Vol.2018-MPS-118 No.23
Vol.2018-BIO-54 No.23
2018/6/14

語彙獲得および発話解釈に寄与する話題の時系列推測

平敷 美空[1,a)]　佐藤 尚[1,b)]

概要：人々が行う会話では文脈から話題を推測出来ないと上手く会話が成立しない事例がある．このことから，発話解釈において話題推測が重要な役割を持つ可能性が示唆される．そこで本研究では，多義性のある発話を解釈するコミュニケーションゲームにおいて，話題の変化を文脈情報とし，Recurrent Neural Network を用いて話し手の発話履歴から話題の時系列推測を行うモデルを提案する．また，エージェントには誤って覚えた発話とその意味を自ら正す「レキシコン修正」能力を導入し，この能力の有無と合わせて話題時系列推測が正しく発話を解釈することに寄与するかを検証する．シミュレーション実験の結果より，話題の時系列推測によって多義性を解消する正しい語彙を獲得できること，および推測した話題と獲得した語彙を用いることで正しく発話解釈することに有意に寄与することが分かった．

Time Series Surmise of Topic Contributing to Lecical Aquisition and Utterance Interpretation

Heshiki Miku[1,a)]　Sato Takashi[1,b)]

1. 序論

人々の会話で使われる発話[*1]は，すでに共有されているであろう情報が発せられることが多い [10]．その理由として，言語創生された原始社会においては，発話を必要とする概念が多く存在しておらず，1 つの概念を 1 つの発話で表す程度の単純なもの，いわゆる全体的言語であったと考えられる [7]．しかし，発話を用いてコミュニケーションを取ることによって，人間の知能が発達し，認識出来る概念が豊かになっていった [7]．故に，1 つの概念を 1 つの発話で表すだけでは意思の疎通が不十分となり，全体的言語から構成的言語に移行し，1 つの発話で多くの概念が表せるように発達していったのではないかと考えられる [7]．それに伴い，言語が複雑化し，同じ発話に聞こえるが，その発話が表す概念がそれぞれ違う，多義語というものが発生したと考えられている [7]．

しかし，我々はその多義語をある程度一意に解釈することが出来る．その理由として，人間の発話解釈は，可能な限り最小の労力で可能な限り最大の解釈が行えるような仕組みになっていることが挙げられている [2]．発話を解釈するということは，単にその発話が表す言語的な意味を解釈するということではなく，発話によって伝えられる明示的に伝達される情報を「表意」，省略された暗示的な情報を「推意」と大別している [2]．ここでの明示的に伝達されるということは，話し手が発した言葉そのものが相手に伝わることである [2]．すなわち，字義的な意味を伝達することである [2]．暗示的な情報は，字義的な意味だけでは，解釈できない話し手の意図を指す [2]．これらのことから，発話解釈は，表意だけではなく推意も一緒に考慮して行わなければならない [2]．推意は文脈を利用し，表意から推論を行って導き出される [2]．文脈とは，この発話がどういった意図や背景との論理的な関係で発せられたのかということを表す [1][2][10]．また，ほとんどの会話では，人々の間でやり取りされる発話の内容がそれぞれ関連性を持つとされる [10]．このような関連性を持つ発話が繋がる会話を本研究では連続的な会話と定義する．連続的な会話では，ほぼ暗示的に会話の内容を決定する話題というものが存在する．この話題を推意とし，話し手から発せられる発話 (表

1　沖縄工業高等専門学校
Henoko, Nago, Okinawa 905–2192, Japan
a)　ac184705@edu.okinawa-ct.ac.jp
b)　stakashi@okinawa-ct.ac.jp
*1　本研究では，発話は話し手が発した文，または語として定義する．

ⓒ 2018 Information Processing Society of Japan

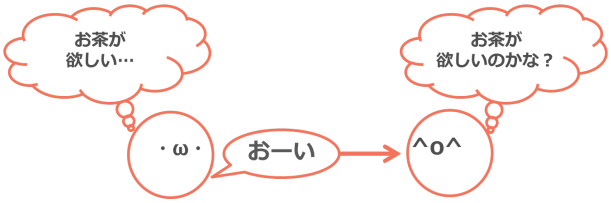

図 1　以心伝心的コミュニケーションの例.
Fig. 1　An example of telepathy-like communication.

意) を受け取り，今までの会話の流れ (文脈) と現在の発話との関係性を加味することで，現在の話題を推測し，話題によって異なる意味を持つ多義語を一意に決定することが出来る．実際にコミュニケーション能力に影響する語用障害において，会話が上手く成立しない原因の 1 つとして，話題が推測できないという点が挙げられている [6]．このことから，連続的な会話では，先行する発話である言語的文脈を利用し，話題を推測することで正しく発話解釈を行えるのではないかということに注目する．また，実際に話題推測を行うことが本当に発話解釈の成功に寄与するか調べた研究は，今のところ見つかっていない．

そこで本研究では，連続的な会話において現在の話題を推測することが実際に発話を正しく解釈することに寄与しうるのかを明らかにすることを目的とする．この目的を達成するため，多義語の意味を一意に決定するために文脈情報を利用して発話解釈する冨士本モデル [4] において，連続的な会話を扱えるようにして話題の時系列推測を行えるようにする，そしてレキシコン修正能力を追加する拡張を加える．

2.　冨士本のモデル

冨士本のモデル [4] は，シチュエーションの切り替わりの情報を文脈情報として間接的に利用し，多義性のある言葉を解釈するコミュニケーションを以心伝心的コミュニケーションとして表したモデルである．その概要を，食後にお茶を要求する夫とそれにこたえる妻との会話を例にして図 1 に示す．夫は「食事が終わったのでお茶が欲しい．だからお茶を淹れて持ってきてくれ」という自分の意図を「おーい」というわずかな発話に込める．その発話を受けた妻は，夫の意図している内容を正しく推測・理解し，夫のもとにお茶を届けている．

冨士本の研究では，この以心伝心的コミュニケーションを話し手と聞き手の 2 個体のエージェント間で行う Language-Game モデル [9] に多義語の意味を一意に決定するための文脈情報とその文脈情報を利用して発話解釈する拡張モデルを以心伝心ゲームと定義し，この以心伝心ゲームを用いて発話の多義性や文脈情報がどのような役割を持っているのか検証した．その結果，冨士本はこの以心伝心ゲームを用いて発話の多義性や文脈情報がコミュニケーションを成功させることに有益であるが，多義性はコミュニケーションを不安定にする要因にもなることを示した．

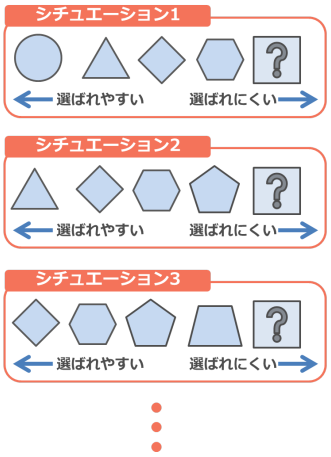

図 2　シチュエーション毎のオブジェクトセットの法則性.
Fig. 2　Law of an object set for each situation.

2.1　オブジェクトと発話

以心伝心ゲームにおける概念となり得る対象として，オブジェクトを用意する．このオブジェクトは，話し手が聞き手に話したい概念として選ばれ，そのオブジェクトを表す発話記号を生成し，その発話記号を発話として聞き手に発する．例えば，話し手は聞き手に話したい概念としてオブジェクト“2”を選択し，そのオブジェクトに発話記号“4”を生成した場合，“4”を聞き手に発する．聞き手もその“4”を何かのオブジェクトを表す発話記号として認識し，発話解釈を行う．

2.2　文脈情報

以心伝心ゲームでは，コミュニケーションの回数ごとに数個のオブジェクトからなるグループが選択される．これをオブジェクトセットと呼ぶ．また，文脈情報として“シチュエーション”のルールを導入する．

シチュエーションは，オブジェクトセットによってトピックとして選ばれるオブジェクトを固定することで，シチュエーションごとにエージェントの意図したものが異なるという文脈を表現していることになる．また，シチュエーションとしてオブジェクトセットの選出過程に法則性を持たせる．オブジェクトセットの法則性の例を図 2 に示す．

各オブジェクトセットにおいて，最初の 4 つは高確率，残りの 1 つはランダムに選択されるというルーレット方式でのオブジェクト選択を行う．また，シチュエーションごとに選ばれやすいオブジェクトについて，連番で 1 つずつ後ろにずらしていく．このオブジェクトセットの選ばれ方の違いは特定のオブジェクトに対してトピックとして選ばれる可能性を高めるということである．すなわち，シチュ

ⓒ 2018 Information Processing Society of Japan

エーションに応じて話し手の志向性が違うことを表現している．よって，オブジェクトの選ばれ方の違いはシチュエーションの違いとみなし，以心伝心ゲームにおける文脈情報として利用する．

図 1 に示されるような以心伝心的コミュニケーションの例で考えると，シチュエーションに応じて要求されるモノが違う．しかし，日常生活で使われやすいモノはシチュエーションが違えど，要求されることはあると考えられる．すなわち，食後ではなくお風呂上がりの後でもお茶を要求されることはあるということである．

冨士本はこの想定に従い，オブジェクトの選択方法でシチュエーションという文脈情報の利用が可能であると考え，以心伝心的コミュニケーションでの文脈情報を，オブジェクトセットの選択に法則性を与えることによって実現した．

2.3 レキシコン

発話を表現するための発話記号，オブジェクト ID，シチュエーションは，いくつかの整数値のセットで表される．例えば，発話記号“3”にオブジェクト ID“5”がシチュエーション“2”に含まれていた場合，レキシコンには {3, 5, 2} と記録される．レキシコンは 2 体のエージェントがそれぞれ所持しており，同じような記録がされるとは限らない．よって，聞き手のレキシコンには 1 つのシチュエーション内にも多義語が存在してしまう可能性がある．そういった場合は，多義語を区別する情報が無いため，ランダムにどちらかのオブジェクトを選択する．

2.4 エージェント

以心伝心ゲームでは，話し手と聞き手の 2 体のエージェントを用いる．以下に各エージェントの役割を示す．

話し手の役割:

(1) 話し手はシステムによってランダムに選ばれたシチュエーションの中からトピックとなるオブジェクトを確率的に 1 つ選ぶ．このとき，どのオブジェクトを選んだかは聞き手に伝えない．
(2) トピックオブジェクトの ID に発話記号が結びついていない場合は，発話記号を生成[*2]し，自身のレキシコンに記録する．
(3) 自身のレキシコンを参照し，トピックオブジェクトの ID に結びついている発話記号を聞き手に向け発する．
(4) 聞き手が発した答えを受理し，それが間違っていれば，自身が選んだオブジェクトの ID を聞き手に伝える．

聞き手の役割:

(1) 話し手の発話を聞き，自身のレキシコンを参照し自身が想定しているシチュエーションとセットで記録されている発話記号がないか確認する．
(2) 知っていれば＝自身のレキシコンの中に対応する発話記号があれば，その発話記号と結びついているオブジェクトの ID を，知らなければ「知らない」と意味する記号を話し手に返答する．
(3) 自身が返答したオブジェクトの ID と話し手が発した発話に結びついているオブジェクトの ID が一致する場合，発話解釈が成功したものとする．正しくなければ想定シチュエーションをランダムに選択し直し，選択し直した話題に話し手が知らせたオブジェクトの ID と現在の発話が含まれるとレキシコンに記録する．

聞き手は，話し手の発話に対して自身の返答が間違った場合にのみ想定シチュエーションを選び直す．すなわち，間違うまで同じシチュエーションが続いてると思い込みながら発話解釈を行う．

2.5 ゲームの流れ

以心伝心ゲームの手順を以下に，そしてその概念図を図 3 に示す．

(1) コミュニケーションで用いられるシチュエーショをシステムが確率的に決定する．
(2) 話し手はその選ばれたシチュエーションから，トピックとなるオブジェクトを各オブジェクトに予め付与した確率に従って選択する．
(3) 話し手はトピックオブジェクトを表す発話記号を聞き手に向け発する．
(4) 聞き手はその発話を受け取り，想定シチュエーションにおいての発話に対するオブジェクト ID または知らないと意味する記号を返答する．
(5) 話し手はその返答を聞き，正しければ発話解釈成功とする．失敗した場合，話し手は聞き手にどのオブジェクト ID だったか教え，聞き手は想定シチュエーションをランダムに選択し直し，発話記号とそのオブジェクト ID を想定シチュエーションとセットで自身のレキシコンに記録する．
(6) 上記 (2) から (5) を n 回繰り返したあと，シチュエーションをシステムが切り替え，上記 (2) に戻る．

3. 本研究のモデル

3.1 話題推測とリカレントニューラルネットワーク

冨士本モデルと同様に話題毎にオブジェクトセットの法則性を持たせ，話題によって上りやすいピックが異なることで，トピックのみでなく結びついている発話にも関連性

*2 新規の発話記号は，同じシチュエーション内でまだどのオブジェクトにも結びついていない整数値をランダムに割り当てる．すなわち，1 つのシチュエーション内に多義語が発生されないものとする．

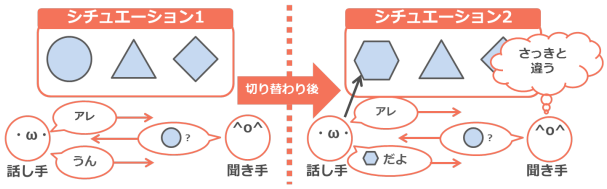

図 3　以心伝心ゲームの概要図.
Fig. 3　Overview of telepathy-like game.

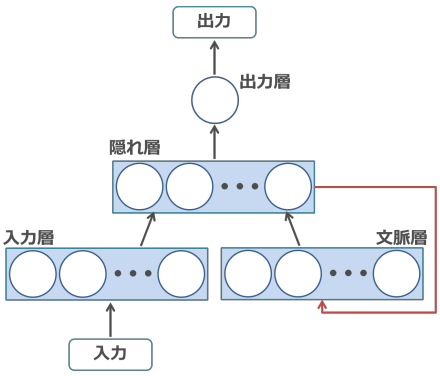

図 4　エルマンネットの概念図.
Fig. 4　A schematic view of Elman-net.

が生まれる．このことから，発話の繋がり，すなわち発話の時系列から話題を推測することが出来ると考えられる．よって，時系列推測が出来るリカレントニューラルネットワーク (Recurrent Neural Network(RNN))[3] を本研究のモデルとして採用し，これを話題推測型 RNN モデルと呼ぶことにする．

連続的な会話において，現在の発話のみではなく，過去から現在までの発話がどのような順番で繋がり，その結果，話題がどのように切り替わっているかどうかを推測する必要がある．よって，そのような発話と話題をセットにした時系列を学習し，話題を推測可能な RNN の一種である，エルマンネット [3] を聞き手のモデルとして用いる．エルマンネットの概念図を図 4 に示す．

エルマンネットは，通常のフィードフォワードニューラルネットワーク [5] と同様，入力層，隠れ層，そして出力層を持つ．さらに隠れ層の各ニューロンの一時刻前の出力を受け取るための文脈層を持つ．この文脈層は，一時刻前の隠れニューロンの出力値という中間情報を一時的に記憶するある種のメモリの役割を果たす．これによって，たとえ全く同じ入力値がエルマンネットの入力層に入力され続けたとしても，文脈層に入力される一時刻前の隠れ層の各ニューロンによってそれらの同じ入力値を区別することができる．換言するならば，時間構造を持つ「時系列」を認識することが出来る．なお，エルマンネットにおいて最高値を出力した出力ニューロンに対応付けられた話題が決定論的に選択されるものとする．

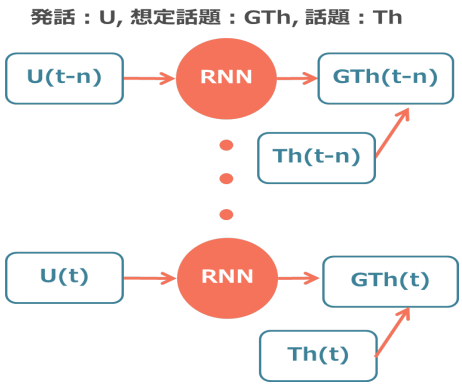

図 5　話題の時系列学習プロセス.
Fig. 5　Process of ime-series learning of topics.

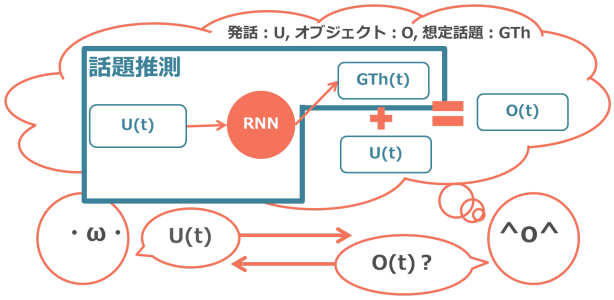

図 6　発話解釈の概要.
Fig. 6　A schematic view of utterance interpretation.

次に発話解釈時と学習時の聞き手が受け取る入力情報の違いを説明する．通常の発話解釈時は現時刻の話し手が発した発話を表す発話記号を聞き手が受け取り，それを自身の入力層に入力し，出力された値を基に現在の話題を推測して想定話題を決定する．これを RNN における 1 ステップとし，1 ターン (n ステップ) が終了した時点で聞き手は学習を開始する．学習時は n ステップ過去から現時刻，すなわち時刻 $t-n$ から t までの n ステップ分の時系列情報を 1 ステップ分ずつ入力し，その都度出力した値と教師信号との誤差を用いて RNN の各層のニューロンの重みを修正する．ここで学習方法としては誤差逆伝搬法 [5] を採用する．以下に話題の時系列学習プロセスを図 5 に，そして本研究における発話解釈の概念図を図 6 に示す．

3.2　レキシコン修正能力

前述した通り冨士本モデル [4] の問題点である多義性がコミュニケーションを不安定にすることで，「聞き手が話し手の意図した話題とは異なる話題に発話とそれに結びつくオブジェクトが含まれていると勘違いをしてしまう問題」への対処法として，本研究ではレキシコン修正能力を追加する．

発話解釈失敗時に既にレキシコンに記録している発話とオブジェクトが記録されている話題には含まれないことに気付き，選び直した想定話題になら含まれているであろう，

図 7　レキシコン修正の概要.
Fig. 7　A schematic view of lexical revision.

と考えレキシコンの記録を既にあった間違った話題ではなく，選び直した想定話題に書き換えることを，レキシコン修正能力とする．このレキシコン修正の例を図 7 に示す．

4.　シミュレーション実験

4.1　実験 1: 話し手の設定可能話題上限値と聞き手の想定可能話題上限値が同一でない状況

シミュレーション実験の各パラメータの設定を表 1 に示す．聞き手が，話し手の発話を解釈し返答，話し手がその返答が正しいか判断するまでを 1 ステップとし，これを 10000 ステップまで繰り返す．発話に用いる単語は 1〜10 の 10 種類，オブジェクトは 1〜30 の 30 種類，話し手の話題は 0〜4 の 5 種類，聞き手の想定話題は 0〜9 の 10 種類の整数で表す．話題の切り替わりは 5 ステップごとに発生し，話題 4 →話題 0 →話題 1 →話題 3 →話題 2 と周期的かつ決定論的に入れ替わる．各話題に属することが出来るオブジェクトの数を 5 つとし，それら 5 つのオブジェクトの選択確率は 35%，25%，20%，15%，5%とする．ゲーム開始 100 ステップ後から，聞き手は時系列学習を行う．このとき，ゲームが終了した時点から 100 ステップ分の時系列情報と教師信号として発話と話題の情報を基に学習を行う．学習は誤差が 0.01 以下になった時か，学習回数が 10000 回を超えたときに終了する．本研究では，聞き手の学習モデルとして図 4 に示されるようなエルマンネットを採用する．エルマンネットの入力層，隠れ層，出力層，そして，文脈層はそれぞれ 1 層ずつあるものとする．各層のニューロン数はそれぞれ 10 個とする．学習率は 0.01，各出力関数の非線形性の強さは 0.8，隠れ層のニューロンには初期値として 0.5 をセットする．ニューロン間を結ぶ各結合線の重みの初期値は-0.5 から 0.5 の微小乱数をセットする[*3]．

4.2　実験 2: 話し手の設定可能話題上限値と聞き手の想定可能話題上限値が同一でない，かつレキシコン修正が可能な状況

実験 2 では，実験 1 と同様に表 1 に示されるパラメータを用いて，レキシコン修正能力を追加した冨士本モデル [4]，および話題推測型 RNN モデルを採用し，実験を行った．

*3　ただし，隠れニューロンから文脈ニューロンへの再帰結合線の重みは「1.0」をセットする．

表 1　シミュレーション実験の設定.

Table 1　Settings of simulation experiments.

乱数シードの数	10
コミュニケーション回数	10000
発話記号の種類	10
オブジェクトの種類	30
推定 (or 設定) できる話題の上限値	話し手　5 聞き手 10
話題の切り替わり	5 回ごとに切り替わる
オブジェクトの選択確率	{35%，25%，20%，15%，5%}
話題の周期	話題 4 →話題 0 →話題 1 →話題 3 →話題 2
メモリ	100
学習誤差 (学習終了条件 1)	0.01
学習回数 (学習終了条件 2)	10000
入力層	10
隠れ層	10
文脈層	10
出力層	10
隠れニューロンの初期値	0.5
重みの初期値	-0.5〜0.5 の範囲の微小乱数
学習率	0.01
各出力関数の非線形性の強さ	0.8

5.　シミュレーション実験の結果

5.1　実験 1 の結果

話し手の発話可能上限値と聞き手の想定話題上限値が同一でない状況で，話題の時系列推測が発話解釈に有効であるかを調べることを目的とする．この実験 1 のコミュニケーション結果を図 8 と図 9 に，そしてそれぞれのモデルにおける最終的なレキシコンの登録数を図 10 に示す．

実験 1 では図 8 から，冨士本モデル [4] は，50%〜60%の発話解釈成功率となることが分かった．また，図 9 から分かるように，ゲーム初期では話題推測型 RNN モデルの発話解釈成功率が 70%前後と高い成功率となった．しかし，その後，ゲームが進むにつれてその成功率は徐々に下がっていった．

実験 1 では，図 10 から，冨士本モデルが全ての話題において聞き手のレキシコンを 33 個程度登録できていることが分かった．一方，話題推測型 RNN モデルでは，話し手のレキシコンに登録されている同じ話題 0〜4 に 31 個程度と集中的にレキシコンが登録され，話題 5〜9 は 7 個程度しか登録されていないことを確認した．

ⓒ 2018 Information Processing Society of Japan

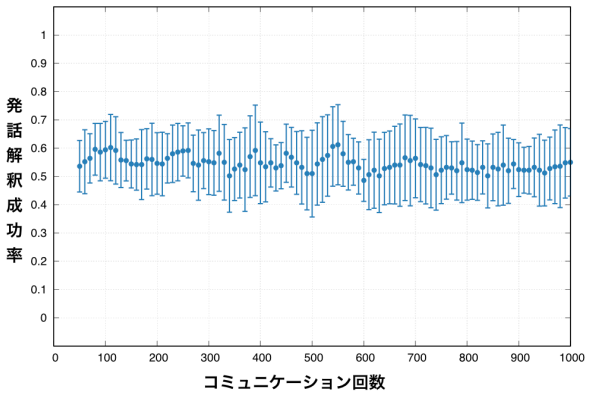

図 8　実験 1 における冨士本モデル [4] での発話解釈成功率の移動平均とその標準偏差.

Fig. 8　Result of experiment-1: moving average and standard deviation of success rate of utterance interpretation in Fujimoto model.

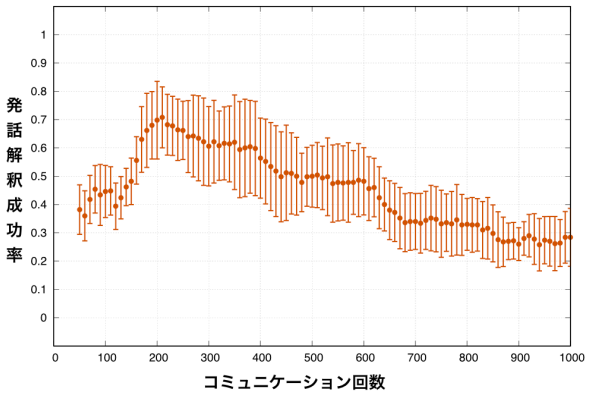

図 9　実験 1 における話題推測型 RNN モデルでの発話解釈成功率の移動平均とその標準偏差

Fig. 9　Result of experiment-1: moving average and standard deviation of success rate of utterance interpretation in topic surmising RNN model.

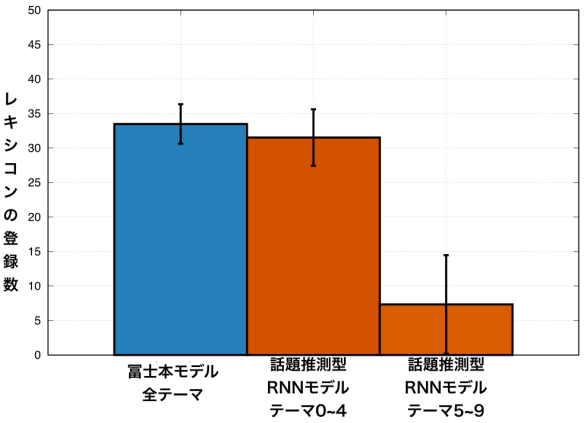

図 10　実験 1 における話題毎のレキシコンの平均登録数とその標準偏差

Fig. 10　Result of experiment-1: average registered number of lexicons per theme and its standard deviation.

5.2　実験 2 の結果

実験 2 は，実験 1 と同一の状況下で発話解釈の妨げとなる間違った情報をレキシコン修正能力によって修正できるかを確かめるための実験である．この実験 2 の結果を図 11 と図 12 に，そしてそれぞれのモデルにおける最終的なレキシコンの登録数を図 13 に示す．

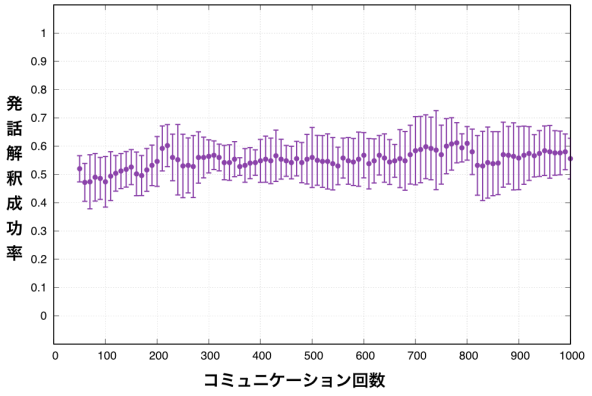

図 11　実験 2 における冨士本モデル [4] での発話解釈成功率の移動平均とその標準偏差

Fig. 11　Result of experiment-2: moving average and standard deviation of success rate of utterance interpretation in Fujimoto model.

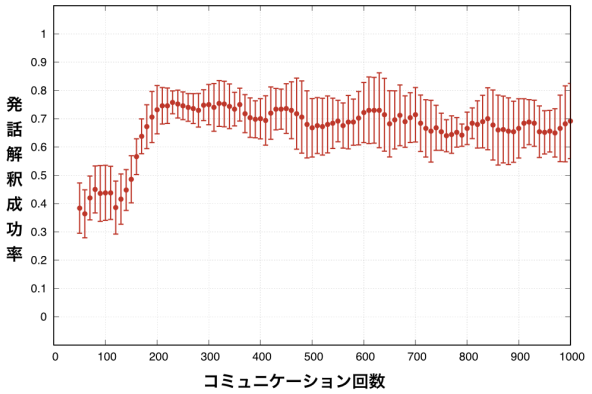

図 12　実験 2 における話題推測型 RNN モデルでの発話解釈成功率の移動平均と標準偏差

Fig. 12　Result of experiment-2: moving average and standard deviation of success rate of utterance interpretation in topic surmising RNN model.

図 11 から分かるように，冨士本モデルは，成功率が非常に高いわけではないが，実験 1 における冨士本モデルの結果と比較して，少し成功率が上がり，標準偏差の幅も小さいことが分かった．

また，図 12 に示されるように，実験 1 同様に話題推測型 RNN モデルがゲーム初期に高い発話解釈成功率を示すことが分かった．しかし，実験 1 とは異なり，ゲームが続いても大幅に下がることなく 70%ほどの成功率を保つことが分かった．

さらに，図 13 から，冨士本モデルは全ての話題において聞き手がレキシコンを 25 個程度登録することができ，実

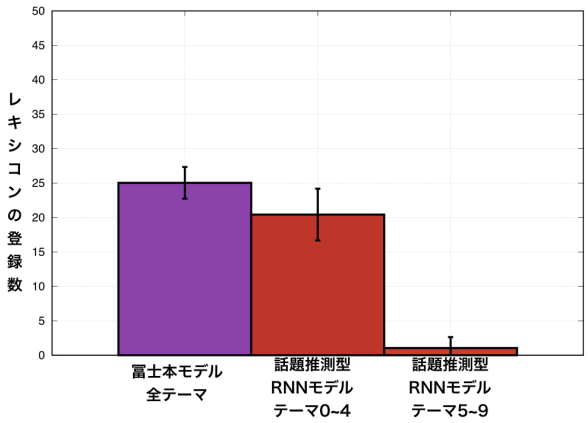

図 13　実験 2 における話題毎のレキシコンの登録数とその標準偏差
Fig. 13　Result of experiment-2: average registered number of lexicons per theme and its standard deviation.

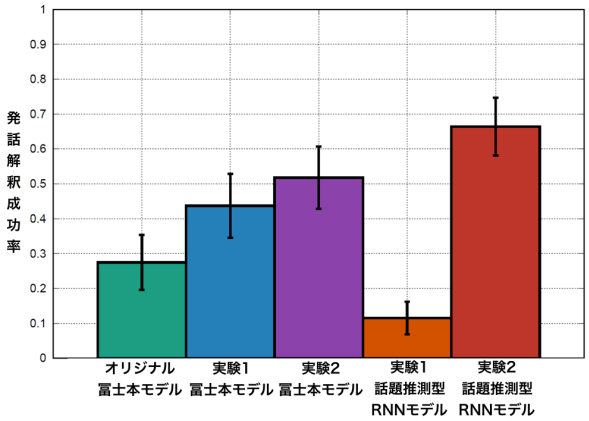

図 14　各実験結果におけるゲーム後半 5000 ステップ分の発話解釈成功率とその標準偏差
Fig. 14　Moving average and standard deviation of success rate of utterance interpretation for last 5000 steps in each experiments.

験 1 における冨士本モデルの結果と比較して，レキシコンの数が少なくなっていることが分かる．一方，話題推測型 RNN モデルは，話し手のレキシコンに登録されている同じ話題 0〜4 にレキシコンを 20 個程度と冨士本モデルよりすこし少く，そして，話題 5〜9 は 1 個程の登録数となることが分かる．

5.3　実験結果の比較

前述の 2 種類の実験，およびオリジナルの冨士本モデルを用いて行った実験，計 5 つの実験の結果のまとめとして，各実験結果におけるゲーム後半 5000 ステップ分の発話解釈成功率と標準偏差を図 14 に示す．図 14 から分かるように，レキシコン修正能力を持つ話題推測型 RNN モデルが全てのモデルの中で最も高い発話解釈成功率となった．しかし，話題推測型 RNN モデルがレキシコン修正能力を持たない場合，一番低い成功率となった．聞き手の想定話題上限値を話し手よりも多く設定した冨士本モデル [4] は，2 つともオリジナルの冨士本モデルより高くなり，冨士本モデルも話題推測型 RNN モデルと同様にレキシコン修正能力を持つ場合は，持たない場合よりも少し高い成功率になることが分かった．

6.　議論

6.1　話題推測が発話解釈に与える影響

聞き手の想定話題上限値が話し手よりも多い状況下で冨士本モデル [4] と話題推測型 RNN モデルを用いた実験 1 から，話題推測を行うだけでは発話解釈成功率が高くならないこと，そして反対に成功率が非常に低くなってしまうことが分かった．これらの理由としては，話題の時系列情報の学習がまだ出来ていないゲーム前半でのレキシコンの記録が発話解釈成功の妨げになっていることが挙げられる．各話題毎のレキシコンの記録も話題 0〜4 に多く登録されていることから，1 つの話題内に多義語が発生してしまい，その多義語を区別する情報を持たないため，どのオブジェクトが結び付く発話なのかをランダムに選択する，ということが起こっていると考えられる．話題推測を行うことによって類似した話題として誤って推測され，多義語がより発生しやすくなり，多義語の影響を受けて発話解釈が困難になったのではないかと考えられる．

一方，冨士本モデルは，聞き手の想定話題上限値が話し手よりも多く，想定話題がランダムに決まるため，レキシコンへの発話とオブジェクトの記録が 10 種類の話題に均等に記録されていることから，話し手よりも話題上限値が多くても，多義語は発生していることが分かった．

6.2　レキシコン修正能力が発話解釈に与える影響

実験 1 と同様の状況下で冨士本モデル，そして話題推測型 RNN モデルの両方にレキシコン修正能力を追加して行った実験 2 を行った結果から，レキシコン修正を行うと発話解釈が成功しやすくなることが分かった．

冨士本モデルの場合，想定話題がランダムに決まるため，話題の修正が交互に繰り返されてしまう場合がある．しかし，間違った情報が記憶されにくくなったため，成功率がやや上昇したと考えられる．

話題推測型 RNN モデルは，正しい話題が推測できることによって，既に記録していた発話とオブジェクトと話題のセットのうち 3 つ目の話題が実は間違いで，正しい話題はこれだ，と判断できるため，レキシコン修正能力本来の効果が出るのだと考えられる．成功率が高くなっていることがそのことを支持している．しかし，100%にまでは達しない．理由として，レキシコンの修正は全ての話題に含まれる多義語全てではなく，1 セットの記録だけ修正するため，全て修正するにはとても時間がかかることと，レキシコン修正は発話解釈失敗時にしか行われないため，成功率

が高くなると修正する機会も減るということが考えられる．

実際に，人間も今まで行ってきた会話全てを思い出し，間違いを修正することが出来ず，実際に間違った発話解釈を行ってしまい，あの時違う話題を想定していたと思い出した時しか修正出来ないということが起こりうる．話題推測型 RNN モデルで示された現象はまさにこれと同様のものとしてと考えられる．

7. 結論

実験結果と議論から，発話とオブジェクトを話題毎に分けて記録しても間違った話題を覚えてしまい，それが発話解釈の妨げになること，そして話題推測だけでは発話解釈は成功しないことが分かった．しかし，レキシコンの修正をすることによって発話解釈成功率が上がることも確かめられた．さらに，話題推測を行うことにより，何が正しい話題かを判断することが可能になり，自ら間違った話題として記録してしまったレキシコンを正しい話題として修正することが出来ることも分かった．

現実においても，覚えた発話とその意味が全て正しいと思いながら会話すると，話が合わないと思う時がある．しかし，会話をしていく中でこの話題にはこの発話と意味が使われてるのか，と分かっていき，自然に記憶の整理をしていくであろう．

以上のことから，連続的な会話では，話題推測を行うことにより過去に間違って記録してしまった情報を自ら正すことが可能になり，それによって発話を正しく解釈することに寄与しうることが分かった．

参考文献

[1] Alan, C., 「言語における意味:意味論と語用論」, 東京電機大学出版局, 2012.
[2] Spaeber, D., Wilson, D.,「関連性理論-伝達と認知-第二版」, 研究社, 1999.
[3] Elmen, J.L., Finding structure in time, Conginitive Science, 1990.
[4] 冨士本 大哲, 以心伝心における多義性と文脈の役割　言語シミュレーションによる考察, 北陸先端科学技術大学院大学知識科学知識システム基礎学部専攻, 修士論文, 2008.
[5] 伊藤 宏司,「ニューロダイナミクス」, 共立出版株式会社, 2010.
[6] 大井 学, 高機能広汎性発達障害にともなう語用障害 : 特徴, 背景, 支援, コミュニケーション障害学 23,87-104, 2006.
[7] 大須賀 節雄, 「言語と知能～言語はどのようにして創られたか？～」, オーム社, 2010.
[8] 小高 知宏, 「自然言語処理と深層学習<C 言語によるシミュレーション>」, オーム社, 2017.
[9] Steels,L., Emergent Adaptive Lexicons, From Animals to Animats 4: Proceedings of the Fourth International Conference On Simulation of Adaptive Behavior, 1996.
[10] Tomasello, M.,「コミュニケーションの起源を探る」, 勁草書店, 2013.

ⓒ 2018 Information Processing Society of Japan