4R-04

マルチエージェントシミュレーションのための メタヒューリスティクスによるパラメータ空間探索機構

石川　博也†　　八槇　博史†

東京電機大学†

1. はじめに

国際政治学・経済学などの社会科学分野においてシミュレーションは重要な研究手段であるとみなされている．そこで個々に独自のルールを持つエージェントを仮想空間上に複数配置してシミュレーションモデル化し，エージェント同士の強調や交渉などの相互作用やその結果を分析・検討するマルチエージェントシミュレーション(以下 MAS)研究が盛んである．MAS 研究の特徴として，探索すべきパラメータ空間が巨大になり研究者は膨大な量の試行錯誤を強いられる傾向にある．MAS におけるシミュレーションの効率的な実行を行う機構としてパラメータ空間探索機構が提案されている[1]．パラメータ空間探索機構とは利用者の求める特徴を示すパラメータセットから優先的に分析・検証が行えるよう実行順序を制御する機構である．
パラメータ空間の効率的探索のために、メタヒューリスティックスアルゴリズムを用いる．メタヒューリスティックには複数の方式があり，それぞれ得意とする問題や特徴を持っている．また，どのアルゴリズムが望ましいかは適用する問題や研究者の意向によって異なる．
そこで，複数のメタヒューリスティクスアルゴリズムを実装し，アルゴリズムの選択可能なシミュレーション支援環境 GPGCloud と各アルゴリズムの評価をする．

2. パラメータ空間探索機構

GPGCloudにおける，パラメータ空間探索の概要を図1に示す．
Managerは最初に実行するパラメータセット群を生成する．初期パラメータセット群を生成したのち，生成した各パラメータセットをクラウド上のVMに渡し，対象モデルのシミュレータを用いて実行する．

Parameter Space Survey System by Meta-heuristics based on Multi-Agent Simulation

† Hiroya Ishikawa, Yamaki Hirofumi, Tokyo Denki University

実行結果は次世代の生成に必要になるため，Managerへ返される．Managerでは，実行したパラメータセットが研究上有用であるかをスコア関数により評価し，その評価を基に，次に実行するパラメータセットを生成する．生成された次世代の各パラメータセットは初期集団と同様に，クラウド上のVMに送られたのち，シミュレータを用いて実行される．パラメータ空間全て，もしくはパラメータ空間全体のうち，指定した割合だけ実行が終了した時点でパラメータ空間探索を終了する．

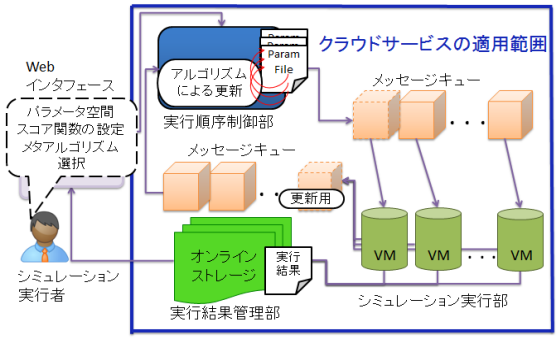


図 1 パラメータ空間探索機構

パラメータ空間探索機構ではメタヒューリスティックアルゴリズムを用いることにより，利用者がパラメータ空間内のどこに研究上有用なパラメータセットがあるかの見当がつかない場合でも，なるべく有用な結果に近いパラメータセットを見つけ出すことで研究効率の向上を図る．

3. メタヒューリスティクスアルゴリズム

メタヒューリスティックアルゴリズムの特徴は，厳密な解ではなく，最適解である保証は持たないが，少ない計算量と時間で最適解に近い解答を得ることができる．また，パラメータ探索空間の検証・決定プロセスに人手を介さずに行うため効率的である．メタヒューリスティックアルゴリズムには様々な種類が存在し，それぞれ得意とする問題や特徴を持っている．以下に代表的な適用アルゴリズムの概要を示す．

3.1 遺伝的アルゴリズム(genetic algorithm, GA)

遺伝的アルゴリズム(GA)[2]は生物の進化過程

Copyright ©2015 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.

を模倣した近似最適化アルゴリズムである．文字列で表現される個体集団に対し，遺伝的操作を繰り返して適用することで，近似な最適解を得ようとする．本研究で構築したシステムでは選択則をランキング法，交叉則をブレンド交叉(BLX-α)，突然変異を再生成とした．

3.2. シミュレーテッドアニーリング SA

疑似焼なまし法(simulated annealing, SA) [3]は，個体の結晶構造が生成される焼なまし過程をモデル化した探索アルゴリズムである．局所的最適解への収束を避けるため，次の探索点の受理基準を緩和し、解が悪化する方向への移動も一定確率で許している．

3.3. ランダムサーチ

ランダムサーチはパラメータ空間全域から無作為に選びだし，探索していくアルゴリズムである． タブーサーチとの組み合わせや並列化の効果が大きいとされる．

4. 評価

4.1 スキーマ認識モデル

今回評価に使用したモデルは，「スキーマ認識モデル」[4] である．このモデルは，組織論において一部の社員の持つ優れたスキーマを他の社員に共有させるという問題を表したものである．ここでスキーマとは、ものの見方、判断基準をいう．本研究で開発したパラメータ空間探索支援機能を用い，進化し認識が一様化するようなパラメータセットを探索することを考える．このモデルの進化的計算に大きく影響を与えるパラメータは，上意下達の割合と変化への抵抗(慣性)である．

4.2 シミュレーション結果

4.1 節のシミュレーションモデルにおいて、各アルゴリズムを適用しパラメータ探索を行った．横軸にパラメータ生成数，縦軸に一様化率を取った結果を図 2 に示す．このシミュレーションモデルでの最適化値は一様化率 1.0 である．

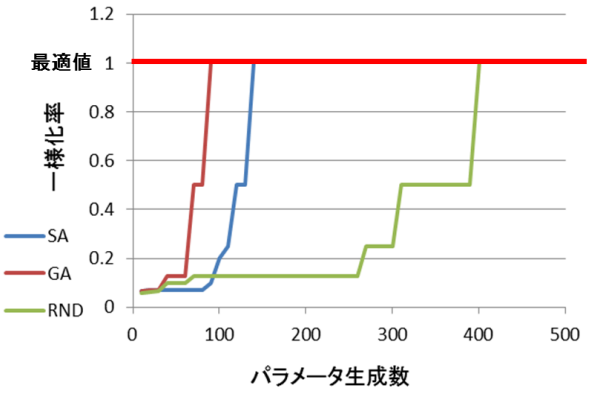


図 2 アルゴリズム毎のパラメータ探索効率の差異

図 2 は最適化値に収束するまでのパラメータ生成数をアルゴリズム毎に比較したものである．
全体のパラメータセット数は 17000 であり，最適化値までの生成数は GA で約 100，SA で約 150，ランダムサーチで約 400 となった．この事例のように，パラメータ空間探索の効率はアルゴリズム毎に差異がある．また，今回は GA の収束が速いが，これは GA が優位であることを示すのではなく，適用する問題により結果は変わりうる．
今回は比較的単純なスキーマ認識モデルを用いて実験を行ったが，利用者が望むパラメータセットの探索に応じて，アルゴリズムの選択が可能となった．

5. おわりに

本研究はシミュレーション支援環境 GPGCloud において，マルチエージェントシミュレーション研究の問題点である膨大なパラメータ空間に対する研究効率の向上が目的である．研究効率の向上のアプローチとしてメタヒューリスティックアルゴリズムを適用し、アルゴリズムの選択可能なシミュレーション支援環境を提案した．
結果として，アルゴリズムにより探索順序が変化することを確認し，利用者が望む挙動を示すパラメータから実行するために，各アルゴリズムの性質を生かす環境が構築された．シミュレーションモデルや問題の探索空間によって探索性能は変化することからアルゴリズムの優劣ではなく，各アルゴリズムの性質を利用していくことが明らかとなった．
現在，代表的なアルゴリズムを実装したが今後は，特定のアルゴリズムから様々な方式に変えて，探索のバリエーションを増やすことや他のモデルとのシミュレーションと比較して，各アルゴリズムの正当性を検証し，適切なアルゴリズムの提案をしてゆくことが今後の課題である．

参考文献

[1] 吉田慎吾，八槇博史，岩崎裕太郎，“クラウドを用いたマルチエージェントシミュレーションの大量実行”，第 27 回人工知能学会全国大会予稿集，4F1-2，2013.
[2] J.H.Holand, “Adaptation in Natural and Artificial System”, University of Michigan Press, 1975.
[3] S.Kirkpatric, C.D.Galatt Jr. and M.P.Vecchi “Optimization by Simulated Annealing”, Science, 220, pp.671-680, 1983.
[4] 菊地剛正，鳥山正博，山田隆志，寺野隆雄，“エージェントシミュレーションを用いた組織構造最適化の研究”，Joint Agent Workshops and Symposium, 2008.

Copyright ©2015 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.