大規模マイクロシミュレーションによるサッカー試合評価のためのクラスタとその実装

Massive Microscopic Soccer simulation and RoboCup soccer simulation cluster

西野順二*、長岡俊男、秋山英久†
Junji NISHINO, Toshio NAGAOKA, Hidehisa AKIYAMA
nishinojunji@uec.ac.jp

Abstract

In this paper we introduce a novel analysis model MakeDrama that describe whole game situation and multi agent system performance. To analyze robocup soccer simulation games using MakeDrama model aspect, we construct RoboCup soccer simulation cluster system. The experimental results with 100 times simulations of Robocup 2013 teams had done and show these games character that can not be indicate from simple statically analysis.

1 はじめに

ロボカップサッカーリーグの目的はマルチエージェント協調を試合対戦のなかで評価することで知的行動アルゴリズムの発展をすすめることである。ところで、その試合の勝敗結果にはどのような意味があるだろうか。二つの人工チームが対戦してサッカーとしての得失点差を比較することはそれぞれのチームのアルゴリズムの善し悪しとどのように関係しているだろうか。そもそも何試合を行なえばその結果の信頼性を担保できるのであろうか。

本発表の目的はエージェントシミュレーションによる試合評価についてのモデルを提案し、またその演算のためのクラスタシステムの構築について報告することである。

意外なことに、こうした試合結果の構造的な意味についての検討はほとんどなされていない。チームアルゴリズムの評価の視点から、実機も含め一つのロボカップサッカー試合は広義のシミュレーションである。これに対し、本稿では Make Drama モデルを提案し、その基本的な性質について思考実験にもとづき考察する。さらに大規模マイクロシミュレーションを行うことで、試合評価への定量的なアプローチについて検討する。

大規模マイクロシミュレーションは、試合結果を計算するためマクロな統計的手法によらず、ミクロなエージェントモデルによるシミュレーションを多数積み重ねる手法である。近年の計算機シミュレーション技術の向上とあいまって、社会シュミレーション分野での人口動態の予想[稲垣 10]など様々な研究が行なわれている。

ロボカップサッカーシミュレーションはボールの転がりなど不確定要素を含んだ物理シミュレーションと各々の戦略決定アルゴリズムをもつクライアントの相互作用によって進展する。この枠組み自体はマイクロシミュレーション技術と同等である。しかしながら、大会では時間の制約もあることから、数回の対戦でチーム間のアルゴリズム同士の優劣を決定している。とくに同一チームでの対戦はほとんどの場合において 1 度きりである。

実際のところ二つのチームの対戦結果は確率的な要素と、多くの構造的な変動要素を持ち、公式戦における 1 試合のみから優劣を決定することは困難である。線形比較の確率的試行では実力が均衡していても見かけ上差がついているように感じられることが麻雀についての勝敗シミュレーション[とつ 04]で示されている。また、アルゴリズムの改良効果を比較検討する際にも、複数の試合結果の総合的評価が欠かせない。そこで本論文では、同一チーム組み合わせについて試合評価を行なうため多数の試合を実行しその総合評価するためのクラスタを構築した。

2 ロボカップサッカー試合の MakeDrama モデル

11 対 11 のロボット・人工エージェントとボール及び環境からなるサッカーの試合を考える。このとき粒度によって次の 3 レベルのモデルが想定できる。

1. エージェント毎のアルゴリズム 22 体による分散シス

電気通信大学 (The University of Electro-Communications)
福岡大学 (Fukuoka University)

テムモデル

2. 連携したチームが 2 チームで対戦するゲームモデル

3. 全体一組で 1 つの対象物としてとらえたトータルシステムモデル

多くのロボカップ出場者はより強いアルゴリズム発見のため、1) または 2) のモデルで試合をモデル化および分析している。

本研究ではトータルに「試合」そのものの分析を目的として 3) の全体を 1 つのシステムとしてとらえるモデルを提案し、MakeDrama (Multi-Agent kinetic embironment Dynamic random process analysys model) と呼ぶ事にする。

2.1 MakeDrama

MakeDrama モデルは、ロボカップサッカーのようなマルチエージェントによる対戦評価を、一つの試合ごとにその試合の総体として評価検討するパラダイムである。

このモデルは、人がマルチエージェントシステムの挙動を理解するときの認識を参考としている。日常生活において代表的なマルチエージェントシステムとして様々なチームスポーツを人が鑑賞・評価するとき、チームごとの分析はもとより総体としての試合そのものに対する評価がなされる。これは、いわゆる「いい試合だった」という言説に表される行動である。良い試合、良い組み合わせ、悪い試合、など競技者にとっては個々のチームの評価だけが重要であるなかで、一般の生活者から見たときにはこうした総体での認識評価が本質的と言える。

総体としてのサッカーの試合試合一組は、たとえば 2D サッカーシミュレーションリーグであれば、22 のエージェント $p_i(x_i, y_i)$ と 1 つのボール $b(x_b, y_b)$ からなる物理的な状態空間 $s = (p_1, \cdots p_{22}, b)$ と各々の戦略行動アルゴリズム $a_i \in A$ と状態の外乱要素 n により、試合時間 $0 \leq t \leq Lim$ の間の状態遷移

$$s(t) = f(s(t-1), A|n)\ t \in [1, Lim] \qquad (1)$$

として定義することができる。

ここでアルゴリズム集合 A を固定したとき $s(t)$ 全体の集合を S とすると、様々な試合局面はその部分領域 $S_j \subseteq S$ である [NIS04]。

試合全体の進展を表現する状態空間と状態遷移を図 1 に模式的に 2 次元で示す。中心が初期状態 $s(0)$、外周が試合終了時点の $s(t), t = Lim$ であり全プレイヤの行動によって引き起こされる状態遷移を折れ線矢印で表示した。外周すなわち $t = Lim$ 時点で白い領域 $W \subset S$ の状態に行き着けば勝ち、黒い領域 $L \subset S$ では負けたことになる。途中の点線領域は得点 (ゴールシーン) である。

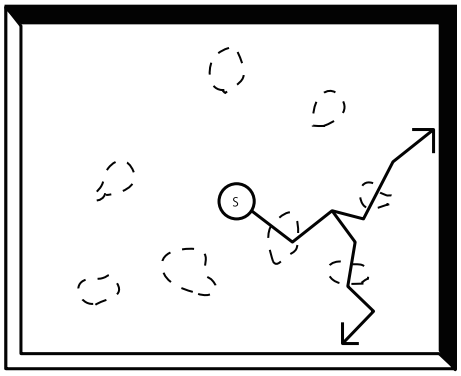

Figure 1: メイクドラマ状態空間： t=Lim で外周に到達し黒領域は負け、白領域は勝ち

点線領域で示されたゴールシーンの配置状態が密であれば、試合展開に関わらずそこかしこで点数の入るゴールシーンリッチな状態空間を持つ熱戦となる。

このように試合全体を状態遷移としてとらえ、その状態遷移の結果として到達した外周点が試合の勝敗となる。この空間は、プレイヤアルゴリズムによって生成された状態遷移によって特徴付けられる。この状態空間と遷移関数の傾向を精密に記述することができれば試合展開が分ったことになる。しかしながら一般にはこの状態空間の規模は非常に大きく、十分に記述する事は現実的ではない。

他の例として、図 2 で示された試合全体は、どのような遷移すなわち試合展開であったとしても最終的に負けであることが確定している。たとえば、実力差の大きなアルゴリズム同士の試合ではこのような状態空間を取り、チームマッチングの段階で決定していることになる。人が試合そのものの評価をしたときの、つまらないカード、ではこのような状態空間となっていると言える。

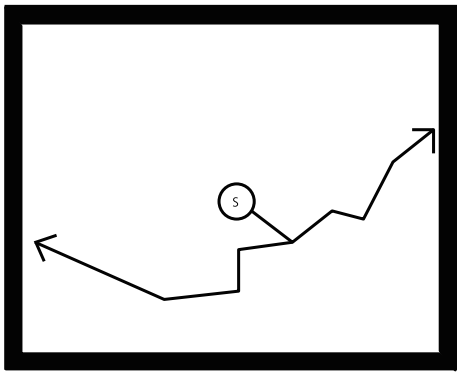

Figure 2: メイクドラマ状態空間 2: 外周が負け領域の黒のみであり、どのような試合展開でも勝ち目がない

図 3 で示された試合全体は、外周部の勝ち領域と負け領域が等量で細かく絡み合っている。このため、状態遷移の最終局面での些細な揺動で勝ちの白に入るか負けの黒に入るかが決定し、試合途中では優勢劣勢評価をすることが困難な状態空間である。二つのチームの力が均衡

しているときには、このような状況がしばしばいわゆるシーソーゲームと呼ばれ発生する。

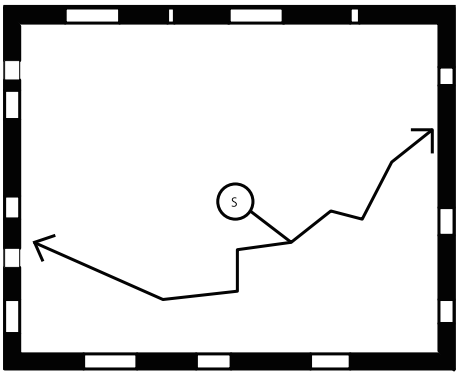

Figure 3: メイクドラマ状態空間 3: 黒白が混みいっていて最後まで勝敗が分らない

いっぽう先に示した図 1 も、外周部における白黒領域の分量が等しく、試合参加している二つのチームの力量が均衡しているモデルであると言える。しかし、この状態空間ではいったん図の右上の領域に状態が進めば、その先でかなり大きな状態遷移がないかぎり黒の結果となることが確実である。逆に左下に進めば白となる可能性が高く優勢であると言える。この場合は均衡した 2 つのチームで勝敗の可能性は均衡していてもいったん状況が偏ることで巻き返しが難しい試合があることを示した状態空間であると言える。

3 ロボカップサッカーシミュレーションクラスタ

ひとつの試合はチームのカードにより定まり、その評価は前述の状態空間の分析によって行なわれる。しかしながら状態空間全体は 2D サッカーの場合でも 23 体 2 自由度で 46 次元の大きさを持ち、全体の記述は不可能である。

そこで、試合の様相を知るためには、多数のシミュレーションを行なって傾向を知るほかないため、これを実現するロボカップサッカーシミュレーションクラスタを構築した。

ロボカップサッカーシミュレーションの特徴として

- 試合ごとに独立して演算可能
- tcp/ip 接続により 1 バーチャルマシンの 1 ポートにつき 1 試合
- サーバ時間で動き基本的に一定時間で終了する
- サーバシンクロモードによりクライアントの対応範囲で高速シミュレーション可能

などがある。

こうした特性から、粗結合なネットワークで全ノードに試合開始シグナルを送り、ノードごとに試合を行い、23 試合並列して全体は同期して終了する。試合結果は scp により 1 台のマスターで結果を集約する。

構築したクラスタの諸元を表 1 に示す。

Table 1: ロボカップサッカーシミュレーションクラスタ諸元

ノード数	24
接続	Gigabit ether ハブ
ノード CPU	Athlon 64x2
Clock	2.0 GHz
Memory	2.0 G
OS	Ubuntu 13.10
rcsserver	15.2.2

4 クラスタシミュレーション実験

試合評価実験のため、RoboCup 2013 2D 本戦から公開されている上位チームの対戦実験を行なった。一部のチームでバイナリの不適合等があり、また同期モードで稼働する Yushan2013 対 Axiom、AUT 対 Cyrus についてそれぞれ 100 試合を行なった。RoboCup2013 において yushan2013 は 3 位、Axiom 4 位、AUT 7 位、Cyrus 8 位である。

100 試合の実行時間は、Yushan 対 Axiom で 16 分 18 秒 (978 秒)、AUT 対 Cyrus は 20 分 07 秒 (1207 秒) であった。通常試合は 1 試合 600 秒かかることから、それぞれ 61.3 倍、49.7 倍速でのシミュレーションが可能であった。クラスタが 1 台のマスタと 23 台のノードからなるため、100 試合ではロスが発生している。ノード数を増やすかまたは 92 試合であればより効率が向上する。

図 4、図 5 に試合得点差の分布を示す。共に分布が正に寄っていることがわかる。

勝率は、Cyrus 対 AUT の Cyrus は 76 %、Yushan 対 Axiom の Yushan は 79 %となっている。

平均得点を表 2 に示す。

Table 2: 平均得点 (100 試合)

Yushan	3.3
Axiom	1.14
AUT	0.49
Cyrus	1.48

図 4 から YuShan が Axiom に対してかなり優勢であることが分る。実際の世界大会においても 3-4 位決定戦の結果 YuShan が勝利して 3 位となっており、本実験の結果と一致している。それぞれの平均得点は Axiom が 1.14、Yushan が 3.3 であり、どちらも攻撃型のチームで

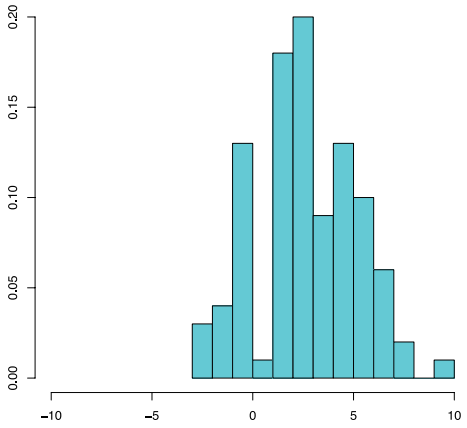

Figure 4: YuShan2013 対 Axiom の得点差分布 (YuShan - Axiom)　正側に寄っているため YuShan が優勢

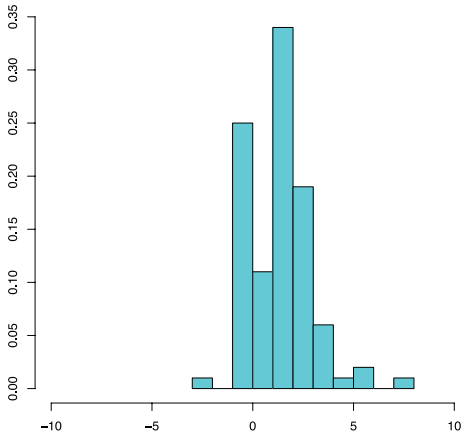

Figure 5: AUT 対 Cyrus の得点差分布 (Cyrus - AUT) 正側に寄っているため Cyrus が優勢

あると言える。このため得点差分布も広がっており、劣勢の Axiom 側でも 3 点差をつけて勝利することがあることが分る。世界大会上位チームということもありゴールの多い試合が豊富で観客の観点からは面白いカードであるといえる可能性がある。そのいっぽうで得点差 0、すなわち同点の試合の頻度が極端に少ない結果となっている。理由は不明で今後の検討が必要である。

AUT 対 Cyrus では世界大会順位と反して、図 5 に示したように、Cyrus が明らかに優勢である。平均得点も Cyrus 1.48 に対し AUT 0.49 であることから、実力は 7 位と 8 位とは逆であったと言える。平均得点から分るようにどちらも得点力が低いため、同点の試合が全体の 10 %を占めており YuShan 対 Axiom と比較してたしかに実力差が見えづらい対戦カードであると言える。

得点差分布はメイクドラマ空間の終端における勝ち状態と負け状態の分布を間接的に計測したものといえる。AUT 対 Cyrus 戦と Yushan 対 Axiom 戦についても、二つのカードを勝率で比較すると、Cyrus の勝率 76 %、Yushan 79 %とその差はほとんど見えないが、得点差分布でははっきり Yushan が Axiom より強い事が分る。

このことは、試合におけるエージェントアルゴリズムの評価は、個々のチームの勝率や得失点では測ることが難しく、試合全体の状態遷移を分析する必要があることを示している。

5　まとめと今後の課題

本稿では、ロボカップサッカーのような対戦型のマルチエージェントシミュレーションについて、試合全体を評価するという観点を指摘し、試合全体の状態空間とその遷移に着目した分析法について考察した。試合全体の状態空間としてメイクドラマ空間を提案し、思考実験から典型的な試合表現について示した。

また、大規模マイクロシミュレーションの観点から、試合全体の状態評価を実現するためのサッカーシミュレーションクラスタを構築した。このシステムで RoboCup 2013 出場チームを用いて大規模シミュレーションの実験を行い、100 試合を 17 分程度で行なえることを確認した。

多数の試合結果については単なる勝率ではなく、得点差分布などメイクドラマ空間と直結する評価法を用いることでより多様な試合の解釈評価ができることを確かめた。RoboCup 2013 では 7 位と 8 位の順位と実際のエージェントアルゴリズムの強度が逆転していたことを発見した。

大会では時間的制約から同一カードでは数試合しか実行できないが、本提案によれば統計的な意味ではなく、構造的な意味から多数の試合を行なって分析することが、協調アルゴリズムの真の優劣を決めることになる。

今後はより大規模なシミュレーションを行い、また試合展開を状態遷移としてとらえた分析法について実験検討することが課題である。

参考文献

[NIS04] NISHINO, J.: Cooperative behavior of human players in simulated soccer, in *Proceedings of SCIS & ISIS*, pp. In CD–ROM, 2004.

[とつ 04] とつげき東北：科学する麻雀, 講談社, 2004.

[稲垣 10] 稲垣誠一, 金子能宏：日本のマイクロシミュレーションモデル INAHSIM の概要, 一橋大学世代間問題研究機構ディスカッション・ペーパー, No. 468, 2010.

連絡先

電気通信大学情報・通信工学専攻
西野順二
nishinojunji@uec.ac.jp