely depends on a trial-and-error manner. To avoid the trial-and-error by human designers, we focus on the automated method to derive agent's decision strategy from the real data of human's. In this paper, we consider that agent has the multiple strategies to select a goal state and selects it in accordance with the environment. The proposed method makes it possible to extract the multiple strategies and the switching condition functions by evolutionary computation.

1. はじめに

減災に向けた避難計画や建築設計の評価方法として、群衆をモデリングし、仮想環境においてシミュレーションする方法がある。計画に対する妥当な評価のためには、実際の振舞により近い群衆モデルが必要とされる。群衆モデリング方法のうち、Agent-based Model では多様な振舞を記述できるが、エージェントの意思決定ルール設計に多くの試行錯誤を必要とする。

この問題に対し、人流データに基づいた意思決定ルールの設計法に着目する。既存手法に、意思決定ルールの一つとして、エージェントの「目標状態を選択する戦略」の抽出法 [Zhong 14] がある。Zhong らは、この戦略を目標状態に対する評価関数として扱い、関数同定問題として定式化したうえで、進化計算による抽出法を提案している。ただし、抽出される戦略が全エージェントに対して均質かつエージェントのもつ戦略が単一の場合を対象としている。これに対し著者は、戦略が不均質であることを前提とした抽出法を提案しているが、エージェントのもつ戦略が複数の場合は対象としていなかった。

そこで本論文では、エージェントの戦略が均質かつエージェントのもつ戦略が複数であると仮定し、その戦略と、戦略の切替条件を進化計算により抽出する方法を提案する。

2. 対象問題

2.1 エージェントの意思決定過程

環境の観測に基づき、意思決定過程を経て行動を決定する主体をエージェントとする。図1に本論文のエージェントと環境の関係、およびエージェントの意思決定過程の概念図を示す。エージェントの意思決定過程は、「切替条件による戦略の選択 (Strategy selection)」、「戦略による目標状態の選択 (Goal selection)」、「方策による目標状態に至る行動の選択 (Action selection)」の3段階からなる。以下では、各段階について説明する。

■ Strategy selection: K 個の戦略 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_K$ から各ステップ t においてエージェントが従う戦略 ϕ_k を、 $K-1$ 個の切替条件 $\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_{K-1}$ に基づいて選択する。切替条件は、

連絡先: 浪越圭一, 千葉大学大学院工学研究科, 千葉市稲毛区 弥生町 1-33, acka2158@chiba-u.jp

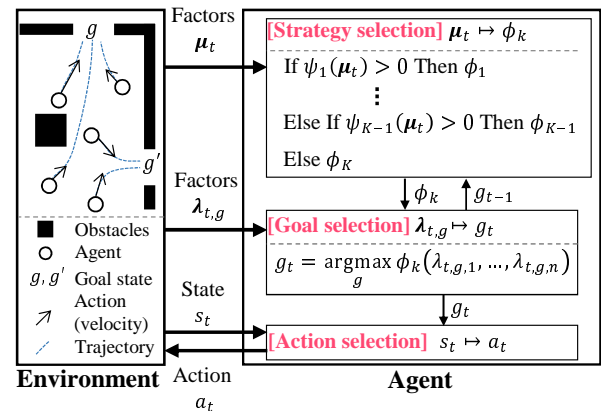


図 1: The architecture of agent

前ステップで選択された目標状態 g_{t-1} に関する環境の特徴量の集合 μ_t と関数の集合 F の各要素の組み合わせからなる関数とする。戦略の選択は、切替条件 ψ_1 が正の値のとき戦略 ϕ_1 を選択し、0 以下の場合は ψ_2 を同様の手順で評価し、いずれかの戦略を選択するか ψ_{K-1} を評価するまで繰り返す。全ての切替条件が 0 以下の場合は ϕ_K が選択される。すなわち、戦略の間には優先順位が存在し、 k が小さな戦略 ϕ_k ほど選択される優先度が高い。

■ Goal selection: ステップ t における目標状態 g_t を戦略 ϕ_k に基づいて選択する。 g_t の選択は次の 3 段階からなる。

Sensing phase: 各目標状態 g に対する n 個の特徴量の集合 $\lambda_{t,g} = \{\lambda_{t,g,i} | i = 1, 2, \dots, n\}$ を観測する。例えば、部屋から避難する出口を選択する場合、各出口が g 、出口 g までの距離や流量が $\lambda_{t,g,i}$ に相当する。

Assessment phase: 各目標状態 g の評価値 δ_g を戦略 ϕ_k により式 (1) で求める。戦略は、特徴量集合 $\lambda_{t,g}$ と関数集合 F の各要素の組み合わせからなる関数とする。

$$\delta_g = \phi_k(\lambda_{t,g,1}, \lambda_{t,g,2}, \dots, \lambda_{t,g,n}) \quad (1)$$

Decision phase: 評価値 δ_g が最大となる目標状態 g を、ステップ t の目標状態 g_t として選択する。

■ Action selection: 目標状態 g_t に至るまでの行動 a_t を、方策に基づいて選択する。方策は、他エージェントや障害物といった環境の状態 s_t に対して、衝突回避などを考慮した行動 a_t を出力する。ただし a_t は、 g_t までの行動系列ではなく、 g_t へ向かう 1 ステップ分の移動を指す。

2.2 既存研究

人流データに基づいたエージェントの戦略の抽出法に、Zhong ら [Zhong 14] の研究がある。Zhong らは戦略の抽出を人流データ \mathcal{M}^* 、特徴量集合 $\lambda_{t,g}$ 、関数集合 F を所与として、 \mathcal{M}^* と $\hat{\mathcal{M}}$ の誤差を最小化する戦略 ϕ を見つける関数同定問題として定式化した。 \mathcal{M}^* 、 $\hat{\mathcal{M}}$ はいずれも全エージェントの座標系列（以下、移動軌跡集合と記す）であり、 $\hat{\mathcal{M}}$ は戦略 ϕ に従った場合の移動軌跡集合を表わす。この関数同定問題を、遺伝的プログラミングの拡張アルゴリズム Gene Expression Programming[Ferreira 01](以下、GEP と記す)で解くことにより抽出している。

しかし、Zhong らの手法で抽出される戦略は、全てのエージェントに対して均質であり、またエージェントのもつ戦略が単一の場合を対象としている。一方現実には、人の戦略は非均質であるに加え、複数の戦略をもち、環境に対して適応的に戦略を切り替え行動していると考えられる。これに対し著者らは、戦略が非均質かつ単一の場合の抽出法 [浪越 16] を提案しているが、エージェントのもつ戦略が複数の場合は対象としていなかった。そこで本論文では、エージェントの意思決定過程に Strategy selection を導入し、人流データ \mathcal{M}^* からエージェントのもつ複数の戦略 ϕ と、戦略の切替条件 ψ を進化計算により抽出する手法を提案する。ただし簡単のため、エージェントの方策は既知であり、戦略と切替条件は全エージェントで均質な場合を対象とする。

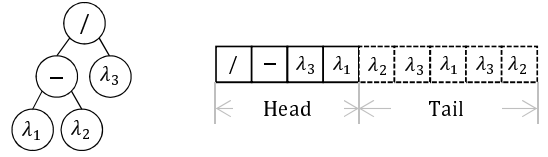
3. 提案手法

K 個の戦略 ϕ と $K - 1$ 個の切替条件 ψ は、GEP[Ferreira 01] の染色体に複数の遺伝子を含ませ、Zhong ら [Zhong 14] と同様の手順で進化させることで抽出する。GEP は、遺伝的アルゴリズムと遺伝的プログラミングを組み合わせた進化計算の手法として位置づけられ、木構造を長さ一定の配列として扱う。そのため、有限な木構造の組み合わせ探索により、一般的な遺伝的プログラミングにおいて木構造のサイズが増大するプロットの抑制が期待できる。

3.1 遺伝子表現

本論文では、各戦略 ϕ と切替条件 ψ を、演算子を親、その引数を子としてラベル付けした木構造として扱う。図 2(a) に戦略 $(\lambda_1 - \lambda_2)/\lambda_3$ を木構造で表わした例を示す。この場合、 λ_1 の値が大きく、 λ_2, λ_3 の値が小さい目標状態が選択される。また、図 2(a) の λ を μ に置き換えた場合、 $(\mu_1 - \mu_2)/\mu_3$ という切替条件を表わす。

図 3 に、図 1 中の Strategy selection に対応する個体の遺伝子表現を示す。個体は、戦略と切替条件に対応する遺伝子を、図 3 に示す順番に含む配列として表わす。各遺伝子の表現例として、図 2(a) の遺伝子例を図 2(b) に示す。遺伝子は Head と Tail から構成され、各遺伝子座には、戦略の場合 $\lambda_{t,g}$ または F 、切替条件の場合 μ_t または F の各要素のいずれかが含まれる。ただし、遺伝子で各関数の木構造を表わすため、Tail には F の要素は含めない。また、Head の長さを $head$ 、Tail の長さを $tail$ 、 F のうち最大の引数の数を arg とすると、Head と Tail は $tail = head \cdot (arg - 1) + 1$ を満たすように定める。



(a) Expression tree

(b) Gene

図 2: Example of an expression tree and gene

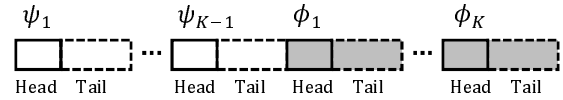


図 3: Chromosome

3.2 抽出手順と遺伝子操作

抽出の手順として、はじめに前述に定義した個体をランダムに生成し、初期集団とする。次に、各個体に従った場合の移動軌跡集合 $\hat{\mathcal{M}}$ をシミュレーションで生成し、人流データ \mathcal{M}^* との誤差をその個体の適応度として求める。そして、適応度に基づき次世代の集団を生成し、適応度の計算からやり直す。次世代の集団は、適応度の最も高い個体と、選択・突然変異・転移・交叉の各遺伝子操作により生成された個体から構成される。

各遺伝子操作は文献 [Zhong 14] と同様に、バイナリトーナメント選択、突然変異、転移、一点交叉、二点交叉をそれぞれ用いる。ただし転移では、戦略の遺伝子と切替条件の遺伝子に含まれる要素が異なるため、転移先の遺伝子座を転移させる部分と同じ種類の遺伝子座に限定する。

4. 計算機実験

4.1 群衆避難モデル

文献 [Zhong 14] の群衆避難モデルを参考に、移動軌跡集合 $\hat{\mathcal{M}}$ を生成する。群衆避難モデルのエージェントは、出口を通過して屋外へ避難するまで、2.1 節で述べた 3 段階の意思決定過程により戦略・出口・行動の選択を繰り返す。

Strategy selection の切替条件 ψ は、式 (2) の特徴量集合 μ_t と式 (3) の関数集合 F の各要素の組み合わせからなる。前ステップで選択された出口 g_{t-1} に対して、 $d_{g_{t-1}}$ は距離、 $w_{g_{t-1}}$ は幅、 $\eta_{g_{t-1}}$ は自身より出口に近いエージェントのうちその出口に向かっていている人数、 $c_{g_{t-1}}$ は最も距離の近いエージェントが出口に向かっていている場合は 1、それ以外の場合は -1 となる特徴量、 $d_{\min}, w_{\max}, \eta_{\min}$ は全ての出口のうち最大距離、最大幅、最小人数の値をそれぞれ表わす。

Goal selection では、各エージェントの戦略 ϕ_k に従いステップ t で向かう出口 g_t を選択する。戦略 ϕ は、式 (4) の特徴量集合 $\lambda_{g,t}$ と式 (3) の関数集合 F の各要素の組み合わせからなる。 $\lambda_{g,t}$ の各要素は、出口 g に対する μ_t と同様の特徴量 d, w, η, c を表わす。 δ_i が最大となる出口が複数存在した場合は、その中からランダムに選択する。また、 δ_i が全て計算不可能、または無限大に発散する場合は、全ての出口からランダムに選択する。

表 1: A set of strategies and switching conditions of evaluation data

I-1	I-2	I-3
w	If($c_{g_{t-1}} > 0$) Then c Else w	If($c_{g_{t-1}} > 0$) Then c Else If($\eta_{g_{t-1}} - \eta_{\min} > 0$) Then $-\eta$ Else w
II-1	II-2	II-3
$1/d$	If($c_{g_{t-1}} > 0$) Then c Else $1/d$	If($c_{g_{t-1}} > 0$) Then c Else If($\eta_{g_{t-1}} - \eta_{\min} > 0$) Then $-\eta$ Else $1/d$
III-1	III-2	III-3
w/d	If($c_{g_{t-1}} > 0$) Then c Else w/d	If($c_{g_{t-1}} > 0$) Then c Else If($\eta_{g_{t-1}} - \eta_{\min} > 0$) Then $-\eta$ Else w/d

Action selection では, Social Force Model (以下, SFM と記す) [Helbing 00] に従い行動を選択する. SFM では, 出口からの引力と他エージェントや障害物からの斥力を仮想的に作用させ, 衝突を回避する出口方向への行動を求める. SFM において, 時刻 t のエージェント i は式 (5) に定義する微分方程式に従う. ただし, m_i はエージェントの質量, $\frac{dv_i}{dt}$ は加速度, 右辺第 1 項の $v_i^0(t)$ は目標速度, $e_i^0(t)$ は出口 g_t 方向の単位ベクトル, $v_i(t)$ は速度, τ_i は加速にかかる時間, 第 2 項の $f_{i,j}$ はエージェント j ($j \neq i$) からの斥力, 第 3 項の $f_{i,W}$ は壁 W からの斥力である. 各パラメータは文献 [Helbing 00] に従い $m_i = 80$, $v_i^0(t) = 1.0$, $\tau_i = 0.5$ とする.

$$\mu_t = \{d_{g_{t-1}}, w_{g_{t-1}}, \eta_{g_{t-1}}, c_{g_{t-1}}, d_{\min}, w_{\max}, \eta_{\min}\} \quad (2)$$

$$F = \{+, -, /, *, f(x) = -x\} \quad (3)$$

$$\lambda_{t,g} = \{d, w, \eta, c\} \quad (4)$$

$$m_i \frac{dv_i}{dt} = m_i \frac{v_i^0(t)e_i^0(t) - v_i(t)}{\tau_i} + \sum_{j(\neq i)} f_{i,j} + \sum_W f_{i,W} \quad (5)$$

4.2 実験設定

■評価データ生成

抽出結果の妥当性を評価するため, 表 1 に示す戦略と切替条件に従ったシミュレーション結果を人流とみなし, 評価データとする. 評価データは, 戦略が単一の場合の 3 種類, 複数の場合として戦略数 2,3 の場合についてそれぞれ 3 種類, 計 9 種類とする. 各戦略は, 最大幅の出口への避難 w , 最短距離への避難 $1/d$, その両方を考慮 w/d , 最も近いエージェントに追従 c , 空いている出口への避難 $-\eta$ をそれぞれ表わす. また, 各切替条件は, 最も近いエージェントと同じ方向に向かっている場合 $c_{g_{t-1}}$, 最も空いている出口以外へ向かっている場合 $\eta_{g_{t-1}} - \eta_{\min}$ をそれぞれ表わす.

避難するエージェントは 20 体として, 図 4 に示す仮想の部屋において, 各初期位置から避難する. 図中のエージェントは, 初期目標としてランダムに割り当てた出口 g_0 ごとに色分けしている. 部屋には四つの幅の異なる出口があり, そのいずれかから避難する.

■適応度評価

各個体の適応度は, 人流データ \mathcal{M}^* と個体に従った場合の移動軌跡集合 $\hat{\mathcal{M}}$ の誤差 $D(\mathcal{M}^*, \hat{\mathcal{M}})$ を式 (6) より評価する. ξ は

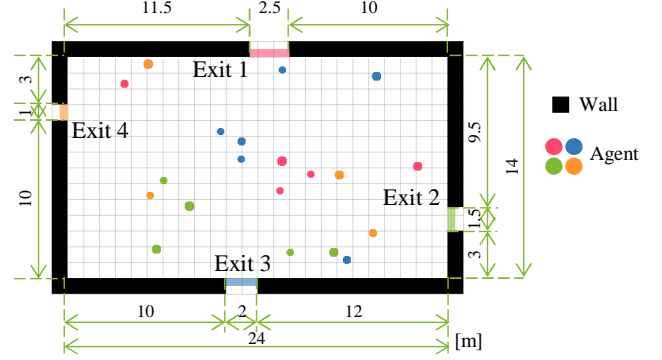


図 4: The layout of virtual environment and the initial position of agents

移動軌跡集合 \mathcal{M} の特徴を表わし, 各ステップ t における P 個の特徴 $\{\xi_{p,\mathcal{M}}^t \mid p = 1, 2, \dots, P\}$ の差により, \mathcal{M}^* と $\hat{\mathcal{M}}$ を比較する. また, T は総ステップ数である. ξ には, 式 (7) のステップ t における座標 x のエージェントの密度分布 ρ [Helbing 07] を用いる. ここで, C は観測領域内のエージェント数, $r_i(t)$ はステップ t におけるエージェント i の座標, R はパラメータである.

実験では, 式 (7) から 0.1[s] 間隔でエージェントの密度を計算し, 式 (6) から 1 グリッドにおける 0.1[s] あたりの密度差の平均値を適応度とした. 式 (7) のエージェントの密度は, 図 4 に示すグリッドごとに評価した. 各グリッドは 1[m] 間隔で 24×14 個ある. また, 総ステップ数 T は各評価データで全エージェントが避難完了したステップとした.

$$D(\mathcal{M}^*, \hat{\mathcal{M}}) = \frac{\sum_{t=1}^T \sum_{p=1}^P |\xi_{p,\mathcal{M}^*}^t - \xi_{p,\hat{\mathcal{M}}}^t|}{T \cdot P} \quad (6)$$

$$\rho(x, t) = \sum_{i=1}^C \frac{1}{\pi R^2} \exp[-|r_i(t) - x|^2 / R^2] \quad (7)$$

■パラメータ

パラメータは, 既存手法・提案手法ともに文献 [Zhong 14] を参考に, $head = 6$, 突然変異率 0.1, 転移率 0.1, 交叉率 0.7, 個体数 50, 最大世代数 500 とした. また, 提案手法では各評価データに対して, 抽出する戦略数 $K = 2$ と $K = 3$ の 2 種類について実験した.

4.3 実験結果と考察

表 2 に, 各評価データに対する 10 試行の成功率, 解の適応度の平均値, 標準偏差を示す. 成功率は, 10 試行のうち適応度 0 の個体が得られた割合を表わす. 表 2 の結果から, 両手法とも戦略が単一の評価データに対しては抽出に成功しているが, 戦略数 2 以上の評価データに対しては既存手法が抽出に失敗している. また, 戦略数 3 の場合, 提案手法の成功率が低い結果となった. 原因としては, 抽出する戦略数 K が多いほど, 探索する戦略と切替条件の組み合わせ数が増加することが考えられる.

次に, 表 3 に評価データ III の 3 種類に対する抽出結果の例を示す. 表 1 と抽出結果を比較すると, 全てもしくは部分的に一致する解が抽出されていることがわかる. 例えば, 評価データ III-3 に対する提案手法 ($K = 3$) の結果は, 二つめの切替条件 ψ_2 が異なる. しかし, ψ_2 では $c_{g_{t-1}} = -1$ であることから, 式変形すると $\eta_{g_{t-1}} - \eta_{\min} > 0$ となり評価データと一致する.

表 2: Algorithm performances

		I-1	II-1	III-1	I-2	II-2	III-2	I-3	II-3	III-3
Previous [Zhong 14]	Success rate[%]	100	100	100	0	0	0	0	0	0
	Average	0	0	0	2.0E-3	2.9E-3	3.5E-3	5.3E-3	3.1E-3	4.2E-3
	Standard dev.	0	0	0	2.7E-5	3.2E-6	2.8E-4	1.7E-4	6.3E-5	2.8E-6
Proposed ($K = 2$)	Success rate[%]	100	100	100	100	100	100	0	0	0
	Average	0	0	0	0	0	0	4.1E-3	3.5E-4	2.8E-3
	Standard dev.	0	0	0	0	0	0	4.8E-4	6.8E-5	2.9E-4
Proposed ($K = 3$)	Success rate[%]	100	100	100	100	100	100	10	40	10
	Average	0	0	0	0	0	0	3.1E-3	2.1E-4	2.5E-3
	Standard dev.	0	0	0	0	0	0	1.0E-3	1.7E-4	8.4E-4

表 3: An example of strategies and switching conditions is extracted from evaluation data

Previous[Zhong 14]	
III-1	$w/d, -d/w, -d/w - 1$
Proposed($K = 2$)	
III-1	If($w_{\max} > 0$) Then $-d/w$ Else η
	If($d_{\min} - \eta_{\min} > 0$) Then w/d Else w
III-2	If($c_{g_{t-1}} > 0$) Then c Else w/d
	If($-c_{g_{t-1}}/d_{g_{t-1}} - c_{g_{t-1}} + 1 > 0$) Then $-d/w$ Else c
Proposed($K = 3$)	
III-1	If($\eta_{g_{t-1}} + 2w_{g_{t-1}} > 0$) Then $w/d - 1$ Else If($w_{g_{t-1}} > 0$) Then η Else d
	If($-w_{g_{t-1}} > 0$) Then η Else If($-\eta_{g_{t-1}} > 0$) Then $-c - dc$ Else $-d/w$
III-2	If($c_{g_{t-1}} > 0$) Then c Else If($w_{\max} > 0$) Then $w/d - c^2$ Else d
	If($w_{g_{t-1}} - w_{\max}c_{g_{t-1}} > 0$) Then w/d Else If($c_{g_{t-1}} > 0$) Then c Else c
III-3	If($c_{g_{t-1}} > 0$) Then c Else If($1 + \eta_{\min}/\eta_{g_{t-1}}c_{g_{t-1}} > 0$) Then $-\eta$ Else w/d

最後に、提案手法のパラメータである抽出する戦略数 K が、評価データの戦略数以上の場合に抽出に成功した理由を、表 3 から考察する。表 3 中の赤字部分は、どのような環境でも切替条件により選択されない戦略を示している。例えば、評価データ III-1 に対する提案手法 ($K = 2$) の結果では、出口の最大幅 w_{\max} は常に正の値であるため、戦略 η は選択されない。すなわち、評価データの戦略数より多くの戦略をもつ個体でも、選択される戦略数を切替条件により減らすことで表現可能であるといえる。よって提案手法は、抽出する戦略数 K が評価データの戦略数以上の場合でも抽出可能といえる。

ただし、提案手法を現実の人流データに適応する場合、人のもつ戦略数を事前に知ることは困難であるため、抽出する戦略

数 K を十分大きくする必要がある。しかし、前述の考察から、 K が大きいほど成功率が低くなる可能性があるため、適切な値を設定する必要がある。そのため、抽出する戦略数を決める必要のない抽出法の検討が必要である。

5. 結論と今後の課題

本論文では、エージェントの戦略が均質かつエージェントのもつ戦略が複数であると仮定し、その戦略と、戦略の切替条件を人流データから抽出する手法を提案した。計算機実験では、群衆避難モデルにおける戦略と切替条件の抽出を例に、シミュレーションで生成した評価データに対する抽出成功率を評価した。結果から、エージェントのもつ戦略が複数の場合について既存手法 [Zhong 14] の限界を示し、提案手法の有効性を示した。また、提案手法のパラメータである抽出する戦略数が、評価データを生成する戦略数以上であれば抽出可能なことを確認した。今後の課題として、抽出する戦略数を決める必要のない抽出法の検討と、戦略が非均質かつエージェントのもつ戦略が複数の場合の抽出法の検討を挙げる。

参考文献

- [Ferreira 01] Ferreira, C.: Gene Expression Programming: a New Adaptive Algorithm for Solving Problems, *arXiv preprint cs/0102027* (2001)
- [Helbing 00] Helbing, D., Farkas, I., and Vicsek, T.: Simulating dynamical features of escape panic, *Nature*, Vol. 407, No. 6803, pp. 487–490 (2000)
- [Helbing 07] Helbing, D., Johansson, A., and Al-Abideen, H. Z.: Dynamics of crowd disasters: An empirical study, *Physical review E*, Vol. 75, No. 4, p. 046109 (2007)
- [Zhong 14] Zhong, J., Luo, L., Cai, W., and Lees, M.: Automatic rule identification for agent-based crowd models through gene expression programming, in *Proceedings of the 2014 international conference on Autonomous agents and multi-agent systems*, pp. 1125–1132 (2014)
- [浪越 16] 浪越 圭一, 荒井 幸代: 進化計算による災害時行動データからの避難規範抽出法, 第 30 回人工知能学会全国大会 (2016)