

知的情報処理論（第7回）

2023年5月30日（火）
産業科学研究所
駒谷 和範

本日（第7回）の内容

- 第1回 人工知能の歴史
- 第2回第3回第4回 機械学習の基礎
- 第5回 対話システムの構成と分類, 言語理解
- 第6回 (大規模)言語モデル
- 第7回 言語理解の利用法
対話管理
ニューラル対話システム
- 第8回 言語表現以外に必要な要素
人工知能と社会

言語理解の利用法

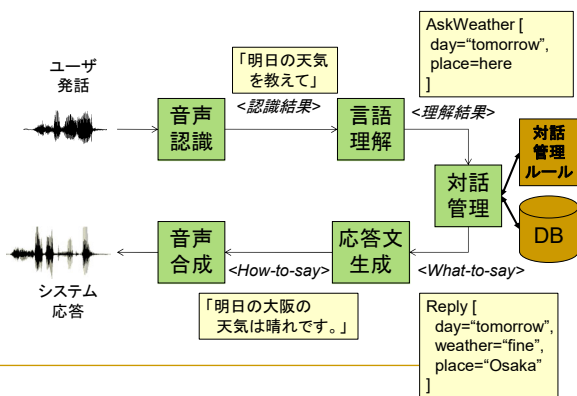
言語理解（復習）

- 入力: テキスト (音声認識結果の場合単語列)
- 出力: 計算機が理解可能な意味表現
 - タスク・ドメインによって出力形式は異なる
 1. ドメイン } 多クラス分類問題
 2. 意図 } 系列ラベリング問題
 3. スロット値

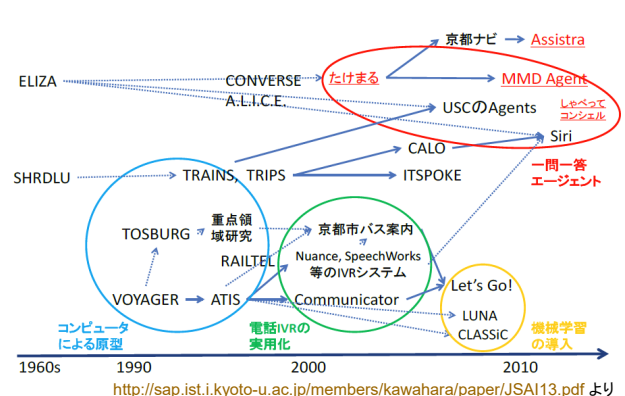
「8000円くらいの京都駅前にあるホテルを教えてください」
→ ホテル検索
Search [area="京都駅前", price="8000 yen"]

4

音声対話システムの基本構成（対話型）



代表的な音声対話システムの系譜 [河原13]



言語理解結果の利用法

1. 一問一答型システム

- ベクトル空間(文書)モデル

2. 対話型(内部状態(履歴)を持った)システム

- 対話状態の更新(Belief update)
- 対話履歴の管理

応答データベースの例

m	質問 Q_m	応答 A_m (動作, 出力)
1	こんにちは	「どうもこんにちは」
2	愛してるよ	「ありがとう。でも仕事に戻りましょうよ。」 「まあ！でもみんなにそう言ってるでしょ。」
3	週末の大阪の天気は	天気検索(大阪, 週末)
4	天気はどうなるかな	天気検索(現在地, 今日)
5	タイマーをDURIにセット	タイマー起動(DUR)
6	富士山の高さは？	質問応答モジュール(富士山の高さは？)
7	STATIONに行きたい	乗換案内(STATION, 最寄駅)
...

1. 一問一答型システム

文(発話)を何らかの形でベクトル内の点として表現

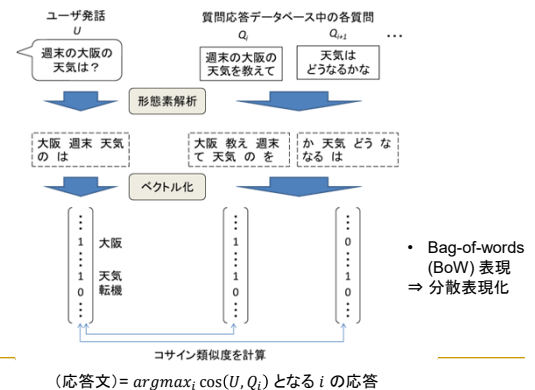
■ Bag of Words モデル

- 文や文書に出現した単語の頻度ベクトル
 - ベクトル間の内積・コサイン距離
 - ストップワード(助詞など)を除去
 - 単語の連鎖や係り受けなどの情報を追加

■ 分散表現

- word2vecによる数値化
- 埋め込み表現(embedding) → ベクトル表現を学習

ベクトル空間モデルによる距離計算



ベクトル空間モデル

「大阪大学に打合せに行くんだけど」

「大阪大学/POI」, 「打合せ」, 「行く」

Keywords	Action / Output
CITY 天気	天気検索(CITY, 今日)
STATION 行き方	乗換案内(最寄駅, STATION)
POI 行く	地図案内(現在地, POI)
DUR タイマー セット	タイマー起動(DUR)
こんにちは	「どうもこんにちは」 「お久しぶりですね」

「現在地から大阪大学への行き方を地図に表示します」

11

対話管理

言語理解結果の利用法

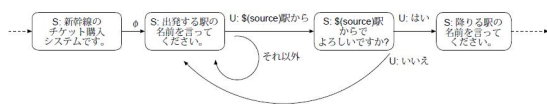
1. 一問一答型
 - 対話管理を放棄して単純化
2. 対話型
 - システム発話は履歴に依存
 - 対話状態追跡 (dialogue state tracking)
 - 行動選択
 → 対話管理

対話管理

- (一問一答以上の範囲を考慮して) 次のシステム発話を決めたい

対話管理のモデル

1. ネットワークモデル



- 記述が容易
- 大規模になると管理が複雑化

2. フレームモデル

- 対話状態をフレームで管理する(次ページ)
- スロットフィリング

3. アジェンダモデル

- 複数のフレームでタスク全体を管理

状態の表現

■ フレーム表現

- {属性名と属性値のペア}の集合
- そこまでの対話によりシステムが把握している内容を状態とする

日付:	明日						
出発地:	—						
到着地:	東京						
枚数:	—						
出発時刻:	—						
到着時刻:	—						
座席:	<table> <tr> <td>座席指定:</td><td>—</td></tr> <tr> <td>禁煙喫煙:</td><td>—</td></tr> <tr> <td>位置希望:</td><td>—</td></tr> </table>	座席指定:	—	禁煙喫煙:	—	位置希望:	—
座席指定:	—						
禁煙喫煙:	—						
位置希望:	—						

新幹線予約タスクでのフレーム表現の例

対話管理の問題設定

言語理解結果

```
RetrieveBus{
  To = "京都駅"
}
```

一つ前の対話状態

```
From = "百万遍"
To = ??
Route = ??
```

履歴を考慮した対話状態

```
From = "百万遍"
To = "京都駅"
Route = ??
```

システムの次発話

S: 百万遍から京都駅まで
でよろしいですか?

ConfirmFromTo

対話状態
追跡

行動選択

対話管理が必要な例

U1: 明日の札幌の天気を教えて
S1: 晴れです
U2: 最高気温は?
S2: 16度です

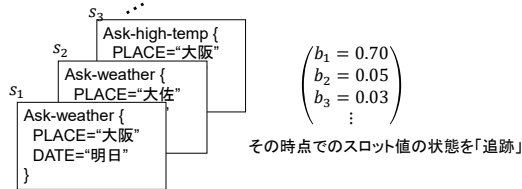
Ask-weather

PLACE 札幌
DATE 明日

- U2で札幌の最高気温を答えるためには、U1の理解結果「日付＝明日」「場所＝札幌」を保持する必要
- 単純なルール:
 - 過去の理解結果を保持
 - 同じ項目に対する入力があったら上書き
- 例: U2が「名古屋は？」だった場合、明日の名古屋の天気を答える
- 音声認識誤りによる理解結果をずっと引きずってしまう
 - 回避策: 一問一答への単純化

対話状態の追跡 (dialogue state tracking: DST)

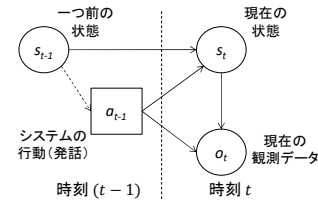
- 信念追跡 (belief tracking) とも呼ばれる
- 保持するスロット値を確率的に管理
 - 音声認識結果や言語理解結果に誤りが含まれるため、複数の結果を候補 (N-best候補) として管理



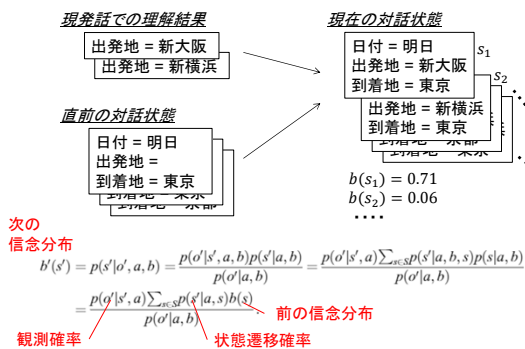
部分観測マルコフ決定過程

(partially observable Markov decision process: POMDP)

- 環境の変化にマルコフ性を仮定
 - 自分の行動と、直前の環境の状態のみに依存マルコフ決定過程 (Markov decision process)



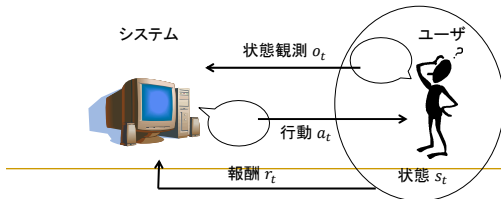
対話状態の追跡



Partially observable Markov decision processes for spoken dialog systems
<https://doi.org/10.1016/j.csl.2006.06.008>

行動選択

- 強化学習 (reinforcement learning) による最適化
 - 報酬 (例えばタスク達成率) が最大となるような行動や政策 (policy) を学習
 - 入力: 対話状態
 - 出力: システムの行動 (の対話行為)



基本的な対話例

S: ご利用になるバス停名、系統番号をどうぞ

U: 百万遍から 音声認識
FROM 言語理解

S: お降りになるバス停を教えてください

U: 京都駅 TO
S: 百万遍から京都駅まででよろしいですか

対話管理	
Slot-filling型	
FROM	百万遍
TO	京都駅
ROUTE	

- FROMは必須
- TOまたはROUTEのいずれかが必要

報酬の最大化

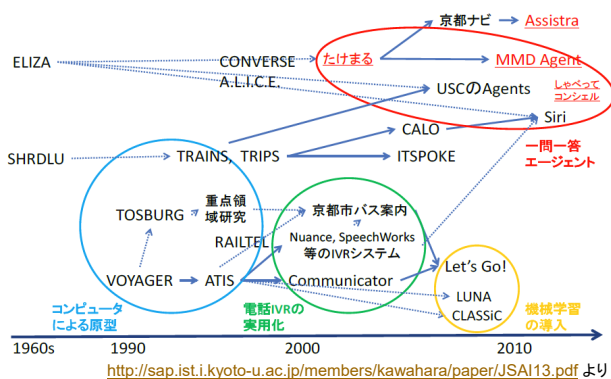
- 将来にわたる報酬が最大となるように行動を選択
 - 割引報酬和 $R = \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r_t$
 - r_t : 時刻 t における報酬, γ : 割引率 ($0 \leq \gamma < 1$)
- 環境のモデル (状態遷移確率) が既知の場合
 - 動的計画法により最適方策を求める
 - ベルマン方程式 $V(s) = R(s) + \gamma \cdot \max_a \sum_{s'} T(s'|s, a) V(s')$
- 環境のモデルが未知の場合
 - 強化学習: シミュレータを使用
 - Q学習: 状態 s で行動 a をとった際の行動価値 $Q(s, a)$
 - 深層強化学習 (DQN): Q値をニューラルネットワークにより関数近似

Mini Quiz #1

- 対話管理とは何か
- 現時点で世の中で使われているシステムに一問一答型が多い理由を、対話管理の観点から述べよ。
 - 対話管理は何が難しいのか？
 - より複雑な対話が必要とされる応用は？

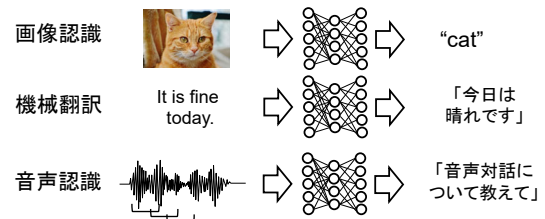
ニューラル対話システム

代表的な音声対話システムの系譜 [河原13]



End-to-End 学習 (一気通貫学習)

- 入力と出力の (大量の) 組だけ与えて学習

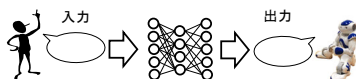


- 入出力間の写像を学習

- 中間表現の設計も不要

対話も End-to-end でできる？

- 入力: ユーザ発話 (テキスト)
 - それまでの発話やユーザの個性を入力に加える試みも多数
- 出力: システム応答 (テキスト)



- 入力と出力のペアを大量に用意すれば学習できる？

ニューラルネットワークによる End-to-End 型 応答生成

- 系列変換 (seq2seq) モデルの利用

- RNN (LSTM) で次の単語を予測
- 機械翻訳で成功を収めたモデル
- 入力単語列 → 応答単語列

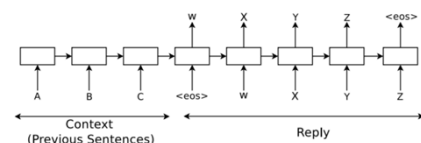


Figure 1. Using the seq2seq framework for modeling conversations. <https://arxiv.org/pdf/1506.05869.pdf>

学習データ

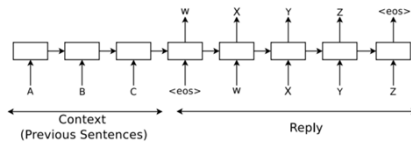


Figure 1. Using the seq2seq framework for modeling conversations.
<https://arxiv.org/pdf/1506.05869.pdf>

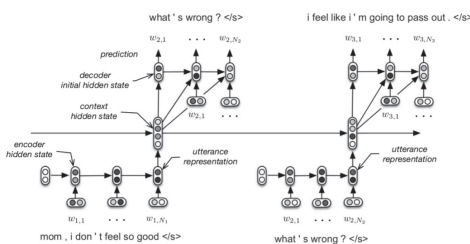
- “ABC” という入力に対して “WXYZ” が出てくるように学習
- BPTT (Back Propagation Through Time)

対話コーパス(言語データ)

- Ubuntu Dialogue Corpus [Loweら 2015]
 - ソフトウェアサポートでのテキストチャット, 930k
- OpenSubtitles [Lisonら 2016]
 - 映画の字幕データ, 36M
- Reddit [Yangら 2018]
 - 英語圏の電子掲示板データ, 1.7B (→700M)
- MultiWOZ [Budzianowskiら 2018]
 - タスク指向型, 複数ドメイン, 8k
- Persona-Chat [Zhangら 2018]
 - プロファイルテキスト(個人性)とそれに基づく人間の対話, 11k
- ConvAI2 [Dinanら 2019]
 - Persona-Chatを改訂・強化したもの, 20k
- 日本語だとtwitterのreply対が多い(ただし公開不可)

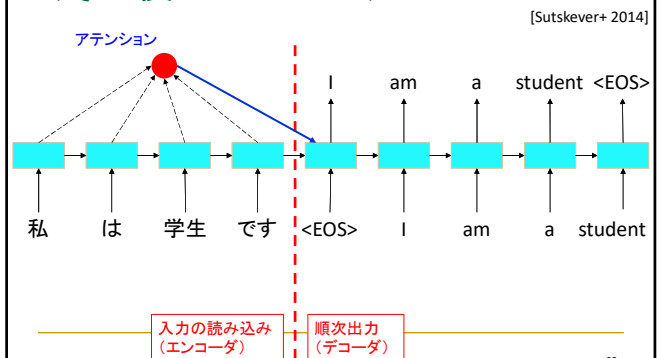
発話という単位を考慮して学習

- 階層型再帰系列変換(HRED) [Serban et al., 2016]
 - 発話単位でコンテキスト層を学習
 - チャットコーパスから学習



34

系列変換モデル → 注意機構付き (その後Transformer)



35

対話用のモデルの詳細化

- 話者に個性を与える <https://www.aclweb.org/anthology/P18-1205.pdf>

Persona 1	Persona 2
I like to ski	I am an artist
My wife does not like me anymore	I have four children
I have went to Mexico 4 times this year	I recently got a cat
I hate Mexican food	I enjoy walking for exercise
I like to eat cheetos	I love watching Game of Thrones

[PERSON 1:] Hi	[PERSON 2:] Hello! How are you today?
[PERSON 1:] I am good thank you, how are you.	
[PERSON 2:] Great, thanks! My children and I were just about to watch Game of Thrones.	
[PERSON 1:] Nice! How old are your children?	
[PERSON 2:] I have four that range in age from 10 to 21. You?	
[PERSON 1:] I do not have children at the moment.	
[PERSON 2:] That just means you get to keep all the popcorn for yourself.	
[PERSON 1:] And Cheetos at the moment!	
[PERSON 2:] Good choice. Do you watch Game of Thrones?	
[PERSON 1:] No, I do not have much time for TV.	
[PERSON 2:] I usually spend my time painting; but, I love the show.	

PersonaChat

- 回答内容に一貫性を持たせる
 - 「私は高校生です」・・・→「私は30才です」

対話という問題

- 対話は、「入力のユーザ発話から、出力のシステム応答への写像を求める問題」か? → No



- 音声認識や機械翻訳は(表層的なvariationはあっても)意味的には同じ
- ごく単純な例: 「明日の天気は？」
 - 「晴れです」「雨です」「曇です」「わかりません」
 - 同じ入力に対して正解が多数あると学習できない(一対多写像)

“Dull response” 問題

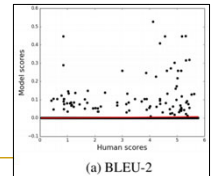
- システムの出力として、(どんな文脈でも成り立つような)無難でつまらない応答が多くなる問題
 - “Thank you”
 - “I don't know”

対話システムの応答の評価尺度

生成したものの評価は一般的に難しい

客観指標

- BLEU尺度, Perplexity, etc.
 - BLEU (機械翻訳でよく使われている尺度)
 - 「正解応答」との類似度
 - 学習データと同じならいい? 同じでないといけない?
 - BLEUと人間の主観評価に相関なし [Rowe+, ACL2017]



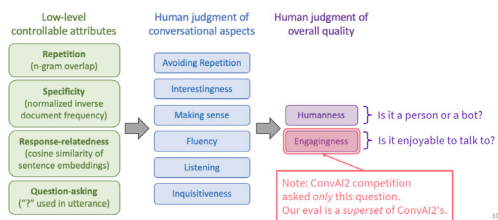
主観指標

- クラウドソーシングによるアンケート
 - Fluency, Diversity, Informativeness
 - A/B test

対話システムの応答の評価尺度

- [See+, NAACL-HLT 2019]

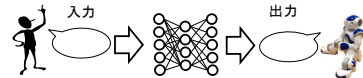
<https://www.aclweb.org/anthology/N19-1170/>



- [Adiwardana+, 2020] Google Meena
<https://arxiv.org/abs/2001.09977>
 - SSA: Sensibleness (文脈の中で意味を成しているか) と Specificity (具体的か) の2尺度の平均値
 - Perplexity (客観尺度)との相関が0.94

対話という問題

- 対話は、「入力のユーザ発話から、出力のシステム応答への写像を求める問題」か? → No

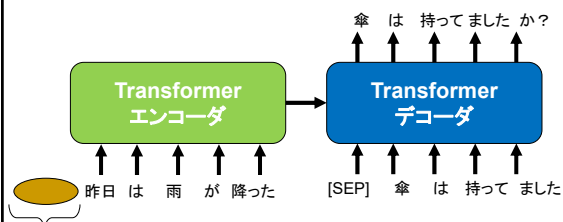


- 音声認識や機械翻訳は(表層的なvariationはあっても)意味的には同じ

- ごく単純な例:「明日の天気は？」
 - 「晴れです」「雨です」「曇です」「わかりません」
 - 同じ入力に対して正解が多数あると学習できない (一対多写像)

→そういう条件も入力に含める方向

プロンプトエンジニアリング



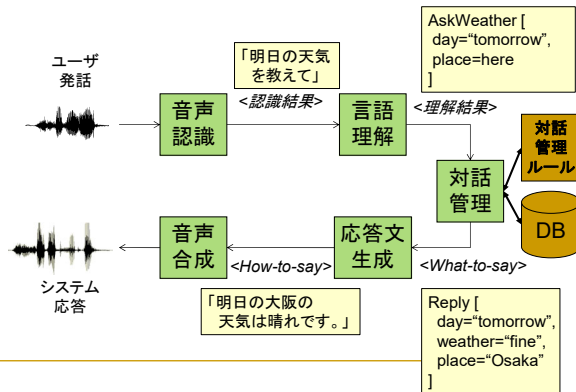
実際の入力の前に、指示 (zero-shot) や例 (few-shot)を書いてもよい

- ファインチューニングをしなくても動く
- ChatGPTはブラウザ上でいろいろ試せる
- プロンプトデザイン
 - <https://www.promptingguide.ai/jp>

Mini Quiz #2

- ニューラル対話システムの得失を述べよ
 - 良い点
 - どういう対話で有効か
 - 予想される限界は(もしあれば)何か

音声対話システムの基本構成(対話型)



応答文生成

- 入力: システムの内部表現(対話行為など)
- 出力: 自然言語の応答文
- 単純にはテンプレートを用いた生成
 - 「dayのplaceの天気はweatherです。」
- キャラクター性やスタイルの付与
 - 常体と敬体の使い分け、「老人っぽさ」「子供っぽさ」
- ニューラル文生成
 - 評価尺度に課題

音声合成

- 入力: 自然言語文
- 出力: 音声信号
- 対話システム以外でも広く応用されている
 - 阪急バスの車内アナウンスは VoiceText (Hoya社製)
- 波形接続型とパラメータ合成型
- 「音声の聞き取りやすさ」だとほぼ人間なみ
 - 感情を込めた話し方やためらった話し方に課題

次回(駒谷担当分最終回)

- 言語以外に必要な要素
 - ここまでの話は (音声)言語を入力、(音声)言語を出力
- 人工知能と社会