

## AI チャレンジ研究会(第 53 回)

*Proceedings of the 53th Meeting of Special Interest Group on AI Challenges*

### CONTENTS

- RoboCup サッカーにおける時系列数値データを用いた試合状況の評価…………… 1  
鈴木 雄大, 中島 智晴  
大阪府立大学大学院
- RoboCup サッカーにおけるキック分布に注目した行動軌跡の類似度分析 …… 6  
福島 卓弥†, 中島 智晴†, 秋山 英久‡  
†大阪府立大学大学院, ‡福岡大学
- RoboCup Logistics League 用通信プログラムを搭載した組込機器の作成と評価…………… 14  
山北 善輝, 辻 和輝, 植村 涉  
龍谷大学
- 単語のベクトル表現を用いたレシピ推薦システム …… 18  
矢野 達也, 林 豊洋, 大橋 健  
九州工業大学

日時:2019年3月24日

場所: 大阪工業大学 梅田キャンパス 2F 202 セミナー室

共催: 大阪工業大学

*#202 Umeda Campus, Osaka Institute of Technology, March 24th, 2019*

一般社団法人 人工知能学会

Japanese Society for Artificial Intelligence

# RoboCup サッカーにおける時系列数値データを用いた試合状況の評価

## Evaluating Game Situations with Time Series Numerical Information for RoboCup Soccer

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

Osaka Prefecture University

yudai.suzuki@kis.osakafu-u.ac.jp

tomoharu.nakashima@kis.osakafu-u.ac.jp

### Abstract

We propose a method that evaluates the game situation from time series numerical information for RoboCup soccer simulation. Training data are generated by assigning a target value to each field situation according to the number of frames until the next goal. A set of consecutive frames are used to train an evaluation model. We employ a recurrent neural network as this model. We compare the performance of the constructed recurrent neural network model with the previous models and also investigate the performance of recurrent neural networks and the other models through a series of computational experiments.

### 1 はじめに

スポーツにおいて試合の優勢, 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できれば, 優勢度合を正確に把握することができる. しかし, 刻々と変化する複雑な試合状況において定量的な評価は困難である. そのため, 試合状況を定量的に評価する必要があるスポーツの自動実況などの研究は未だ十分な成果を挙げていない. この問題に対し, 機械学習手法の適用により試合状況の定量的な評価方法を提案する.

本研究の実験環境として, サッカーのシミュレーション環境である RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグ [1] を扱う. Nakashima ら [2] は, 試合中の単一局面である 1 フレームの画像に対して Convolutional Neural Network (CNN), また, 1 フレームから得られるプレイヤーの位置座標などの数値情報に対して Fully-Connected Neural Network (FCNN) を用いることで試合状況を定量的に評価できることを示した. しかし, 試合は動的に展開

していくため, 1 フレームの単一局面情報だけではそれまでの試合の流れを捉えることができない. そこで, 時系列データとして複数フレームの情報を用いることで, 試合の流れを踏まえたより正確な試合状況の評価が可能であると考えられる.

本論文では, 試合の流れを考慮した試合状況の定量的な評価に対して, 時系列データを扱うことができる Recurrent Neural Network (RNN) を用いることを提案する. これにより, より正確な試合状況の評価を目的とする. 数値実験では, 先行研究 [2] で用いられた手法の結果と, 数値情報に対して RNN を用いた結果を比較し, 時系列データを扱うことの有用性を検討する.

### 2 RoboCup サッカー

RoboCup [1] は, ロボット工学と人工知能の発展を目的とし, 自律移動型ロボットによるサッカーなどを題材とした研究プロジェクトである. その中の 1 つである RoboCup サッカーには, 実機を用いたリーグやコンピュータ内でのシミュレーションによるリーグなど様々なリーグが存在している. 本研究では, RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグを研究対象とする.

RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグでは実機を使用せず, コンピュータ内に用意された二次元平面を仮想サッカーフィールドとし, 円形のエージェントをプレイヤーとして競技を行う. プレイヤーは, 実際の人間のようにそれぞれ独立したエージェントとしてプログラムされており, kick, dash, turn などの抽象化されたコマンドを基本行動とする. また, プレイヤーやボールの位置と速度は全て二次元ベクトルとして表される. 試合は前後半 3000 サイクルずつの合計 6000 サイクルからなり, 周期 0.1 秒の 1 サイクルで離散化されている. また, 試合終了後には各サイクルにおけるプレイヤーやボールの位置座標など全ての試合情報が文字列で記載されたゲームログが出力される. 本研究では, このゲームログから各サイクルにお

けるボールの位置座標と全プレイヤーの位置座標，身体の角度を抽出した数値情報を数値データとして扱い，各サイクルでキャプチャした試合画面を画像データとして扱う．Figure 1 に数値データ，Figure 2 に画像データの例を示す．

Ball	: pos $x$ , pos $y$
Player1	: pos $x$ , pos $y$ , angle
Player2	: pos $x$ , pos $y$ , angle
	: $\vdots$
Player22	: pos $x$ , pos $y$ , angle



図 1: Numerical data.

図 2: Image data.

近年の競技会の傾向として，RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグでは，各チームが多様な戦術を用いる．それに伴い，相手戦術との相性が試合結果に大きな影響を与える．この問題への対応策として，相手戦術と相性の良い戦術への切替が求められる．相手戦術に合わせた戦術切替を行うためには相手の戦術を見分ける必要がある．そこで Nakashima ら [3] は，パスやドリブルなどのキックを抽出したキック分布を用いて相手戦術の識別を実現した．

### 3 試合状況の評価

一般的にチームの優勢度合を判断する指標として，どちらのチームがボールを持っているか，また各チームのプレイヤーがフィールドのどこに位置しているかなどが考えられる．しかし，このような指標のみでは優勢度合を正確に把握できないため，定量的な評価を表現する指標が求められる．先行研究 [2] では，定量的に試合状況の評価する指標として *Situation Score* を定義した．これを各フレームの試合状況に対する教師出力として，機械学習手法に用いる．試合状況を表す情報として第 2 章で挙げた画像や数値データを使う．

#### 3.1 Situation Score

任意のフレーム  $f$  における評価値 *Situation Score* は以下の式で定義される：

$$Situation Score(f) = \pm(100 - n), \quad (1)$$

$n$  は  $f$  から次に得点するまでのサイクル数を表す．本研究では，*Situation Score* が  $-100$  から  $100$  までのフレームのみを評価対象とする．つまり，ゴールする 100 サイクル前からゴールするまでのフレームが評価対象となる．単一局面情報を用いる場合は，評価対象である 1 フレームのみを用いてそのフレームの評価を行う．時系列データを用いる場合は，評価対象の 1 フレームと前フレームを用いて，評価対象の 1 フレームの評価を行う．*Situation Score* の符号は，左チームが次にゴールする場合は正，右チーム

が次にゴールする場合は負とする．Figure 3 に左チームがゴールする 19 サイクル前のフレームとそれに対する *Situation Score* を例として示す．

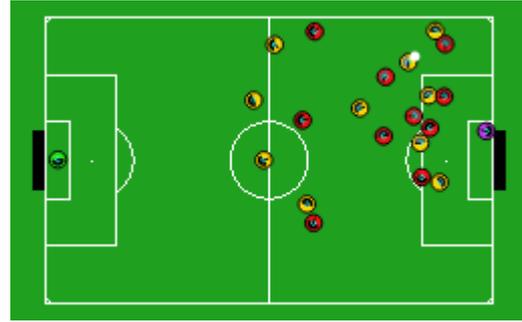


図 3: Image taken 19 frames before the left team scores. The value of *Situation Score* is +81.

#### 3.2 単一局面情報を用いた評価 [2]

先行研究 [2] では，FCNN や CNN を用いて，単一局面である 1 フレームの数値や画像データを入力とし，*Situation Score* を出力するモデルを構築した．Figure 4 に単一局面情報を用いた CNN モデルの構造を示す．これにより，試合状況の定量的な評価モデルが構築可能であることが示された．

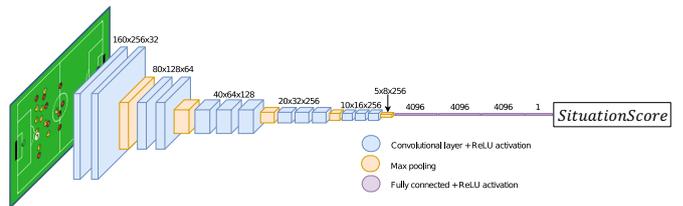


図 4: CNN for evaluating the game situation.

#### 3.3 時系列データを用いた評価

本論文では，時系列データを用いた試合状況の定量的な評価を提案する．複数フレームを時系列データとして捉え，それを扱うことができるモデルとして RNN が挙げられる．RNN は，時系列データを扱えるニューラルネットワークの 1 つであり，時刻  $t-1$  の隠れ層の出力値を次の時刻  $t$  の隠れ層に入力する構造をもつ．

Aida ら [4] は，自動車の自動運転への適用を見据え，周辺の自動車の軌跡予測を RNN を用いて実現した．また，ヘルスケア分野においても Edward ら [5] は，電子カルテに記入される膨大な時系列データを用いて，RNN による患者に対する医師の診断や投薬順序の予測が可能であることを示した．Zhiyuan ら [6] は，RNN の一種である Long Short-Term Memory (LSTM) を用いることで，自動車の軌跡予測よりも経路上の地点情報が疎らなため難しいとされる，飛行機の軌道予測に対して従来手法を上

回る精度を示した. Alexandre ら [7] は, 複数の人物が存在する状況下で各人物を追跡する問題に対し, 各人物に近隣の人物の情報を共有する Social Pooling を導入した LSTM により群衆における人物追跡を実現した.

本論文では, 時系列数値データを扱うモデルとして RNN を用いる. Figure 5 に  $n + 1$  フレームの数値情報からなる時系列データを用いた RNN による試合状況評価の概要を示す. 時系列データとして複数フレームの情報を扱うことで試合の流れを踏まえ, より正確な *Situation Score* による試合状況の評価が可能であると考えられる.

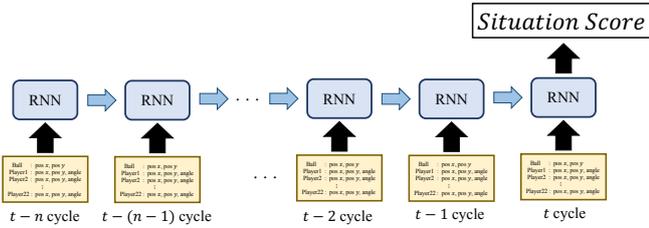


図 5: Abstract of evaluating the game situation by RNN.

## 4 数値実験

単一局面情報を用いた評価には, 数値データに対して FCNN, 画像データに対して CNN を用いる. また, 時系列データを用いた評価には数値データに対して RNN を用いる. 実験により, 教師出力値となる *Situation Score* に対するそれぞれのモデルの予測精度を比較する. また, 得られた結果に対し考察を述べる.

### 4.1 データセット

先行研究 [2] と同様の手順でデータセットを作成する. データセット作成にあたり, 多くの状況やフォーメーション, 戦術を考慮するために 16 チームでサッカーを行い, ゲームログを生成する. 16 チームは先行研究 [2] で用いられたチームと同様の 2016 年 RoboCup 世界大会出場チームとする. ゲームログより, ゴールしたサイクルから 100 サイクル前までの情報を抽出する. そして抽出した全ての情報 (数値データと画像データ) に対して, *Situation Score* を教師出力値とする.

### 4.2 実験設定

実験に用いるデータを準備するため, まず, 16 チームの各組 50 試合の計 6000 試合よりゴールしたサイクルから 100 サイクル前までの 928,200 フレーム (9,282 ゴール  $\times$  100 サイクル) を抽出する. 次に, そのデータを学習用, 検証用, テスト用に分割する. データの分割内訳を, 学習用データ: 660,000 フレーム, 検証用データ: 143,700 フレーム, テストデータ: 124,500 フレームとした. 性能評価指標として, モデルの出力値と教師出力値の平均絶対誤差 (MAE) を用いる.

### 4.2.1 単一局面情報 (先行研究)

数値データを用いる際, 画像データとの整合性を図る必要がある, そこで, 1 フレームの画像から視覚的に得ることができる情報である, 各サイクルにおけるボールの座標  $(b_x, b_y)$ , 22 体のプレイヤーの位置座標  $(p1_x, p1_y, \dots, p22_x, p22_y)$ , 身体の角度  $(p1_{angle}, \dots, p22_{angle})$  を 1 フレームを表す数値データとして用いることにする.

### 4.2.2 時系列データ (本研究)

数値データを扱う RNN の実験設定を Table 1 に示す. 入力データは, ボールの座標  $(b_x, b_y)$ , 22 体のプレイヤーの位置座標  $(p1_x, p1_y, \dots, p22_x, p22_y)$ , 身体の角度  $(p1_{angle}, \dots, p22_{angle})$  の 68 入力, ボールの座標  $(b_x, b_y)$ , 22 体のプレイヤーの位置座標  $(p1_x, p1_y, \dots, p22_x, p22_y)$  の 46 入力, ボールの座標  $(b_x, b_y)$  の 2 入力の計 3 パターンを試す. RNN に複数フレーム分のデータを入力として与える. この時, 与えるフレーム数を時系列長とする. 例えば, 時系列長 30, フレーム間隔 1 サイクルで 1000 サイクル時点の評価予測を行う場合, 971 ~ 1000 サイクルの 30 フレーム分のデータを入力として使用する. 実験では, 時系列長 5, 8, 10, 15, 20, 30 を試す.

表 1: Experimental settings.

Dimensionality of input data	68 inputs (Ball pos, Player pos, Player angle)
	46 inputs (Ball pos, Player pos)
	2 inputs (Ball pos)
Output data	<i>Situation Score</i>
# of units	128, 256, 512, 1024
Sequence length	5, 8, 10, 15, 20, 30
Batch size	256, 512
Frame interval	1, 3, 5

## 4.3 実験結果

### 4.3.1 単一局面情報 (先行研究)

数値データを扱う FCNN, 画像データを扱う CNN のテストデータに対する実験結果を Table 2 に示す.

表 2: Experimental results (single frame).

Method	Input data	MAE
FCNN	Numeric	15.07
CNN	Image	14.00

### 4.3.2 時系列データ (本研究)

実験の結果を Table 3 に示す. また, 過去 30 フレームの範囲でデータを与える際に, 与えるフレーム間隔を 1, 3,

5 サイクルと変えた際の実験結果を Table 4 に示す。実験結果から、時系列データを扱うことによる *Situation Score* の予測精度が向上したとは言えない。また、入力次元数やフレーム間隔によって精度に差が生じることが分かる。

表 3: Experimental results (time series data).

Input data	# of units	Sequence length	Batch size	MAE
68 inputs	256	10	512	15.32
46 inputs	256	10	512	15.42
2 inputs	256	10	512	15.78
68 inputs	256	20	512	15.36
46 inputs	256	20	512	15.57
2 inputs	256	20	512	16.66
68 inputs	256	30	512	15.46
46 inputs	256	30	512	15.84
2 inputs	256	30	512	16.06

表 4: Experimental results with various frame intervals.

Input data	Frame interval	MAE
68 inputs	1	15.46
46 inputs	1	15.84
2 inputs	1	16.06
68 inputs	3	16.19
46 inputs	3	15.29
2 inputs	3	15.74
68 inputs	5	16.08
46 inputs	5	15.02
2 inputs	5	15.72

#### 4.4 考察

複数フレームを時系列データとして用いることで精度の向上を期待したが、精度の向上を確認できなかった。複数フレームにインターセプトされた場面などが含まれた場合に予測が難しくなることが原因として考えられる。インターセプトを含まないデータセットに対する精度の調査を今後の課題とする。

Table 3 より、入力に関して、ボールの位置情報のみを用いるよりもプレイヤー情報を加えたほうが精度が良かった。これはボールの位置だけでは、*Situation Score* が 0 付近の時に予測が難しいことが原因として挙げられる。Figure 6 にテストデータに含まれる各ボール位置における *Situation Score* を示す。75 から 100 に近い *Situation Score* は右ゴールに近い位置に、-75 から -100 に近い *Situation Score* は左ゴールに近い位置にそれぞれプロットされているのに対して、-50 から 50 の *Situation Score* は全フィールドに跨ってプロットされていることが確認できる。つまり、-50 から 50 の

*Situation Score* に対するボール位置のみを用いた評価予測は難しいことが視覚的に分かる。

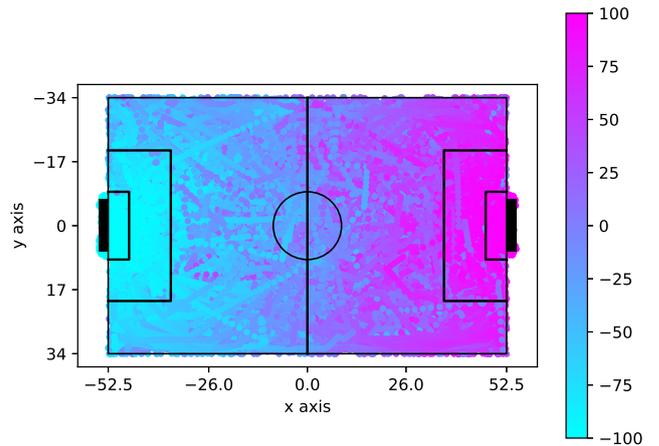


図 6: *Situation Score* map in the soccer field.

Figure 7 に RNN (2 inputs) , Figure 8 に RNN (46 inputs) を用いた際の各 *Situation Score* の MAE をそれぞれ示す。それぞれの図を比較すると、-25 から -75, 25 から 75 あたりにかけて、46 inputs の方が MAE が小さい。つまり、2 inputs のようにボールの位置だけではゴールに近い場合 (*Situation Score* が 100 または -100 に近い場合) は高い精度の予測ができるが、その他の場面においてはプレイヤーの位置情報を用いたほうが精度が良い。これより、プレイヤー情報は特に *Situation Score* が  $\pm 50$  前後の局面評価において重要な要素であることが言える。

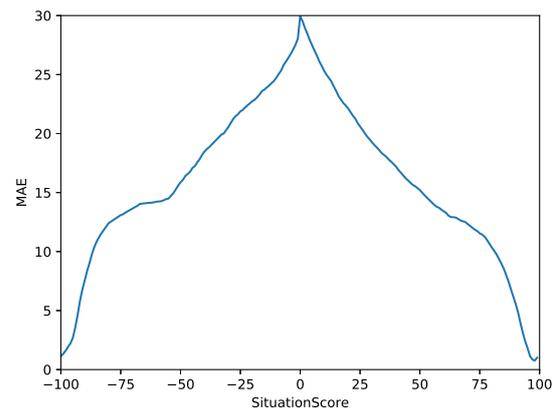


図 7: MAE of RNN (2 inputs) model's prediction in each *Situation Score*.

また、Table 4 より、入力に与えるフレーム間隔が 1 サイクルではフレーム間で特に位置情報の変化がないため、1 サイクルで大きく変化する Player angle を加えた時 (68 inputs) のほうが精度が高くなったと考えられる。フレー

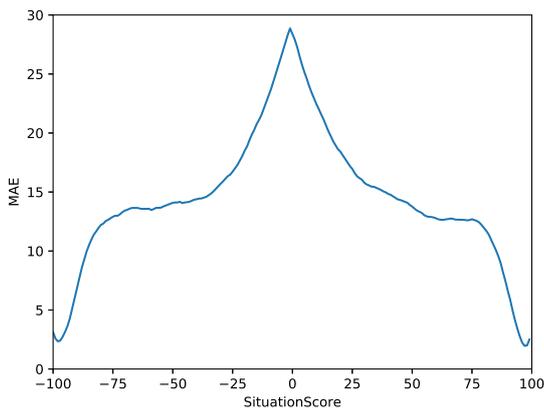


図 8: MAE of RNN (46 inputs) model's prediction in each *Situation Score*.

ム間隔について、1 サイクルよりも間隔を 3 サイクル、5 サイクルと空けたほうが位置情報に変化が生まれるため、プレイヤー位置情報を用いた時 (46 inputs) に MAE が低く、精度が良くなったと考えられる。しかし、フレーム間隔を空けた際には、1 サイクルでも大きく変化する Player angle を加える (68 inputs) と、ノイズとなり誤差が大きくなったと考察する。

## 5 おわりに

試合状況を定量的に評価することで、優勢度を正確に把握することができる。これにより、実践においては試合状況の評価からチームの戦術切替への応用、また、スポーツの中継などにおいて、音声や環境音と連携することで自動実況の実現可能であると考えられる。

本論文では、単一局面情報だけではなく時系列データを用いた RNN による試合状況の定量的な評価を実現した。しかし、時系列データを用いることによる精度の向上は見られなかった。

今後の課題として、インターセプトを除いたデータセットでの実験、未知チーム間の試合に対する試合状況の評価性能の調査、複数フレームを入力として与えた FCNN との比較実験による RNN の有効性の調査、画像データを時系列的に扱うことができる Convolutional LSTM [8] や複数フレームの画像を扱う 3D-CNN [9] を用いた実験が挙げられる。

## 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 RoboCup Symposium*, 12 pages, 2018.
- [3] Tomoharu Nakashima, Satoshi Mifune, Jordan Henrio, Oliver Obst, Peter Wang and Mikhail Prokopenko, "Kick Extraction for Reducing Uncertainty in RoboCup Logs", *Proc. of the 17th International Conference on Human Interface and the Management of Information*, pp.622–633, 2015.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] Xingjian Shi, Zhoung Chen, Hao Wang, Dit-Yan Yeung, Wai-Kin Wong and Wang-chun Woo, "Convolutional LSTM network: A machine learning approach for precipitation nowcasting", *Proc. of the Advances in neural information processing systems*, pp.802–810, 2015.
- [9] Xiaojie Huang, Junjie Shan and Vivek Vaidya, "Lung nodule detection in CT using 3D convolutional neural networks", *Proc. of the IEEE 14th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, pp.379–383, 2017.

# RoboCupサッカーにおける キック分布に注目した行動軌跡の類似度分析

## Similarity Analysis of Action Trajectories based on Kick Distributions for RoboCup Soccer

福島卓弥<sup>1\*</sup>                      中島智晴<sup>1</sup>                      秋山英久<sup>2</sup>  
Takuya Fukushima<sup>1</sup>              Tomoharu Nakashima<sup>1</sup>              Hidehisa Akiyama<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 大阪府立大学大学院  
<sup>1</sup> Osaka Prefecture University  
<sup>2</sup> 福岡大学  
<sup>2</sup> Fukuoka University

**Abstract:** This paper discusses the calculation of the similarity of action trajectories based on kick distributions for RoboCup Soccer. The similarity of action trajectories is calculated as the distance (Earth mover's distance,  $L^2$  distance, and Jensen-Shannon divergence) between two kick distributions generated by the strategies. The results of numerical experiments show the validity of the similarity-analysis method for the action trajectories by comparing the methods with human subjective evaluations. Moreover, the effectiveness of the method is verified by focusing on the calculation time for the distances.

## 1 はじめに

センサデバイスや全地球測位システム (GPS) の普及、動画像処理技術の向上に伴い、移動軌跡に対するデータ分析の研究が盛んに行われている。例えば、高齢者見守りシステムにおいて対象人物の移動軌跡から異常検知を行う手法が提案されている [1]。また、気象に関して、熱帯低気圧の移動軌跡に対する類似度を測定するといった応用例もある [2]。特に、スポーツに関しては、様々な種目に対してプレイヤーの行動や軌跡の類似度分析が行われている [3][4][5][6]。また RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグにおけるボールやプレイヤーの移動軌跡を Recurrent Neural Network で表現し、クラスタリングする手法も提案されている [7]。

上記の先行研究に対して、Nakashima ら [8] は RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグにおいてプレイヤーエージェントのキック分布を用いて戦術分析を行っている。キック分布間の距離を計算することで分布間の類似度を計測し、階層的クラスタリングにより戦術分析を行う。キック分布間の距離として Earth Mover's Distance (EMD) を用いている。しかし EMD はシグネチャの数が増えるにつれて計算量が大幅に増加する

という問題がある。また、EMD で計算された分布間の類似度が、人間の主観による類似度評価と一致しているのかどうかについて十分な議論がされていない。

本研究では、計算時間を軽減するためカーネル密度推定を用いて、キック分布をキック確率分布に変換する。また、キック確率分布間の距離を算出するために、 $L^2$  距離と Jensen-Shannon (JS) 情報量を用いる。キック分布間距離を用いた類似度分析が人間の主観による類似度評価と一致しているのかどうかを検証するために、一対比較法を用いたアンケート結果から人間の主観的な類似度評価を定量化する。人間の主観的な類似度評価とキック分布による類似度分析の関係性を順位相関を用いて検証し、キック分布を用いて行動軌跡を分析することの妥当性を調査する。これにより、人間の主観に近い行動軌跡の類似性を定量的に計算する方法として、キック分布の利用が有効であることを示す。

## 2 RoboCup サッカー

### 2.1 RoboCup

RoboCup は、ロボット工学と人工知能の発展を目的とした、自律移動型ロボットによるサッカーなどを題材とした国際的な研究プロジェクトである。RoboCup には「西暦 2050 年までに、サッカーの世界チャンピオ

\*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  
〒599-8351 堺市中区学園町 1-1  
E-mail: takuya.fukushima@kis.osakafu-u.ac.jp

ンチームに勝てる自律型ロボットチームを作る」という目標があり、この目標に向けて盛んに研究が行われている。RoboCupにはサッカー以外にも、大規模災害への対応のシミュレーションや災害現場で活躍するロボットの開発を促進するレスキューリーグ、日常生活で人間を支援する自律ロボットによる競技を通じて、人とコミュニケーションしながら役に立つロボットの実現を目指す@ホームリーグの他に、次世代のロボット技術者育成を目的としているジュニアリーグも存在する。本論文では、RoboCup サッカーシミュレーションリーグを研究の対象とする。サッカーシミュレーションはモデル化の形式によって 2D リーグと 3D リーグに分けられる。本論文では、図 1 の 2D リーグを扱う。

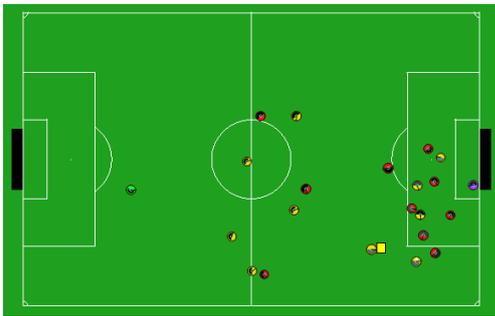


図 1: Soccer simulation 2D league

## 2.2 RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグ

RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグは RoboCup 創設当初から存在する最も古いリーグの 1 つである。2D リーグでは実機を使用せず、コンピュータ内に用意された二次元平面を仮想サッカーフィールドとし、円形のエージェントをプレイヤーとして競技を行う。また、プレイヤーやボールの位置と速度は全て二次元ベクトルとして表される。2D リーグでは、kick, dash, turn などの抽象化されたコマンドを基本行動とする。試合は前後半 3000 サイクルずつ合計 6000 サイクルからなる。1 サイクルは 0.1 秒で離散化されている。

プレイヤーやコーチはそれぞれ独立したエージェントとしてプログラムされている。各プレイヤーには実際の人間と同様に視野が設定されており、自身の視野内で認識できた情報に基づき、視覚情報が形成される。また、他のプレイヤーやコーチがメッセージにフィールドの情報を含めることで、視野情報を補完できる。これらの視覚情報や聴覚情報からフィールド情報を形成し、これに基づきドリブルやパスなどの意思決定を下す。しかし、視覚情報にはノイズが含まれ、正確な情報を獲

得することができない。聴覚情報についても確実に受信できるわけではなく、コーチのメッセージがプレイヤーに到達するまでに遅延時間がある。そのため、プレイヤーはフィールド上の正確な情報を保持することはできない。一方で、コーチはフィールド上のすべての情報をノイズなしで取得することができるため、正確なフィールド情報を保持することができる。通常プレイ時におけるプレイヤーへの意思伝達には遅延が発生し、回数も制限されているが、ハーフタイム時には、プレイヤーに即時に情報を伝達することが可能である。また、試合毎に異なる能力を持つプレイヤーのセットが与えられ、各チームがポジションの割当を行う。

上記のように RoboCup にはランダムな要素が多く、プレイヤーが獲得する情報や物体の移動にノイズがかかることから、同一の対戦相手であっても、試合毎に結果や内容が異なる。

## 3 行動軌跡の類似度

チームの戦術は、パスやドリブルなどのプレイヤーの行動選択と、フォーメーションやセンターフォワードなどの役割で表現できるものとされている [9]。本研究では、フォーメーションは考慮せず、パスやドリブルなどボールへのキック行動から戦術を分析することを試みる。

プレイヤーの行動軌跡の類似度をキック分布間の距離を用いて計算する。ペナルティエリア外でボールを保持してから、敵ペナルティエリア内までボールを運ぶ、または敵にボールを奪われるまでのキックの軌跡を行動軌跡と定義する。行動軌跡の例を図 2 に示す。図中の丸点はボールがキックされた座標を表し、連続した 2 つの丸点間を線で結んでいる。

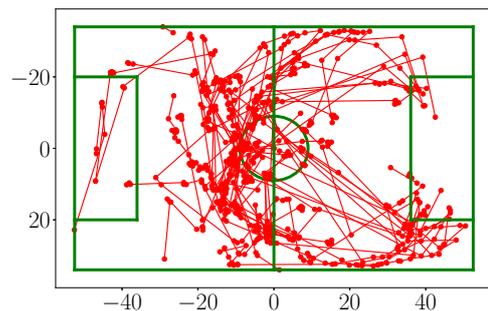


図 2: An example of action trajectories

### 3.1 キック分布

キック分布とは、試合中にプレイヤーがキックした位置とボールの移動量との組の集合である。ボールの移

動量を重みとしてキック位置に割り当てる。プレイヤーにキックされたボールの位置  $(x, y)$  をベクトル  $\vec{b}$  とし、そのキックによってボールが動いた距離をベクトルの重み  $w_{\vec{b}}$  とする。図 3 に図 2 から変換されたキック分布の例を示す。図 3 において、縦棒の座標はボールがキックされた位置を示し、高さはベクトルの重み、すなわちそのキックによってボールが動いた距離を表している。

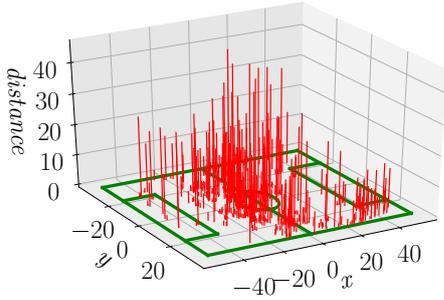


図 3: An example of a kick distribution

### 3.2 キック確率分布

キック分布は離散的に表現されているため、分布間距離を計算する上でコストが大きくなる可能性がある。キック分布を連続的に表現可能な確率分布に変換することで、距離計算のコスト削減が期待できる。そのため本研究では、キック分布をカーネル密度推定 (KDE) を用いてキック確率分布に変換する。KDE は有限の標本から母集団の確率密度関数を推定するノンパラメトリック手法である。カーネル関数は  $d$  次元のガウシアンカーネルとし、平滑化のためのパラメータであるバンド幅  $h$  は以下の式で定義する。

$$h = n^{-\frac{1}{d+4}}$$

ここで、 $n$  はデータ数、 $d$  は次元数を示す。本研究でのキック確率分布においては、ベクトル  $\vec{b}$  (2次元) とその座標での重み  $w_{\vec{b}}$  が入力として扱われるため、 $d = 3$  である。カーネル密度推定を用いて得られるキック確率分布を  $p(\vec{b}, w_{\vec{b}})$  とする。  $p(\vec{b}, w_{\vec{b}})$  は、座標  $\vec{b}$  で長さ  $w_{\vec{b}}$  のキックが行われる確率を意味する。図 3 のキック分布をキック確率分布に変換した例を図 4 に示す。図 4 では、座標  $\vec{b} = (0.0, 0.0)$  で長さ  $w_{\vec{b}}$  が行われる確率分布を表している。図 4 のように、キック確率分布では分布が連続的に表現される。

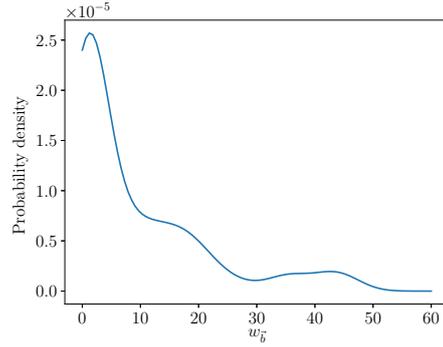


図 4: An example of a kick probability distribution when  $\vec{b} = (0.0, 0.0)$

## 4 分布間の距離計算

キック分布、及びカーネル密度推定されたキック確率密度分布の類似度を求めるため、分布間の距離尺度を用いる。本研究で検討する距離尺度を以下の節で述べる。

### 4.1 Earth Mover's Distance

キック分布に含まれる特徴量の数 (キック数) は試合ごとに異なるため、特徴量の数が同じでなければならないユークリッド距離などでは異なるキック分布間の距離を計算することができない。そこで本研究では、キック分布間の距離を Earth Mover's Distance (EMD) で計算する。EMD は分布間の距離を表すものであり、類似画像検索や類似音楽検索、類似分類などの分野で用いられている。EMD は分布間の距離の計算を輸送問題として定式化し、一方の分布を各場所における供給量、他方の分布を需要量として最小輸送コストを分布間の距離と定義する。輸送問題とは、複数の供給地と需要地があり、需要を満たすように供給地から需要地に輸送を行うときの最小コストを求める問題である。2つの分布  $P, Q$  間の EMD を求めることを考える。このとき、分布  $P, Q$  は重み付き集合として表現される。すなわち、 $P = \{(\mathbf{p}_1, w_{\mathbf{p}_1}), \dots, (\mathbf{p}_m, w_{\mathbf{p}_m})\}$  となる。分布  $P$  は  $m$  個の特徴量 (シグネチャ) で表現されており、 $\mathbf{p}_i$  は特徴量ベクトル、 $w_{\mathbf{p}_i}$  はその特徴量に対する重みである。同様に、もう一方の分布  $Q$  も集合として表現すると、 $Q = \{(\mathbf{q}_1, w_{\mathbf{q}_1}), \dots, (\mathbf{q}_n, w_{\mathbf{q}_n})\}$  となる。EMD は、2つの分布のシグネチャの数が異なっている場合でも計算が可能であるという特徴を持っている。 $\mathbf{p}_i$  と  $\mathbf{q}_j$  の距離を  $d_{ij}$  とし、全特徴間の距離を  $\mathbf{D} = [d_{ij}]$  とする。本研究では、 $\mathbf{p}_i$  と  $\mathbf{q}_j$  の距離  $d_{ij}$  はユークリッド距離とする。 $\mathbf{p}_i$  から  $\mathbf{q}_j$  への輸送量を  $f_{ij}$  とすると、全輸送量は  $\mathbf{F} = [f_{ij}]$  となる。ここで、式 (1) に示すコス

ト関数を最小とする輸送量  $\mathbf{F}^*$  を求め、EMD を計算する。コスト関数  $W$  は式 (2) で表される。

$$\mathbf{F}^* = \arg \min_{f_{ij}} W \quad (1)$$

$$W = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n d_{ij} f_{ij} \quad (2)$$

上記のコスト関数を最小化する際、以下の制約条件を満たす必要がある。

$$f_{ij} \geq 0 \quad (1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n) \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^n f_{ij} \leq w_{p_i} \quad (1 \leq i \leq m) \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^m f_{ij} \leq w_{q_j} \quad (1 \leq j \leq n) \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f_{ij} = \min\left(\sum_{i=1}^m w_{p_i}, \sum_{j=1}^n w_{q_j}\right) \quad (6)$$

式 (3) は供給地から需要地への輸送量が正であることを示し、一方通行であることを表している。式 (4) は輸送元である  $p_i$  の重み以上に輸送できないことを表す。式 (5) は輸送先である  $q_j$  の重み以上に受け入れることができないことを表す。式 (6) は総輸送量の上限を示し、それは輸送元または輸送先の総和の小さい方に制限されることを表す。以上の制約条件の下で求められた最適な輸送量  $\mathbf{F}^* = [f_{ij}^*]$  を用いて、分布  $P, Q$  間の EMD を以下のように求める。

$$\text{EMD}(P, Q) = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n d_{ij} f_{ij}^*}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f_{ij}^*} \quad (7)$$

最適なコスト関数  $W$  を EMD としてそのまま使用しないのは、コスト関数が輸送元もしくは輸送先の重みの総和に依存するためである。正規化することによってその影響を取り除くことができる。

EMD は非負値であり非退化性、対称性を持つ。また、輸送元の重みと輸送先の重みの総和が一致する場合にのみ、三角不等式を満足する。しかし、本研究では、ボールの移動量を重みとしているため、重みの総和が一致することがなく、三角不等式は満たさない。また、EMD はシグネチャの数が増えるにつれて計算量が大幅に増加するという問題がある。

## 4.2 $L^2$ 距離

分布間距離尺度の一種として、分布間の密度差推定を用いた  $L^2$  距離が知られている。確率密度関数  $p(\mathbf{x})$  と  $q(\mathbf{x})$  の距離を式 (8) で定義される  $L^2$  距離により表す。

$$L^2(p, q) = \int (p(\mathbf{x}) - q(\mathbf{x}))^2 d\mathbf{x} \quad (8)$$

ここで、確率密度関数  $p(\mathbf{x})$  と  $q(\mathbf{x})$  は 3.2 節で説明したキック確率分布とする。  $L^2$  距離は、非負性、非退化性、対称性、三角不等式といった距離の公理を満たすことが知られている。厳密に正確な  $L^2$  距離を求めることは困難であるが、確率密度関数を用いることで推定することができる。

## 4.3 Jensen-Shannon 情報量

確率分布間の距離尺度として、Jensen-Shannon (JS) 情報量がある。確率密度関数  $p(\mathbf{x})$  と  $q(\mathbf{x})$  の距離として、JS 情報量は以下の式 (9) で表現される。

$$D_{JS}(p||q) = \frac{1}{2}D_{KL}(p||\frac{p+q}{2}) + \frac{1}{2}D_{KL}(q||\frac{p+q}{2}) \quad (9)$$

ここで、 $D_{KL}$  は Kullback-Leibler (KL) 情報量であり式 (10) で表される。

$$D_{KL}(p||q) = \int p(\mathbf{x}) \log \frac{p(\mathbf{x})}{q(\mathbf{x})} d\mathbf{x} \quad (10)$$

$M = \frac{p+q}{2}$  とおくと、式 (9) と (10) から

$$\begin{aligned} D_{JS}(p||q) &= \frac{1}{2}D_{KL}(p||M) + \frac{1}{2}D_{KL}(q||M) \\ &= \frac{1}{2} \int p(\mathbf{x}) \log \frac{p(\mathbf{x})}{M(\mathbf{x})} d\mathbf{x} \\ &\quad + \frac{1}{2} \int q(\mathbf{x}) \log \frac{q(\mathbf{x})}{M(\mathbf{x})} d\mathbf{x} \end{aligned}$$

ここで、確率密度関数  $p(\mathbf{x})$  と  $q(\mathbf{x})$  は同様に 3.2 節で説明したキック確率分布とする。JS 情報量は、非負値であり非退化性、対称性を持つが、三角不等式を満たさない。

## 5 数値実験

数値実験では、4 章で説明した 3 種類の分布間距離尺度を用いて、行動軌跡の類似度を計算する。また、キック分布間の距離に注目した行動軌跡の類似度分析手法が、人間の主観と一致しているかどうかを検証する。さらに、3 種類の分布間距離の計算時間を比較する。

## 5.1 実験設定

本実験では、キック分布間の距離を用いることで、行動軌跡の類似度を計算する。本実験では以下の7チームの行動軌跡を使用する。各チームはRoboCup世界大会サッカーシミュレーション2Dリーグで上位のチームである。

- A. CYRUS2018 [10]
- B. FRA-UNited [11]
- C. Gliders2016 [12]
- D. HELIOS2018 [13]
- E. MT2018 [14]
- F. Oxsy [15]
- G. WrightEagle [16]

敵チームはベースチーム Agent2D [17] とし、各5試合分のログから行動軌跡を抽出する。対象行動軌跡は HELIOS2018 と Agent2D の5試合分の試合ログから抽出された HELIOS2018 の行動軌跡とする。ここで、対象行動軌跡は D チームと全く同じ実験設定である。そのため、異なる試合ログを用いることに留意する。上記 A~G チームの行動軌跡と対象行動軌跡の距離をキック分布を用いて計算する。キック分布、またはキック確率分布間の距離が短いとき、その2つのキック分布は類似度が高いと判断する。

人間の主観と一致しているかどうかを検証するために、本実験では一対比較を行うアンケートを用いる。アンケートでは、各チームの5試合分の行動軌跡から「対象行動軌跡らしさ」を以下の項目に分け回答する。

- 圧倒的に対象行動軌跡らしい (9点)
- (中間) (8点)
- うんと対象行動軌跡らしい (7点)
- (中間) (6点)
- かなり対象行動軌跡らしい (5点)
- (中間) (4点)
- すこし対象行動軌跡らしい (3点)
- (中間) (2点)
- 同じくらい対象行動軌跡らしい (1点)

一対比較法では、上記7チームそれぞれの行動軌跡に対して、チーム  $i$  はチーム  $j$  と比較してどれくらい対象行動軌跡に似ているかを選択し、その項目の点数を与える。例えば、A チームが B チームより「うんと対象行動軌跡らしい」と考えた場合は、 $A \rightarrow B$  に7点を、 $B \rightarrow A$  に1/7点を与える。これを全ての組み合わせに対して行うことにより、 $7 \times 7$  の一対比較行列  $A$  を作成する。この一対比較行列  $A$  の固有値  $\lambda_{max}$  に対する固有ベクトル  $w$  を求める。この固有ベクトルを  $\sum_{i=1}^n w_i = 1$  となるように正規化したものを類似度として扱う。これにより、各チームと対象行動軌跡との類似度を定量的に算出する。

各チームの行動軌跡に対する対象行動軌跡らしさを類似度に基づき順位付けを行う。本実験では EMD,  $L^2$  距離, JS 情報量, 人間評価の4種類の尺度で得られる順位によって相関を求める。これにより行動軌跡の類似度を計算する上でキック分布を用いることの有効性を示す。順位相関はスピアマンの順位相関係数を用いて算出する。スピアマンの順位相関係数  $r_{xy}$  は式 (11) で表される。

$$r_{xy} = 1 - \frac{6}{n(n^2 - 1)} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \quad (11)$$

ここで、 $n$  はデータ数、 $x, y$  は4種類の尺度を意味し、 $i$  は各チームを意味する。つまり、 $n = 7$ 、 $x, y \in \{\text{EMD}, L^2 \text{距離}, \text{JS 情報量}, \text{人間評価}\}$  であり、 $i, j \in \{A, B, C, D, E, F\}$  である。

## 5.2 実験結果

図5-11に各チームの行動軌跡の例を示す。対象行動軌跡の例は図2に示したものである。表1-3に、3種類の距離尺度を用いて計算した分布間の距離と類似度ランキングを示す。これらの結果から、対象行動軌跡と同じチーム (HELIOS2018) とのキック分布間距離が、どの距離尺度を用いた場合においても最も小さく、類似度分析にキック分布を用いることの妥当性を示すことができた。

行動軌跡の類似度を一対比較のアンケートで計測したとき、整合度 (Consistency Index, C.I.) の値が高くなる傾向が見られた。このことから、人間が行動軌跡の類似度を計測することが困難であることがわかる。その中でも C.I. の値が最も小さかった (整合性の高かった) 被験者のアンケート結果を表4に示す。人間の類似度評価においても、対象行動軌跡と同じチーム (HELIOS2018) を用いたときの類似度が高い結果が見られた。

また、表5に人間の類似度評価に対する各距離尺度の順位相関を示す。表5より、EMD, JS 情報量が人間評価と正の相関があることが分かった。 $L^2$  距離は他の距離尺度に比べて弱い相関となった。これらのことから、キック分布による行動軌跡の類似度分析と、人間の類似度評価との間には大きな差がないことが示された。しかし、離散的に表現されるキック分布をキック確率分布として連続的に表現したことで、人間評価との相関が下がる傾向が見られた。

また、表6から、計算時間に注目すると EMD を計算するのに比べて、キック確率分布を用いる距離尺度では大幅に計算時間を短縮できていることがわかる。試合実行中に分布間距離を求める際は、キック確率分布に変換することで、より早く類似度を分析可能となる。

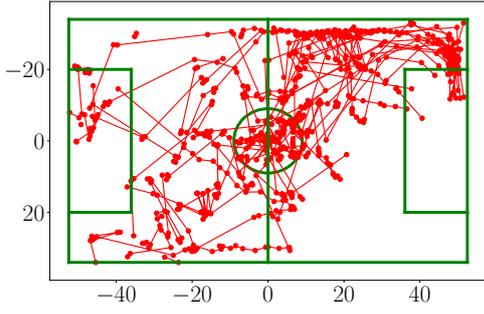


图 5: An example of a kick sequence extracted from Team A

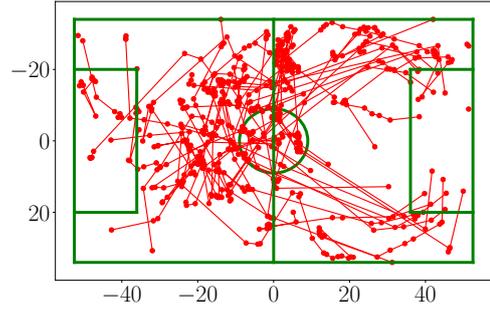


图 8: An example of a kick sequence extracted from Team D

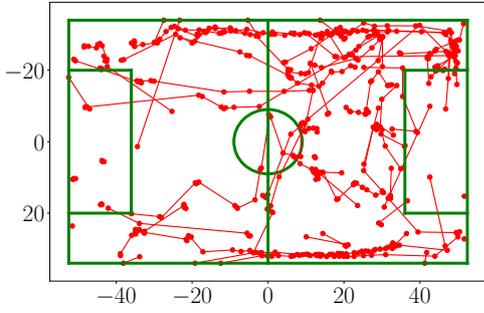


图 6: An example of a kick sequence extracted from Team B

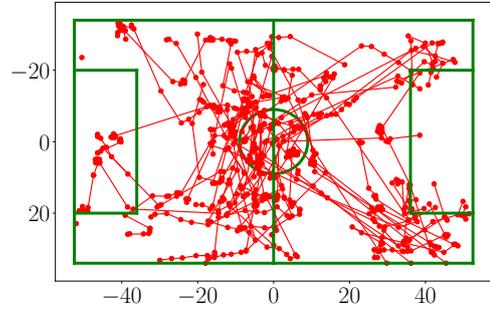


图 9: An example of a kick sequence extracted from Team E

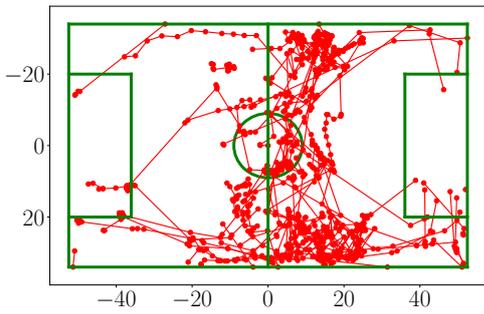


图 7: An example of a kick sequence extracted from Team C

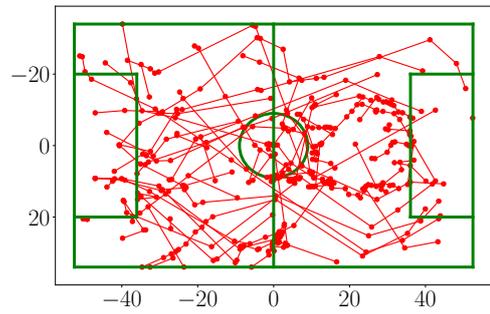


图 10: An example of a kick sequence extracted from Team F

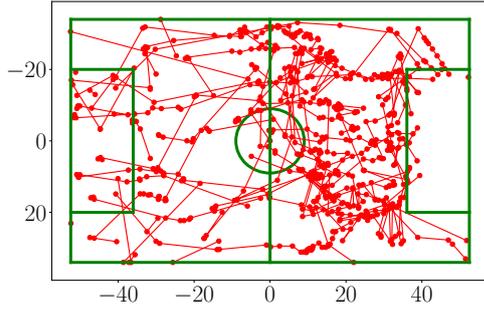


図 11: An example of a kick sequence extracted from Team G

表 1: Similarity based on EMD

Team	Distance	Rank
CYRUS2018	10.46	7
FRA-UNIted	5.876	4
Gliders2016	7.316	6
HELIOS2018	2.035	1
MT2018	3.419	2
Oxxy	4.786	3
WrightEagle	6.602	5

表 2: Similarity based on  $L^2$  distance

Team	Distance	Rank
CYRUS2018	$5.922 \times 10^{-6}$	5
FRA-UNIted	$5.348 \times 10^{-6}$	4
Gliders2016	$6.923 \times 10^{-6}$	7
HELIOS2018	$2.495 \times 10^{-7}$	1
MT2018	$1.313 \times 10^{-6}$	2
Oxxy	$6.273 \times 10^{-6}$	6
WrightEagle	$4.757 \times 10^{-6}$	3

表 3: Similarity based on JS divergence

Team	Distance	Rank
CYRUS2018	$1.276 \times 10^{-1}$	4
FRA-UNIted	$7.231 \times 10^{-1}$	7
Gliders2016	$4.295 \times 10^{-1}$	6
HELIOS2018	$7.264 \times 10^{-2}$	1
MT2018	$9.792 \times 10^{-2}$	3
Oxxy	$1.312 \times 10^{-1}$	5
WrightEagle	$8.145 \times 10^{-2}$	2

表 4: Similarity evaluated by Human

Team	Similarily	Rank
CYRUS2018	$3.212 \times 10^{-2}$	6
FRA-UNIted	$2.798 \times 10^{-2}$	7
Gliders2016	$1.235 \times 10^{-1}$	3
HELIOS2018	$4.621 \times 10^{-1}$	1
MT2018	$2.374 \times 10^{-1}$	2
Oxxy	$6.813 \times 10^{-2}$	4
WrightEagle	$4.884 \times 10^{-2}$	5

表 5: Spearman's rank correlation coefficient between a human evaluation and distance scales

Distance scale	Correlation
EMD	$6.429 \times 10^{-1}$
$L^2$ distance	$3.929 \times 10^{-1}$
JS divergence	$5.714 \times 10^{-1}$

表 6: Ave. of the calculation time of each distance scale

Distance scale	Time (sec)
EMD	7650
$L^2$ distance	130
JS divergence	0.0447

## 6 おわりに

本論文では、行動軌跡の類似度分析のために、キック分布間の距離を計算した。キック分布間の距離尺度として EMD,  $L^2$  距離, JS 情報量を用いた。キック分布を用いることの妥当性を示すために、キック分布間の距離による類似度分析と人間評価との比較を行った。行動軌跡の類似度に対する人間評価を一对比較のアンケートを用いることで算出した。キック分布による行動軌跡の類似度分析手法は、人間評価と相関があり、妥当性を持つことを示した。また、キック確率分布を用いることによる計算時間の短縮を可能にした。今後の展望として、キック方向を考慮可能な分析、他の実験環境での行動軌跡の類似度分析への応用などが挙げられる。

## 参考文献

- [1] 西原 詳, 中島 智晴: RNNによる移動軌跡の異常検知, 不確実状況下での動的状態推定と知能情報科学の融合 (1) (パーティクルフィルタ研究会論文集), pp. 88–96 (2018)
- [2] Somayeh Dodge, Robert Weibel, Patrick Laube: Trajectory Similarity Analysis in Movement Parameter Space, *Proc. of the 19th GIS Research UK Annual Conference 2011*, pp. 270–279 (2011)
- [3] Guangyu Zhu, Qingming Huang, Changsheng Xu, Yong Rui, Shuqiang Jiang, Wen Gao, Hongxun Yao: Trajectory Based Event Tactics Analysis in Broadcast Sports Video, *Proc. of the 15th ACM international conference on Multimedia*, pp. 58–67 (2007)
- [4] Christopher Mutschler, Gabriella Kókai, Thorsten Edelhäuser: Online Data Stream Mining on Interactive Trajectories in Soccer Games, *Proc. of the 2nd International Conference on Positioning and Context-Awareness*, pp. 15–22 (2011)
- [5] Manuel Stein, Halldor Janetzko, Tobias Schreck, Daniel A. Keim: Tackling Similarity Search for Soccer Match Analysis: Multimodal Distance Measure and Interactive Query Definition, *Proc. of the 4th Symposium on Visualization in Data Science*, 10 pages (2018)
- [6] Nazanin Mehrasa, Yatao Zhong, Frederick Tung, Luke Bornn, Greg Mori: Deep Learning of Player Trajectory Representation for Team Activity Analysis, *Proc. of the 11th MIT Sloan Sports Analytics Conference*, 8 pages (2018)
- [7] Olivia Michael, Oliver Obst, Falk Schmidsberger, Frieder Stolzenburg: Analysing Soccer Games with Clustering and Conceptors, *RoboCup 2017: Robot World Cup XXI*, pp. 120–131 (2018)
- [8] Tomoharu Nakashima, Satoshi Mifune, Jordan Henrio, Oliver Obst, Peter Wang, Mikhail Prokopenko: Kick Extraction for Reducing Uncertainty in RoboCup Logs, *Proc of the International Conference on Human Interface and the Management of Information*, pp. 622–633 (2015)
- [9] 秋山 英久, RoboCup サッカーシミュレーション 2D 必勝ガイド, 秀和システム, 2006.
- [10] Nader Zare, Mohsen Sadeghipour, Ashkan Keshavarzi, Mahtab Sarvmeili, Amin Nikanjam, Reza Aghayari, Arad Firouzkoohi, Mohammad Abolnejad, Sina Elahimanesh, Amin Akhgari: Cyrus 2D Simulation Team Description Paper 2018, *RoboCup2018 Montreal*, 6 pages (2018)
- [11] Thomas Gabel, Philipp Klöppner, Eicke Godehardt: FRA-UNITed — Team Description 2018, *RoboCup2018 Montreal*, 6 pages (2018)
- [12] Mikhail Prokopenko, Peter Wang, Oliver Obst, Victor Jauregui: Gliders2016: Integrating multi-agent approaches to tactical diversity, *RoboCup2016 Leipzig*, 6 pages (2016)
- [13] Hidehisa Akiyama, Tomoharu Nakashima, Yudai Suzuki, An Ohori, Takuya Fukushima: HELIOS2018: Team Description Paper, *RoboCup2018 Montreal*, 6 pages (2018)
- [14] Zheng Yang, Ziqiang Liu, Xiaorui Wang, Ning Dong, Xiangben Hu, JingLi Shengbing Chen, Gang Lv: MT2018: Team Description Paper, *RoboCup2018 Montreal*, 6 pages (2018)
- [15] Sebastian Marian, Dorin Luca, Bogdan Sarac, Ovidiu Cotarlea: OXSYS 2018 Team Description, *RoboCup2018 Montreal*, 6 pages (2018)
- [16] Xiao Li, Rongya Chen, and Xiaoping Chen: WrightEagle 2D Soccer Simulation Team Description 2015, *RoboCup2015 Hefei*, 5 pages (2015)
- [17] Hidehisa Akiyama, Tomoharu Nakashima: Helios base: An open source package for the robocup soccer 2D simulation, *Robot Soccer World Cup*, pp. 528–535 (2013)

# RoboCup Logistics League用通信プログラムを搭載した 組込機器の作成と評価

## The Development of Embedded Devices Communicating with RefBox of RoboCup Logistics League

山北 善輝<sup>1</sup> 辻 和輝<sup>1</sup> 植村 渉<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup> 龍谷大学

<sup>1</sup> Ryukoku University

**Abstract:** 日本国内で FESTO 社の全方位移動型ロボットである Robotino を用いる競技として、技能五輪全国大会（移動式ロボット職種）と、その予選に位置する若年者ものづくり競技大会（ロボットソフト組込み職種）がある。その競技大会の方向性が、従来のロボット制御のプログラミングの技術だけでなく、ロボットそのものを作成する能力も問うようになり、2016 年から共通のロボットではなく自作ロボットを使う方針に変わった。現在は Robotino から自作ロボットへの移行期間となっており両方のロボットが使えるが、経過処置 3 年目の 2018 年においても、Robotino で出場するチームは多い。それらのチームから、Robotino で参加できる大会を開催してほしいとの要望があった。現在、RoboCup では、Logistics League (RCLL) において、Robotino を用いた競技を行っている。ただし、RCLL では競技に必須の加工マシンが高価で、ドイツやヨーロッパ圏以外での運営が難しい。そこで、本研究では RCLL に必須の加工マシンを用いず、人の手で加工を行うことで、同等の競技の実施を目指す。その際、ゲームの流れを制御する審判用プログラム (RefBox) は、従来の RCLL のプログラムをそのまま用いるため、加工マシンとの通信部の置き換えが必要である。世界中で安価に手入れることができる小型マイコンである Raspberry Pi を使い、加工マシンの通信部を作成し、日本などヨーロッパ圏以外にて RCLL を開催することを目指す。

## 1 はじめに

若年者ものづくり競技大会では、ロボット制御の技術を競う競技としてロボットソフト組込み職種がある。この競技では、FESTO 社の全方位移動型ロボット Robotino を用いる。2015 年に世界大会の方針が変わり、ロボットそのものを作成する能力も問うようになった。現在は Robotino から自作ロボットへの移行期間となっており両方のロボットが使えるが、経過処置 3 年目の 2018 年においても、Robotino で出場するチームは多い。図 1 に過去 3 年間の参加チーム数と使用ロボットの割合を示す。Robotino を使うチームの割合は減ってきているが、チーム数そのものは減っておらず、2018 年は前年よりも増えている。

現在は移行期間のため、Robotino を用いても出場できるが、いずれ Robotino は使用できなくなる。そこで出場チームから Robotino で参加できる大会を開催してほしいとの要望があった。Robotino を用いる他の競技として RoboCup Logistics League (RCLL)[1] が

あるが、競技に必須の加工マシンは高価で運営が難しい。そこで、本研究では RCLL に必須の加工マシンを用いず、人の手で加工を行うことで、同等の競技の実施を目指す。その際、ゲームの流れを制御する審判用プログラム (RefBox) は、従来の RCLL のプログラムをそのまま用いるため、加工マシンとの通信部の置き換えが必要である。世界中で安価に手入れることができる小型マイコンである Raspberry Pi を使い、加工マシンの通信部を作成し、日本などヨーロッパ圏以外にて RCLL を開催することを目指す。以下、2 章では RoboCup Logistics League について紹介し、3 章にて使用した通信プロトコルである Modbus/TCP について述べる 4 章にて作製した加工マシンについて述べ、5 章でアンケート調査を行う。最後に 6 章でまとめる。

## 2 RoboCup Logistics League

RCLL ではシアン、マゼンダに分かれた 2 チームが同時に作業環境の探索、加工した製品の搬送、製品の納品の工程を移動型ロボット Robotino で行う競技である [2]。RCLL において運営が用意する機器として

\*連絡先：龍谷大学理工学部電子情報学科  
〒520-2194 滋賀県大津市瀬田大江町横谷 1-5  
E-mail: wataru@rins.ryukoku.ac.jp

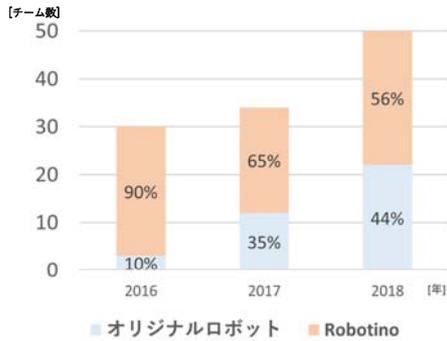


図 1: 2016年から2018年の3年間の若年者ものづくり競技大会における参加チーム数と使用ロボットの割合

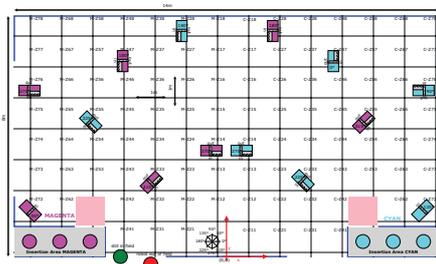


図 2: RCLL のゲームフィールド [2]

Modular Production System(MPS) (図 2) と RefBox がある。MPS は実際の工場での加工マシンを模したものであり、RefBox は審判の役割を果たすプログラムである。RefBox は試合中に、2種類の通信を行っている。Robotino とは、製品の搬送情報を Protocol Buffers を用いて通信している。MPS とは、加工の情報を Modbus/TCP を用いて通信している。ゲームフィールドを図 3 に示す。この図において、シアンとマゼンタの長方形が MPS を示しており、 $8 \times 14$ [m] のフィールド内に各チーム 7 台、計 14 台の MPS が配置される。MPS は 5 種類あり、1 チームあたり Base Station(BS)  $\times 1$ 、Cap Station(CS)  $\times 2$ 、Ring Station(RS)  $\times 2$ 、Delivery Station(DS)  $\times 1$ 、Storage Station(SS)  $\times 1$  で構成されている。図 2 における MPS の位置、角度は一例を示したものであり、実際の競技では両チームの配置が同じになるようにフィールドの  $y$  軸に対称になるように、ランダムに配置される。

### 3 Modbus/TCP

Modbus/TCP[3] とは Modicon 社が 1979 年、同社のプログラマブルロジックコントローラ向けに開発したシリアル通信プロトコル Modbus を、イーサネットでも使えるように拡張したものである。通信には、Function code(図 4 の 7 バイト目)を用いたフォーマットを使う。

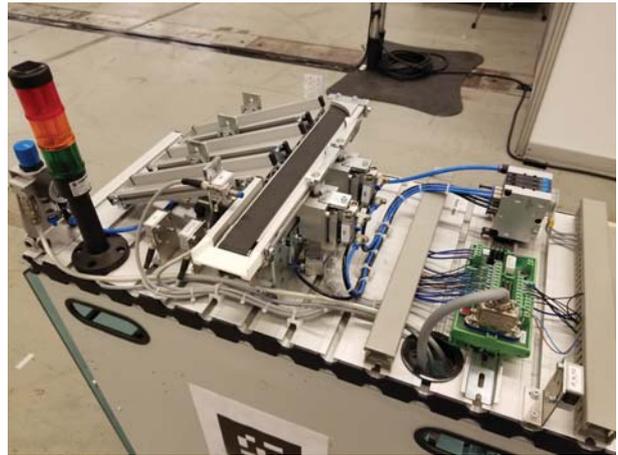


図 3: RCLL で用いる Modular Production System[2]

Modbus/TCPのフォーマット	Transaction identifier	Protocol identifier	Length	Unit identifier (識別子)	Function (コード)	Data (データ)
	byte 0,1	byte 2,3	byte 4,5	byte 6	byte 7	byte 8

図 4: Modbus/TCP 共通フォーマット [4]

MPS と RefBox の間では、 $0x04$  と  $0x10$  のコードを用いる。これは、Read Input Register と Write Multiple Registers である。0 から 6 バイト目までは、機械的に値が決まるため、プログラム側で扱うのは 7 バイト目以降である。

$0x04$  のコードは、サーバ内のレジスタの値を読み取るコードである。Request として、7 バイト目に  $0x04$  のコードを格納し、読み出す値の先頭番地 2 バイトを Starting Address で指定する。最後に Quantity of Input Registers にて、読み取るデータ数を 2 バイトで指定する。Response のフォーマットは、届いたリクエストと同じコードを 7 バイト目に格納し、返すデータのバイト数を Byte count に与える。そして Input Registers に実データを格納し返答する。

$0x10$  のコードは、サーバ内のレジスタの値を書き換えるコードである。Request として、7 バイト目に  $0x10$  のコードを格納し、書き込むデータの先頭番地 2 バイトを Starting Address で指定する。次の Quantity of Registers にて、書き込むデータ数を 2 バイトで指定する。そして、その後ろに実際のデータが続く。Response は Request で受け取った Quantity of Registers までを、そのまま送り返せばよい。いずれもチェックサムは不要である。

Request		値
Function code (コード)	1 Byte	0x04
Starting Address (開始アドレス)	2 Byte	0x0000 から 0xFFFF
Quantity of Input Registers (入力レジスタの数)	2 Byte	0x0001 から 0x007D

Response		値
Function code (コード)	1 Byte	0x04
Byte Count (返信バイト数)	1 Byte	2N
Input Registers (入力レジスタの値)	2N Byte	入力レジスタの値

N: Request の入力レジスタの数

図 5: code0x04 Read Input Register[5]

Request		値
Function code (コード)	1 Byte	0x10
Starting Address (開始アドレス)	2 Byte	0x0000 から 0xFFFF
Quantity of Input Registers (入力レジスタの数)	2 Byte	0x0001 から 0x007B
Byte Count (返信バイト数)	1 Byte	2N
Registers Value (レジスタの値)	2N Byte	設定するレジスタの値

N: 入力レジスタの数 (Quantity of Input Registers)

Response		値
Function code (コード)	1 Byte	0x10
Starting Address (開始アドレス)	2 Byte	0x0000 から 0xFFFF
Quantity of Input Registers (入力レジスタの数)	2 Byte	1 to 123(0x7B)

図 6: code0x10 Write Multiple Registers[5]

## 4 DummyMPS の作製

RCLL の競技を行うには、審判のプログラムである RefBox が試合の流れを制御している。そのため、MPS との通信部を何らかの形で実装する必要がある。ここでは、組み込みマイコンである Raspberry Pi を用いて、この通信部を実装する。また、従来の RCLL では、MPS が製品の加工を自動で行っていたが、DummyMPS では、審判(人)が手作業で行う。置き換えた MPS を DummyMPS と呼び、図 7 に示す。

MPS では通信プロトコルとして Modbus/TCP(4) を用いている。Modbus/TPC のクライアント側は、パソコンなどが対応するため、多数の Linux のディストリビューション用のパッケージが存在する。一方、サーバー側は、産業用電子機器となるため、一般ユーザが触る必要性がなく、情報が少ない。そこで、RefBox と



図 7: 作製した DummyMPS

MPS 間の通信パケットを解析することで、サーバー側の通信を確認して、同様の通信を行うプログラムを作成する。

RefBox と MPS との間では、クライアント・サーバ方式で通信が行われており、RefBox がクライアント、MPS がサーバとして機能している。0x04 の Function code を用いて、RefBox は MPS の状態を確認する。本来であれば、MPS の状態が変化したときのみ通信を行えば良いが、問い合わせを開始できるのがクライアント側のため、RefBox は常時 MPS に状態確認を行う。0x10 の Function code を用いて、RefBox が MPS のシグナルを制御し、MPS の状態を視覚的にわかるようにしている。

RefBox と通信機能を持った DummyMPS を用いることで、シグナルの変化から試合状況を視覚的に把握できるようになる。

## 5 アンケート調査

2018 年 12 月に愛知県岡崎工業高等学校で説明会を開催した。参加した愛知県、三重県のチームの先生 5 名に対して DummyMPS を用いた RCLL の説明を行った。その際、説明を聞いてどの程度面白さを感じたかを評価するアンケートを行った。結果を図 8 に示す。

全員が面白さを感じた(5 以上)と回答した。今回提案する DummyMPS は、Robotino を使った競技大会を簡単に実施するための物であり、説明会参加者の移行先の大会として期待できる。アンケート結果と図 1 の Robotino の競技者数より、参加者から移行先として面白さを感じてもらえたと考えられる。

## 6 まとめ

若年者ものづくり競技大会に出場しているチームから Robotino を用いた大会を開催して欲しいという要望を受けた。本研究ではそのような競技である RCLL

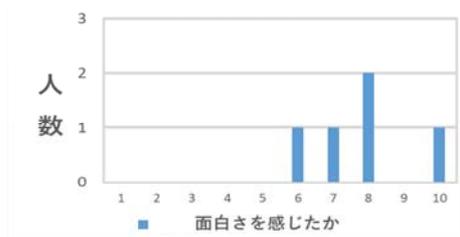


図 8: 提案する League の面白さの評価 (10 段階)

を実施するために，DummyMPS を作製した．これにより，高価な機器を使わずとも，RCLL を実施できるようになった．そして，その競技大会に対する興味も高いことを確認できた．

## 参考文献

- [1] 中央職業能力開発協会 (JAVADA) ， “若年者ものづくり競技大会”， <http://www.javada.or.jp/jyakunen20/> (閲覧日，2019年01月04日)
- [2] Vincent Coelen, et al., “RoboCup Logistics League Rules and Regulations 2018”, <http://www.robocup-logistics.org/rules> (閲覧日，2019年01月04日)
- [3] 株式会社エム・システム技研，“計装豆知識: Modbus (モdbus)”，MS-TODAY，1999年11月号，p.14. [http://www.m-system.co.jp/mstoday/plan/mame/b\\_network/9911/index.html](http://www.m-system.co.jp/mstoday/plan/mame/b_network/9911/index.html) (閲覧日，2018年08月30日)
- [4] 株式会社エム・システム技研，“Modbus プロトコル概説書”，リモート I/O 概説書、コンフィギュレータ 取扱説明書，NM-5650 (改 10) ，pp.35 - 36，<http://www.m-system.co.jp/mssjapanese/kaisetsu/nmmodbus.pdf> (閲覧日，2018年08月30日)
- [5] Modbus-IDA, “MODBUS Application Protocol Specification”, Ver 1.1b, pp. 16 - 31, Dec, 2006, [http://www.modbus.org/docs/Modbus\\_Application\\_Protocol\\_V1.1b.pdf](http://www.modbus.org/docs/Modbus_Application_Protocol_V1.1b.pdf) (閲覧日，2018年08月30日)

# 単語のベクトル表現を用いたレシピ推薦システム Recipe recommendation system using word vector representation

矢野 達也, 林 豊洋, 大橋 健

Tatsuya YANO, Toyohiro HAYASHI, Takeshi OHASI

九州工業大学

Kyushu Institute of Technology

## Abstract

本研究では、レシピ単語のベクトル表現を用いた柔軟なレシピの推薦を目的とした。Word2Vec を用いてレシピ単語のベクトル表現を学習した。レシピ単語のベクトル演算を用いることで従来のキーワード検索型のレシピ推薦よりも柔軟なレシピ推薦が可能となった。

## 1 はじめに

近年、スマートフォンの普及に伴い、どこでも気軽にレシピの投稿、閲覧が可能であるユーザー投稿型のレシピサイトが幅広く利用されている。ユーザー投稿型レシピサイトではユーザーが投稿した数百万を超えるレシピが掲載されており、調理する際、豊富なレシピデータからユーザーの所望するレシピを効率よく推薦できるシステムが求められる。現在のレシピ推薦手法としてはキーワード検索が主に用いられている。キーワード検索とは、ユーザーが入力したキーワードがレシピ内に含まれるレシピを推薦する手法である。料理名やカテゴリ、材料などをキーワードとして入力し、マッチングしたレシピから人気度順でユーザーに推薦する。しかし、キーワード検索では、レシピ推薦にユーザーの嗜好を考慮しづらい点や、たとえユーザーが好むレシピであってもキーワードが含まれていないレシピは推薦されない。これらの点からキーワード検索によるレシピ推薦では、豊富なレシピデータからユーザーの所望するレシピを推薦するのは困難である。

本研究では、従来のキーワード検索より柔軟なレシピ推薦を可能とする手法として、レシピ単語のベクトル表現を用いたレシピ推薦手法を提案する。レシピ掲載サイトから取得したレシピ情報を元に文章を作成し、Word2Vec 用いてレシピ単語のベクトル表現を学習する。学習したレシピ単語のベクトル表現でベクトル演算を用いてレシピの推薦を行い、その評価をする。

## 2 Word2Vec

Word2Vec とは Tomas Mikolov らによって提唱された、単語のベクトル表現の獲得手法である [1]。学習コーパスとして文章を与えることで、文章中の単語の共起関係に基づき、予め設定していた次元数のベクトル表現 (分散表現) を学習する。この単語のベクトル表現により、「King」-「Man」+「Woman」=「Queen」のような単語間での演算が可能となる。通常、学習コーパスには数十万から数百万の語彙数を持つ比較的大規模なテキストデータを使用する。文章データに含まれる語彙数が多いほど幅広い表

現可能なベクトル空間を学習できる反面、特定の分野に関しては、疎なベクトル空間になる場合が考えられる。本研究では、レシピ推薦に適した密なベクトル空間を学習するため、Word2Vec の学習コーパスは、レシピサイトから収集した情報を元に作成する。

## 3 レシピ単語ベクトル空間の構築

### 3.1 レシピ情報の収集

レシピ情報の収集には、レシピ掲載サイト楽天レシピ\*1から収集する。楽天レシピは現在約 160 万件のレシピを掲載しているユーザー投稿型レシピサイトの 1 つである。楽天レシピに掲載されている 1397 の料理カテゴリから各カテゴリの人気レシピ上位 3 件を取得し、重複を除いた 3070 品のレシピを収集した。1 つのレシピに対し、材料情報、カテゴリ情報、特徴情報を収集する。楽天レシピの掲載レシピ「豆腐ハンバーグ」を例に、材料情報、カテゴリ情報、特徴情報の取得方法を順に 3.1.2 節、3.1.3 節、3.1.4 節に示す。またレシピ情報の収集の際に行った、表記のゆれ対策について 3.1.1 節に示す。

#### 3.1.1 表記のゆれ

表記のゆれとは同義の単語に対し異なる文字表記が付されることである。特にユーザー投稿型のレシピサイトの材料表記には、投稿の書式が統一されていないため表記のゆれが多く存在している。楽天レシピにおける主な材料表記のゆれのパターン例を Figure1 に示す。

Figure1.材料表記のゆれのパターン例

表記パターン	ゆれの内容
[こしょう],[胡椒]	書式のゆれ
[こしょう],[*こしょう]	記号文字によるゆれ
[こしょう],[塩・こしょう]	付属表現によるゆれ (内包)
[バター],[バター (サラダ油でも可)]	付属表現によるゆれ (代用)

同じ材料を使用するレシピは類似するレシピとして学習する必要がある。Word2Vec の学習では同義の単語であっても表記のゆれによって別の単語として学習してしまう。そのため、学習前に表記のゆれは正規化する必要がある。本研究では、レシピの材料情報を取得する際、表記のゆれの対策として以下の手順をとった。

\*1 楽天レシピ 「<https://recipe.rakuten.co.jp/>」

1. 不要な記号文字の除去
2. 表記単語を分かち書きし、名詞単語のみ取得
3. 取得した単語をカタカナに変換

分かち書きは、文章を単語単位に分解する手法である。分かち書きにはオープンソースの形態素解析エンジン MeCab<sup>2</sup> を使用した。材料に対して分かち書きを施すことで「塩・こしょう」のような複合表記された材料に対しても、「塩」「こしょう」と個別の材料として扱うことができる他、「木綿豆腐」、「絹ごし豆腐」などの材料も共通する「豆腐」の材料を取り出すことができる。分かち書きで得た名詞単語はカタカナに変換する。書式を統一することで「こしょう」、「胡椒」のようなゆれに対応する。

### 3.1.2 材料情報の取得

レシピページに記載されている材料から材料情報を取得する。「豆腐ハンバーグ」に記載されている材料一覧を下に示す。

材料【木綿豆腐、豚ひき肉、玉ねぎ（正味）、塩・こしょう、サラダ油、…】

始めに材料一覧から調味料のみを取り出し、食材と調味料に分別する。調味料の判別には事前に用意した調味料辞書を使用する。ここで、食材と調味料を分けた理由は、材料文章の作成時に食材単語と調味料単語を区別する為である。最後に、表記のゆれに対応するため、3.1.1 節で述べた処理を行う。処理後得た結果は以下の様になる。

#### 材料情報

食材【モメン、トウフ、ブタ、ヒキニク、…】  
調味料【シオ、コショウ、サラダユ、…】

取得した材料、調味料単語を「豆腐ハンバーグ」の材料情報とする。

### 3.1.3 カテゴリ情報の取得

カテゴリ情報とは、ユーザーがレシピを投稿する際に登録するレシピのカテゴリである。それぞれのレシピには肉、魚、豆腐などの主要材料や和食、中華料理、スイーツなどのジャンルや様式がカテゴリとして登録されている。このカテゴリをレシピのカテゴリ情報として取得する。「豆腐ハンバーグ」のレシピに登録されているカテゴリを以下に示す。

カテゴリ【肉、挽き肉】

またレシピ名にも「本格中華の...」、「お家で簡単イタリアン...」の様に、重要なカテゴリが含まれていることが多い。そのためレシピ名を分かち書きした各単語もカテゴリ情報として使用する。「豆腐ハンバーグ」のレシピ名を分かち書きした結果を以下に示す。

レシピ名の分かちがき【豆腐、ハンバーグ】

書式の統一のためカテゴリとレシピ名を分かち書きした単語をカタカナに変換し、「豆腐ハンバーグ」のカテゴリ情報とする。

#### 豆腐ハンバーグカテゴリ情報

【ニク、ヒキニク、トウフ、ハンバーグ】

### 3.1.4 特徴情報の取得

料理の特徴情報とは、料理がもつ、「しゃきしゃき」や「しっとり」などの食感覚、「甘い」や「辛い」などの味覚、「ヘルシー」や「がっつり」などの性質を指す。この特徴情報を収集には楽天レシピのつくったよレポート（以下つくレポ）を利用する。つくレポとは、投稿レシピを参考に料理を作ったユーザーがその感想を投稿したものである。「豆腐ハンバーグ」には119件のつくレポが投稿されていた。

つくレポから料理の特徴単語を抜き出し、料理の特徴情報とする。特徴単語の抜き出しには事前に用意した特徴単語辞書を使用する。特徴単語辞書は食感覚辞書、味覚辞書、性質辞書の3つを用意した。食感覚辞書には早川らの論文「日本語テクスチャー用語の収集」[2]付表されているテクスチャー用語一覧から445単語を登録した。味覚辞書はよく使用される一般的な味覚表現76単語を登録した。性質辞書は、つくレポ内でよく用いられる性質表現15単語を登録した。食感覚辞書、味覚辞書、性質辞書の一部を Figure 2 に示す。

Figure 2 特徴単語辞書の構成

食感覚辞書	味覚辞書	性質辞書
脂っこい	甘い	がっつり
ジューシー	辛い	たっぷり
カリカリ	甘辛い	あつあつ
しゃきしゃき	渋い	ヘルシー
しっとり	酸っぱい	ビター

特徴単語辞書を用いた特徴情報の取得手順を以下に示す。

1. レシピに投稿されているつくレポを上限160件まで収集し一つのテキストにまとめる
2. 1で得たテキストから特徴単語辞書を用いて特徴単語を取得する
3. 取得した特徴単語をカタカナに変換し、その取得数と共に記録する

1~3の手順で得た特徴情報を Figure 3 に示す。これを「豆腐ハンバーグ」の特徴単語とする。

Figure 3. 豆腐ハンバーグの特徴情報取得結果

特徴単語	取得数
ヘルシー	17
フワフワ	8
フンワリ	3
フックラ	3
アッサリ	3
サッパリ	2
アマイ	1

<sup>2</sup> MeCab 「<http://taku910.github.io/mecab/>」

### 3.2 学習コーパスの作成

収集した各レシピの材料情報、カテゴリ情報、特徴情報と文章作成用の4つのテンプレートを用いて学習コーパスを作成する。文章作成用のテンプレートを以下に示す。

- ・材料文テンプレート  
【レシピ名】 食材【食材 A】【食材 B】【食材 C】  
【レシピ名】 調味料【調味料 A】【調味料 B】【調味料 C】
- ・カテゴリ文テンプレート  
【レシピ名】 カテゴリ【カテゴリ A】【カテゴリ B】【カテゴリ C】
- ・特徴文テンプレート  
【レシピ名】 特徴【特徴 A】【特徴 B】【特徴 C】

テンプレートは共通して3つのレシピ情報単語を並べる構成にしている。これは、単語の共起関係に基づく Word2Vec の学習方法を考慮して、様々な単語の配置パターンを学習させるためである。

#### 3.2.1 材料文章の作成

3.1.2 節の手順で取得した材料情報を材料文テンプレートに当てはめて材料文章を作成する。材料文は、調味料と調味料以外の食材を分けて作成するため、2種類のテンプレートを用いる。食材文は【レシピ名】にレシピ名を、【食材 A】【食材 B】【食材 C】に材料情報から材料単語を3つランダムに取り出し当てはめる。調味料文も同様に作成する。食材文を30文、調味料文を20文作成し合わせて50文を材料文章とする。ここで、食材文を調味料文より多く作成するのは、材料の中で食材が調味料より料理への影響が高いという考えのもと、食材の学習に重みをおくためである。「豆腐ハンバーグ」の材料文作成例を以下に示す

- ・食材文  
豆腐ハンバーグ 食材 トウフ ヒキニク ブタ  
豆腐ハンバーグ 食材 モメン ブタ タマネギ  
⋮

- ・調味料文  
豆腐ハンバーグ 調味料 コシヨウ シオ サラダユ  
豆腐ハンバーグ 調味料 シオ コシヨウ サラダユ  
⋮

#### 3.2.2 カテゴリ文章の作成

3.1.3 節の手順で取得したカテゴリ情報をカテゴリ文テンプレートに当てはめてカテゴリ文章を作成する。カテゴリ文は【レシピ名】にレシピ名を、【カテゴリ A】【カテゴリ B】【カテゴリ C】にカテゴリ情報からカテゴリ単語を3つランダムに取り出し当てはめる。カテゴリ文は50文作成する。「豆腐ハンバーグ」のカテゴリ文作成例を以下に示す。

- 豆腐ハンバーグ カテゴリ ヒキニク トウフ ニク
- 豆腐ハンバーグ カテゴリ ハンバーグ ヒキニク トウフ
- 豆腐ハンバーグ カテゴリ ヒキニク ハンバーグ ニク  
⋮

#### 3.2.3 特徴文章の作成

3.1.4 節の手順で取得した特徴情報を特徴文テンプレートに当てはめて特徴文章を作成する。特徴文は【レシピ名】にレシピ名を、【特徴 A】【特徴 B】【特徴 C】の順に特徴情報から特徴単語の取得数を重みとして順に3つランダムに取り出して当てはめる。特徴単語の取得数を重みとすることで、取得数の多い特徴単語を多く学習できるようにしている。特徴文は50文作成する。「豆腐ハンバーグ」の特徴文作成例を以下に示す。

- 豆腐ハンバーグ 特徴 ヘルシー フワフワ フックラ
- 豆腐ハンバーグ 特徴 ヘルシー アッサリ フワフワ
- 豆腐ハンバーグ 特徴 フワフワ フンワリ ヘルシー  
⋮

作成した全レシピの材料文章、カテゴリ文章、特徴文章を1つのテキストにまとめて Word2Vec の学習コーパスとして使用する。

### 3.3 レシピ単語ベクトル空間の構築

Word2Vec を用いてレシピ単語のベクトル空間を構築する。Word2Vec は通常、数十から数百万の語彙数に対して100から300次元のベクトル空間を構築する。本研究では語彙数が7,411個の比較的小さいコーパスを学習するため構築するベクトル空間の次元数は30に設定した。

### 4 レシピ単語ベクトル空間の評価

レシピ単語ベクトル空間の性能評価を、可視化を用いて行う。30次元のレシピ単語ベクトル空間に主成分分析を用いて2次元に圧縮した。2次元上にレシピ名をプロットし、その位置関係を評価する。一部のレシピ名をプロットした結果を Table 1 に示す。また、図上の円はプロットされたレシピ名を主観評価によってグループ分けしたものである。

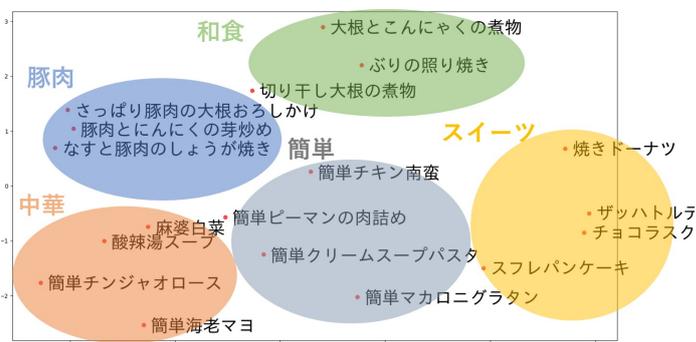


Table 1. レシピ単語ベクトル空間の2次元可視化

豚肉といった材料、中華、和食、スイーツといったカテゴリ、簡単といった特徴ごとにレシピ単語の関係性を表現できるベクトル空間の構築が確認できる。また、スイーツ内で同じチョコを使った「チ

「ヨコラスク」「ザッハトルテ」に近い位置にプロットされていることから、分離されたグループ内でも材料、カテゴリ、特徴情報に従って分布していることがわかる。

## 5 レシピ単語のベクトル演算を用いたレシピ推薦

レシピ単語のベクトル演算を用いてレシピ推薦を行う。材料、カテゴリ、特徴単語を入力単語として、入力単語の単語ベクトルと類似度の高いレシピの単語ベクトルを推薦レシピとして取得する。類似度の計算にはコサイン類似度を用いる。また、推薦されたレシピが妥当であるか評価を行う。学習に使用したコーパスの材料、カテゴリ、特徴単語はカタカナに統一しているため、類似度演算時に入力する単語はカタカナに変換している。

### 5.1 材料単語ベクトルを用いた類似度演算

材料単語ベクトルを入力とし、類似度順に5件の推薦レシピを取得する。また推薦レシピの材料に入力した材料単語が含まれているかを確認する。含まれている場合は○、含まれていない場合は×とした。「鶏肉」、「じゃがいも」、「卵」の単語ベクトルを入力した際のレシピ推薦結果をそれぞれ Figure 4,5,6 に示す。

Figure 4. 「鶏肉」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度	含まれるか
鶏胸肉の粗挽き塩コショウ串	0.733	○
鶏肉とペンネのアラビアータ	0.674	○
鶏もも肉のバルサミコ酢のソテー	0.665	○
大分名物☆鶏むね肉でサクサクとり天	0.659	○
ボリュームのある一品 鶏むね肉で卵なしカツレツ	0.657	○

Figure 5. 「じゃがいも」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度	含まれるか
じゃがいもと人参のグラッセ	0.758	○
残りカレーのコロッケ	0.684	○
じゃがいもとカレー粉で🍀カレーポテトコロッケ♥	0.666	○
家でジャガイモの長期保存法・甘味が増します	0.662	○
新じゃが芋の明太子マヨネーズ焼き	0.656	○

Figure 6. 「卵」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度	含まれるか
3分で簡単！中身はふわふわ半熟チーズオムレツ	0.555	○
でか！！スコッチエッグ	0.549	○
めっちゃウマ天津炒飯	0.528	○
スパムおにぎらず	0.523	○
レンジでとろり温泉たまご	0.510	○

「鶏肉」、「じゃがいも」、「卵」のレシピ推薦結果では、推薦されたレシピ全てに入力した材料単語が含まれており、かつ推薦されたレシピは入力した材料単語を主要な材料とするものであった。次に「白菜」、「砂糖」を入力した際の推薦レシピ結果をそれぞれ Figure 7,8 に示す。

Figure 7. 「白菜」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度	含まれるか
食べだしたら止まらない！やみつき白菜	0.751	○
あったか豚粕汁☆冬のご馳走	0.697	×
ポカポカ温まる！野菜たっぷりみぞれ鍋	0.683	×
豚肉と白菜の味噌鍋♪	0.665	○
白菜のクリーム煮	0.660	○

Figure 8. 「砂糖」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度	含まれるか
ホッと☆チリペッパーベトナムカフェオレ♪	0.447	×
トルコのパン★ゴマ付きシミット	0.424	×
むかごのあまから炒め	0.415	×
赤なまこのさばき方	0.414	×
牛乳で☆キャラメルクリームor☆生キャラメル？	0.401	×

「白菜」のレシピ推薦結果では、5件中2件に「白菜」が材料に含まれないレシピが推薦され、「砂糖」におけるレシピ推薦結果では、推薦された5件全て「砂糖」が材料に含まれないレシピが推薦された。

Word2Vecでは文脈の共起関係に基づき、注目している単語の周辺単語と同じような周辺単語を持つ単語を類似性の高い単語として学習する。学習コーパスは、レシピに含まれる材料を様々な組み合わせで配置し材料のパターンを学習させている。そのため、「白菜」のように使用される料理が限定的で、周辺の材料単語のパターンが少ない場合や、反対に「砂糖」のようにどの料理にでも使用され、周辺の材料単語のパターンが多すぎる場合にはうまくレシピ推薦ができない。しかし、推薦されるレシピは入力した材料単語は含まれていない場合でも、入力単語を材料として使えそうなレシピである。そのため、検索をしたユーザーに向けてアレンジや創作レシピの提案などが期待できる。

### 5.2 カテゴリ単語ベクトルを用いたレシピ推薦

カテゴリ単語ベクトルを入力とし、類似度順に上位5件の推薦レシピを取得する。また推薦レシピのカテゴリに入力したカテゴリ単語が含まれているかを確認する。「肉料理」、「中華料理」、「カレー」、「から揚げ」の単語ベクトルを入力した際のレシピ推薦結果をそれぞれ Figure 9,10,11,12 に示す。

Figure 9. 「肉料理」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度	含まれるか
シークカバブ	0.682	○
ダッチオープンで豚ブロック燻製っ♪	0.674	○
みんな大好き！マヨ照り焼きチキン	0.671	○
ササミじゃないよ！鶏胸肉の粗挽き塩コショウ串	0.667	○
【低糖質】チキン×野菜のガリバタ醤油	0.661	○

Figure 10. 「中華料理」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度	含まれるか
5分で作れる簡単エビチリ☆	0.731	○
プロ直伝！海老チリ	0.730	○
プロ直伝！麻婆茄子	0.710	○
旨辛★担々麺	0.709	○
簡単に美味しい♪焼きビーフン	0.708	○

Figure 11 「カレー」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度	含まれるか
ドライカレー	0.808	○
しらたき de カレーヌードル	0.782	○
インド人コックさん直伝カレー粉で簡単キーマカレー	0.765	○
簡単おいしい☆キーマカレー	0.762	○
子供が喜ぶカレー	0.757	○

Figure 12. 「から揚げ」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度	含まれるか
居酒屋の味！簡単タコのから揚げ	0.800	○
骨まで食べれる♪ カレイの唐揚げ	0.752	○
簡単♪カラッと揚げるししゃも唐揚げ	0.735	○
糖質制限★芝海老のからあげ	0.734	○
絶品☆カリカリ蛸の唐揚げ	0.733	○

「肉料理」、「中華料理」、「和風」、「カレー」、「から揚げ」のレシピ推薦結果では、推薦されたレシピ全てに入力したカテゴリが登録されているレシピであった。次に、「スイーツ」のレシピ推薦結果を Figure 13 に示す。

Figure 13. 「スイーツ」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度	含まれるか
秋のスイーツ♪簡単スイートポテト	0.772	○
焼きバーム*ナッツ&チョコ生クリーム☆お家スイーツ	0.765	○
Kirch-Eistörtchen	0.700	×
おこしブランラズベリーアイス	0.690	×
とっても簡単♪チョコトルテ Schokotorte	0.678	×

「スイーツ」のレシピ推薦結果では、上位 5 件全て、スイーツとして妥当なレシピが推薦できているが、下位 3 件のレシピは、「スイーツ」のカテゴリが登録されていないレシピである。これは、レシピ内に明示的に「スイーツ」という単語が含まれていなくとも、スイーツによく含まれる「砂糖」や「チョコレート」の様な材料単語や「甘い」の様な特徴単語の組み合わせから「スイーツ」の要素を学習できているからである。従来のキーワード検索では、キーワードが含まれるレシピしか推薦できないのに対し、本手法ではキーワードが含まれないレシピでも柔軟に推薦できることが明らかとなった。

### 5.3 特徴単語ベクトルを用いたレシピ推薦

特徴単語ベクトルを入力とし、類似度順に上位 5 件の推薦レシピを取得する。また推薦レシピに入力した特徴単語が含まれているかを確認する。「辛い」、「シャキシャキ」、「しっとり」、「ヘルシー」、「濃厚」を入力した際のレシピ推薦結果をそれぞれ Figure 14,15,16,17,18 に示す。

Figure 14. 「辛い」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度	含まれるか
お箸が進む〜！あとを引く辛さが旨いトッポギ☆	0.503	○
天ぶら屋さんの天井のタレ	0.502	○
ご飯すすむ♪高菜のピリ辛油炒め	0.487	○
甘辛コチュジャンで韓国の鶏唐揚げヤンニョムチキン	0.486	○
もやしたつぷり☆豚キムチ	0.457	○

Figure 15. 「シャキシャキ」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度	含まれるか
簡単☆黒瀬スパイス de 無限ピーマン♪	0.612	○
シャキシャキ長いもの豚バラ巻き	0.599	○
シャキシャキ☆エシャレットの肉巻き	0.596	○
ちゃちゃっと美味しい♪豆苗炒め	0.581	○
サッパリヘルシー！長芋ともやしのバタポン炒め	0.579	○

Figure 16. 「しっとり」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度	含まれるか
ふんわりしっとり本場のスコーン	0.611	○
5分でできるむちむちリンゴ蒸しパン	0.591	○
塩麴でしっとり”鶏むね肉のレンジで鶏ハム”	0.563	○
★簡単！HMでチーズケーキ風【ヨーグルトケーキ】	0.561	○
ホットケーキミックスで超簡単りんごケーキ	0.553	○

Figure 17. 「ヘルシー」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度	含まれるか
ダイエット応援！おからのチキンナゲット	0.503	○
とろ〜りヘルシー♪エリンギの豆腐グラタン	0.490	○
厚揚げのそぼろあんかけ	0.483	○
簡単！節約！ボリューム！厚揚げの酢豚風♪	0.478	○
バジルとチーズのヘルシーおから豆腐コロッケ♪	0.476	○

Figure 18 「濃厚」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度	含まれるか
一晚なんて待てないっ！超時短で水切りヨーグルト☆	0.664	○
本格濃厚♪簡単にできる半生ガトーショコラ	0.662	○
フライパンでほったらかし〜簡単濃厚チョコプリン♪	0.641	○
かぼちゃのスープ♪	0.625	○
混ぜるだけ！濃厚パンナコッタ	0.622	○

5件の特徴単語を入力として、推薦レシピを取得した結果、上位5件は全て入力特徴単語が含まれるレシピを推薦できた。しかし、材料単語でのレシピ推薦同様に、「甘い」など多くのレシピに使用される特徴単語においては、有意な結果は得られなかった。

#### 5.4 合成単語ベクトルを用いた類似度演算

材料、カテゴリ、特徴単語の複数の入力単語ベクトルを合成したベクトルを入力ベクトルとして類似度順に上位5件の推薦レシピを取得する。また合成ベクトルに用いた単語が全て推薦されたレシピに含まれている場合は○、1つでも含まれていない場合は×とした。

「キムチ」+「鍋」、「イチゴ」+「スイーツ」、「卵」+「中華」+「スープ」のレシピ推薦結果を順に Figure 19,20,21 に示す。

Figure 19 「キムチ」+「鍋」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度	含まれるか
もやしたっぷり☆豚キムチ	0.755	○
簡単♪キムチ鍋	0.755	○
お家で簡単♪チゲ鍋♪キムチ鍋	0.730	○
さば味噌煮缶のキムチ豆腐	0.723	×
豚肉、もやし、キムチのクッパ♪	0.705	×

Figure 20. 「イチゴ」+「スイーツ」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度	含まれるか
オレンジと苺の柑橘クリームフルーツサンド	0.844	○
甘酸っぱい♪いちご&ヨーグルトクリームサンド	0.838	○
簡単☆おうちにあるものでパフェ♪	0.826	○
パーティーにぴったり！簡単パフェ♪	0.792	○
市販のロールケーキで☆デコケーキ	0.784	○

Figure 21. 「卵」+「中華」+「スープ」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度	含まれるか
お店のあの味！絶品！中華卵スープ♪	0.810	○
とろとろ〜モロヘイヤの中華卵スープ	0.789	○
とろとろ白菜の中華卵スープ	0.783	○
モロヘイヤのとろとろスープ	0.772	○
簡単なのに絶品！干しエビの中華スープ	0.748	×

複数の入力単語ベクトルを合成し、推薦レシピを取得した結果、それぞれの入力単語の特性を加味したレシピの推薦が確認できた。推薦されたレシピには推薦レシピとして適切でないレシピも含まれている。これは、合成する単語ベクトルが多くなるにつれて推薦の条件が厳しくなる点や、本研究で扱うレシピが3070品と少数なためである。学習するレシピ数を増やすことで合成単語ベクトルに対して適切なレシピ推薦率の向上が期待できる。

#### 5.5 ユーザーの調理履歴に用いたレシピ推薦

ユーザーの調理履歴に基づいたレシピを推薦できれば、より効率的なレシピ推薦が可能となる。例えば、とあるユーザーの調理履歴にヘルシーなレシピが多い場合、そのユーザーはヘルシー志向の持ち主であると判断できる。そこでレシピ推薦の際に、ヘルシーなレシピを優先的に推薦することで、ユーザーの嗜好を考慮した効率的なレシピ推薦ができる。本節では、ユーザーの調理履歴A、調理履歴Bが取得済みであると仮定し、ユーザーの料理履歴合成ベクトルと入力したレシピ情報の合成ベクトル

を入力としてレシピ推薦を行う。

調理履歴 A「ダイエット応援！おからのチキンナゲット」+調理履歴 B「エリンギのヘルシー豆腐グラタン」+「コロッケ」を入力とした際のレシピ推薦結果を Figure 22 に示す。

Figure 22. 調理履歴+「コロッケ」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度
揚げないヘルシー焼きコロッケ	0.807
バジルとチーズのヘルシーおから豆腐コロッケ	0.804
揚げない*かぼちゃコロッケ	0.802
揚げないヘルシーなカボチャのコロッケ	0.793
おからコロッケ	0.769

調理履歴から、ヘルシー志向をもつユーザーだと仮定できる。結果よりユーザー嗜好を反映したヘルシーかつ「コロッケ」の料理が推薦できた。

調理履歴 A「韓国味噌汁テンジャンチゲ」+調理履歴 B「韓国冷麺ネンミョン」+入力単語「鍋」のレシピ推薦結果を Figure 23 に示す

Figure 23. 調理履歴+「鍋」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度
簡単キムチ鍋	0.807
豆腐と長ネギのチゲ風スープ	0.804
豚バラ肉とのカムジャンタン風鍋	0.802
韓国テンジャングク	0.793
サムゲタン風スープ	0.769

調理履歴から、韓国料理を好むユーザーだと仮定できる。結果よりユーザー嗜好を反映した韓国料理かつ「鍋」のレシピが推薦できた。

調理履歴 A「お弁当にも☆スパゲティーバター醤油」+調理履歴 B「子供が喜ぶハッシュドビーフ」+入力単語「カレー」のレシピ推薦結果を Figure 24 に示す。

Figure 24. 調理履歴+「カレー」のレシピ推薦結果

推薦レシピ	コサイン類似度
子供が喜ぶカレー	0.882
子供が喜ぶウインナーとジャガイモのチーズ焼き	0.836
市販のルーで簡単カレーチャーハン	0.822
フライパンで簡単カレーピラフ	0.818
大人も子供も大好き我が家のポークケチャップ	0.807

調理履歴から、子供に料理を作るユーザーだと仮定できる。結果より最も類似度が高いレシピにユーザー嗜好を反映した子供料理かつ、「カレー」のレシピが推薦できた。

## 6. おわりに

本研究ではレシピ単語のベクトル空間を用いた、キーワード検索より柔軟なレシピの推薦を目的とした。レシピサイトから収集したレシピ情報をもとに Word2Vec の学習コーパスを作成し、レシピ単語ベクトル空間を構築した。構築したレシピ単語ベクトル空間にベクトル演算を用いてレシピ推薦を行った。結果、直接的にキーワードが含まれないレシピにおいても推薦できる点や、ユーザーの調理履歴を元にレシピを推薦するなど、キーワード検索では実現できない機能を実現できた。しかし、どのレシピにも含まれる単語や限定的なレシピにしか含まれない単語を使つてのレシピ推薦は上手くできなかった点において、検討が必要であり今後の課題としたい。

## 7. 参考文献

- [1] Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg Corrado, Jeffrey Dean "Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space," ICLR, 12pages, (2013)
- [2] 早川文代, 奥井加奈, 阿久澤さゆり, 齋藤昌義, 西成勝好, 山野善正, 神山かおる:日本語テキスト用語の収集, 日本食品化学学会誌, 53m 327-336(2006)
- [3] 矢野達也, 林豊洋, 大橋健:食品単語のベクトル空間の構築と評価 (第 2 報), 人口知能学会研究会, (2017)
- [4] 田中規介, 林豊洋, 大橋健:家具 EC サイトにおける商品画像を用いたおすすめ機能の提案 (2017)
- [5] 原島純:レシピサービスと情報処理, 人工知能学会誌, vol.34 3-8(2019)
- [6] 西尾泰和, word2vec による自然言語処理, オライリー・ジャパン, (2014)

© 2019 Special Interest Group on AI Challenges  
Japanese Society for Artificial Intelligence  
一般社団法人 人工知能学会 AI チャレンジ研究会

〒162 東京都新宿区津久戸町 4-7 OS ビル 402 号室 03-5261-3401 Fax: 03-5261-3402

(本研究会についてのお問い合わせは下記をお願いします。)

---

**AI チャレンジ研究会**

主 査

公文 誠

熊本大学 大学院先端科学研究部

**Executive Committee Chair**

**Makoto Kumon**

Faculty of Advanced Science and  
Technology, Kumamoto University  
kumon @ gpo.kumamoto-u.ac.jp

**主 幹 事 / 担 当 幹 事**

光永 法明

大阪教育大学 教員養成課程 技術教育講座

**Secretary**

**Noriaki Mitsunaga**

Department of Technology Education,  
Osaka Kyoiku University

**担 当 幹 事**

植村 涉

龍谷大学 理工学部 電子情報学科

**Wataru Uemura**

Department of Electronics and Informat-  
ics, Faculty of Science and Technology,  
Ryukoku University

**幹 事**

鈴木 麗璽

名古屋大学 大学院情報学研究科 複雑系科学専攻

**Reiji Suzuki**

Department of Complex Systems Science,  
Graduate School of Informatics,  
Nagoya University

**中 臺 一 博**

(株) ホンダ・リサーチ・インスティテュート・  
ジャパン / 東京工業大学 工学院  
システム制御系

**Kazuhiro Nakadai**

Honda Research Institute Japan Co., Ltd.  
/ Department of Systems and Control  
Engineering, School of Engineering,  
Tokyo Institute of Technology

---

SIG-AI-Challenges web page; <http://www.osaka-kyoiku.ac.jp/~challeng/>