

非言語情報を用いた人狼 BBS における 発言の分類精度の向上

川崎龍平¹ Reijer Grimbergen²

概要: 人狼ゲームにおいて、それぞれの考えを共有する会議の時間は重要である。しかし、AIは他のプレイヤーの発言の意図を理解することが難しく、効果的な会議ができないという問題がある。本研究では、単語などの言語情報に加えて日にちや時間などの非言語情報の特徴量として加えることで、分類精度の向上を図った。その結果、言語情報のみと比較して非言語情報を加えた場合の精度は8.96%向上した。また、各非言語情報を一つずつ追加して精度を測ったところ、一部のラベルの適合率や再現率に影響を与える非言語情報があることを示した。

キーワード: 人狼 BBS, ニューラルネットワーク, 非言語情報

Using Nonverbal Information to Improve the Classification Accuracy of Utterances on the Werewolf BBS

Ryuhei Kawasaki Reijer Grimbergen

Abstract: In werewolf games, the meeting time to share each player's thoughts is important. However, it is difficult for AI to understand the intentions of other players' comments, making effective meetings impossible. In this study, we improved classification accuracy by adding non-verbal information such as date and time as features in addition to verbal information such as words. As a result, the accuracy was improved by 8.96% when nonverbal information was added compared to verbal information alone. When the accuracy was measured by adding each nonverbal information one by one, it was shown that there was nonverbal information that affected the fit rate and recall rate of some labels.

Keywords: Werewolf BBS, Neural Network, Nonverbal Information

1. はじめに

人狼ゲームとは、人間陣営と人狼陣営に分かれて対戦を行う不完全情報ゲームである。複数人で議論を繰り返しながらゲームが進行していくため、人狼の AI エージェントの実現にはプレイヤーの発言の理解が不可欠である。

人狼ゲームにおいて、それぞれの考えを共有する会議の時間は重要である。しかし、AIは他のプレイヤーの発言

の意図を理解することが難しく、効果的な会議ができないという問題がある。人狼知能プロジェクト[1]が開催した人狼知能大会の自然言語部門では、議論の時間に AI 同士の会話が噛み合うことが少なく、それぞれの AI が事前に設定した内容を発言することが多かった。これは、言語情報だけでは他プレイヤーの発言を理解することが難しく、他プレイヤーの発言を自身の行動決定に活かすことが困難であったからと考えられる。

¹ 東京工科大学大学院 バイオ・情報メディア研究科 コンピュータサイエンス専攻

² 東京工科大学 コンピュータサイエンス学部

この研究では、言語情報のみではなく、非言語情報も特徴量として学習に用いることで分類精度を向上させることを目的としている。この研究により、AI がより他プレイヤーの発言を考慮して行動決定するようになり、より自然なゲームプレイを行うようになると考えられる。

2. 人狼 BBS

人狼 BBS は Web 上で遊べるゲームである。ここでは BBS における対話形式によってゲームが進行する。人狼 BBS における人狼ゲームのルールを以下に記す。

2.1 議論

人狼 BBS では、議論を行う際に BBS を利用して対話を行う。図 1 は実際のチャットログである。白色の発言は、死者（襲撃や処刑によってゲームから除外されたプレイヤー）以外がこの発言をすることができ、全てのプレイヤーが閲覧できる。赤色の発言は、人狼同士の対話であり、役職が人狼のプレイヤーのみ発言や閲覧をすることができる。灰色の発言は、死者同士の対話であり、死者のみが発言や閲覧をすることができる。

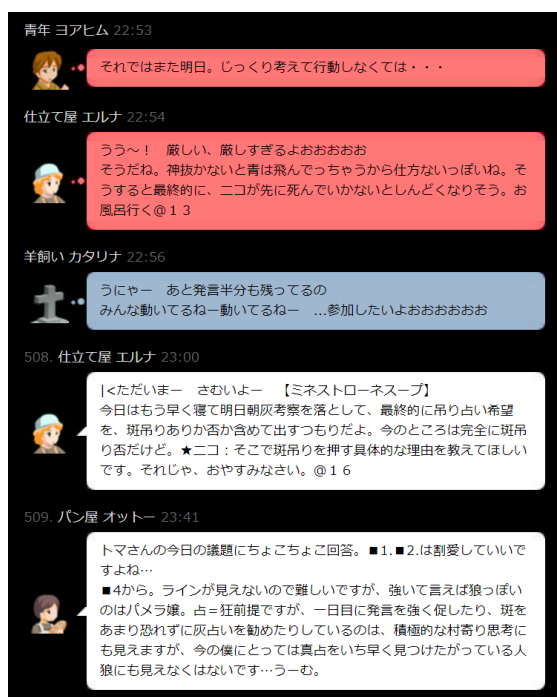


図 1 人狼 BBS の会話ログ

2.2 役職

人狼 BBS には、国と呼ばれるサーバーが複数存在しており、国によってルールや参加人数、役職が異なる場合がある。本研究では使用するデータに合わせて、G 国のルール、参加人数、役職を参考にしている。役職ごとの人数はゲームの参加人数によって多少ずれがある。そのためゲームによっては登場しない役職なども出てくることもある。表 1 は各役職の名称と陣営、構成人数、能力である。

表 1 各役職の情報

名称	陣営	人数	能力
村人	人間	6~8	特になし
占い師	人間	1	毎晩、生存しているプレイヤーの中から 1 人を指定して、その人が人狼かそうでないかを知ることができる
霊媒師	人間	1	毎晩、死亡しているプレイヤーの中から 1 人を指定して、その人が人狼かそうでないかを知ることができる
狩人	人間	0~1	毎晩、生存しているプレイヤーの中から 1 人を指定して、人狼の襲撃から守ることができる
人狼	人狼	2~3	毎晩、生存しているプレイヤーの中から 1 人を指定して、襲撃することができる。意図的に襲撃しないことも可能
狂人	人狼	0~1	特になし

2.3 ゲーム進行

人狼ゲームは議論を行う昼のパートと処刑や襲撃などが行われる夜のパートを繰り返して進行していく。人狼 BBS での 1 日はリアルタイムの 1 日と同じ時間で進行していくため、ゲームの内容にもよるが約 1 週間かけて勝敗を決めることになる。

3. 先行研究

平田らの研究[2]では、TF-IDF 法を用いて発話行為タグの分類を行っていた。この研究では、TF-IDF 法によって発話行為タグの特徴的なキーワードを抽出して、そのキーワードをもとに発話行為タグを分類するルールを作成することで自動分類をした。分類したタグは、CO（自分の役職を宣言する発話）、execution（吊りに関する発話）、fortune-telling（処刑に関する発話）の 3 つである。実験の結果、それぞれの発話行為タグの精度と再現率は表 2 のようになっている。

表 2 平田らの実験結果

発話行為タグ	精度(%)	再現率(%)
CO	79.05	97.57
execution	76.37	100
fortune-telling	72.63	96.96

この実験では SVM 手法と TF-IDF 手法の比較を行っていた。その結果、TF-IDF 手法の方が精度、再現率の全ての値が大幅に良くなった。なかでも再現率は高い数値となっている。これはキーワードを用いてルールを作成する際に、

実際の発話を参考にしてルールを作成していることが影響していると考えられる。例えば、COについてのルールは2つあり以下のようにになっている。

1. 「CO」という単語が含まれる発話を選択
2. 「一人称」 - 「6文字以内」 - 「役職名」の並びが含まれる発話を選択

このようなルールが他の発話行為タグにも設定されている。実際の発話をもとにルールが作成されているため、このルールに当てはまる発話が多い。そのため再現率が高くなっていると考えられる。しかし、他のルールにも当てはまってしまう発話もあるため改善の余地がある。

小林らの研究[3]では、トピックモデルを用いて会話ログから頻出単語を取得し、人狼プロトコルでどのように表せるかを考察していた。この研究では、人狼における会話文の生成のもととなる会話文を会話ログの中から選択することを目的としていた。これを実現するためにまず、役職ごとに発言内容に差が出ることを予測し会話ログを発言したプレイヤーの役職により分ける。次に人狼プロトコルの形式に従って分類を行った。その結果、表3のような特徴が得られていた。

表3 トピックのタグ付け時に参考にした特徴

estimate	占い師などの役職名が多い 白, 黒
comingout	CO+役職名の組み合わせ 対抗
divined	結果+白, 黒の単語の組み合わせ
inquested	結果+白, 黒の単語の組み合わせ
vote	投票, ローラー, 了解
agree	同意を意味する単語
disagree	なし

これらの先行研究は、発言に含まれる単語の情報をもとに分類を行っている。本研究は言語情報に加えて非言語情報を活用するところが異なる点である。

また、高橋ら、源らの研究[4][5]では、プロトコルに基づく発言以外に日にちなどの非言語情報も用いて役職推定を行っている。これは本研究と類似する点となっているが、役職推定ではなく発言の分類を目的としている点が異なる点となっている。

4. 提案手法

学習に使用するデータは、アノテーションを元に発言にラベル付けを行なったものとする[6]。それぞれのラベルは「CO」(Coming Out: 役職の宣言), 「占い結果」, 「霊能結果」, 「護衛先」の4種類を選択する。これらはアノテーションの中で十分なデータが確保できると判断したものである。ま

た一部の発言は複数のラベルを持っていることがあるため、そのようなデータは今回使用しないこととする。データの総数は5135であり、本研究で分類するラベルの数は、「CO」: 1482, 「占い結果」: 2289, 「霊能結果」: 1058, 「護衛先」: 306となっている。

4.1 言語情報

本研究における言語情報とは、発言を Bag-of-Words によって数値変換したものを使用する。ただし、数値や記号は省き、全ての発言を通して出現回数が30回以上の単語のみを使用する。これは事前実験によって精度に差が現れないと判断した出現回数である。言語情報の次元数は721である。

4.2 非言語情報

非言語情報には、「日にち」, 「発言 ID」, 「日にちごとの発言 ID」, 「時間」, 「日にちごとの時間」, 「発言回数」, 「発言の長さ」, 「各役職の人数」, 「投票結果」, 「襲撃結果」, 「プレイヤーの生存状況」からなる11種類の情報を用いる。これらは、人狼 BBS において全てのプレイヤーが取得することのできる情報である。また、一部の情報は複数の次元から成るため、全ての非言語情報を合わせた次元数は30である。表4は各非言語情報の名称と次元数、説明である。

表4 非言語情報の名称と説明

非言語情報	次元数	説明
日にち	1	人狼ゲーム内の経過日数
発言 ID	1	全てのプレイヤーが閲覧することができる発言に対して割り当てられた ID
日にちごとの発言 ID	1	ゲーム内で新しい日にちの初めの発言を1とした発言 ID
時間	1	発言された実際の時間(リアルタイム)
日にちごとの時間	1	ゲーム内で新しい日にちが始まった時間を基準として、そこからの経過時間
発言回数	1	プレイヤーごとに発言した回数
発言の長さ	1	発言の文字数
各役職の人数	6	ゲームごとの村人, 人狼, 占い師, 霊媒師, 狂人, 狩人の人数
投票結果	1	2日目以降に行われる投票パートで、一番投票数の多かったプレイヤー
襲撃結果	1	1日目以降で人狼に襲撃されたプレイヤー
プレイヤーの生存状況	15	日にちごとにプレイヤーが生存しているか死亡しているか

4.3 全結合型ニューラルネットワーク

本研究では、全結合型ニューラルネットワークを用いて学習と分類を行う。図 2 は本研究で扱う全結合型ニューラルネットワークの構造である。入力数のユニット数は言語情報のみを使用する場合は 721 であり、非言語情報を追加したものを使用する場合は 751 となっている。そして 3 層の中間層を経て、出力層で 4 つのラベルに分類される。

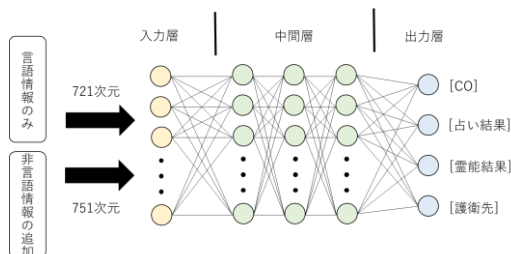


図 2 全結合型ニューラルネットワークの構造

5. 実験

5.1 手法

言語情報のみを入力ベクトルとして学習したモデルと、非言語情報を入力ベクトルに追加して学習したモデルの正答率を比較する。ここで扱うニューラルネットワークは入力層のユニット数以外のパラメータは同じとする。それぞれのモデルで 100 回学習を行い、その平均値を算出して比較を行う。

次に各非言語情報を 1 つずつ追加して学習と分析を行い、言語情報のみの結果と比較する。

5.2 結果

言語情報のみで学習したモデルの精度は 73.52% となり、非言語情報を加えて学習したモデルの精度は 82.48% となった。図 3, 4 はそれぞれの混同行列である。混同行列は縦の軸が正解ラベルを表しており、横の軸が予測ラベルを表している。図 3 と図 4 を比較すると、まず CO を正しく分類できた数が 261 から 272 となっており、正しく分類できた数が増加している。次に占い結果と霊能結果を見ると霊能結果の誤分類が 108 から 60 まで減り、占い結果を正しく分類した数が 350 から 393 に増加している。護衛先に関しては大きな変化はなかった。

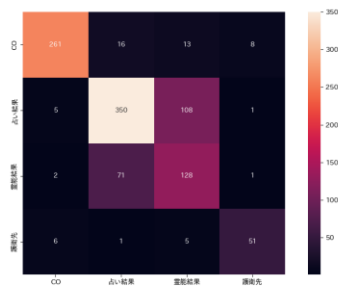


図 3 言語情報のみの混同行列

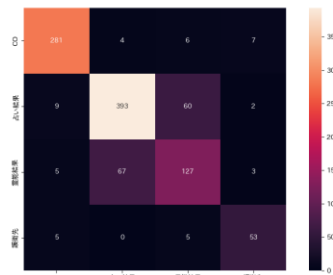


図 4 非言語情報を加えた混同行列

表 5, 6 は言語情報のみと非言語情報を追加したときの適合率と再現率である。言語情報のみと比べて非言語情報を加えた方は、占い結果と霊能結果の適合率, CO と占い結果, 護衛先の再現率が上昇した。

表 5 言語情報のみの結果

ラベル	適合率(%)	再現率(%)
CO	95.25	87.58
占い結果	79.90	75.43
霊能結果	50.39	63.36
護衛先	83.60	80.95

表 6 非言語情報を加えた結果

ラベル	適合率(%)	再現率(%)
CO	93.66	94.29
占い結果	84.69	84.69
霊能結果	64.14	62.87
護衛先	81.53	84.12

ここからは言語情報のみの混同行列と各非言語情報を 1 つずつ加えた際の混同行列の比較を行う。

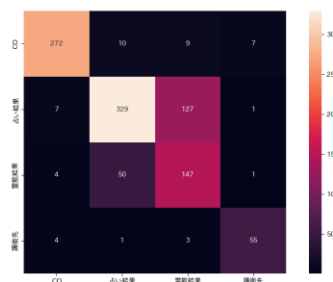


図 5 日にちを加えた混同行列

図 5 は日にちを加えた混同行列である。図 3 と比べると CO を正しく分類した数が少し増加している。また、占い結果と分類した数が減少し、霊能結果と分類した数が増加している。

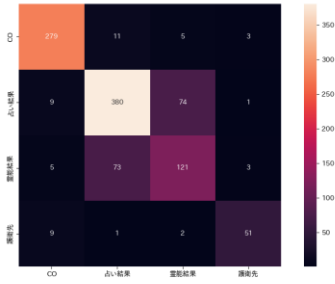


図 6 ID を加えた混同行列

図 6 は ID を加えた混同行列である。図 3 と比べると CO を正しく分類した数が少し増加している。また、霊能結果の誤分類が減少し、占い結果を正しく分類した数が増加している。

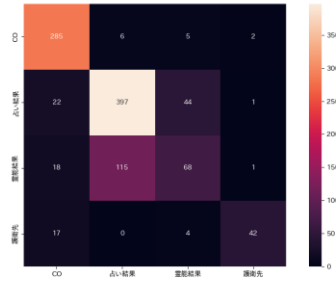


図 9 日にちごとの時間を加えた混同行列

図 9 は日にちごとの時間を加えた混同行列である。図 3 と比べると CO を正しく分類した数が増加している。また、霊能結果と分類した数が減少し、占い結果と分類した数が増加している。護衛先は正しく分類した数が減少している。

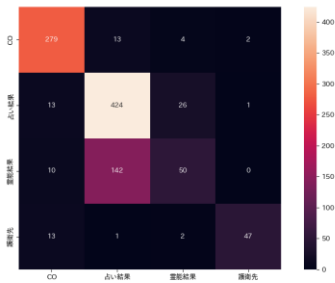


図 7 日にちごとの ID を加えた混同行列

図 7 は日にちごとの ID を加えた混同行列である。図 3 と比べると CO を正しく分類した数が少し増加している。また、霊能結果と分類した数が減少し、占い結果と分類した数が増加している。

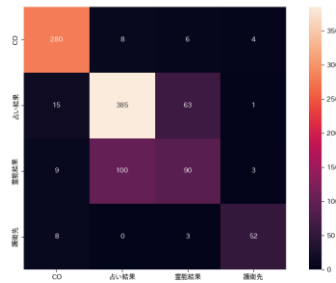


図 10 発言回数を加えた混同行列

図 10 は発言回数を加えた混同行列である。図 3 と比べると CO を正しく分類した数が少し増加している。また、霊能結果と分類した数が減少し、占い結果と分類した数が増加している。

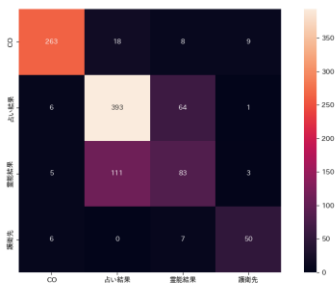


図 8 時間を加えた混同行列

図 8 は時間を加えた混同行列である。図 3 と比べると霊能結果と分類した数が減少し、占い結果と分類した数が増加している。

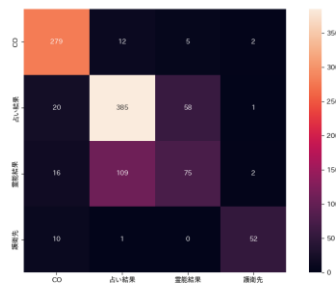


図 11 発言の長さを加えた混同行列

図 11 は発言の長さを加えた混同行列である。図 3 と比べると CO を正しく分類した数が少し増加している。また、霊能結果と分類した数が減少し、占い結果と分類した数が増加している。

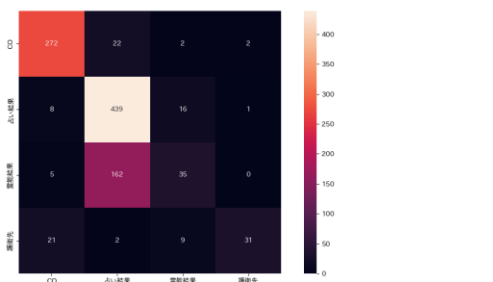


図 12 各役職の人数を加えた混同行列

図 12 は各役職の人数を加えた混同行列である。図 3 と比べると CO を正しく分類した数が少し増加している。また、霊能結果と分類した数が大きく減少し、占い結果と分類した数が大きく増加している。護衛先に関しては正しく分類した数が少し減少している。

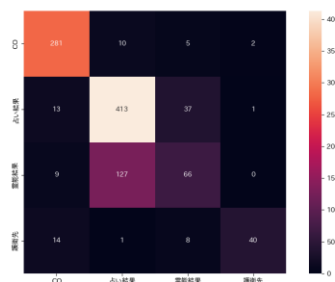


図 15 プレイヤーの生存状況を加えた混同行列

図 15 はプレイヤーの生存状況を加えた混同行列である。図 3 と比べると CO を正しく分類した数が少し増加している。また、霊能結果と分類した数が減少し、占い結果と分類した数が増加している。護衛先に関しては正しく分類した数が少し減少している。

ここからは各非言語情報を 1 つずつ加えた際適合率、再現率を算出し、言語情報のみの結果と比較を行う。

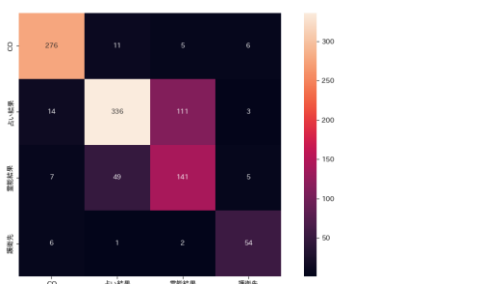


図 13 投票結果を加えた混同行列

図 13 は投票結果を加えた混同行列である。図 3 と比べると CO を正しく分類した数が少し増加している。占い結果の誤分類が減少し、霊能結果を正しく分類した数が増加している。

表 7 日にちを加えた結果

ラベル	適合率(%)	再現率(%)
CO	94.77	91.27
占い結果	84.35	70.90
霊能結果	51.39	72.77
護衛先	85.93	87.30

表 7 は日にちを加えた際の結果である。表 5 と比べて、適合率が上がったラベルは占い結果、霊能結果、護衛先、再現率が上がったラベルは CO、霊能結果、護衛先であった。

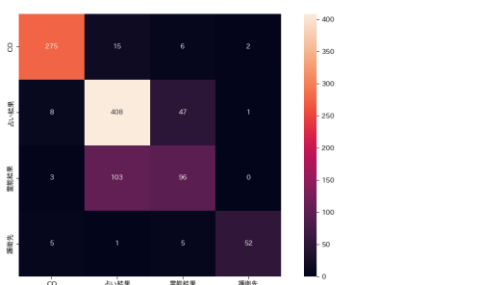


図 14 襲撃結果を加えた混同行列

図 14 は襲撃結果を加えた混同行列である。図 3 と比べると CO を正しく分類した数が少し増加している。また、霊能結果と分類した数が減少し、占い結果と分類した数が増加している。

表 8 IDを加えた結果

ラベル	適合率(%)	再現率(%)
CO	92.38	93.62
占い結果	81.72	81.89
霊能結果	59.90	59.90
護衛先	87.93	80.95

表 8 は ID を加えた際の結果である。表 5 と比べて、適合率が上がったラベルは占い結果、霊能結果、護衛先、再現率が上がったラベルは CO、占い結果であった。

表 9 日にちごとの IDを加えた結果

ラベル	適合率(%)	再現率(%)
CO	88.57	93.62
占い結果	73.10	91.37
霊能結果	60.97	24.75
護衛先	94.00	74.60

表9は日にちごとのIDを加えた際の結果である。表5と比べて、適合率が上がったラベルは霊能結果、護衛先、再現率が上がったラベルはCO、占い結果であった。

表 10 時間を加えた結果

ラベル	適合率(%)	再現率(%)
CO	93.72	88.25
占い結果	75.28	84.67
霊能結果	51.23	41.08
護衛先	79.36	79.36

表10は時間を加えた際の結果である。表5と比べて、適合率が上がったラベルは霊能結果、再現率が上がったラベルはCO、占い結果であった。

表 11 日にちごとの時間を加えた結果

ラベル	適合率(%)	再現率(%)
CO	85.84	95.63
占い結果	76.64	85.56
霊能結果	56.19	33.66
護衛先	91.30	66.66

表11は日にちごとの時間を加えた際の結果である。表5と比べて、適合率が上がったラベルは霊能結果、護衛先、再現率が上がったラベルはCO、占い結果であった。

表 12 発言回数を加えた結果

ラベル	適合率(%)	再現率(%)
CO	89.74	93.95
占い結果	78.09	82.97
霊能結果	55.55	44.55
護衛先	86.66	82.53

表12は発言回数を加えた際の結果である。表5と比べて、適合率が上がったラベルは霊能結果、護衛先、再現率が上がったラベルはCO、占い結果、護衛先であった。

表 13 発言の長さを加えた結果

ラベル	適合率(%)	再現率(%)
CO	85.84	93.62
占い結果	75.93	82.97
霊能結果	54.34	37.12
護衛先	91.22	82.53

表13は発言の長さを加えた際の結果である。表5と比べて、適合率が上がったラベルは霊能結果、護衛先、再現率が上がったラベルはCO、占い結果、護衛先であった。

表 14 各役職の人数を加えた結果

ラベル	適合率(%)	再現率(%)
CO	88.88	91.27
占い結果	70.24	94.61
霊能結果	56.45	17.32
護衛先	91.17	49.20

表14は各役職の人数を加えた際の結果である。表5と比べて、適合率が上がったラベルは霊能結果、護衛先、再現率が上がったラベルはCO、占い結果であった。

表 15 投票結果を加えた結果

ラベル	適合率(%)	再現率(%)
CO	91.08	92.61
占い結果	84.63	72.41
霊能結果	54.44	69.80
護衛先	79.41	85.71

表15は投票結果を加えた際の結果である。表5と比べて、適合率が上がったラベルは占い結果、霊能結果、再現率が上がったラベルはCO、霊能結果、護衛先であった。

表 16 襲撃結果を加えた結果

ラベル	適合率(%)	再現率(%)
CO	94.50	92.28
占い結果	77.41	87.93
霊能結果	62.33	47.52
護衛先	94.54	82.53

表16は襲撃結果を加えた際の結果である。表5と比べて、適合率が上がったラベルは霊能結果、護衛先、再現率が上がったラベルはCO、占い結果、護衛先であった。

表 17 プレイヤーの生存状況を加えた結果

ラベル	適合率(%)	再現率(%)
CO	88.64	94.29
占い結果	74.95	89.00
霊能結果	56.89	32.67
護衛先	93.02	63.49

表17はプレイヤーの生存状況を加えた際の結果である。表5と比べて、適合率が上がったラベルは霊能結果、護衛先、再現率が上がったラベルはCO、占い結果であった。

表 18 言語情報のみと比較した各項目の上昇数

ラベル	上昇数
日にち	6
ID	5
日にちごとの ID	4
時間	3
日にちごとの時間	4
発言回数	5
発言の長さ	5
各役職の人数	4
投票結果	5
襲撃結果	5
プレイヤーの生存状況	4

表 18 は各非言語情報の適合率と再現率を言語情報のみと比較した際の、各項目の上昇数をまとめたものである。例えば日にちの場合、占い結果、霊能結果、護衛先の適合率、CO、霊能結果、護衛先の再現率、合計で 6 つの項目が上昇している。

5.3 考察

表 5 と表 6 の比較を行い、非言語情報を加える前と後でどのような変化があったかを比較する。まず、CO に関しては適合率が 1.59%低下し、再現率が 6.71%上昇した。占い結果に関しては適合率が 4.79%上昇し、再現率が 9.26%上昇した。霊能結果に関しては適合率が 13.75%上昇し、再現率が 0.49%低下した。護衛先に関しては適合率が 2.07%低下し、再現率が 3.17%上昇した。よって、上昇している数値もあれば低下している数値もあるという結果になった。低下している数値があるため、一概に非言語情報を加えた方が良いとは言い切れないが、上昇幅の方が大きい非言語情報が精度に貢献していると言える。

次に各非言語情報が、どのような影響を与えているかを考察する。まず、CO の適合率が上昇した非言語情報はない。これは、全ての非言語情報を加えた場合と同様に CO の適合率が一番高い数値を示すのは言語情報のみの場合である。次に CO の再現率は全ての非言語情報で上昇した結果となった。一番数値が高かったのは日にちごとの時間の 95.63%であった。

次に占い結果の適合率が上昇した非言語情報は、日にち、ID、投票結果であった。特に投票結果は 84.63%と高い数値を示した。次に占い結果の再現率が上昇した非言語情報は、ID、日にちごとの ID、時間、日にちごとの時間、発言回数、発言の長さ、各役職の人数、襲撃結果、プレイヤーの生存状況であった。特に、日にちごとの ID と各役職の人数は 90%以上の数値を示す結果となった。

次に霊能結果の適合率は全ての非言語情報で上昇した結

果となった。一番数値が高かったのは襲撃結果の 62.33%であった。次に霊能結果の再現率が上昇した非言語情報は、日にちと投票結果であった。一番数値が高かったのは日にちの 72.77%であった。

次に護衛先の適合率が上昇した非言語情報は、日にち、ID、日にちごとの ID、日にちごとの時間、発言回数、発言の長さ、各役職の人数、襲撃結果、プレイヤーの生存状況であった。一番数値が高かったのは襲撃結果の 94.54%であった。次に護衛先の再現率が上昇した非言語情報は、日にち、ID、発言回数、発言の長さ、投票結果、襲撃結果であった。一番数値が高かったのは日にちの 87.30%であった。

表 18 を見ると、非言語情報の中で一番数値を上昇させた数が多かったのは日にちであった。これは、本研究で分類したラベルが関係していると思われる。例えば、CO は 1 日目から発言することができる。しかし、占い結果は占いが 1 日目の夜に初めて行われる関係上、2 日目以降からしか発言できない。さらに、霊能結果は霊媒が 2 日目の夜に初めて行われる関係上 3 日目以降からしか発言できない。このようにラベルごとに現れる日にちに違いがあるので、日にちが分類結果に与える影響が大きいと考えられる。同じような理由で ID も、ゲームの進行度に関係した情報なので精度に分類結果に与える影響が大きい。

6. おわりに

本研究では非言語情報を用いて人狼 BBS における発言の分類精度の向上を行った。実験の結果、非言語情報を加えることで精度が向上することが確認できた。また、一番影響を与えた非言語情報は日にちであり、ゲームの進行度を表す情報が分類結果に与える影響が大きいことを示した。

今後の課題としては、さらなる精度の向上が挙げられる。また、本研究では CO、占い結果、霊能結果、護衛先の 4 つに分けていたが、より拡張して分類を行う必要もある。

参考文献

- [1] 人狼知能プロジェクト, <http://aiwolf.org/>
- [2] 平田佑也ら, 人狼ゲームにおける発言行為タグの自動付与, IEEE 広島支部 若手研究会講演論文集, pp.1-4, 2014
- [3] 小林 優稀 橋山 智訓 田野 俊一, 人狼 BBS 会話文の分類, 第 32 回ファジィシステムシンポジウム, 2016
- [4] 高橋 篤剛, 鶴岡 慶雅, 教師あり学習を用いた人狼知能の行動選択～全結合ニューラルネットワークを用いた予備実験～, ゲームプログラミングワークショップ 2020 論文集, 2020
- [5] 源 智也, 松原 仁, Long Short Term Memory による複数人の人狼推定, ゲームプログラミングワークショップ 2019 論文集, 2019
- [6] 稲葉通将, 狩野芳伸, 大澤博隆, 大槻恭土, 片上大輔, 鳥海不二夫: 人狼 BBS に対する役職表明・能力行使報告情報のアノテーション. 第 32 回人工知能学会全国大会, 1H1-OS-13a-01, 2018