7P-02

避難行動データに基づく非常口選択規範の同定

浪越　圭一† 　　荒井　幸代‡

千葉大学工学部都市環境システム学科† 　　千葉大学工学研究科‡

1. 研究背景と目的

歩行者のモデル化に関する研究は，緊急時の避難計画や，自律ロボットの人間との調和的振舞を生成する等の目的から 1990 年代以降活発である。特に Agent based model に基づくモデルでは構成的モデリングの手法に従って構築されることが多い。この手法は 1)作成した初期モデルのシミュレーション結果と実測値を比較し，2)誤差を最小化するパラメータ調整を行い，3)高次機能を順次組み込む，という試行錯誤を要する。しかし，初期モデルは人の手によって作られるため，パラメータ調整やモデル修正が困難である。

この問題に対し，Zhong ら[1]は，避難シミュレーションモデルを構築することを目的として，ビデオデータから行動規範の同定とその修正を自動的に行うアルゴリズムを進化的計算を用いて提案している。ただし，Zhong ら[1]は，全エージェントが同一の行動規範に従って行動する，という前提のもと実行されたシミュレーション結果を用いて行動規範を同定している。そのため，現実に行動規範が複数種類混在する場合，この前提が成り立たない。

本報告では，行動規範が複数種類ある状況に着目し，避難モデルを例にビデオデータなど(以下避難行動データと記す)に基づき各エージェントの非常口を選択する行動規範(以下非常口選択規範と記す)を同定する方法を提案する。

2. 問題設定

非常口選択規範を定義するにあたり，まず文献[1]に従いエージェントの非常口の選択方法を定める。各エージェントは図 1 に示す手順で非常口を選択する。

i. **観測**：エージェントが選択可能な非常口の集合$\mathcal{A}=\{A_1,A_2,\cdots\}$と，非常口$A_i$についての$n$個の特徴集合$\lambda_i=\{\lambda_{1,i},\lambda_{2,i},\cdots,\lambda_{n,i}\}$を全ての非常口に対して観測する。
ii. **評価**：各A_iに対してλ_iから非常口の価値 $\sigma_i=\phi(\lambda_i)$を評価する。
iii. **決定**：σ_iが最小のA_iを選択する。

図 1　非常口の選択方法

非常口選択規範は図 1 の$\phi:\Re^n\rightarrow\Re$であり，λ_iをσ_iに変換する関数である。ϕはエージェントが各非常口毎に観測するn個の特徴集合$\mathcal{T}=\lambda_i=\{\lambda_{1,i},\lambda_{2,i},\cdots,\lambda_{n,i}\}$と，算術演算や論理演算などの$m$個の関数$f_i$の集合$\mathcal{F}=\{f_1,f_2,\cdots,f_m\}$の組み合わせから構成される多変数関数として表現される。

また，ϕを同定するのにあたり，避難行動データM_0と推定したϕに従う群衆M_1の誤差を定義する。

屋内空間をN個のグリッドに分割し，グリッドgの中心をx_g，グリッドg内のエージェント集合をC_gとした時，グリッドの密度分布を式(1)で表し[2]，式(2)で定める式(1)の平均値をM_0とM_1の誤差とする。ここで，Kはタイムステップの総数，$r_c(t)$はエージェントcの座標，Rは定数である。

$$\rho_M(t,\mathrm{x}_g)=\sum_{c\in C_g}\frac{1}{\pi R^2}\exp(-\|r_c(t)-\mathrm{x}_i\|^2/R^2)\quad\cdots(1)$$

$$D(M_0,M_1)=\frac{\sum_{t=1}^{K}(\sum_{g=1}^{N}|\rho_{M_0}(t,\mathrm{x}_g)-\rho_{M_1}(t,\mathrm{x}_g)|)}{KN}\quad\cdots(2)$$

以上から，避難行動データに基づき非常口選択規範を同定することは，式(2)が最小のϕを見つける関数同定問題を解くことと同義である。

3. 避難モデルの構築

本報告では，非常口の選択と移動を繰り返し屋内から避難する避難モデルを対象とする。避難モデルではϕが最小になる非常口を選択し，Social force model[3]に従って移動を行う。非常口を選択する要因としては，(1)非常口までの距離d，(2)非常口の幅w，(3)非常口へ向かっている他のエージェント数η，(4)エージェントの速度s，の 4 つを考え，$\mathcal{T}=\{d,w,\eta,s\}$，$\mathcal{F}=\{+,-,*,/,f(x)=-x\}$とする。図 2 に$\mathcal{T}$の例を示す。

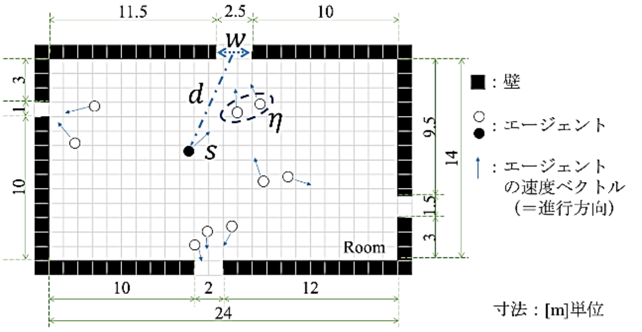

図 2　$\mathcal{T}$の例(上側非常口に対する評価)と部屋

Identifying individual norm of exit selection based on raw data of evacuation behavior
†Keiichi Namikoshi ‡Sachiyo Arai
†Faculty of Engineering, Chiba University
‡Graduate School of Engineering, Chiba University

Copyright ©2016 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.

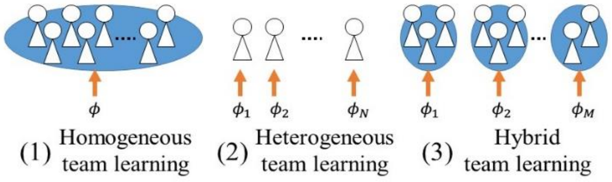

図 3　マルチエージェントの協調学習手法

4. 提案手法

文献[1]では，関数同定問題を解くために Genetic Programming（以下 GP と記す）の拡張アルゴリズムである Genetic Expression Programming を用いているが，この手法はエージェント毎に行動規範が異なる，すなわち複数の関数を同時に同定する事ができない。

そこで，GP を拡張したマルチエージェントにおける協調学習の手法に着目した。協調学習は目的関数に対して最適なエージェントの行動規則を得ることを目的としており，特に各エージェント間で協調の必要な問題を対象とする。手法には主に図 3 に示す 3 種類があり，これらはエージェントに対する行動規則の割り当て方によって分類される[4]。このうち，図 3(2)（以下 Hetero と記す）は各エージェントの行動規則をそれぞれ探索できるが，エージェント数が多いほど探索効率が悪化する。この問題を，図 3(3)のようにエージェントをグループ化し，グループごとの行動規則を探索することで改善した Automatically defined groups（以下 ADG と記す）[5]が提案されている。

本報告では，上述の手法において行動規則を非常口選択規範とみなし，目的関数を式(2)として用いることを提案する。ただし，図 2(1)は全エージェントに対して同一のϕを割り当てることから，文献[1]と同様に複数の関数を同時に同定する事ができない。そのため，計算機実験では ADG と Hetero を用いた結果を比較する。また，Hetero ではそれぞれに特化したϕに進化させるため，同じエージェントに対応するϕ同士に交叉を制限する restricted breeding と，1 世代あたりの進化を早めるため，1 度の交叉処理で全てのϕについて同時に交叉を行う手法を用いる。

5. 計算機実験

本実験では，避難行動データとして，2 つの非常口選択規範$\hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2$にエージェントがそれぞれ 10 体ずつ従うシミュレーションの結果を用いる。$\hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2$は表 1 に示す I から III の 3 種類とする。エージェントは図 2 に示す部屋にランダムに分布した状態から，4つの幅の異なる非常口のいずれかから避難する。

適応度関数は式(2)とし，最大100世代のうち収束条件を適応度0の個体が生成されるまでとし，遺伝子数を200，ADG はその他パラメータは文献[5]に従う。また，Hetero では交叉率0.8，突然変異確率0.2，トーナメントサイズ2とする。

表 1 に 10 試行のうち収束条件を満たした割合(収束率)と適応度が10^{-3}以下の割合（$\leq 1.0\mathrm{E}-3$），解の適応度の平均と標準偏差を示す。ただし，適応度の値と避難行動の誤差の対応は，適応度が式(2)のエージェントの密度の平均値であるため 1 対 1 に定まらない。一例として，10^{-3}以下の場合，避難行動データに対しエージェント 1 体が異なる非常口から避難する程度の誤差があり，0の場合，全エージェントについて一致する。

表 1　性能評価

規範 $(\hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2)$		手法	収束率	$\leq 1.0E-3$	平均	標準偏差
I	$(d, \frac{1}{w})$	ADG	50%	100%	$2.9E-4$	$4.0E-4$
		Hetero	0%	30%	$1.5E-3$	$7.1E-4$
II	$(d, \frac{d}{w})$	ADG	90%	90%	$1.2E-4$	$3.5E-4$
		Hetero	80%	100%	$6.3E-7$	$1.8E-6$
III	$(\frac{1}{w}, \frac{d}{w})$	ADG	90%	100%	$6.6E-5$	$2.0E-4$
		Hetero	0%	0%	$1.8E-3$	$6.0E-4$

この結果から，Hetero に比べて ADG は収束率が高く，今回の実験設定においては探索効率が良いことがわかる。また，手法にかかわらず II の収束率が高い。これは，今回の実験条件において$\hat{\phi}_1$，$\hat{\phi}_2$のうちどちらに従っても同じ避難行動をするエージェントが I は5体，II は16体，III は8体と，II は他の 2 つに比べて同定が比較的容易であることが原因だと考えられる。

6. まとめと展望

本報告では，従来の構成的モデリングの手法ではなく，ビデオデータなどに基いて行動規範を同定すること想定した手法を示した。特に本報告は，文献[1]では扱われていない，対象に複数の行動規範が混在している場合についての同定手法を提案し，2 種類の非常口選択規範に従う各 10 体のエージェントの避難モデルについて同定が可能なことを確認した。今後はエージェントの数や行動規範の種類などを変更した場合の提案手法の有効性を検証する。

参考文献

[1] Jinghui Zhong, Linbo Luo, Wentong Cai and Michael Lees. “Automatic rule identification for agent-based crowd models through gene expression programming” Proceedings of the 2014 international conference on AAMAS, pp.1125-1132, 2014.

[2] Dirk Helbing, Anders Johansson and Habib Zein Al-Abideen. “Dynamics of crowd disasters: An empirical study” Physical review E, 75(4), 2007.

[3] Dirk Helbing, Ills Farkas and Tamas Vicsek. “Simulating dynamical features of escape panic” Nature, 407(6803), pp.487-490, 2000.

[4] Liviu Panait and Sean Luke. “Cooperative multi-agent learning: The state of the art” AAMAS, 11(3), pp.387-434, 2005.

[5] 原章，長尾智晴. 自動グループ構成手法 ADG によるマルチエージェントの行動制御” 情報処理学会論文誌, 41(4), pp.1063-1072, 2000.

Copyright ©2016 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.