

順シミュレーションにより生成された予測局面を用いた サッカーの試合状況評価

Situation Evaluation for a Soccer Game Using Predicted Situations Generated by Forward Simulation

鈴木 雄大 中島 智晴*
Yudai Suzuki Tomoharu Nakashima

大阪府立大学大学院 人間社会システム科学研究科
Graduate School of Humanities and Sustainable System Sciences
Osaka Prefecture University

Abstract: In this paper, we propose an evaluating method for the RoboCup soccer game situation. The idea is to evaluate a game situation with multiple situations by using a machine learning method. Through preliminary computational experiments, we found that multiple future situations are necessary for evaluating a current game situation. However, as a matter of course, future information is not available during an ongoing game. For this problem, we propose a FOrward Simulation for Situation Evaluation (FOSSE) approach. This approach consists of two parts. The first part is Forward Simulation part that predicts the future situations by using past and the current situations. The other part is Situation Evaluation part that evaluates the current situation by using the current and predicted future situations. We employ deep learning models such as an LSTM in both parts of the FOSSE approach. First, we show that the evaluation performance can be increased by using successive multiple situations in time. Especially, the effectiveness of using future information rather than past information is shown. Then, we present the FOSSE approach where both current and predicted future information of game situations are used to evaluate current game situation. Computational experiments are conducted to investigate the effectiveness of the proposed method.

1 はじめに

スポーツにおいて、試合中に優勢や劣勢を把握することは重要である。試合状況を定量的に評価することができるならば、チームの優勢度合を正確に把握することができる。これにより、チームの戦略切替の指針や、スポーツの自動実況分野への応用が期待できる。しかし、動的に状況が変化する試合を定量的に評価するのは困難である。この問題に対して、機械学習手法を用いることで、定量的な試合状況の評価を実現する。

本論文における実験環境として、RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグ [1] を採用する。Nakashima and Pomas [2] は、*SituationScore* と呼ばれるサッカーの試合状況における優勢度合の指標を定義した。本論文においても、*SituationScore* をいくつか変更を加え

た上で試合状況の評価指標として用いる。

試合状況を評価するもっとも単純な方法は、現状の試合状況のみの単一局面を使用することである。しかしながら、特にサッカーでは試合が動的に展開し、試合状況は刻々と変化する。そのため、選手やボールの動きを捉えることができない単一局面を用いた状況評価は難しいと言える。そこで、本論文では、複数局面を用いた試合状況評価の有用性を調査する。

未来の試合状況を用いることができれば、現在までの情報を用いるよりも高い精度の試合状況評価ができると考えられる。しかし、当然のことではあるが、試合中に未来の情報は取得不可能である。この問題に対し、本論文では、FOrward Simulation for Situation Evaluation (FOSSE) アプローチを提案する。本提案手法は、シミュレーションによって未来の試合状況を生成し、生成された未来の試合状況と現在の試合状況を使用して現在の試合状況を評価する。

FOSSE アプローチは二段階で構成される。一段階

*連絡先：大阪府立大学大学院 人間社会システム科学研究科
〒599-8531 大阪府堺市中区学園町 1-1
E-mail: tomoharu.nakashima@kis.osakafu-u.ac.jp

目は、過去と現在の試合状況から未来の試合状況を予測するシミュレーションモデルを用いた順シミュレーションである。二段階目は、順シミュレーションで予測した複数局面と現在の局面を入力とし現在の試合状況の *SituationScore* を出力する局面評価モデルを用いた状況評価である。シミュレーションモデルとして、Recurrent Neural Network (RNN), そして、局面評価モデルとして、Deep Neural Network (DNN) を用いる。

RoboCup サッカーシミュレーションでは、プレイヤーは自身の視野に入るオブジェクトの情報のみが入手可能である。聴覚情報から近隣のプレイヤーより補完できる情報が送られてくることもあるが、それでもフィールド全体の情報を把握することは事実上不可能である。そこで本論文では、プレイヤーエージェントの視点ではなく、全体の試合状況を俯瞰して見ることができるコーチエージェント、もしくは、観客の視点からの状況評価に着目する。また、本論文における“状況評価”や“局面評価”は、現在攻撃しているチームの優勢度合や得点の可能性などの試合状況を理解するためのものを意味することに留意する。他の研究として、Fukushimaら [3] のように個々のプレイヤーエージェントが次の行動決定をする際の状態または行動の評価値を意味している研究もある。本論文における状況評価は将来的にそのような目的での使用も考えられるが、本論文では議論の対象外である。

以下の章では、まず最初に2章でRoboCupと局面評価のための指標について説明する。次に、3章では、局面評価モデルが複数局面を用いることで単一局面のみを用いるよりも高い精度を示すことを調査する。また、実データを用いて未来の情報が過去の情報よりも試合状況を評価する上で有効であることを検証する。最後に、4章で、数値実験から提案手法であるFOSSEアプローチが有効であることを示す。

2 RoboCup サッカーにおける試合状況の定量的評価

本論文では、RoboCup サッカーシミュレーション2Dリーグ [1] を研究対象とする。一般的に、試合中のチームの優勢劣勢を判断する際、どちらのチームがボールを保持しているか、または、サッカーフィールド上のボールの位置座標が指標として用いられる。しかしながら、そのような簡潔な指標では試合中のチームの優勢度合を正確に把握することはできない。そのため、試合状況を定量的に評価することができる指標が求められる。

Nakashima and Pomas [2] は、次のゴールするまでの時間を用いて試合状況の評価指標である *SituationScore* を定義した。そして、*SituationScore* を教師として教師

あり学習をさせた機械学習モデルにより、*SituationScore* を予測させることで試合状況の定量的な評価を実現した。本論文においても、*SituationScore* を採用する。ただし、論文 [2] の定義を修正して、試合状況の評価指標として使用する。

以下では、まず、RoboCup サッカーシミュレーション2Dリーグについて説明し、次に、変更を加えた *SituationScore* について述べる。

2.1 RoboCup サッカーシミュレーション2Dリーグ

RoboCup [1] は、ロボット工学と人工知能の開発の発展を目指した研究プロジェクトである。RoboCupは、様々なリーグから構成される。RoboCup サッカーシミュレーション2Dリーグは、そのうちの一つのリーグで、実際のロボットではなく、シミュレーションによる仮想のプレイヤーエージェントを用いる。プレイヤーエージェントは、図1に示すように円で表現され、コンピュータ上の2次元の仮想サッカーフィールドでサッカーを行なう。プレイヤーエージェントとボールの位置は、2次元ベクトルで表現される。一つのCPUが全てのプレイヤーエージェントを制御する一般的な娯楽向けのサッカーゲームとは異なり、各プレイヤーエージェントは独立したエージェントとしてプログラムされているマルチエージェント環境である。1試合は6,000サイクルで構成され、1サイクルは0.1秒で離散化されている。試合が終了すると、各サイクルにおけるプレイヤーエージェントやボールの位置座標などの全ての試合情報が含まれた試合ログが生成される。

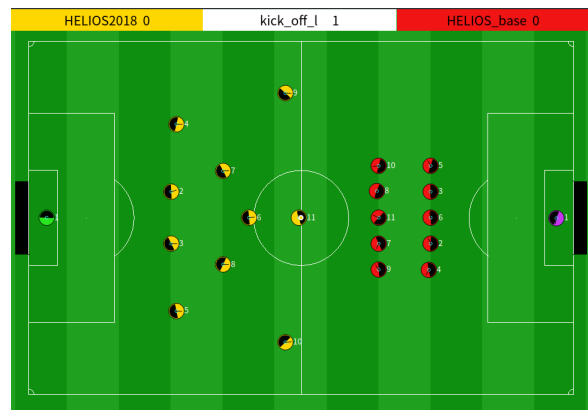


図1: RoboCup Soccer Simulation 2D League.

2.2 *SituationScore*

NakashimaとPomas [2] は、*SituationScore* と呼ばれる試合状況の評価指標を定義した。*SituationScore*

の値は、試合状況がゴールする状況に近づくに連れて上昇する。元々の定義では、 $SituationScore$ の最大値は 100（左チームがゴールしたとき）、最小値は -100 （右チームがゴールしたとき）として、全サイクルにおけるチームの優勢度合を考慮していた。しかしながら、チームの優勢と劣勢の境界に当たる $SituationScore$ が 0 に近い試合状況の評価は難しい。この問題に対して、本論文では定義に変更を加えることで解決する。まず、 $SituationScore$ の下限を 0 と定義し、両チームではなく 1 チームの優勢度合のみを考慮する。また、ゴールした状況から遠い状況ほど正確な状況評価が難しいので、ゴールしたサイクルから 50 サイクル前までの状況を考慮する。本論文で用いる変更を加えた $SituationScore$ を次式で示す：

$$SituationScore(t) = 50 - n, \quad (1)$$

ここで n は、次のゴールまでかかるサイクル数を表し、 $0 < n \leq 50$ とする。右チームに対する $SituationScore$ は、符号を入れ替えることで使用することができる。図 2 は、左チームがゴールする 9 サイクル前の状況を示す。このときの $SituationScore$ は $+41$ である。

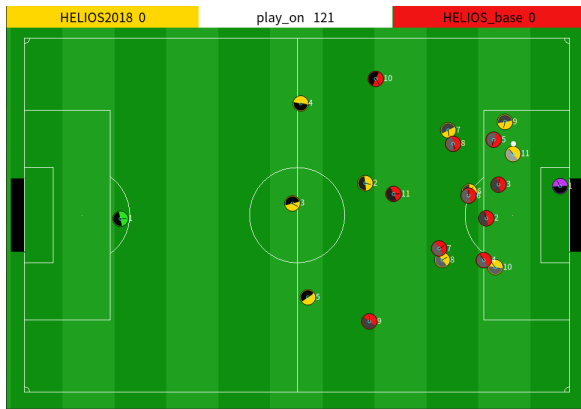


図 2: A situation where the left team scores in nine time cycles.

2.3 データセット

本論文の数値実験で用いるデータセットの作成手順を以下に示す：

1. HELIOS2018 [4]（左側）と agent2d [5]（右）で試合を実施。
2. 試合ログより、左チーム (HELIOS2018 [4]) がゴールしたサイクルを抽出。
3. 各ゴールの前 50 サイクル分の数値情報をそれぞれの $SituationScore$ と共に保存。数値情報は、

22 体のプレイヤーエージェントとボールの位置座標。 $SituationScore$ は式 (1) に基づいて計算され、 $SituationScore$ の値は、状況評価の真値として用いる。

データセットは、1,000 試合から抽出した 394,350 サイクルの数値情報から生成した。また、データセットは以下のように三分割して使用した:学習用データ 274,500 cycles (5,490 goals \times 50 cycles), 検証用データ 39,400 cycles (788 goals \times 50 cycles), テスト用データ 80,450 cycles (1,609 goals \times 50 cycles)。以下に示すすべての実験において、上記により作成されたデータセットを用いる。

3 複数局面を用いた状況評価

3.1 局面評価モデル

本章では、試合状況評価において複数局面を用いることの有効性を検証する。局面評価モデルとしてシンプルな DNN を用いる。局面評価モデルは、サイクル t における $SituationScore$ の値を出力する。図 3 に DNN モデルの概要を示す。図中の \mathbf{X} は、プレイヤーエージェントやボールの位置座標などの試合状況を示す。 \mathbf{X}_t は、現在の試合状況（サイクル t ）の情報を示す。 \mathbf{X}_{t-n_p} は、過去の試合状況の情報を示す（現在のサイクル t から n_p サイクル前）。 \mathbf{X}_{t+n_f} は、未来の試合状況の情報を示す（現在のサイクル t から n_f サイクル後）。

次節の数値実験では、様々な入力を与えた時の局面評価モデルの性能を比較し調査する。

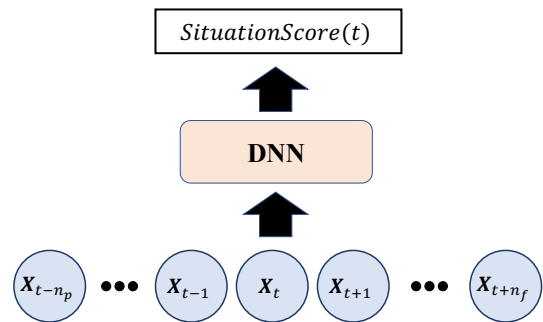


図 3: The overview of Deep Neural Network.

3.2 数値実験

3.2.1 実験設定

前節で説明した局面評価モデルを、2.3 説の手続きにより作られたデータセットで学習させ、局面評価の性

能を調査する．以下のように DNN モデルの入力を変え，四つのモデルを比較する．

Model 1: 単一局面（現在の試合状況のみ）

Model 2: 複数局面（現在，過去，未来の試合状況）

Model 3: 複数局面（現在，過去の試合状況）

Model 4: 複数局面（現在，未来の試合状況）

図 4～7 に各モデルの構造を示す．各モデルはユニット数 16 の中間層が 20 ある．DNN モデルの学習のために，バッチサイズを 64 とし，オプティマイザには Adam [6] を $\alpha = 0.001$, $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$ で用いた．表 1 に実験設定を示す．入力として与える試合状況における 1 サイクルの数値情報の次元数は，以下の 3 種類で実施する：2 次元（ボールの位置座標），24 次元（ボールと左チームのプレイヤーエージェントの位置座標），46 次元（ボールと全プレイヤーエージェントの位置座標）．Model 2, 3, 4 には，5 サイクル分の過去と未来の試合状況の情報を用いる．

モデルの精度を測定する指標として，平均絶対値誤差（MAE）を用いる．

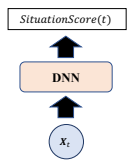


図 4: Model 1.

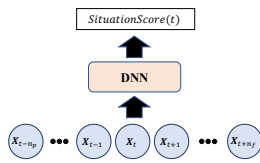


図 5: Model 2.

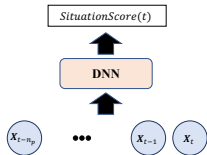


図 6: Model 3.

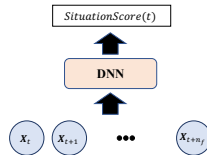


図 7: Model 4.

3.2.2 実験結果

表 2 に実験結果を示す．結果から複数局面を使うモデルが単一局面を使うモデルよりも予測精度が高いことが分かる．また，単一局面を入力として用いる Model 1 の誤差が最も大きく，複数局面を用いるその他のモデル（Model 2, 3, 4）では動的な試合の中におけるチームの優勢度合を捉えることができたためと考えられる．

さらに，未来の情報を用いることの有効性も示唆されている．Model 3 よりも，Model 2 や Model 4 の

方が誤差が小さい．状況評価の際に，過去の情報よりも未来の情報を用いることが有効であることが分かる．これより，現在の試合状況が過去どのように形成されたかよりも，現在の試合状況からどのように展開していくかが現在の状況評価にとって重要であると言える．

ここまでの実験で，複数の未来の情報を用いることの有用性が示された．しかしながら，試合中に未来の情報を得ることができないため，Model 2 や Model 4 は現実的ではないという問題がある．次の章では，この問題に対する提案手法について述べる．

4 FOSSE アプローチ

前章で，過去や未来の情報を用いることで局面評価モデルの性能を高めることが示された．特に，未来の情報を用いることは比較対象の他のモデルよりも有効であることが分かった．しかしながら，実応用を考えた際に未来の情報を得ることができない問題がある．この問題に対して，本論文では FOSSE (FOward Simulation for Situation Evaluation) アプローチを提案する．

図 8 に FOSSE アプローチの概要を示す．提案手法は，順シミュレーションと状況評価の二段階で構成される．一段階目の順シミュレーションでは，過去と現在の試合状況を用いて未来の試合状況を予測する．二段階目の状況評価では，予測された未来の試合状況と現在の試合状況の情報を用いて，サイクル t における $SituationScore$ を出力する．

以下の節では，FOSSE アプローチの各段階について説明する．まず，4.1 節で，一段階目の順シミュレーションについて詳細に説明する．次に，4.2 節で，二段階目に当たる FOSSE アプローチをによる状況評価について述べる．最後に，4.3 節で数値実験により提案手法の有効性を検証する．

4.1 順シミュレーション

図 9 に順シミュレーションの概要を示す．順シミュレーションは，過去と現在の試合状況を入力とし，未来の試合状況を予測して出力する．

4.1.1 Recurrent Neural Network

RNN は，時系列データを扱うことができるニューラルネットワークである．時刻 t の RNN ブロックは，時刻 $t-1$ の RNN ブロックの出力ベクトルを入力として使用する．そして，RNN ブロックからの出力ベクトルを次の時刻 $t+1$ の RNN ブロックの入力として用いる．未来の試合状況はこの手順によって予測される．未来の状況予測のためのこの手順を順シミュレー

表 1: Experimental settings.

Input information	Single situation (current)
	Multiple situations (current, past, and future)
	Multiple situations (current and past)
	Multiple situations (current and future)
Dimensionality for one situation	2 inputs (Ball position)
	24 inputs (Ball position, Left team's player positions)
	46 inputs (Ball position, All player positions)

表 2: Experimental results.

Dimensionality of one situation	Model	MAE
2 inputs	1	3.94
	2	3.38
	3	3.76
	4	3.31
24 inputs	1	3.84
	2	3.36
	3	3.57
	4	3.11
46 inputs	1	3.51
	2	3.32
	3	3.45
	4	3.07

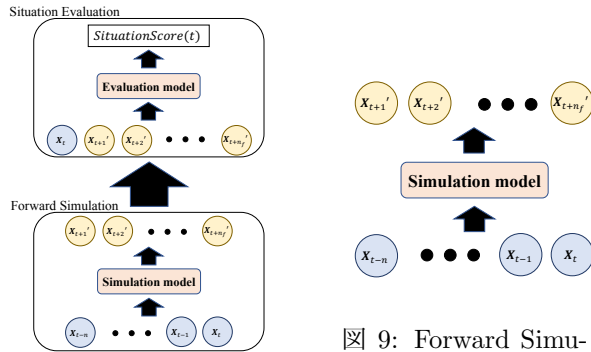


図 8: FOSSE approach.

シオンと呼ぶ。図 10 にこの手順を示す。この図では、 $t-n$ サイクルから現在の t サイクルまでの試合状況を用いて、未来の $t+1$ サイクルの試合状況を予測している。時系列 $\{X_{t-n}, \dots, X_t\}$ の各情報は同じブロックで再帰的に処理される。ブロックは一般的な RNN の中間層を表している。時系列の最後の部分がブロックによって処理された後、予測された次の試合状況が全結合層 (FC) によって生成される。

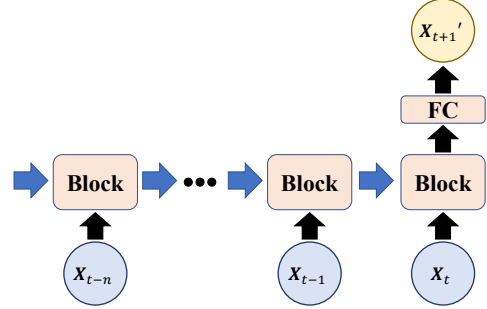


図 10: Recurrent Neural Network for Forward Simulation.

4.1.2 関連研究

RNN を用いた順シミュレーションに関する研究はいくつか見受けられる。Aida ら [7] は、RNN により周辺の車両の軌道予測を実現した。彼らは、軌道予測を自動車の自動運転に応用した。また、ヘルスケアの分野では、Edward ら [8] が電子医療記録から得られた膨大な時系列データを使用して、医師の診断と患者への薬の投与順序を RNN によって予測した。

Zhiyuan ら [9] は、RNN を拡張した Long Short-Term Memory (LSTM) [10] を用いて飛行機の軌道予測に応用した。飛行機の軌道予測は単純な軌道予測よりも困難であるにもかかわらず、高い予測精度を示した。Alexandre ら [11] は、周りの人々の情報を共有する Social pooling を導入した LSTM を用いて群衆における人々の軌道予測に取り組んだ。Wu ら [12] は、LSTM を用いて動画からリアルタイムに未来の人間の姿勢を推定する手法を提案した。

上記の関連研究から、RNN は時系列データを用いて未来の状態を予測する有効な手法であることが示された。さらに、難しいタスクにおいても LSTM が有効であることが分かった。これらの関連研究に基づいて、本論文では、シミュレーションモデルの RNN の構造として LSTM を採用する。

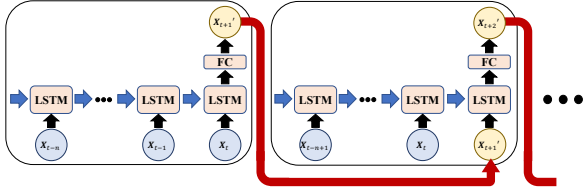


図 11: The architecture of forward simulation using LSTM.

4.1.3 順シミュレーションの予備数値実験

本節の数値実験では、LSTM を用いた順シミュレーションの精度を調査する。LSTM の学習のために、バッチサイズは 512 に、オプティマイザは Adam を $\alpha = 0.001$, $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$ として使用した。LSTM は、単一局面の情報と、前の LSTM ブロックの出力ベクトルを用いて 512 次元の出力ベクトルを生成する。出力ベクトルは次の LSTM ブロックの入力として扱われる。

順シミュレーションにより予測する未来の試合状況数は、入力に使用する過去の試合状況数によって決まる。図 11 に手順を示す。例えば、モデルが現在までの 5 サイクル分の試合状況（過去 4 サイクル分の試合状況

\mathbf{X}_{t-4} , \mathbf{X}_{t-3} , \mathbf{X}_{t-2} , \mathbf{X}_{t-1} , 現在の試合状況 \mathbf{X}_t) を入力として、予測した次のサイクル $t+1$ の試合状況 \mathbf{X}'_{t+1} を出力する場合を挙げる。全結合層 (FC) は、入力として与えた時系列データの最後の処理の後に、予測した次のサイクル $t+1$ の試合状況 \mathbf{X}'_{t+1} を出力するために扱われる。そして、 \mathbf{X}'_{t+2} は、予測した \mathbf{X}'_{t+1} を含む次の 5 サイクル分の試合状況 (\mathbf{X}_{t-3} , \mathbf{X}_{t-2} , \mathbf{X}_{t-1} , \mathbf{X}_t , \mathbf{X}'_{t+1}) を入力として出力される。この処理手順を 4 回繰り返すことで、現在から 4 サイクル後の未来の状況 \mathbf{X}'_{t+4} を出力する。予測された 4 サイクル後の未来の状況 \mathbf{X}'_{t+4} と実際の状況 \mathbf{X}_{t+4} の差異を誤差として順シミュレーションにおける学習モデルの評価指標とする。具体的には、予測した試合状況と実際の試合状況における各プレイヤーエージェントとボールの位置座標の MAE を用いる。

表 3 に 実験の結果を示す。実験結果から、3 サイクル後の予測よりも 5 サイクル後の予測の方が誤差が大きいことが分かる。容易に予想できることではあるが、実際の値の代わりに予測した結果を積み重ねて予測を繰り返していくために、遠い未来であればあるほど予測が難しいと言える。

表 3: Experimental results of forward simulation using LSTM.

# of situations	Dimensionality of one field information	MAE
Three	2 inputs	1.27
	24 inputs	0.67
	46 inputs	0.62
Five	2 inputs	1.89
	24 inputs	1.12
	46 inputs	1.34

4.2 FOSSE アプローチを用いた試合状況の評価

3 章では、DNN モデルに未来の情報を用いることがより正確な状況評価に有効であることが示された。この実験結果に基づいて、未来の試合状況を用いる DNN を局面評価モデルとして用いる。未来の情報は試合中に扱うことができないため、4.1 節で述べた順シミュレーションによって未来の状況を予測する。本研究では、LSTM を FOSSE アプローチの順シミュレーション部分に用いる。提案する FOSSE アプローチの構造を図 12 に示す。提案手法では、順シミュレーションによって生成された未来の試合状況 ($\mathbf{X}'_{t+1}, \dots, \mathbf{X}'_{t+n_f}$) を使用して現在の試合状況を評価する。DNN モデルと RNN モデルは別々に構築される。図 12 の下部に示すように、順シミュレーションで LSTM モデルは次のサイクルの試合状況を予測する。状況評価部分では、順シミュレーションで予測された未来と現在の試合状況を用いて現在の試合状況の *SituationScore* を推定する。

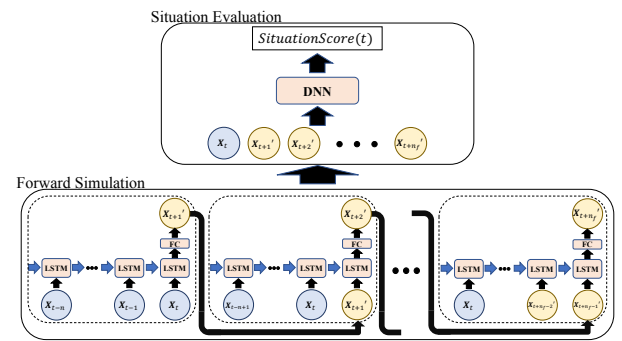


図 12: The overview of our FOSSE architecture with DNN and LSTM.

4.3 数値実験

4.3.1 実験設定

表 4 に、本章の数値実験の実験設定を示す。単一局面（現在）、複数過去局面（現在+過去）、複数未来局面（現在+未来）、提案手法（現在+予測未来）の四つの DNN モデルの精度の比較を行なう。

4.3.2 実験結果

表 5 に実験結果を示す。結果から、提案手法が単一局面を用いるよりも高い精度を示した。また、3 サイクル分の試合状況の情報を用いる場合では、提案手法の精度は複数過去局面を用いた場合よりも高かった。したがって、順シミュレーションにより予測された未来の試合状況を用いることが、過去の情報を使用して状況評価するよりも有用であることが分かった。複数未来局面を用いた場合の精度は最も高かったが、この場合では本来試合中に取得できない未来の状況を使用している。現実的な実時間アプリケーションを想定した際には、未来の値は使用することができないため、このモデルを実際に用いることはできない。一方で、提案手法は順シミュレーションによって未来の試合状況を予測するため、試合中にリアルタイムで使うことができる。

また、5 サイクル分の試合状況が使用される場合では、提案手法は単一局面を使用したときよりも高い精度を示した。一方で、複数過去局面を用いたモデルと比べ有効性を示すことができなかった。この原因として、4.1 節でも挙げたように、シミュレーションモデルの出力の誤差は予測する未来が先であればあるほど大きくなることが考えられる。本論文において、シンプルなシミュレーションモデルを使用したため、より精巧なシミュレーションモデルを使用することで向上する可能性がある。シミュレーションモデルの精度向上を今後の課題とする。

数値実験によって、順シミュレーションと状況評価を組み合わせた提案手法の有効性が示された。試合の状況を正確に把握することは、サッカーだけではなく、多くのスポーツでの勝利のために重要である。本論文で提案した FOSSE アプローチは、他のスポーツでの状況評価に対しても大きく貢献できる。

5 おわりに

本論文では、RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグの試合状況を評価するための FOSSE アプローチを提案した。試合状況を評価する上で三つの貢献を述べた。まず初めに、単一局面よりも複数局面を用い

ることの有効性を示した。次に、未来の試合状況の情報が過去の情報よりも有用であることを示した。最後に、主な貢献である、順シミュレーションによって生成された未来の情報を使用した状況評価を行なう FOSSE アプローチを提案した。FOSSE アプローチは、順シミュレーションと状況評価の二段階で構成される。

本論文において、FOSSE アプローチは複数未来局面を入力とした DNN モデルを状況評価の局面評価モデルとして、LSTM を順シミュレーションのシミュレーションモデルとして使用した。数値実験から、提案手法の有効性が示された。本提案手法は、進行中の試合をリアルタイムで評価することが可能である。FOSSE アプローチは、サッカーのみならずバスケットボールやラグビーなどのスポーツにおいても適用可能であることが期待できる。

6 今後の課題

本論文の数値実験で用いたデータセットは、二つのチームのみを使用した試合から生成した。様々なチームが参加している RoboCup の大会など実用的な応用までを考慮した際に、提案手法が他のどのチームに対しても機能する汎用性を示す必要がある。今後の課題として、提案手法の汎用性についての検証を挙げる。そのために、学習用データセットに含まれていない未知のチームに対して学習済みのモデルの性能の調査を行なう必要がある。

さらに、4.3 節の数値実験で既に述べたように、シミュレーションモデルの予測精度を向上させることも課題として挙げられる。例えば、中間層の層数や、入力と与える情報を変えるなど、異なるシミュレーションモデルの構造を検討する。他の案として、画像データを用いることが試合状況の評価において良い予測精度を示すことが Nakashima and Pomas [2] によって示されているため、本論文で提案した FOSSE アプローチを画像データに適応した構造で使用することで、高い精度での状況評価が期待できる。また、人間の思考プロセスを計算機で再現する機械学習手法を検討する。人間の思考プロセスを機械学習手法に取り入れることは、人工知能分野の発展に貢献する可能性がある。

最終的には、提案手法を RoboCup サッカーのチームに実装し、試合中の戦略切替の指針として適用することを目的とする。また、チームへの実装だけではなく、観客のエンターテインメント性の向上のためのアプリケーションへの応用も今後の課題とする。

表 4: Experimental settings of evaluating situation.

Input	Single
	Past+current (Multiple-Past) Future+current (Multiple-Future) Predicted future+current (Multiple-Predict)
Dimensionality per situation	2 inputs (Ball position)
	24 inputs (Ball position and Left team's player position) 46 inputs (Ball position and All player position)
# of input situations	1, 3, 5

表 5: Experimental results.

Dimensionality	Input	MAE (# of time cycles)		
		One	Three	Five
2 inputs	Single	3.94	-	-
	Multiple-Past	-	3.70	3.76
	Multiple-Future	-	3.33	3.31
	Multiple-Predict (proposed)	-	3.63	3.77
24 inputs	Single	3.84	-	-
	Multiple-Past	-	3.62	3.57
	Multiple-Future	-	3.35	3.11
	Multiple-Predict (proposed)	-	3.55	3.59
46 inputs	Single	3.51	-	-
	Multiple-Past	-	3.53	3.45
	Multiple-Future	-	3.28	3.07
	Multiple-Predict (proposed)	-	3.44	4.09

参考文献

- [1] Hitoaki Kitano, Minoru Asada, Yasuo Kuniyoshi, Itsuki Noda, Eiichi Osawa, and Hitoshi Matsubara, "RoboCup: A Challenge Problem for AI", *AI Magazine*, Vol.18, No.1, pp.73–85, 1997.
- [2] Tomoharu Nakashima, and Tanguy Pomas, "Evaluation of Situation in RoboCup 2D Simulations using Soccer Field Images", *Proc. of the 22th annual RoboCup International Symposium*, 12 pages, 2018.
- [3] Takuya Fukushima, Tomoharu Nakashima, and Hidehisa Akiyama, "Mimicking an Expert Team through the Learning of Evaluation Functions from Action Sequences", *Proc. of the 22th annual RoboCup International Symposium*, 12 pages, 2018.
- [4] Hidehisa Akiyama, Tomoharu Nakashima, Yudai Suzuki, An Ohori, and Takuya Fukushima, "HELIOS2018: Team Description Paper", *RoboCup2018 Montreal*, 6 pages, 2018.
- [5] Hidehisa Akiyama, and Tomoharu Nakashima, "HELIOS Base: An Open Source Package for the RoboCup Soccer 2D Simulation", in *RoboCup 2013: Robot Soccer World Cup XVII*, Springer, Berlin, Heidelberg, pp.528–535, 2014.
- [6] Diederik P Kingma, and Jimmy Ba, "Adam: A method for stochastic optimization", *Proc. of International Conference on Learning Representations*, 2015.
- [7] Aida Khosroshahi, Eshed Ohn-Bar, and Mohan Manubhai Trivedi, "Surround Vehicles Trajectory Analysis with Recurrent Neural Networks", *Proc. of the IEEE 19th Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pp.2267–2271, 2016.
- [8] Edward Choi, Mohammad Taha Bahadori, Andy Schuetz, Walter F. Stewart, and Jimeng Sun, "Doctor AI: Predicting Clinical Events via Recurrent Neural Networks", *Proc. of the Machine Learning for Healthcare 2016*, pp.301-318, 2016.

- [9] Zhiyuan Shi, Min Xu, Quan Pan, Bing Yan, and Haimin Zhang, “LSTM-based Flight Trajectory Prediction”, *Proc. of the 2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp.1–8, 2018.
- [10] Sepp Hochreiter, and Jrgen Schmidhuber, “Long Short-Term Memory”, *Journal of Neural Computation*, Vol.9, No.8, pp.1735–1780, 1997.
- [11] Alexandre Alahi, Kratarth Goel, Vignesh Ramanathan, Alexandre Robicquet, Li Fei-Fei, and Silvio Savarese, “Social LSTM : Human Trajectory Prediction in Crowded Space”, *Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.961–971, 2016.
- [12] Wu Erwin, and Hideki Koike “FuturePose-Mixed Reality Martial Arts Training Using Real-Time 3D Human Pose Forecasting With a RGB Camera”, *Proc. of 2019 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, pp.1384–1392, 2019.