

Wizard of Oz法を用いた説得支援エージェント

河添麻衣子, 成田達哉, 北村泰彦, 高野敦子

対話エージェントに説得機構を組み込んだ説得エージェントは人間による説得の代役として期待されている。説得エージェントを開発するためには、大量の対話例を収集する必要がある。そこで本研究では、Wizard of Oz法を説得エージェントに組み込むことにより対話例を収集する。Wizard of Oz法は、Wizardと呼ばれる人間がシステムのふりをしてユーザと対話する手法であり、エージェントが返答できない場合や返答が適切でない場合、Wizardが代わりに返答を行う。これにより、ユーザとWizardが対話しながら対話モデルを構築することができ、エージェントは対話モデルから返答を提示することで、Wizardの負荷を軽減することができる。説得対話では説得が成功するように話を進める必要がある。そこで、対話モデルには説得成功確率を反映可能にし、説得を成功に導くように発話できるようにした。

Persuasive agent, which is a conversational agent with persuasive mechanism, is expected to be a surrogate of human persuader in the future. We need to build a large amount of corpus to develop a persuasive agent. In this work, we build it by incorporating the Wizard of Oz method into the agent. In the method, a person called Wizard pretends to be a system that talks with a user. When the conversation agent cannot infer how to reply to the user or it infers an inappropriate reply, the wizard can reply to the user in place of the agent. A corpus can be built through conversation between a user and the wizard. The agent can reduce the burden of the wizard by inferring replies from the corpus. In persuasive conversation, the agent needs to talk in a way that the user is persuaded. We attach the success probability of persuasion to the corpus so that the agent may infer an appropriate reply.

1 はじめに

説得とは、コミュニケーションを通して態度や行為を意図する方向に変化させようとする影響行為である[2]。近年、コンピュータを説得のためのテクノロジーとして利用するカプトロジ(Computer As Persuasive TechnOLOGY)という概念が注目を浴びている[3]。

カプトロジの重要な要素として、エージェントがあ

る。エージェントは、自律的で人間らしい振る舞いが可能な社会的インタフェースである。エージェントに説得機構を組み込むことで、ユーザの応答に応じて柔軟に戦略を変える対話的な説得ができるようになり、人間による説得の代役として期待されている[4]。

対話エージェントの開発では、大量の対話例を収集し、収集した対話例から対話モデルを構築する必要がある。エージェントはユーザの入力と対話モデルとのマッチングを行い、返答を決定する。しかしながら、大量の対話例を収集するのは非常に困難な作業である。また、ユーザの入力に対して常に適切な返答を自動的に実行する対話モデルの構築は容易ではない。

この問題を解決する手法として、Wizard of Oz法[5]がある。これは、Wizardと呼ばれる人間が、システムのふりをしてユーザと対話する手法である。Wizard of Oz法ではシステム全体が完成していない状態でも、Wizardが未開発の箇所を補完することが

The Wizard of Oz Method for Creating Persuasive Agents.

Maiko Kawasoe, 関西学院大学大学院理工学研究科, Graduate School of Science and Technology, Kwansei Gakuin University.

Tatsuya Narita, Yasuhiko Kitamura, 関西学院大学理工学部, School of Science and Technology, Kwansei Gakuin University.

Atsuko Takano, 兵庫大学経済情報学部, School of Economics and Information Science, Hyogo University.

できる為、システムを動作させることが可能になる。つまり、エージェントが返答を推論できない、もしくは推論した返答が適切でない場合、Wizard がエージェントに代わって適切な返答を行うことで対応することができる。

本研究では、この手法を用いた説得エージェントを開発する。説得対話では、単に過去の対話例とのマッチングにより発話を決定するだけでなく、戦略的に対話を行う必要がある。対話例から返答候補が得られても、その返答が説得に失敗する可能性が高ければ、その返答をすべきではない。また、説得に成功する可能性が同程度の候補が複数あった場合、より早く説得できる候補を選ぶべきである。そこで、収集した対話例からより早くユーザを説得する可能性の高いもの学習し、Wizard に提示する説得支援エージェントを開発する。

本稿では、2章で対話エージェントについて説明し、3章では Wizard of Oz 法とそれを用いた対話システムを紹介し、説得支援エージェントの枠組みについて述べる。また、説得支援システム開発に必要な目標指向対話モデルの構築方法を4章で、説得成功確率を付加した対話モデルを学習する手法を5章で説明する。最後に6章で試作したシステムを紹介し、7章でまとめと今後の課題について述べる。

2 対話エージェント

対話エージェントは、擬人化キャラクタや音声対話インタフェースなどを持ち、ユーザとインタラクションしながらユーザの情報処理を支援する[7]。対話エージェントはユーザの入力に対して返答を行うが、ユーザの入力に対しどのような返答を行うかを記述したものを対話モデルと呼ぶ。対話モデルの構造として、有限状態機械 (Finite State Machine:FSM) を用いたものが多く提案されている[1][10]。対話モデルを構築するためには、開発者があらかじめ記述するか、対話例を収集して構築する。

英語で対話を行う対話エージェントは数多く存在するが、その中で最も有名なものに A.L.I.C.E. (Ar-

tificial Linguistic Internet Computer Entity) ^{†1} がある。A.L.I.C.E. は Richard S.Wallace 博士らによって開発された WWW サーバ上で動作するチャット型対話エージェントである。A.L.I.C.E. は、ユーザの入力に対して、XML ベースの対話ルールである AIML (Artificial Intelligence Markup Language) ^{†2} とのマッチングで返答を決定している。対話エージェントが自動的に適切な返答を行うためには、大量の対話ルールを作成する必要がある。

3 Wizard of Oz 法

対話モデル構築のための対話例の収集方法として、Wizard of Oz 法がある。Wizard of Oz 法はシステムのふりをした人間がシステムの一部または全体を操作し、ユーザと対話する手法である。Wizard が未開発の箇所を補完することができる為、システム全体が完成していない状態でも動作させることが可能になる。つまり、Wizard of Oz 法を用いることでシステムが出来ない行為を、Wizard がシステムに代わって行うことが可能になる。

Wizard of Oz 法と対話エージェントを組み合わせることで、エージェントが返答を推論できない場合、もしくはエージェントが推論した返答が適切でない場合、Wizard がエージェントに代わって返答することが可能になる。

3.1 Wizard of Oz 法を用いた対話エージェント

岡本らは、Wizard of Oz 法と対話エージェントによる返答の推論を組み合わせることで、対話例収集と対話モデル学習を繰り返しながら対話エージェントを構築する手法を提案している[8][9]。

一般に、対話モデルを構築する為に、一度に大量の対話例を収集するのは非常にコストがかかる。図1に示すように、この手法では人間同士の対話例を集めながら対話モデルを構築する際、エージェントが構築された対話モデルから返答候補を推論することで、

^{†1} The A.L.I.C.E. Artificial Intelligence Foundation : <http://www.alicebot.org/>

^{†2} The Elements of AIML Style : <http://www.alicebot.org/join.html>

返答入力にかかる Wizard の負荷を軽減し、対話例収集にかかるコストを減らしている。また、対話例収集と対話モデル構築を繰り返し行うことで、徐々に対話モデルの構築を行うことが可能である。初めのうちは、エージェントはほとんど返答を行うことができず、Wizard が代わりに返答を行うが、対話モデルの構築を繰り返し行うにつれて、エージェントが自動的に返答を行えるようになり、Wizard の助けを必要としくなる。

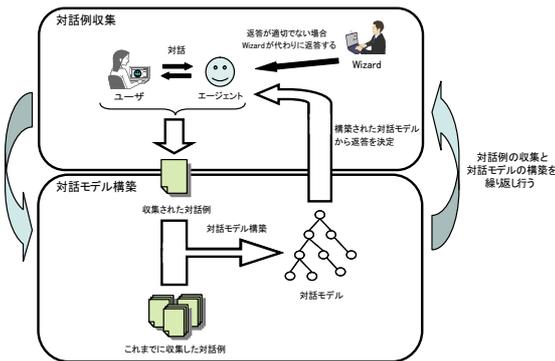


図1 対話モデル構築の流れ

3.2 Wizard of Oz 法を用いた説得支援エージェント

対話システムの多くは、単に過去の対話例からユーザーの入力にマッチするものを検索し、発話を決定している。しかし説得では、単に過去の対話例とのマッチングで発話内容を決定するだけでは不十分である。対話例から返答候補が複数選ばれた場合、より成功確率が高い発話を選択すべきである。また、成功確率だけでなく、より早く説得できるほうが望ましい。このように、エージェントは過去の対話例とのマッチングに加えて、成功確率や説得までの長さなどを考慮して戦略的に発話候補を決定する必要がある。

このような説得対話を実現するためには、説得対話を反映した対話モデルと成功確率などを考慮した発話候補を決定するための学習が必要である。

目標指向対話モデル 岡本らの対話モデルは、対話に明確な目標が存在しない自由展開型のモデル

である。成功確率を考慮した発話を行うためには、最終的に対話は説得の成功または失敗という状態に収束しなければならない。そこで、対話モデルは説得の成功/失敗という状態を終了状態としても目標指向の対話モデル[6]を用いる。

成功確率を考慮した発話学習 説得では、より早くユーザを説得することが望ましい。システムは単純なマッチングだけで発話内容を決定するのではなく、過去の対話例の成功/失敗という結果からより説得成功確率が高い発話を学習する。

4 目標指向対話モデル

ここでは、説得を実現するための対話モデルの構築方法について述べる。ここで言う説得とは、相手の考えを自分の意図する方へ変更することである。説得を行い、相手が同意すれば説得成功、しなければ説得失敗とする。

ここでは、例として“北村研究室への勧誘”を説得テーマとする。ユーザの質問に答えるなどして説得を行い、最後にエージェントが「研究室配属の際に北村研究室を選びますか?」という質問を行った際、ユーザが「はい」と答えると説得成功、「いいえ」や「他の研究室に行きます」と答えると説得失敗とする。

4.1 対話モデル

対話モデルは、図2のような木構造の状態遷移図を用いる。状態は発話によって遷移し、ノードは交互にユーザ入力文、Wizard 発話文となる。また、終端ノードは説得の成功もしくは失敗を表す。

4.2 対話モデルの圧縮

対話例をそのまま処理して一つのモデルとすると、対話モデルに冗長な部分が多く含まれてしまう。ここでは、対話モデルを圧縮する方法として、複数のフェーズに分割する方法と同意文の処理について説明する。

4.2.1 フェーズの分割

対話の多くは、挨拶から始まり、本題に入り、最後に別れの挨拶を行う。そこで、ここでは対話を以下の3つのフェーズに分け、フェーズごとに対話モデルを

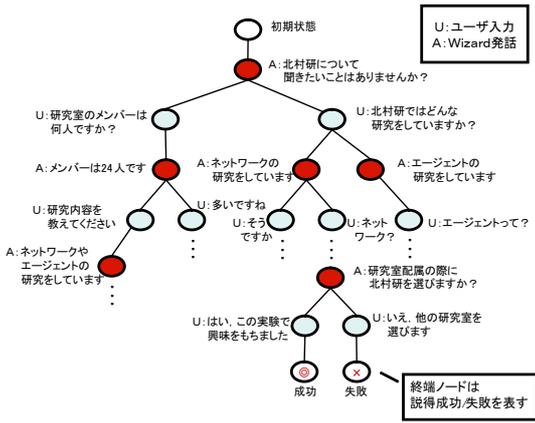
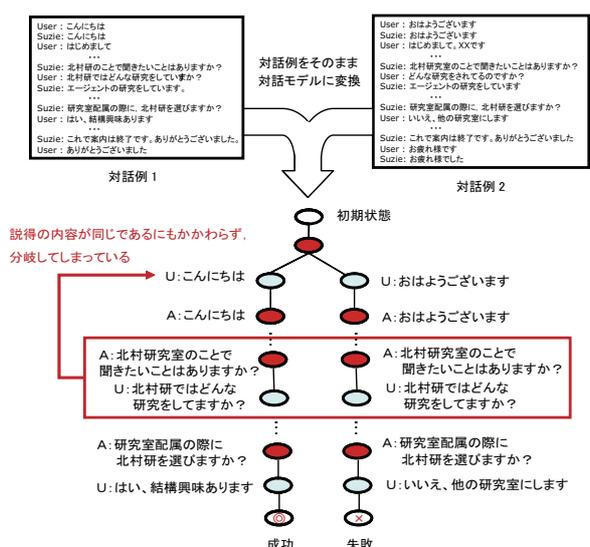


図 2 対話モデル



構築する .

- ・コミュニケーションの確立 : 挨拶や自己紹介などを行う
- ・説得 : ユーザの質問に答えるなどし, 説得する
- ・コミュニケーションの終了 : 説得が終わり, 対話を終了する

フェーズの分割を行わず対話全体を一つのモデルとすると, 図 3(a) のように説得の流れが全く同じであっても, コミュニケーション確立フェーズのユーザの入力が「おはようございます」と「こんにちは」と違うだけで, 説得フェーズもそれぞれ別々のものとみなされてしまう. このようにコミュニケーションの確立フェーズの違いだけで全て分岐させてしまうと, 対話モデルが膨大に膨れ上がってしまう. 図 3(b) のようにフェーズの分割を行うことで, コミュニケーションの確立フェーズの内容が異なっても, 説得の流れが同じであれば説得フェーズ内で一つにまとめることができる.

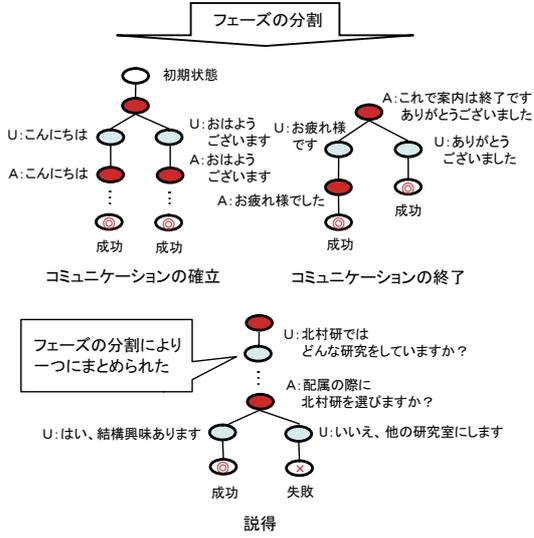


図 3 フェーズの分割

述語 (主語, 目的語)

述語論理への変換は, 形態素解析器 Sen^{†3}と構文解析器 CaboCha^{†4}を用いて主語・述語・目的語を抽出し, 上の述語論理に当てはめる. このようにして, 上記の例は図 4 の手順で変換が行われる.

4.2.2 同意文の処理

2 つ目の方法として, 同意文の処理を行う. 例として次の文を考える.

「北村研ではどんな研究をしていますか?」

「どういった研究をしているのですか?」

このように同じ意味を持つ文は複数存在し, それらを同一文であると認識することで対話モデルを圧縮することができる. 同意文の処理方法として, 文を下のような述語論理に変換する.

†3 Sen Project .

<http://ultimania.org/sen/>

†4 CaboCha/南瓜: Yet Another Japanese Dependency Structure Analyzer .

<http://chasen.org/taku/software/cabocha/>

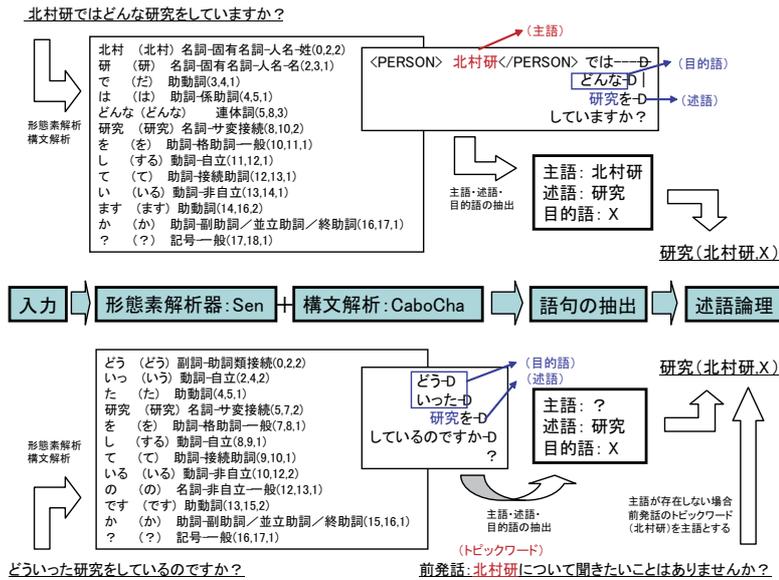


図 4 述語論理への変換

1つ目の例では、「どんな」という疑問詞が目的語として抽出され、係り受け情報と名詞という品詞情報から“主語：北村研”と“述語：研究”が抽出される。ここで「どんな」は疑問詞なので X と置き換え、「研究（北村研，X）」と変換される。

2つ目の例も同様に主語・述語・目的語を抽出する。しかしながらこの入力文は文中に主語が存在しない。日本語では主語を省略した文が頻繁に登場する。このような主語が含まれない文では、前発話のトピックワードを代わりに用いる。トピックワードは前発話の中に含まれる最も重要な名詞とする。この例の前発話は「北村研について聞きたいことはありませんか？」なので、トピックワード「北村研」を主語とする。以上の処理により、2つの例は「研究（北村研，X）」という述語論理で一意に記述される。

入力文に対しこのような述語論理への変換を行うことで、同一文を認識し、対話モデルを圧縮する。

5 成功確率を考慮した発話学習

一般的な対話システムは、単純に過去の対話例とのマッチングで発話を決定している。説得では単に対話モデルとのマッチングだけでなく、過去の対話例からより効果的な説得を行う方法を学習する必要がある。

説得では、より説得に成功する確率が高い発話を行うほうがよい。そこで、エージェントは説得に成功/失敗したという結果から学習を行い、成功する確率が最も高い候補を Wizard に提示する。このような学習を行う方法として、Q 学習 [11] が考えられる。

5.1 Q 学習

Q 学習とは、成功時に報酬を与えることで学習し、各状態において、最も行動評価値が高い行動をとる強化学習の手法である。対話モデルのノードである発話を Q 学習での状態とみなすことで、Q 学習が適用できると考えられる。

Q 学習では、状態と行動の組に評価値を付加する。ある状態から今までにない新しい発話が行われた場合、ノードが追加され、デフォルトの評価値が付けられる。説得に成功した場合、「報酬」が与えられる。ここで状態 s_t 、行動 a 、次状態 s_{t+1} 、報酬 r を用い、以下の Q 学習の更新式により評価値を更新する。

$$Q(s_t, a) \leftarrow Q(s_t, a) + \alpha[r_{t+1} + \gamma \max_p Q(s_{t+1}, p) - Q(s_t, a)]$$

$Q(s_t, a)$ は状態 s_t で行動 a を選んだ場合の評価値であり、 $\max_p Q(s_{t+1}, p)$ は次状態のうち最も高い評価値である。 α は行動の結果をどれだけ期待値に反

映するかを表す学習率で、 $0 \leq \alpha \leq 1$ と定義される。また、 γ は将来の報酬を割引く割合を表す割引率で、 $0 \leq \gamma \leq 1$ と定義される。割引率を掛けることで、評価値が前の状態に伝播するたびに報酬は割り引かれていく。つまり、たとえ成功しても、長い会話パスを持つノードの評価値は小さくなる。

この更新式は現在の状態から次の状態に移ったとき、評価値を次の状態で最も評価値の高い状態の値に近づける事を意味している。試行を繰り返すことで、与えられた報酬が前のノードに伝播し、成功に到達する経路の評価値が上昇する。このような手順で成功時の評価値を更新していくことで、評価値が高い候補を説得成功確率が高い候補とみなすことができる。

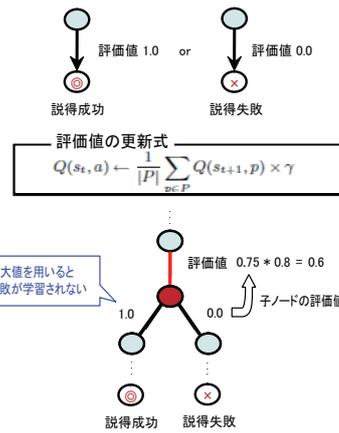


図 5 評価値の更新式

5.2 対話モデルの学習

Q 学習は報酬の伝播には十分な回数の試行が必要であり、対話の学習には不向きである。そこで、1 回の試行で全てのノードの評価値を更新する。この手法は以下の手順で学習を行う。

1. 対話パスの生成

対話モデルにおいて、現ノードから遷移できない発話が行われた場合、新しいノードが追加される。この段階で評価値は付加しない。

2. 評価値の更新

説得に成功もしくは失敗した場合、対話パスを遡って評価値の更新を行う。

ここでは、成功に対し評価値 1.0 を、失敗に対し評価値 0.0 を与える。与えられた評価値から、評価値の更新式を用いて対話パスの評価値を全て更新する。

ここで、評価値の更新には Q 学習の更新式を単純化した以下の更新式を用いる。

$$Q(s_t, a) \leftarrow \frac{1}{|P|} \sum_{p \in P} Q(s_{t+1}, p) \times \gamma$$

ここで $\frac{1}{|P|} \sum_{p \in P} Q(s_{t+1}, p)$ は状態 s_t の子ノードの評価値の平均を、 γ は割引率を表している。

Q 学習では、子ノードの最大値を用いて評価値の更新を行っているが、ここでは子ノードの評価値の平均を用いる。説得は成功例から学習を行うだけでなく、失敗からも学習を行う必要がある。Q

学習は、全ての状態はエージェントの行動から遷移しているが、ここではエージェントだけでなくユーザの発話からも状態が遷移する。エージェントは成功するように発話を行ったとしても、ユーザの発話から失敗に辿り着く場合が考えられる。そこで、過去に失敗してしまった発話は評価値を下げる必要がある。子ノードの最大値を用いて評価値の更新を行うと、成功した場合の評価値のみが反映されるため、評価値は変化しない。よって説得失敗の場合からも学習を行うよう、ここでは図 5 のように子ノードの評価値の平均を用いる。なお、割引率は Q 学習の場合と同様である。

5.3 発話の決定

図 6 を用いてエージェントの発話決定と対話モデルの学習について説明する。

エージェントは対話モデルに基づいて発話決定を決定する。初期状態でエージェントは「北村研について聞きたいことはありませんか？」と発話する。次に「北村研のメンバーは何人ですか？」とユーザが発話すると、エージェントは自動的に対話モデルの次のノードである「メンバーは 24 人です」という返答を行う。

ここで、対話モデルにない発話が行われると、その発話をノードとする新たなノードが生成される。図 6(a) では「エージェントの研究をしています」という発話に対し、ユーザが対話モデルにない「面白そう

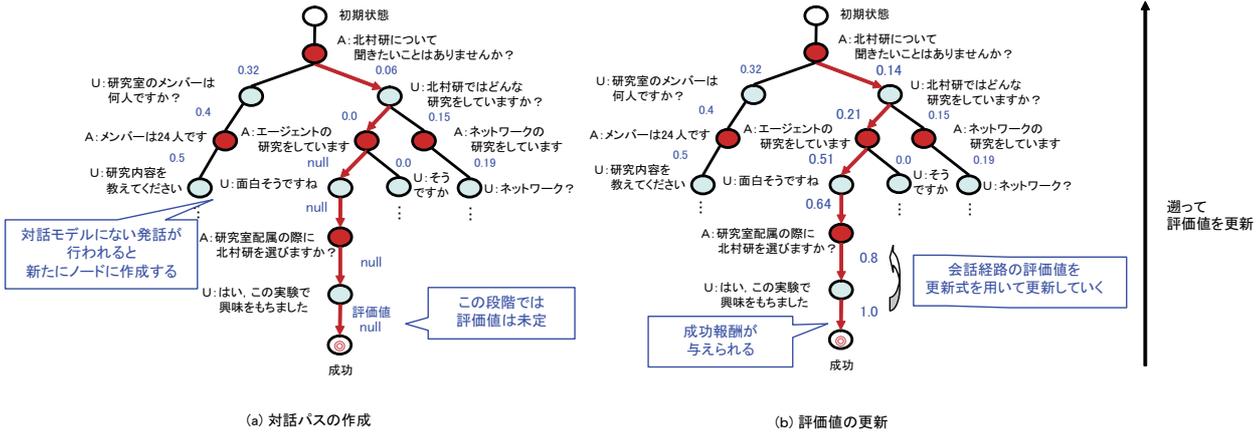


図 6 対話モデルの学習：評価値の更新手順

ですね」という返答をした場合を示している．対話モデルにない返答であるため，Wizard の応答から新たなノードが追加される．このとき評価値はまだ付加しない．

説得に成功したと判定されると，成功報酬 1.0 が与えられ，図 6(b) のように更新式に基づいて対話パスの評価値を更新していく．ここでは，割引率として 0.8 を用いている．

最終的に図 6(b) のような評価値が得られた場合，「北村研究室ではどんな研究をしていますか？」というユーザ入力に対し，エージェントは子ノードのうち最も評価値が高いものを探す．この場合「エージェントの研究をしています」という返答を最も成功確率が高い返答候補とみなし，Wizard に提示する．

6 説得支援エージェント

ユーザとの対話から対話モデルの学習を行う説得支援エージェントを開発した．

このシステムは Wizard of Oz 法に基づき，Wizard と呼ばれる人間がユーザを説得する場面を想定したチャットシステムである．ユーザの入力に対し，エージェントはこれまでの対話例から構築された対話モデルから発話候補を推論し，Wizard 用に提示する．Wizard はエージェントの返答候補が適切であればそのまま利用し，適切でない場合は自分で返答を入力する．ユーザと Wizard が発話を行うたびに，対話モデルに新たなノードが追加され，説得に成功または失敗の判定がなされると，5 章で述べた Q 学習を拡張した学習方法により評価値が更新される．なお，説得成功/失敗の判定は Wizard 自身の手で行う．

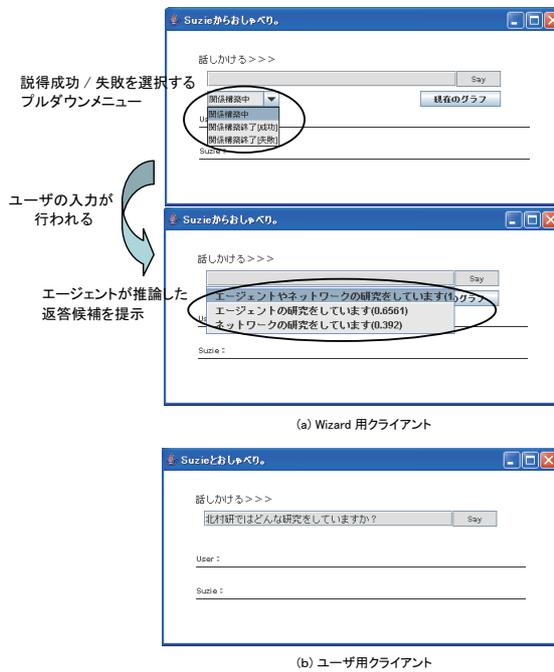


図 7 試作した対話システム

図 7 が試作したシステムである．図 7 は Wizard とユーザが対話を行うチャットシステムで，上が Wizard 用クライアント，下がユーザ用クライアントで

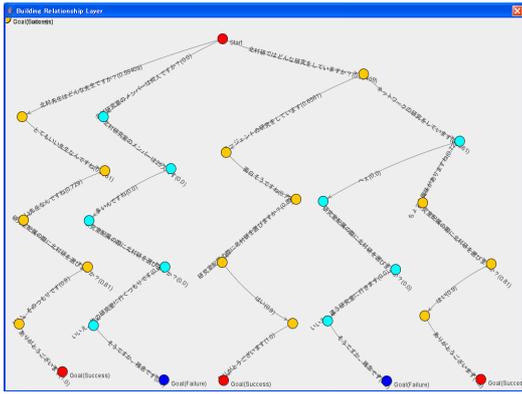


図 8 構築された対話モデル

ある。Wizard 用クライアントには通常のチャット画面に加えて、説得成功もしくは失敗を選択できるプルダウンメニューが付いている。説得が成功/失敗した際に、Wizard はこのメニューから説得の成功/失敗を選択する。また、エージェントが提示した発話候補は図 7(a) のように表示され、選択することができる。

対話中は発話の度にノードが追加され、Wizard が説得成功/失敗を選択すると対話が終了したとみなされる。対話が終了するとその対話パスの評価値が更新される。図 8 は学習された対話をグラフ化したものである。

7 まとめと今後の課題

本研究では、Wizard of Oz 法を用いて説得支援エージェントを開発する。説得対話では、より説得に成功する確率が高い返答行うべきである。このような説得対話エージェントを実現するためには、目標指向対話モデルと成功確率を考慮した発話の学習が必要になる。本研究では、対話例から目標指向の対話モデルへの変換や成功確率を考慮した学習法の開発を行った。

対話モデルには木構造の状態遷移図を用いた。ノードは交互にユーザ発話文と Wizard 発話文とし、終端ノードは説得の成功/失敗という結果とする。ここで対話モデルを圧縮するために、複数のフェーズへの分割や形態素解析や構文解析を用いた同意文の処理を行った。

成功確率を考慮した発話の学習では、Q 学習を用いることができる。Q 学習では、対話モデルに評価値を付加し、成功時に報酬を与えることで、成功時の対話例の評価値を上昇させる。ここでは、デフォルトの評価値を与えず、1 回の試行で全てのノードの評価値を更新する対話モデルの学習を行った。この手法で評価値を更新し、評価値が高い発話を説得成功確率が高い発話としてみなし、Wizard に提示するチャットシステムを開発した。

今後は、商品販売での説得対話例を収集し、説得支援エージェント利用による説得の成功確率の変化、および Wizard の負荷の軽減などを評価する。

謝辞 本研究の一部は科学研究費補助金基盤研究(B)(課題番号:17300050)によるものである。

参考文献

- [1] Alexandersson, J., Maier, E., Reithinger, N. A robust and efficient three-layered dialogue component for a speech-to-speech translation system. Proc. EACL-95, pp.188-193, 1995.
- [2] Erwin, P. Attitudes and Persuasion. Psychology Press, 2001.
- [3] Fogg, B. J. Persuasive Computers: Perspectives and Research Directions. Computer-Human Interaction, pp.225-232, 1998.
- [4] Fogg, B. J. 実験心理学が教える人を動かすテクノロジー. 高良理・安藤知華(訳), 日経 BP 社, 2005.
- [5] Fraser, N.M., Gilbert, G.N. Simulating speech systems. Computer Speech and Language, Vol.5, No.1, pp.81-99, 1991.
- [6] 河添麻衣子, 北村泰彦. 発話タイミングを考慮したマルチエージェント対話システム. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.106, No.618, pp.53-56, 2007.
- [7] 西田豊明. ネットワーク社会を支援する新しい知能メディア技術: ネットワーク社会とエージェント: 擬人化された人工システム. 情報処理学会誌, Vol.38, No.1, pp.10-16, 1997.
- [8] 岡本昌之, 山中信敏. Wizard of Oz 法を用いた対話型 Web エージェント構築. 情報処理学会論文誌, Vol.17, No.3, pp.293-300, 2002.
- [9] 岡本昌之. キャッシュを用いた漸次的 PDFa 学習と対話型エージェントへの適用. 電子情報通信学会論文誌, Vol.J86-D-I, No.8, pp.524-531, 2003.
- [10] Stent, A., Dowding, J., Gawron, J.M., Bratt, E.O., Moore, R. The CommandTalk spoken dialogue system. Proc. ACL-99, pp.183-190, 1999.
- [11] Watkins, C.J.C.H., Learning from delayed rewards. PhD thesis, King's College, University of Cambridge, 1989.