2008－HPC－116 (27)
2008／8／7

グリッド向けマルチエージェントシミュレーションプログラムの大規模問題への適用

森下 仙一† 蟻川 浩‡ 村田 忠彦‡§

大規模マルチエージェントシミュレーションを実現する場合，シミュレーションに必要な情報の確保が問題となる．このとき，計算機の制限から単一計算機でシミュレーションに必要な情報の確保を行うことは困難となる．そこで本稿では，Sugarscape モデルおよびグリッド向けマルチエージェントシミュレーションプログラムでシミュレーションに必要な記憶領域の物理量を定式化し，大規模マルチエージェントシミュレーションにグリッド向けマルチエージェントシミュレーションプログラムを適用したときの有用性を記憶領域の観点から評価する．

Grid-Based Multi-Agent Simulation Program apply to Large-scale Problem

Sen-ichi Morishita† Hiroshi Arikawa‡ Tadahiko Murata†‡

When we implement a large-scale multi-agent simulation, it is difficult to allocate a storage area for a large-scale multi-agent simulation. Then, it is hard to allocate a large-scale storage area using a singe machine because the single machine has limit. In this paper, we define an expression of a storage area for Sugarscape model and Grid-Based Multi-Agent Simulation Program. And we evaluate the usefulness from a viewpoint of a storage area when the Grid-Based Multi-Agent Simulation Program apply to a large-scale problem.

1. はじめに

現実社会を模倣した大規模マルチエージェントシミュレーション(MAS)を実現するために，大規模 MAS の実現方法に関する研究が進められている．中島ら [1]は大規模 MAS におけるプロトコルの設計と実行基盤の構築を行っており，単一計算機で 100 万体のエージェントによるシミュレーションを実現している．中島らの手法は，主記憶領域上に確保するエージェント数を制限する手法を採用している．具体的には，処理を行っていないエージェントの情報を補助記憶領域に移動することで主記憶領域の消費量を抑えている．このとき，Java 言語で実装された大規模なエージェントサーバである Caribbean を利用することで主記憶領域確保を実現している．山本ら [2]は大規模 MAS を実現するための手法としてエージェントシミュレーション用ソフトウェア ZASE の開発を行っている．山本らは ZASE を用いて 100 万エージェントによるシミュレーションを実施し，かつ数百台の計算機を利用することで 1 億エージェントのシミュレーションが実現可能であることを示している．

我々はこれまで，人工社会モデルのひとつである Sugarscape モデル [3]を適用した MAS について，PC クラスタやグリッドコンピューティング環境を意識した大規模 MAS プログラムの実装方法について研究を進めてきた．具体的には，Message Passing Interface (MPI)を用いたメッセージパッシングによる方法 [4]，GridRPC を用いた遠隔ライブラリ呼び出しによる方法 [4]，MPI と GridRPC を併用したハイブリッド法 [5]を提案した．各手法は，ホモジニアス PC クラスタを用いて性能評価を行い，提案手法の有効性およびその特徴について示してきた．また，各提案手法を広域環境にある計算機上で実行することを考慮して，拠点間を繋ぐネットワークの帯域幅が各手法の計算時間に及ぼす影響

†関西大学大学院 総合情報学研究科
Department of Informatics, Kansai University
‡関西大学 政策グリッドコンピューティング実験センター
Policy Grid Computing Laboratory, Kansai University
§関西大学 総合情報学部
Faculty of Informatics, Kansai University

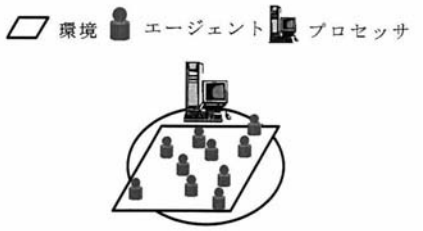

図 1　Sugarscape モデル

について実験を行った[6]．これにより，各提案手法は，拠点間を接続するネットワークの帯域幅がシミュレーション実行時間に影響を及ぼすことを確認した．また，Sugarscape モデルに基づくシミュレーションプログラムの実行において，台数効果の観点では拠点間のネットワーク帯域幅に影響されないことを確認した．

Sugarscape モデルに基づく大規模シミュレーションを実施する場合，エージェントや Sugarscape 環境などの情報を大規模主記憶領域に確保することが必要になる．例えば，日本の人口を基礎とした Sugarscape モデルによる社会シミュレーションを実施する場合，1 億を超えるエージェント情報を取り扱う必要がある．また，Sugarscape モデルの場合エージェントの活動環境が必要であり，詳細なシミュレーションを実施するにはエージェントの活動環境情報を確保することになる．大規模なシミュレーションを考慮した場合，32bit CPU を搭載した計算機単体にてシミュレーションを行う場合には 4GByte の記憶領域が限界であり，記憶領域の限界を超えるようなシミュレーションを実施する場合には様々な工夫が必要となる．

本稿では，Sugarscape モデルに基づく MAS について，計算機単体でのシミュレーションが実施困難である場合を大規模 MAS としたとき，大規模 MAS を実施する際に必要な記憶領域を算出する方法とその有用性について検討する．

2.　対象とする MAS のイメージ

本稿では Sugarscape モデルに基づく MAS を対象とする（以後，対象 MAS と呼ぶ）．対象 MAS のイメージを図 1 に示す．Sugarscape モデルはエージェントおよび環境から構成されるシミュレーションで，環境は上下左右が連続した二次元のセル空間で表現されている．環境上には環境内を移動可能なエージェントが配

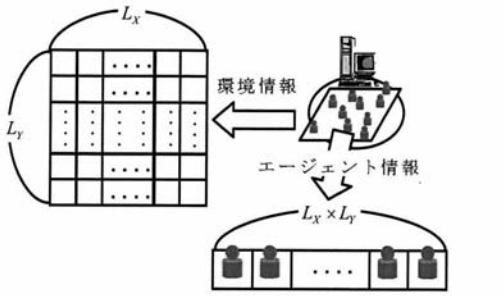

図 2　Sugarscape モデルの記憶領域

置されており，エージェントは周囲の環境や他のエージェントから意思決定に必要な情報を収集しながら，自身の内部状態に従った意思決定を行う．このとき，エージェントは意思決定に基づいた行動を意思決定後に行うことで環境に影響を与える．ここで，エージェントが自身の内部状態に基づいて行動を決定する処理をエージェント意思決定処理，環境へ操作を加える処理を環境情報更新処理とする．エージェント意思決定処理および環境情報更新処理を実行することを 1 ステップとし，任意のステップ数繰り返す．

対象 MAS のシミュレーションに必要な記憶領域を図 2 に示す．対象 MAS では，個々のエージェントを表現するための「エージェント情報」とエージェントが置かれている環境を表現するための「環境情報」の確保が必要になる．環境情報は 2 次元のセル空間で表現されており，X 軸のセル数を L_X，Y 軸のセル数を L_Y，各セルが所持する情報量（ひとつのセルを表現するに必要となる記憶領域の大きさ）を I_{cell} とすることで，環境情報に必要な記憶領域の式を求めることができる．なお，エージェント数の最大は環境情報のセル数と同一であり，エージェントが所持する情報量（1 エージェントを表現するのに必要な記憶領域の大きさ）を I_{agent} とすることでエージェント情報に必要な記憶領域の式が求まる．以上を踏まえた上で，シミュレーション情報以外の記憶領域を α とし，対象 MAS におけるシミュレーションに必要な記憶領域 M を式(1)のように定義する．このとき，エージェント情報を 2 つ確保することで意思決定によるエージェントの状態遷移を表現している．

$$M = L_X L_Y I_{cell} + 2L_x L_Y I_{agent} + \alpha \qquad (1)$$

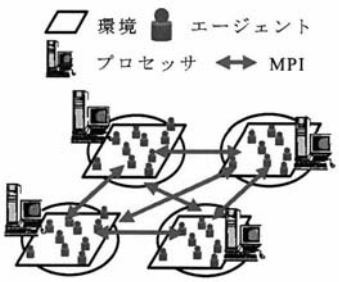

図 3　グリッド向け MAS プログラム

3. 並列分散技術に基づいた MAS プログラム実装における記憶領域の算出

対象 MAS のシミュレーションを実施する場合，環境情報のセル数を増加させるとシミュレーションに必要な記憶領域も増加する．そのため，市販されている多くの計算機(32bitCPU 搭載の計算機)にて対象 MAS を実施する上で記憶領域の限界となり，一定以上の規模のシミュレーションが実施できない．そこで，我々は並列分散技術によりエージェント情報および環境情報を複数の計算機に分散配置することで，大規模シミュレーションを可能にする．

我々が提案したグリッド向け MAS プログラムのひとつであるメッセージパッシング型のシミュレーションプログラム実装方法のイメージを図 3 に示す．図 3 ではエージェント情報および環境情報の分散配置により大規模記憶領域の確保を実現した．まず，環境を分割し，分割した環境と関係のあるエージェントを複数のプロセッサに配置する．そして，MPI を用いた情報交換を行いながら各プロセッサで並列してエージェント意思決定処理と環境情報更新処理を行う．そのため，エージェントおよび環境を分散配置するプロセッサ数を増加させることで，大規模記憶領域の確保およびエージェント意思決定処理時間と環境情報更新処理時間の短縮を実現できる．

メッセージパッシング型 MAS プログラム実装方法における必要となる記憶領域を図 4 に示す．このとき，分散配置した環境(領域)間で情報交換を行うための記憶領域を付加する．環境情報は計算機単体の場合と異なり分割されている．また，隣接する領域から一部の環境情報を取得する必要がある．そのため，X 軸のセル数を L_X，Y 軸のセル数を L_Y，X 軸の分割数を P_X，Y 軸の分割数を P_Y，エージェントの最大移動可能範囲を V，各セルが所持する情報量を I_{cell} とすることで，環境情報に必要な記憶領域の式が求まる．エージェント情報は領域内のエージェント数に依存する．そのため，最大エージェント数は領域内のセル数となり，エージェントが所持する情報量を I_{agent} とすることで，エージェント情報に必要な記憶領域の式が求まる．エージェント交換用記憶領域は隣接する領域とエージェントを交換するときに使われる．エージェント交換用記憶領域は他の領域に移動するエージェント数に依存する．つまり，隣接領域から取得する環境情報のセル数が他の領域に移動する最大エージェント数になる．以上を踏まえた上で，シミュレーション情報以外の記憶領域を α とし，グリッド向け MAS プログラムを Sugarscape モデルに適用したときに必要となる記憶領域 M を式(2)のように定義する．このとき，エージェント交換用記憶領域はエージェントの送受信の両方に使われるので，シミュレーション本来の情報とは別に 2 種類の記憶領域を確保する必要がある．

$$
\begin{aligned}
M = {} & P_X \times P_Y \times \left(\left(\frac{L_X}{P_X} + 2V \right) \left(\frac{L_Y}{P_Y} + 2V \right) I_{cell} \right. \\
& + 2 \frac{L_X L_Y}{P_X P_Y} I_{agent} \\
& \left. + 2 \left(\frac{2L_x V}{P_X} + \frac{2L_y V}{P_Y} \right) I_{agent} + \alpha \right)
\end{aligned}
\tag{2}
$$

4. 並列分散技術に基づく MAS プログラムの記憶領域算出方法の有用性確認

対象 MAS における記憶領域算出方法の有用性を確認するために，環境改善資金調達シミュレーション [7]を例としてプログラムを実装しグリッド向け MAS プログラムを適用した．また，40 台の計算機で構成されるホモジニアス PC クラスタにて実行し，算出方法の有用性を確認する．本稿で用いた計算機の諸元を以下に示す．各計算機は Intel 社製 3.0EGHz Pentium 4 プロセッサを搭載しており，2GByte の主記憶領域を有する．OS は Linux カーネルバージョン 2.6.9-11.ELsm にて動作させている．本稿での実験において，Hyper Threading Technology を有効にしているため，各計算機は擬似的にデュアルプロセッサ構成とみなす．各計算機は 2GByte の swap 領域を確保した．本稿では，MPI ライブラリとして MPICH 1.2.7 を使用した．エージェント情報および環境情報の情報量は $I_{cell} = 28Byte$，$I_{agent} = 144Byte$ とし，表 1 のシミ

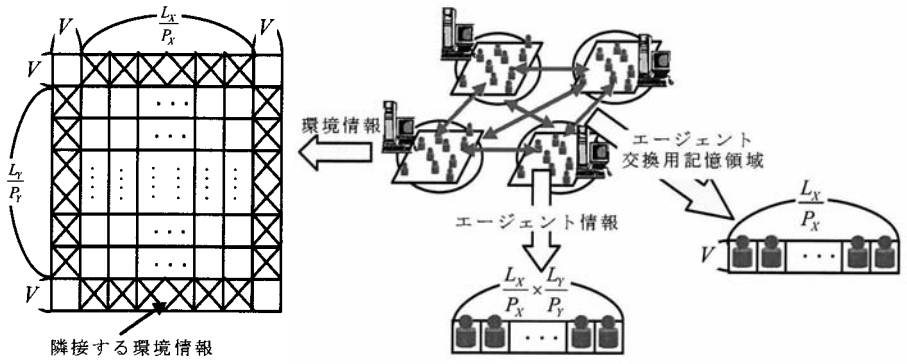

図 4　グリッド向け MAS プログラムの記憶領域

表 1　シミュレーション条件

初期エージェント数	5040
環境情報拡大率(n)	1～7
環境情報のセル数	$(2100\times n)\times(2100\times n)$
プロセッサ増加率(m)	1～8
プロセッサ数	$m\times m$
最大移動可能範囲	6
ステップ数	2000
試行回数	1

ュレーション条件に基づいてシミュレーションが実施される．このとき，m=1 は並列分散処理向け MAS プログラムではなく計算機単体で実行可能な Sugarscape モデルのプログラムでの実行である．m=2～8 では環境情報をプロセッサ数に応じて正方形に分割している．例えば，n=1 のときにシミュレーションに使用するプロセッサ数を m=2 とすると，各プロセッサは 1050×1050 の領域を担当することになる．ここで，m=8 のシミュレーションを実施する場合，環境情報のセル数は 2100×2100 を基準としているため，環境情報を 8×8 で分割可能な場合と分割不可能な場合が発生する．そこで，今回は分割可能な場合のみ実験を行った．その他のシミュレーション条件は文献 7)と同じ設定を用いている．

シミュレーションを実施するのに必要な記憶領域を図 5 に示す．図 5 は，横軸に環境情報の拡大率，縦軸にシミュレーションに必要な記憶領域を表しており，シミュレーションに使用するプロセッサ数の違いおよび環境情報のセル数の増加がシミュレーションに必要な記憶

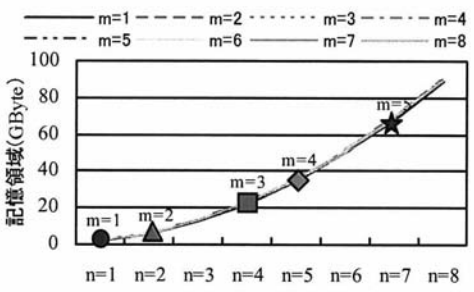

図 5　シミュレーションに必要な記憶領域

領域に及ぼす影響について示している．このとき，2．章および 3．章で定義した式を利用してシミュレーションに必要な記憶領域を算出している．図 5 は m=1～5 に関してシミュレーションが実施可能であった最大地点も示している．これにより，シミュレーションに使用するプロセッサ数を増加させたときに，どの程度のシミュレーションが実施できたかを示している．図 5 から，環境情報のセル数を増大させることで，シミュレーションに必要な記憶領域が増大することがわかる．そのため，シミュレーション情報を分割しない m=1 の場合に 1 プロセッサで確保できる記憶領域の限界を超えてしまい，シミュレーションが実施できなくなる．そこで，グリッド向け MAS プログラムを用いてシミュレーション情報を分割し，各プロセッサで確保する記憶領域の大きさを小さくすることで，大規模 MAS を実現できる．

グリッド向け MAS プログラムを用いてシミュレーションを実施する場合，シミュレーションに使用するプロセッサ数が問題となる．図 5 から，m=2 のときは n=2 まで，m=3 のときは n=4 まで，m=4 のときは n=5 まで，m=5 のとき

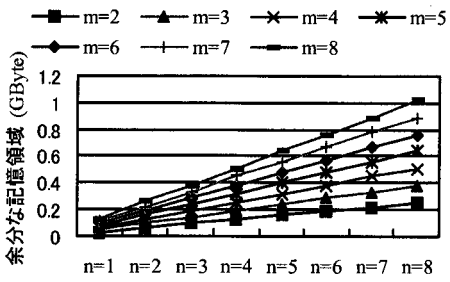

図 6　m=1 を基準にした余分な記憶領域

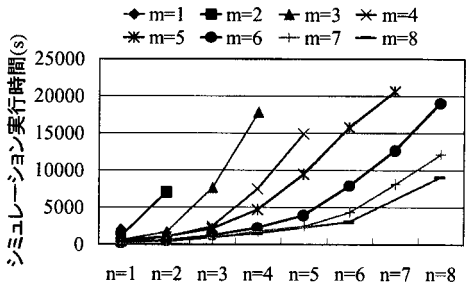

図 7　シミュレーション実行時間

は n=7 まで，m=6～8 のときは n=8 以上のシミュレーションを実施できることがわかる．これは，シミュレーションに使用するプロセッサ数を増加させることで，1 プロセッサが確保する記憶領域の大きさがプロセッサ数に比例して小さくなるためである．そのため，実施するシミュレーションの規模に応じて使用するプロセッサ数を変更する必要がある．そうすることで，大規模な記憶領域が必要なシミュレーションを実現できる．

グリッド向け MAS プログラムを用いる場合，シミュレーションに使用するプロセッサ数および環境情報のセル数に比例して記憶領域が必要になる．これは，領域に付加する隣接領域の環境情報およびエージェント交換用記憶領域が必要になるからである．図 6 に，m=1 を基準として余分に必要な記憶領域の大きさを示す．図 6 は，横軸に環境情報の拡大率，縦軸に余分に必要な記憶領域を表しており，シミュレーションに使用するプロセッサ数の違いおよび環境情報のセル数の増加が余分な記憶領域に与える影響を示している．図 6 から，環境情報のセル数が増大するに従って余分な記憶領域が多く必要になることがわかる．また，同じセル数でもプロセッサ数を増加させることでより多くの余分な記憶領域が必要になることもわかる．環境情報のセル数が増加することで余分な記憶領域が大きくなる理由は，余分に必要な記憶領域に環境情報のセル数が影響しているからである．シミュレーションに使用するプロセッサ数が増加することで余分な記憶領域が大きくなる理由は，領域に付随する隣接領域の環境情報およびエージェント交換用記憶領域をプロセッサ数分確保する必要があるからである．そのため，環境情報のセル数およびシミュレーションに使用するプロセッサ数を増加させることで，シミュレーションに必要な記憶領域が大きくなる．しかし，プロセッサ数を増加させることで，1 プロセッサが担当する領域の大きさは小さくなるので，1 プロセッサが確保する必要がある記憶領域は少なくなる．そのため，プロセッサ数を増加させることで大規模 MAS が実施可能となる．

今回実施したシミュレーションの実行時間を図 7 に示す．このとき，シミュレーション実行時間はシミュレーションを 3 回実行したときの平均である．図 7 は，横軸に環境情報の拡大率，縦軸にシミュレーション実行時間を表しており，シミュレーションに使用するプロセッサ数の違いおよび環境情報のセル数の増加がシミュレーション実行時間に及ぼす影響について示している．図 7 から，環境情報が拡大することでシミュレーション実行時間が増加することがわかる．また，同じ環境情報のセル数のとき，プロセッサ数を増加させることでシミュレーション実行時間の短縮を実現できることもわかる．そのため，プロセッサ数を増加させることで大規模な記憶領域の確保だけでなくシミュレーション実行時間の短縮も実現可能であることがわかる．

5. まとめ

並列分散環境向け MAS プログラムの記憶領域の算出方法とその有用性について検討した．本稿では Sugarscape モデルにおけるシミュレーションに必要な記憶領域の式を定義し，大規模シミュレーションを市販の計算機単体にて実施することは困難であることを示した．次に，並列分散技術に基づく MAS プログラムの構成とグリッド向け MAS プログラムにおけるシミュレーションに必要な記憶領域の式を定義した．最後に，グリッド向け MAS プログラムを適用した環境改善資金調達 MAS[7]と定義した式を利用して，シミュレーションに必要な情報

を記憶領域に確保する際に，計算機の制限により記憶領域の確保ができない規模の MAS をグリッド向け MAS プログラムで実現可能であることを示した．

今後の方針として，今回定義した式から大規模シミュレーション実施の妥当性を評価するとともに，主記憶領域の算出根拠から計算機台数の必要性についての考察を行う．また，本稿では触れることができなかったが，エージェントの最大可能範囲が及ぼす記憶領域の確保について検討する．

謝　辞

本研究の一部は，文部科学省社会連携研究推進事業（平成 17 年度～平成 21 年度）による私学助成を得て行われた．

参　考　文　献

1) 中島 悠，椎名 宏徳，山根 昇平，八槇 博史，石田 亨，大規模マルチエージェントシミュレーションにおけるプロトコル記述と実行基盤，電子情報通信学会・システムソサイエティ，Vol.89, No 10, pp.2229-2236, 2006.

2) 山本 学，田井 秀樹，水田 秀行，1 億エージェントを用いたエージェントベースシミュレーションの現実への考察，電子情報通信学会・システムソサイエティ，Vol.90, No.9, pp.2423-2431, 2007.

3) Joshua M. Epstein, Robert Axtell（服部 正太，木村 香代子訳），人工社会 －複雑系とマルチエージェント・シミュレーション－，共立出版 (1999).

4) Tadahiko Murata, Hiroshi Arikawa, Sen-ichi Morishita, Taiyo Maeda, A Design of Problem Solving Environments for Policy Making Assistance Using MAS-Based Social Simulation, *Proc. of 3rd Int'l Conf. on e-Science and Grid Computing*, pp.521-528, 2007.

5) 森下 仙一，蟻川 浩，村田 忠彦，MPI と GridRPC の併用によるマルチエージェントシミュレーションプログラムの実装，情報処理学会研究報告 (2007-HPC-111), pp.139-144 (2007).

6) 森下 仙一，蟻川 浩，村田 忠彦，狭帯域ネットワークにおけるグリッド向けマルチエージェントシミュレーションプログラムの性能評価，情報処理学会研究報告 (2008-HPC-114), pp.157-162(2008).

7) 西崎 一郎，上田 良文，佐々木 智彦，慈善くじによるグローバル・コモンズの保全のための資金調達と人口社会モデルを用いたシミュレーション分析，システム制御情報学会論文誌，Vol.17, No.7, pp.288-296 (2004).