

開発コストやカスタマイズコストを削減する 統計的手法を用いた音声対話システム

Statistical Spoken Dialog System for Reduction of Development and Customization Costs

岩田 憲治 IWATA Kenji 吉田 尚水 YOSHIDA Takami

近年、市場では、音声や自然文でユーザーとのやり取りができる音声対話技術を搭載した製品やサービスが多く出回ってきている。しかし、これらの音声対話システムでは、それぞれの製品やサービス向けの開発コストやカスタマイズコストが非常に大きいという問題がある。

東芝は、統計的手法を用いた音声対話技術により、この課題の解決に取り組んでいる。これまでに、強化学習により対話データから対話シナリオを自動生成する技術、注意機構を導入した深層学習を用いて未知語にも再学習なしで対応可能な発話理解技術、“オススメ度”という指標で対話シナリオを調整可能にする技術を開発した。これらの技術により、対話の性能を維持しつつ、開発コストやカスタマイズコストの削減を実現した。

Numerous spoken dialog systems and services have been appearing in recent years. However, in order to realize interactions with human users via speech or natural text, dialog systems must be tailored to suit the needs of specific systems or services and therefore incur considerable development or customization costs.

Toshiba Corporation is working to address this problem by using statistical methods for spoken dialog systems. Among the results achieved are the following: (1) a framework that uses reinforcement learning to automatically generate dialog scenarios from a dialog corpus, (2) a spoken language understanding technique that makes it possible to understand utterance contents including unknown words without the need for retraining by using deep learning with an attention mechanism, and (3) a function that controls dialog scenarios by adjusting the degree of recommendation. These methods have contributed to realization of the development and customization costs of dialog systems without compromising their performance.

1. まえがき

近年、音声対話技術を搭載した製品やサービスが、市場に多く出回っている。これらの音声対話システムは、音声や自然文などでユーザーとやり取りすることで、ユーザーの要望や質問への対応を行う。今後更に、様々な製品やサービスへの応用が期待されるが、現在の音声対話システムは、それぞれの製品・サービス向けの開発コストやカスタマイズコストが非常に大きいという問題がある。

開発コストを抑えるために、多くの音声対話システムでは、ユーザーの発話に対して一度応答すると対話が終了するような、一問一答形式のシンプルな対話しか行わないように、対話シナリオが設計されている。そのため、複雑なユーザーの要望や質問に対し、複数回のやり取りで解決に導くような対話を行うことができない。また、実際の運用では、音声対話システムの動作を状況に合わせて調整する場合も考えられる。例えば、レストランの案内を行う音声対話システムでは、レストランが扱う新しい料理ジャンルを音声対話シス

テムが理解できるようにしたい場合や、フェアなどの期間限定イベントを行っているレストランを積極的に案内するように対話シナリオを調整したい場合などが挙げられる。しかし、このような調整を、高い対話性能を維持しつつ低コストで実施するのは困難である。

東芝は、開発コストやカスタマイズコストを削減するために、人手を掛けて構築していた知識を過去の事例データから自動的に生成できるような、統計的手法を用いた音声対話技術の研究開発を進めている。これまでに、対話の事例である対話データから、様々な製品・サービス向けに汎用的に利用できる対話シナリオを学習する技術⁽¹⁾、カスタマイズの際に出てきた新しいキーワード(未知語)についても再学習なしでの理解を可能にする技術⁽²⁾、案内候補の“オススメ度”を変更するだけで、積極的に案内する候補を調整可能にする技術⁽³⁾を開発した。ここでは、まず、音声対話システムの全体構成の概要に触れた後、当社が開発したこれらの技術の概要について述べる。

2. 音声対話システムの全体構成

音声対話システムの構成を図1に示す。一般的に音声対話システムは、音声認識、発話理解、対話制御、応答生成、音声合成の五つのモジュールで構成されるが、以下では、特に対話技術として取り扱うことの多い、発話理解、対話制御、応答生成の概要について述べる。これら三つのモジュールで構成されるシステムを、対話システムと呼ぶ。

発話理解では、ユーザーの音声テキスト化した発話文を解析し、システムが扱える形式である“発話タグ”と“スロットバリュー”のリストに変換する。発話タグは、文章の大きな意図を表すもので、「情報伝達 (inform)」、「確認 (confirm)」、「最初からやり直し (restart)」などがある。スロットバリューは、文章に含まれる詳細な情報を“スロット = バリュー”の組み合わせで表現したものである。バリューが文章に含まれるキーワードを表現する単語、スロットはそのバリューの属性を表す。例えば、「安いイタリア料理が食べたい」という発話文であれば、発話タグは「inform」、スロットバリューは「値段=安め、料理ジャンル=イタリアン」などと表現される。これらの理解は、発話理解モデルに基づいて行われる。

近年は、過去の発話文から得られたスロットバリューと今回の発話文から得られたスロットバリューを組み合わせ、対話状態という形で出力されることが多い。例えば、最初に「イタリア料理が食べたい」と入力し、次に「安めがいい」と入力したときは、対話状態では「値段=安め、料理ジャンル=イタリアン」と表現される。

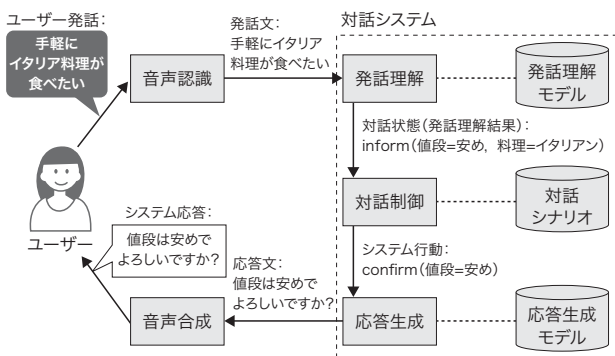


図1. 音声対話システムの構成

音声認識、発話理解、対話制御、応答生成、音声合成の五つのモジュールで構成され、特に発話理解、対話制御、応答生成を対話技術として取り扱うことが多い。

Structure and example of operation of spoken dialog system

対話制御では、発話理解で得られた対話状態に基づき、次にシステムが取るべき行動を決定する。この行動も発話タグとスロットバリューのリストで表現される。例えば、「値段が安めかどうか確認する」行動の場合は、「confirm (値段=安め)」と表される。この行動決定は、対話シナリオに従って行われる。

応答生成では、対話制御で決定した行動と応答文生成モデルに基づいて、システムの応答文を生成する。

この中で開発コストやカスタマイズコストが大きい部分は、発話理解モデル、対話シナリオの開発・調整である。そこで、当社は、これらのコストを削減する独自の技術を構築した。

3. 対話シナリオの学習技術

システムの取る行動のルールを定める対話シナリオは、従来、人手で生成されていた。ルールには、ある対話状態においてどういった行動をするべきかが記述される。例えば、対話の最初にユーザーから希望する料理ジャンルを伝えられた場合には、次の行動として希望する価格帯を問い合わせる、などと記述される。こういったルールベースの手法は、様々なバリエーションの発話や複数回のやり取りなど、複雑な対話を扱おうとした際にルールの数が膨大になり、開発コストが掛かるという問題があった。

当社は、この課題を解決するため、統計的手法の一種である強化学習を用い、あらかじめ収集した、対話の事例である対話データから、対話シナリオを生成する技術⁽⁴⁾を導入した。対話シナリオを生成するための、強化学習の構成を図2に示す。強化学習では、対話システムは、ユーザーとやり取りをすると同時に報酬を受け取る。この報酬は、対話シ

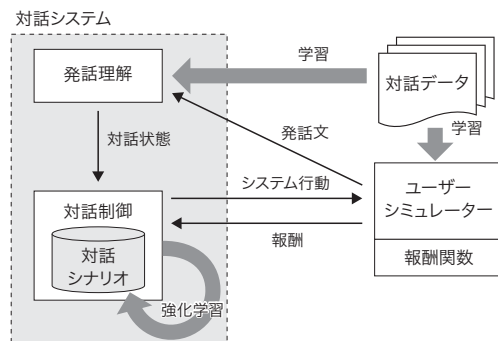


図2. 対話シナリオ生成のための強化学習の構成

対話システムは、ユーザーとのやり取りをすると同時に、高い報酬を得られる対話シナリオを自ら試行錯誤しながら学習する。

Reinforcement learning for generation of dialog scenarios

システムの応答がどれだけユーザーに好ましいものであったかを表す指標で、対話システムは、やり取りを通じて受け取る報酬の累計が大きくなるように試行錯誤しながら対話シナリオを学習する。この学習には数万回のやり取りを要するため、ユーザーの振る舞いを模擬するユーザーシミュレーターを用いる。ユーザーシミュレーターの振る舞いや対話システムで用いる発話理解のモデルは、対話データから学習する。これらの構成により、対話シナリオの自動生成が可能となる。

しかし、強化学習による対話シナリオ生成では、対話シナリオのルールを用意するコストは削減できるが、対話データを用意するのにコストが掛かる。作りたい対話システムごとに、十分な量の対話データを収集するのは困難である。そこで当社は、レストラン案内などの、あるドメインで学習した対話シナリオを、そのままほかのドメイン(ホテル案内やノートPC(パソコン)案内など)の対話シナリオとして利用できる、ドメイン転用技術を開発した。

ドメイン転用技術の概要を図3に示す。対話シナリオの入力となる対話状態には、スロットやバリューなどドメイン依存の情報が含まれている。このドメイン情報を削除し、ドメイン非依存かつドメイン共通の形式に変換して対話シナリオの処理を行う。例えば、料理ジャンルのスロットでイタリアンが1位、フレンチが2位という対話状態であったときに、その1位と2位の確率値だけを対話シナリオに送るようにする。対話シナリオ生成時には、この情報を用いて強化学習を行う。強化学習の結果、確認のシステム行動を取るのがよいとなった場合、別のドメインで同じ1位と2位の確率値が対

話シナリオに送られた際にも、確認のシステム行動を取ることが可能になる。

このドメイン転用技術について、評価実験を行った。レストラン案内ドメインで学習した対話シナリオをノートPC案内ドメインに転用した結果、あらかじめ設定した対話のタスクを達成できるかの指標であるタスク達成率は、81.4%となった。一方、ノートPC案内ドメインで学習した対話シナリオのタスク達成率は84.4%であり、タスク達成率を大きく低下させずに、ほかのドメインに転用可能であることが確認できた。

4. 再学習なしでの未知語対応

発話理解のスロットバリューの推定には、ルールベースの手法と統計ベースの手法が存在する。ルールベースの手法では、あらかじめキーフレーズを用意し、発話文中からそのキーフレーズをバリューとして抽出する。統計ベースの手法では、発話文中のどのフレーズがバリューなのかの正解が付与された大量の発話データからモデルを学習し、そのモデルを用いてバリューの推定を行う。近年では、音声認識や画像認識などの多くの分野で利用されている深層学習を利用して、推定精度を向上させる取り組みも進められている。しかし、これら従来の手法では、新しいバリュー(未知語)を推定しようとする際に、バリューに該当するキーフレーズを同義語や言い回しも加味して用意したり、新しいバリューに関する発話データを収集してモデルを再学習したりする必要があり、コストを掛けずに対応するのは困難であった。

当社は、未知語をモデルの再学習なしで対応可能とするため、深層学習の構成の一種である注意機構(Attention mechanism)を活用したスロットバリュー推定技術を開発した。注意機構とは、任意の長さの入力系列に対し、どの部分を重点的に扱って推定などの処理に利用するかを判断する仕組みで、今回のスロットバリュー推定では、ユーザーの発話文のうち、どの単語やフレーズがバリューに該当するかの判断に用いられる。

注意機構を活用したスロットバリュー推定技術の構成を図4に示す。発話文は、まず単語列に分割され、深層学習の構成の一種である双方向LSTM(Long Short-Term Memory)に入力される。注意機構では、この双方向LSTMに各単語が入力されたタイミングの情報を用いて各単語の重要度を計算する。そして、この重要度で重み付け和を取った発話文中の単語情報と、そのスロットで取り得るバリューの候補とで、その類似度を計算し、最適なバリューの推定を行う。

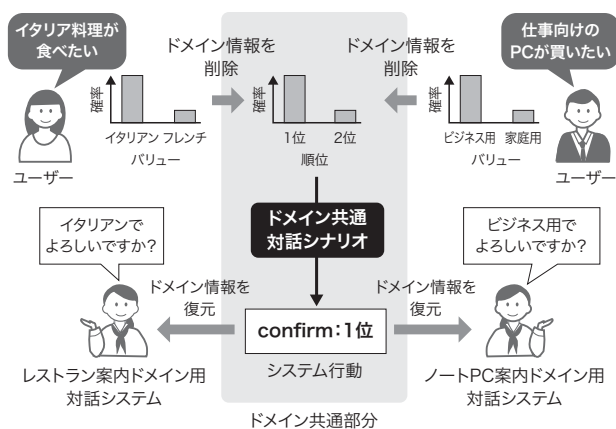


図3. 対話シナリオのドメイン転用技術の概要

ドメイン情報を削除してシステム行動を決定した後、ドメイン情報を復元して応答文が生成されるので、ドメインを転用して適切なシステム行動ができる。

Domain diversion of dialog scenario

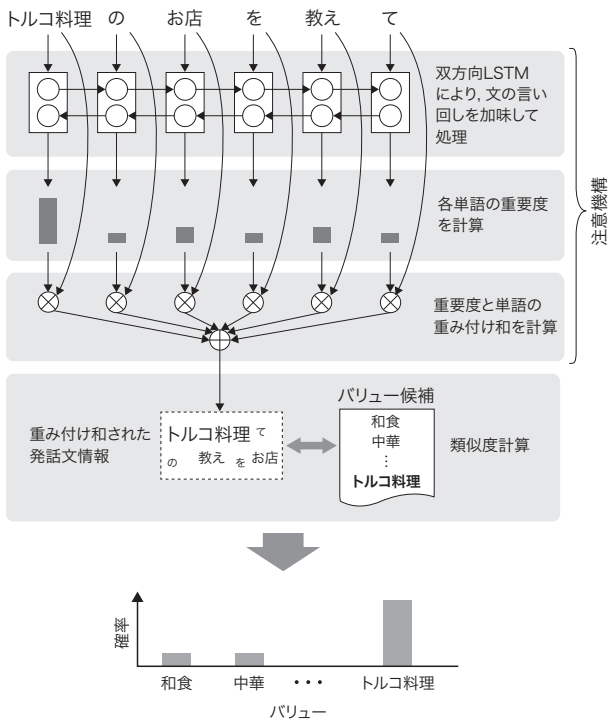


図4. 注意機構を活用したスロットバリュー推定技術の概要

周辺の言い回しから各単語の重要度を計算するため、学習の際には含まれていなかった未学習のバリューも抽出できる。

Slot-value estimator using attention mechanism

双方向LSTMに入力する単語や類似度計算の際のバリュー候補の単語は、事前に単語分散表現に変換される。単語分散表現とは、意味的に似た単語が似たベクトルになるような単語の表現手法で、事前に大量のテキストデータから学習しておく。単語分散表現を用いることで、バリューの同義語などを用意しなくても、分散表現上でのベクトルの近さ、つまり意味的な近さからバリューの推定が可能になる。また、双方向LSTMは、各単語の重要度を計算する際に、周辺の言い回しを考慮できる。そのため、学習の際には含まれていなかったバリューも、周辺の言い回しが同じであれば抽出可能である。これらの特長から、未知語を類似度計算の際のバリューの候補として追加するだけで、再学習なしで抽出することが可能になる。

この手法を、未知語を含む、英語のレストラン案内ドメインのデータで評価した。その結果、推定精度は、通常のLSTMが72%であるのに対し、この手法では80%であり、向上していることが確認できた。特に、未知語だけの評価では、推定精度が29%から61%に向上しており、この手法の有効性が確認できた。

5. オススメ度による対話シナリオの調整

従来の音声対話システムでは、対話シナリオをカスタマイズするには、複雑な対話シナリオの人手によるルール修正や、対話データの追加収集・学習が必要になるため、コストが大きくなるという問題があった。

当社は、低コストで対話シナリオをカスタマイズできる技術の一つとして、オススメ度を変更することによって対話シナリオを調整できる技術を開発した。ここで、オススメ度とは、例えば、店舗や商品など、音声対話システムで案内する候補の優先度を表しており、音声対話システムは、オススメ度が高い候補を優先的に案内するように動作する。オススメ度を変化させたときの対話の変化の様子を図5に示す。オススメ度が高い候補を積極的に提示するが、ユーザーが不満と感じないように、ある程度絞り込んだ状態で提示するように動作している。

このオススメ度とユーザー満足度を加味した動作を実現するため、対話シナリオを強化学習する際の報酬を変更した。目的の対話が達成できたかという従来の報酬に加え、目的達成に要したやり取りの回数や音声対話システムから提示された候補数などと負の相関を持つユーザー満足度に関する報酬、及び案内した候補のオススメ度と正の相関を持つ報酬を組み合わせた。この手法を、人間の主観評価による満足度と、オススメ度の高い候補が提示された回数により評

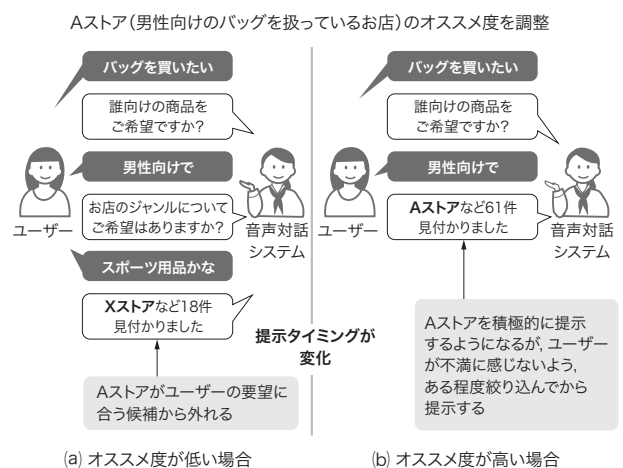


図5. オススメ度を变化させた場合に生成される対話の比較

ユーザーが不満に感じない程度に、ある程度絞り込んでから、オススメ度の高い候補を積極的に提示する。

Comparison of dialogs generated using different recommendation scores

価した。従来のシステムの満足度を維持したままで、オススメ度の高い候補の提示回数が、1,000回の対話中に約250回から約300回へと1.2倍に増加した。これにより、対話の性能を低下させずに、オススメ度の高い候補を積極的に提示できていることが確認できた。

6. あとがき

当社は、音声対話システムの開発コストやカスタマイズコストを削減するため、強化学習を用いた対話シナリオ自動生成技術、注意機構を用いることにより再学習なしで未知語にも対応可能な発話理解技術、オススメ度に基づく対話シナリオ調整技術を開発した。これらの技術により、発話理解モデルや対話シナリオの開発とカスタマイズが容易になってきている。

今後は、開発した手法を更に改善していくほか、発話理解モデルの開発コストの削減などにも取り組み、AIを活用したコンタクトセンターにおける、商品案内や店舗案内など、様々な分野の音声対話システムに応用していく。

文 献

- (1) Wang, Z. et al. "Learning Domain-Independent Dialogue Policies via Ontology Parameterisation". Proceedings of the 16th Annual Meeting of the Special Interest Group on Discourse and Dialogue (SIGDIAL 2015 Conference). Prague, Czech Republic, 2015-09, SIGdial. 2015, p.412-416.
- (2) Yoshida, T. et al. "Dialog State Tracking for Unseen Values using an Extended Attention Mechanism". International Workshop on Spoken Dialogue System Technology 2018. Singapore, Singapore, 2018-05, COLIPS. 2018, paper_6.
- (3) 岩田憲治, ほか. "オススメ度により対話シナリオを調整可能な統計的対話システム". インタラクション2018論文集. 東京, 2018-03, 情報処理学会. 2018, p.229-233.
- (4) Young, S. et al. POMDP-Based Statistical Spoken Dialog Systems: A Review. Proceedings of the IEEE. 2013, 101, 5, p.1160-1179.



岩田 憲治 IWATA Kenji
研究開発本部 研究開発センター
メディア AI ラボラトリー
Media AI Lab.



吉田 尚水 YOSHIDA Takami, D.Eng.
研究開発本部 研究開発センター
メディア AI ラボラトリー
博士 (工学)
Media AI Lab.