

多次元ファジィ集合を用いたサッカー試合局面の意味付け

Linguistic evaluation of Soccer situation using KONOHEN Fuzzy

西野順二, 佐土瀬寛, 原田貴史

NISHINO Junji, SADOSE Kan, HARADA Takashi

電気通信大学

The University of Electro-Communications

nishinojunji@uec.ac.jp

Abstract

本研究はこのへんファジィ（多次元ファジィ集合）により、ロボカップサッカーの試合について、その試合状況の特徴を言語表現することを目的とする。従来、行動ログのセグメント平均など統計的な評価値を元にしたサッカー試合状況の評価がなされてきた。個別のチーム特性や瞬間的な特徴局面などは統計的な処理では検出が難しかった。

ロボカップサッカーシミュレーションの試合を4次元空間に置き、その中で試合に特徴的な局面を現すファジィ部分空間を同定し言語ラベルを付与することで言語化を試みた。本手法により大局的、かつ個別の試合に特徴的な状況を言語的に説明することができた。

1 はじめに

RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグは、開始当初から 11 対 11 のフルメンバーによる試合が行なわれている。ボールを含め 23 オブジェクトが 2次元フィールド上で自由な位置を取るため、その状態空間は 46 次元である。最近はこうした多次元大量のデータ集合に対し、様々な機械学習によりパターンとしての知識を抽出することが行なわれる。とくに深層学習 [Erhan 10, LeCun 15] とその一部であるオートエンコーダ [Hinton 06] は、囲碁 [Silver 16] などゲームのパターン知識の学習で目覚ましい成果をあげている。

しかしながら、人工ニューラルネットを基礎とする学習アルゴリズムは、まれに猫フィルタのように人間が理解できる中間知識が見つかることもあるが、そのほとんどについて人間が理解できる形で提示することができず、モデリングとしてはブラックボックスアプローチである。

本研究では、このへんファジィアプローチにより、多次元ファジィ集合を介して、サッカーの試合状況を言語的に表現することを試みる。これにより、状態の認識と理解において、人が持つ知識との整合性 [諏訪 05] のよいモデリングを可能とすることを目的とする。

こうしたアプローチは大局的に試合状況を認識するものである。これまで局所的な行動の作り込みと学習調整によるチームの強化とその実現を目的とした研究により高い精度で基本的な動作の実現ができていた。本研究により、大局的によりよい戦術、戦略の選択アルゴリズムの構築を助けることで、さらなるチーム戦術の高度化が期待できる。

ロボカップでは古くから試合状況を言語的にアナウンスする自動実況システムの開発が行なわれている [Frank 00, Frank 01]。これらの手法は主に時間セグメントにおける局所的な行動統計値に対してラベル付けするものであった。本研究で提案する多次元ファジィ集合による意味付けは、プレイヤーの全体配置やその関係を大局的に捉える点に特徴がある。試合の大局的な評価方法として大規模マイクロシミュレーション [西野 14] を用い、これをクラスタリングしファジィ集合化することで言語との関係性を導く。

予備的な研究において評価試合が事前学習したファジィ集合との一致率が平均的に低い [佐土瀬 16] という課題があった。これに対し、本研究では空間に対するサンプル点の分布からファジィ集合を生成するときの閾値を変更し、あいまいさを調整することでより平均的な一致率が高まることを検証する。

2 サッカー試合局面への意味付け

シミュレーション 2D リーグの試合の状態は、ステップに対応する 46 次元ベクトル $s(t) = (x_1(t), y_1(t), \dots, x_{22}(t), y_{22}(t), x_b(t), y_b(t))$ 時系列で表現される。本研究で目的とする局所的への意味付けは、この 2 チーム全選手の座標とボールの座標からその試合

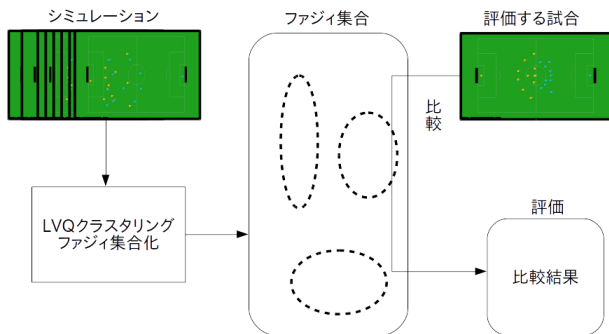


図 1: 局的の意味付けアルゴリズム

状態がどういった状態であるかを言葉で表現することである。

ある 2 チームによる試合はそれぞれの行動特性を反映しており、この組み合わせによって頻出する局面があると予想される。そこで、大規模マイクロシミュレーションによる分析にもとづき、対象試合の言語的表現を行なう。

2.1 局面意味付けアルゴリズム

意味付けに当たって、頻出する局面を特定しその類似局面のなす部分空間を状態空間上のファジィ集合として同定する。そのうえで、評価する試合が含まれるファジィ集合の時間遷移をとり試合局面の意味付けを行なう。

全体のアルゴリズムを図 1 に示す。まず 100 試合程度のシミュレーションを行い試合の状態点を多数サンプルする。つぎにベクトル量子化クラスタリングにより、サンプル点の集積空間を特定する。サンプル点に基づいて点の存在する部分空間をファジィ集合として同定し、そこに含まれる具体的な試合状況を人が観察し、状態を説明する適切な言語表現をファジィ集合に付与する。最後に評価対象試合を言語的に意味付けする。

2.2 LVQ とファジィ集合

LVQ(学習ベクトル量子化)は高次元空間で与えられたデータ点集合を指定した個数の代表ベクトルで学習的に量子化する技法である [井口 05]。結果として点数と標準距離を指定しないユークリッド距離にもとづくクラスタリングを行なうことになる。

本研究では得られた試合結果の状態集合を LVQ を用いていくつかのクラスタに分類した後、その集合をファジィ集合に変換する。集合をファジィ集合に変換し、それぞれのファジィ集合に言葉を付与する事で、試合状態の表現を言語的に行うことが可能になる。

LVQ のアルゴリズムを以下に述べる。

M 個の n 次元ベクトルデータ (x_1, x_2, \dots, x_n) を $M \gg K$ である K 個の代表ベクトルで量子化する。本研究の場合 $n = 46$ である。

LVQ の実行によるクラスタリングの様子を概略を例を

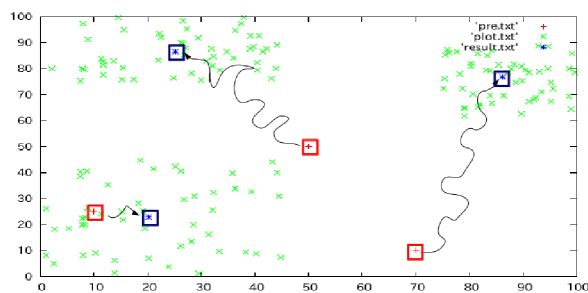


図 2: LVQ の概略

表 1: パラメータ表

N	テスト点の数
P_i	テスト点の i 番の点
d_{ij}	P_i と P_j のユークリッド距離
K	ϵ_m を算出するのに用いる定数
ϵ_m	ϵ 近傍の近傍グラフ作成に用いる ϵ
ϵ_f	近傍グラフ上での近傍を測る ϵ
$\text{Neighbor}(P_i)$	点 P_i の近傍点数
Neighbor_{\max}	$\text{Neighbor}(P_i)$ の中での最大値
$\text{grade}(P_i)$	点 P_i のメンバーシップ値

用いて図 2 に示す。ここで緑の点は与えられたサンプル点(テストベクトル)、赤の点は初期代表ベクトル、青の点は LVQ 実行後の代表ベクトルである。更新式により代表ベクトルは集積点の多い空間に引き寄せられ、代表ベクトル同士は他のクラスタと反発するように移動する。図では 3 つの代表ベクトルが 3 つのクラスタの中心に移動していることが確認できる。

LVQ における代表ベクトルの更新は式 (1) による引き寄せと式 (2) による反発で行なわれる。

ベクトルデータを 1 つずつ順に選択し、全ての代表ベクトルとの距離を計算し、一番近い代表ベクトルについては式 1 によって近づけるように更新する。それ以外の代表ベクトルは式 2 によって、選択したベクトルデータから遠ざかるように更新する。

$$m_c(t+1) = m_c(t) + \alpha_1 \times (x - m_c(t)) \quad (1)$$

$$m_i(t+1) = m_i(t) - \alpha_2 \times (x - m_i(t)) \quad (2)$$

2.3 ファジィ集合の同定

多次元ファジィ集合生成アルゴリズム [糟谷 10] を用いて、クラスタリングにより得られた点集合からファジィ集合を構築し、各テスト点についてそのメンバーシップ値を与える。

各パラメータを表 1 に示す。

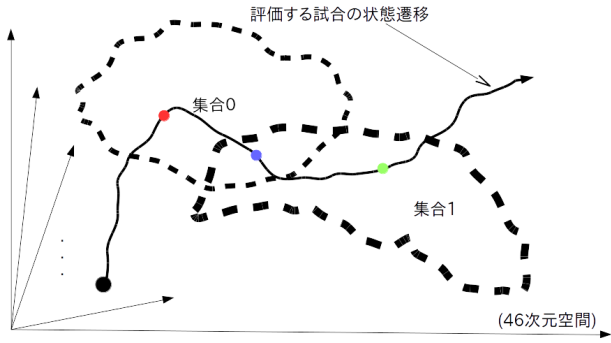


図 3: 対象試合結果時系列の多次元ファジィ集合による意味付け

2.3.1 K 近傍の構成

全てのテスト点同士の距離を計算し、点 P_i が持つ点 P_j との距離が最小となる値の平均を求める。求めた最小距離の平均に定数 K を掛けたものを ε_m とする。

ε_m を求める式は (3) のようになる。

$$\varepsilon_m = \frac{\sum_{i=1}^N \min(d_{ij})}{N} \times K \quad (3)$$

2.3.2 近傍数カウントとメンバーシップ値の算出

2.3.1 で求めた近傍グラフ G 上での点 P_i について距離 d_{ij} が定数 ε_f 以内となる点 P_j の個数を P_i の近傍数 $\text{Neighbor}(P_i)$ とする。また、最大の $\text{Neighbor}(P_i)$ を Neighbor_{\max} とする。

式は各々 (4)、(5)、(6) となる。

$$A = P_j | \varepsilon > d_{ij} \quad (4)$$

$$\text{Neighbor}(P_i) = |A| \quad (5)$$

$$\text{Neighbor}_{\max} = \max(\text{Neighbor}(P_i)) \quad (6)$$

各テスト点 P_i のメンバーシップ値 $\text{grade}(P_i)$ を式 (7) で求める。

$$\text{grade}(P_i) = \frac{\text{Neighbor}(P_i)}{\text{Neighbor}_{\max}} \quad (7)$$

2.4 試合局面の意味付け

最後に評価する試合について各局面時系列 $s(t)$ が、あらかじめ生成したファジィ集合に含まれる度合いを算出し、その状態を表す適切な表現を選ぶ。

図 3 に作成したファジィ集合を用いた評価方法を示す。

表 2: 実験条件

シミュレーション試合数	97
総ステップ数	581,903
初期代表点数	22
初期代表点	500 ステップごと
学習率 (α_1, α_2)	(0.01, 0.00)

試合結果の各ステップについて、複数のファジィ集合に含まれることがある。この場合、基本的に含まれる度合いの高いファジィ集合をその状態の表現とするが、メンバーシップ値の大小の境界領域では不安定になることもある。これについては後に検討する。

3 試合局面の意味付け実験

3.1 実験条件

固定した特性の違う 2 チームについて、以下の条件で局面の意味付け実験を行った。ステップはシミュレーションの更新単位であり 1 ステップは 0.1 秒である。

3.2 クラスタリング

表 3 にクラスタリングの結果を示す。クラスタ番号は初期代表点の順である。後に各々の集合がどのような試合状態の集合であるかを観察し、その特徴を新たな集合名とした。

クラスタには複数の状態が含まれこれらは部分局面をなす。これらの状態は一連の試合の局面が複数試合分だけ集まっている。そこで各クラスタにいくつの局面が含まれているかを算出した。局面、すなわち試合の一連の流れとして、100 ステップ以上が連続している試合状態、として定義しこれに合致するセグメントの数である。クラスタ 2 にも複数の状態が含まれているが、100 ステップ以上連続するセグメントは含まれていなかったため 0 となっている。

3.3 ファジィ集合への意味付け

各クラスタから生成したファジィ集合の状態を目視によって評価し、それぞれ言語的表現を与えた。その一部を 4 に示す。

3.4 局面意味付けの結果 $K=3$

新たに 1 試合シミュレーションを行い、ファジィ集合により意味付けを行なった。ここでは、予備実験として近傍数 $K=3$ としてファジィ集合の生成を行い、その一致状況を測った。各時刻の状態についてメンバーシップ値が最も高かったファジィ集合を一致集合と呼び、図 4 にその時間遷移を示す。

各時刻で一位で一致するファジィ集合が細かく変動していることが分かる。また、このときの最高値を与えたメ

表 3: LVQ クラスタリング結果

番号	局面数	番号	局面数
0	15	11	19
1	110	12	2
2	0	13	2
3	12	14	2
4	72	15	3
5	8	16	69
6	13	17	3
7	14	18	3
8	94	19	20
9	10	20	2
10	14	21	16

表 4: ファジィ集合への意味付け

クラスター番号	集合を特徴付ける言葉表現
0	A チームの右サイドからの攻撃
1	B チーム左サイドからの攻撃
2	センターラインでの攻防
3	B チームコート左サイドでの攻防
4	A チーム左サイド ゴールラインからの攻撃
5	キックオフ直後
6	B チームコート右サイドライン際での攻防
7	センターライン右サイドでの攻防
8	A チーム右サイドゴールラインからの攻撃
9	B コート右サイド中盤での攻防
10	B コート左サイド中盤での攻防
11	B チーム右サイドからの攻撃

メンバーシップ値の時刻変動を図5に示す。多くの時間帯で低い値となっており、これはどの表現とも一致しない状態が続いていることを示す。

こうした一致度の概要を表5にまとめた。10 試合を評価してみたところ、メンバーシップ値が0.5を超えた時間帯は全体の2から5%程度であったことが分かった。

4 ファジィ集合の再構成

前述の予備的な実験結果では、100 試合程度のシミュレーションから構成した頻出する試合状況を言語化したところ、新規の試合状態のメンバーシップ値が予想外に低かった。

初期ファジィ集合の構築で設定した近傍サイズのパラメータ K が小さかったためファジィ集合の形状が先鋭的であると予想し、 K を修正した評価を行なった。

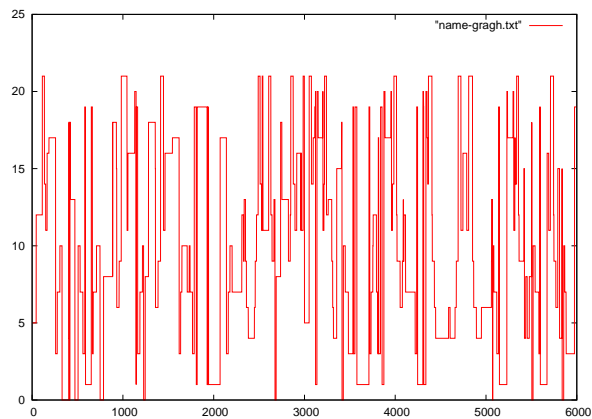


図 4: 一致集合の時間遷移 ($K=3$)

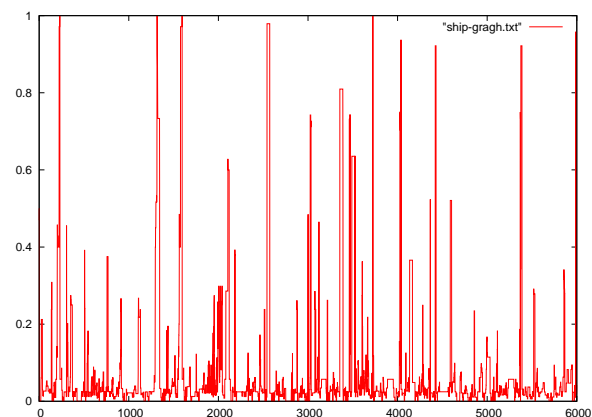


図 5: ステップ数とメンバーシップ値の対応

4.1 拡大ファジィ集合による意味付け

ファジィ集合の近傍生成を $K=30$ とし、標準距離の30倍までのサンプル点分布を基準としてメンバーシップ値を同定した。

このファジィ集合を用いたときの一致集合の遷移を図6にメンバーシップ値の分布を図8に一致集合のヒストグラムを図7にそれぞれ示す。

初期の一致集合にくらべて時刻変動が押さえられ、メンバーシップ値もほぼ0.1以下ということは無くなった。いずれかのファジィ集合に0.5以上含まれる時刻の割合も50%を超えている。一致集合のヒストグラム(図7)の頻度がファジィ集合ごとの差があまりないことから、事前大規模マイクロシミュレーションで頻出したクラスターが、まんべんなく再現されていることが分かる。

4.2 慣性アルゴリズムを取り入れた状態表現

各時刻で最もメンバーシップ値の高い値だけによって一つのファジィ集合を選択すると、一致集合の遷移はやや変動が激しいように見える。二つのファジィ集合が重なって

表 5: 一致度の概要

試合番号	0.5 以上の割合	0.1 以下の割合	被験者の評価との一致度
1	0.059	0.89	0.70
2	0.017	0.92	0.67
3	0.042	0.88	0.85
4	0.060	0.89	0.64
5	0.018	0.91	0.79
6	0.052	0.90	0.69
7	0.028	0.90	0.53
8	0.048	0.88	0.85
9	0.033	0.91	0.71
10	0.013	0.95	0.77

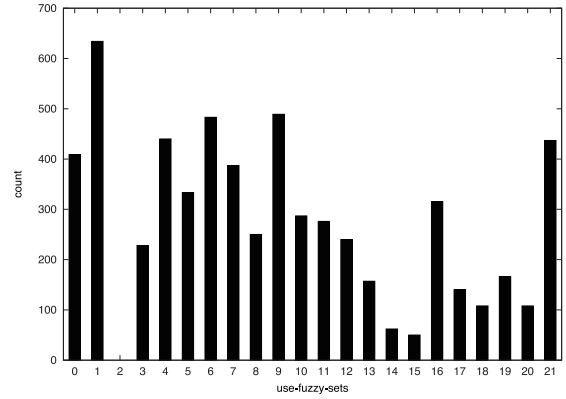


図 7: 一致集合のヒストグラム

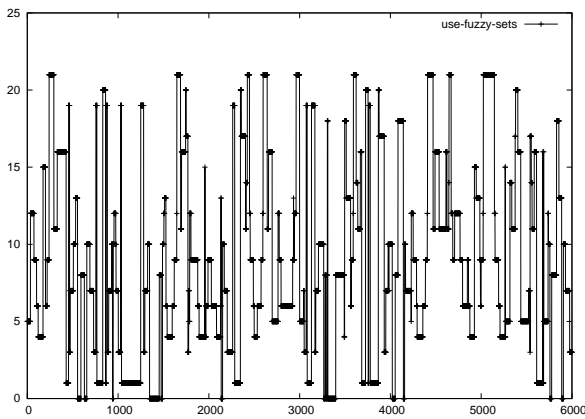


図 6: ファジィ集合生成値を拡大修正した一致集合の遷移

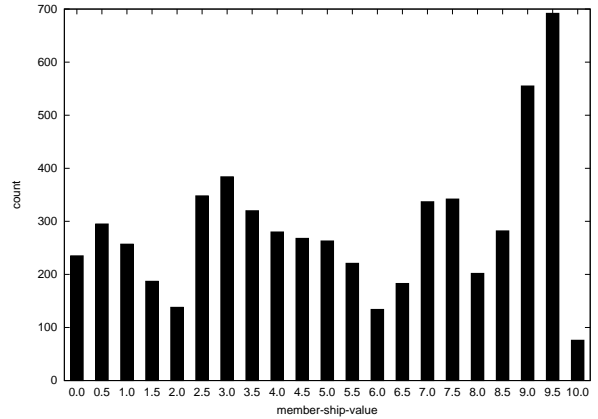


図 8: メンバーシップ値の分布

る部分については、最大値を取ると少しの状態変化で属するクラスターが違ってしまう為である。

このように、各時刻では複数のファジィ集合に属することから、従前の状態表現が最大でなくともある程度高ければ、認識する状態を変更しないほうが安定した言語表現ができる。

そこで、各時刻の状態 $s(t)$ についてそのメンバーシップ値が上位 3 位までのクラスター $c1(t), c2(t), c3(t)$ を算出し、前の時刻のクラスター $c(t-1)$ がこの中にあれば変更しないアルゴリズムで状態表現実験を行なった。

時刻 t の表現となるクラスター $c(t)$ は式 (8) によって求める、

$$c(t) = \begin{cases} c(t-1) & (c(t) \in \{c1, c2, c3\}) \\ c1 & (otherwise) \end{cases} \quad (8)$$

ここで $c1$ は最大メンバーシップ値を与えるファジィ集合のクラスターである。

結果を図 9、図 10 に示す。より安定的に状態表現が遷移していることが分かる。

5 おわりに

ロボカップサッカーシミュレーション 2D の試合状況は、46 次元という多次元空間における状態遷移である。人はこの複雑な状態遷移に対して、大局的な観点から言葉をつかってその状態表現を行なっている。

本研究では、大規模マイクロシミュレーションによって得た、試合で頻出する状態を多次元ファジィ集合によりモデリングし、あたらしい試合の状況を言葉で表現することができた。

試合の状況は 46 次元空間の線のような状態点のつながりからなる。これをクラスタリングしたときには、集積空間から多方向に伸びる線が多数集まった状態である。このため、ファジィ集合を構成するとき曖昧さを広げ寛容なモデリングすることでより一致度の高い結果を得られることが分かった。

このような言語表現は、機械学習のブラックボックスから得られる説明不能な中間知識ではない。このため、あいまいな論理関係のもとで、人のもつ他の知識との整合性の高い知識として使える可能性がある。これにより、大局的な状態の認識や、より高度な行動戦略の策定に役

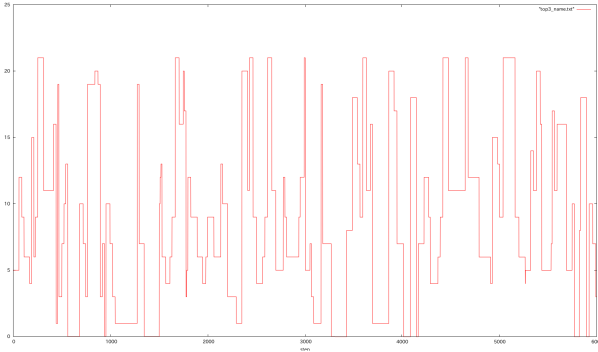


図 9: ファジィ集合生成値を拡大修正した一致集合の遷移 (上位 3 位以内)

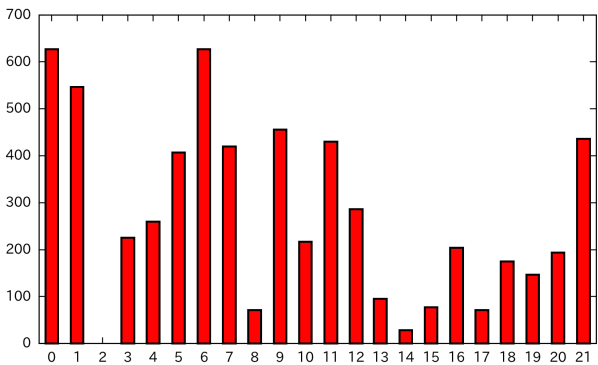


図 10: 一致集合のヒストグラム (上位 3 位以内)

立つことが期待される。

クラスタリングやファジィ集合の同定にはそれぞれ 1 時間程度までの計算が必要であるため、今後はこれを高速化し、より多くの試合状況について実証していくことが今後の課題である。

本研究は科学研究費補助金基盤研究 C(26330273)、科学研究費補助金挑戦的萌芽研究 (15K12106)、および共同研究:サッカー試合のデータを学習し戦況予測を行なう人工知能に関する研究により支援されたものである。「このへんファジィ」は西野順二の登録商標です。

参考文献

- [Erhan 10] Erhan, D., Bengio, Y., Courville, A., Manzagol, P.-A., Vincent, P., and Bengio, S.: Why does unsupervised pre-training help deep learning?, *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 11, No. Feb, pp. 625–660 (2010)
- [Frank 00] Frank, I., Kumiko, T.-I., Okuno, H. G., Nakagawa, Y., Nakadai, K., Kitano, H., Akita, J., and Maeda, K.: And the fans are going wild! SIG plus MIKE, in *Robot Soccer World Cup*, pp. 139–148Springer (2000)
- [Frank 01] Frank, I., Tanaka-Ishii, K., Matsubara, H., and Osawa, E.: Walkie-talkie MIKE, in *Robot Soccer World Cup*, pp. 343–349Springer (2001)
- [Hinton 06] Hinton, G. E. and Salakhutdinov, R. R.: Reducing the dimensionality of data with neural networks, *Science*, Vol. 313, No. 5786, pp. 504–507 (2006)
- [LeCun 15] LeCun, Y., Bengio, Y., and Hinton, G.: Deep learning, *Nature*, Vol. 521, No. 7553, pp. 436–444 (2015)
- [Silver 16] Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., Van Den Driessche, G., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Panneershelvam, V., Lanctot, M., et al.: Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search, *Nature*, Vol. 529, No. 7587, pp. 484–489 (2016)
- [井口 05] 井口 亮, 宮本 定明: カーネル関数を利用した LVQ クラスタリングと SOM, 知能と情報: 日本知能情報ファジィ学会誌: journal of Japan Society for Fuzzy Theory and Intelligent Informatics, Vol. 17, No. 1, pp. 88–94 (2005)
- [佐土瀬 16] 佐土瀬 寛, 西野 順二: サッカー試合状態のこのへんファジィ大局的評価システム, 第 40 回東海ファジィ研究会講演論文集, pp. P2-010 (2016)
- [諏訪 05] 諏訪 正樹: 身体知獲得のツールとしてのメタ認知的言語化, 人工知能学会誌, Vol. 20, No. 5, pp. 525–532 (2005)
- [西野 14] 西野 順二, 長岡 俊男, 秋山 英久: 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, in *JSAI Technical Report SIG-Challenge-B401*, p. 04 人工知能学会 (2014)
- [糟谷 10] 糟谷 朋広, 西野 順二: GPGPU による多次元ファジィ集合の高速生成, 第 26 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp. 1232–1235 (2010)