

音声対話システム

奈良先端科学技術大学院大学

助教 吉野 幸一郎

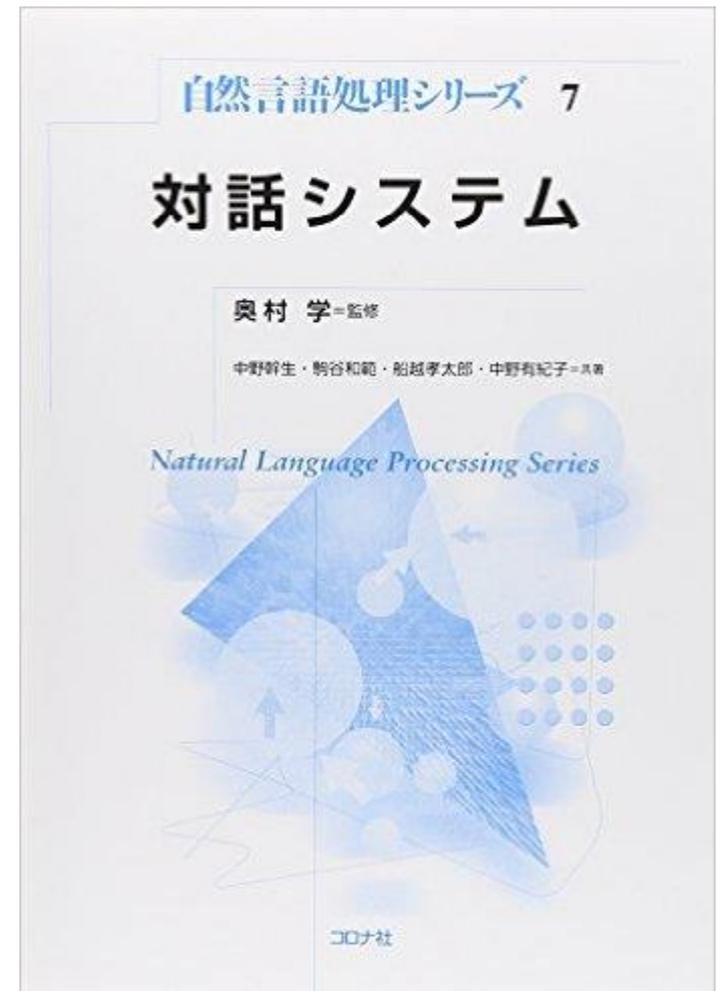
本講義の目次

- **音声対話システムの歴史と枠組み**
 - 音声対話システムの進化と淘汰
 - 音声対話システムの基本的枠組み
- **対話システムの分類と機能**
 - タスク指向対話、雑談対話
 - 言語理解、対話制御
 - end-to-end
- **最新の研究動向**
 - Dialogue State Tracking
 - Deep Reinforcement Learning
 - 自律型アンドロイド

参考書: 対話システム

- 対話システム

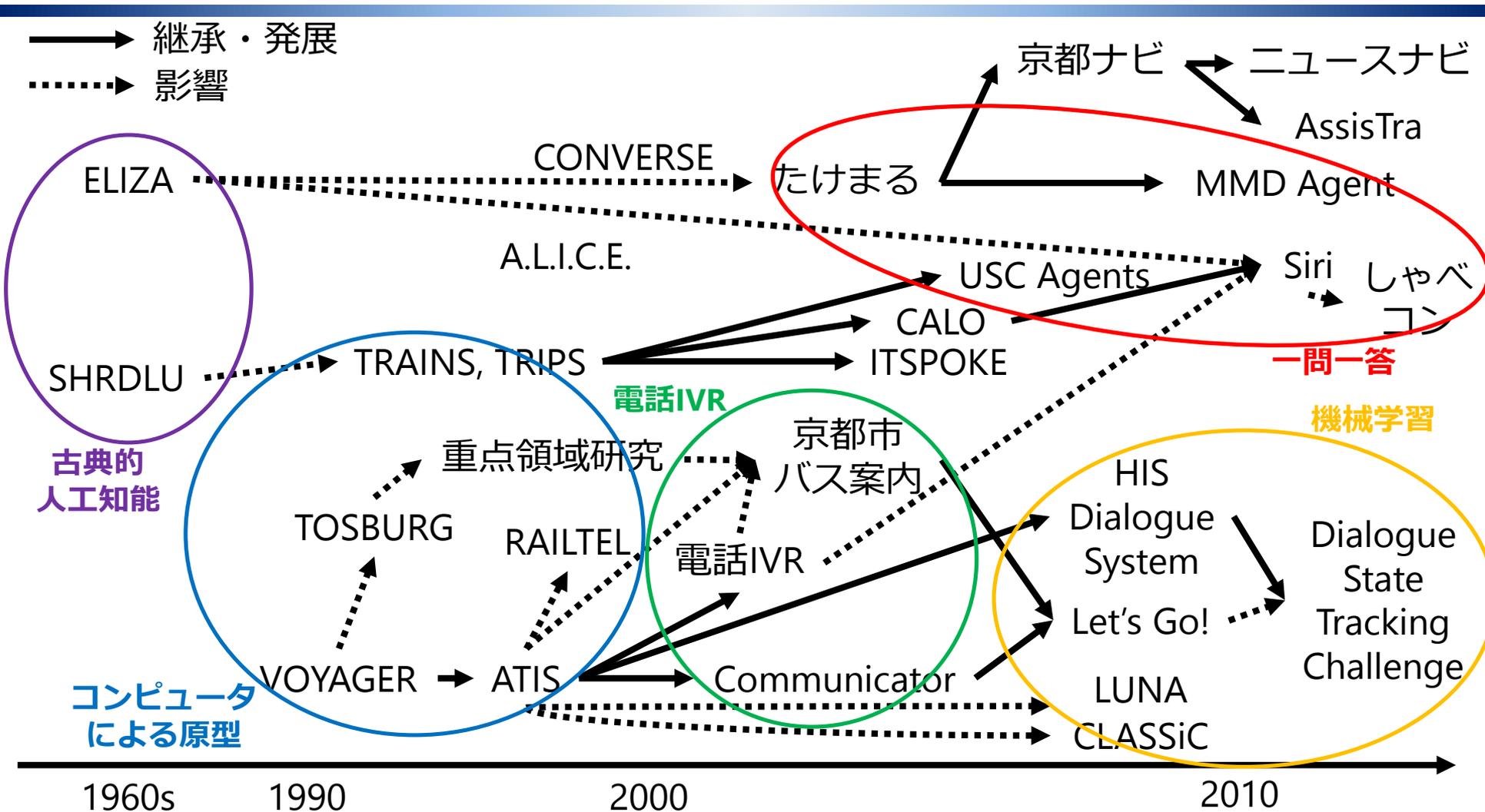
- コロナ社
- 自然言語処理シリーズ
- 中野幹生・駒谷和範・船越孝太郎
中野有紀子
- 2015



- **音声対話システムの歴史と枠組み**
 - **音声対話システムの進化と淘汰**
 - **音声対話システムの基本的枠組み**
-

音声対話システムの系譜

→ 継承・発展
 影響



古典的人工知能

ELIZAとSHRDLU

- **ELIZA [Weizenbaum, 1966]**

- いわゆる人工無能
- パターンマッチによる応答
 - ユーザへの質問
 - オウム返し
- 一問一答

Young woman: Men are all alike.

Eliza: in what way?

Young woman: They're always bugging us about something specific or other.

Eliza: can you think of specific example?

Young woman: well, my boyfriend made me come here.

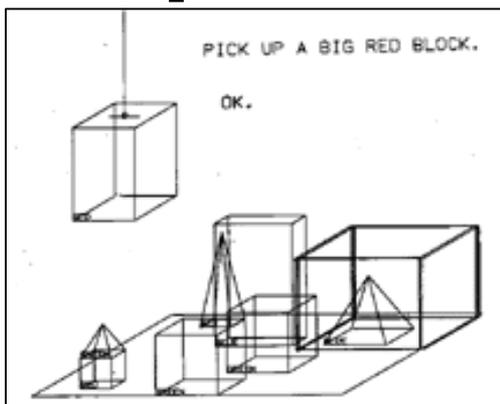
Eliza: your boyfriend made you come here?

Young woman: He says I'm depressed much of the time.

Eliza: I am sorry to hear you are depressed.

- **SHRDLU [Winograd, 1968]**

- パターンマッチで論理式へ変換
- 積み木の世界に関する知識記述



Person: Pick up a big red block.

Computer: OK.

Person: Grasp the pyramid.

Computer: I don't understand which pyramid you mean.

Person: Find a block which is taller than the one you are holding and put it into the box.

Computer: By "it", I assume you mean the block which is taller than the one I am holding.

コンピュータによる原型 ATIS

• タスク指向対話システムの始まり

- 46地点のアメリカ・カナダの空港間での23,457路線の運行情報案内を行うタスク
- 音声対話によってユーザが欲しい運行情報を提供
- 11,508発話のユーザ発話を収録した対話コーパスをリリース

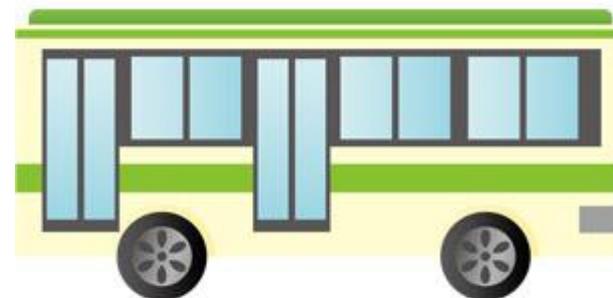
Person: I'd like to go to Boston
Computer: Are you going to go to Austin?
Person: No, Boston.
Computer: OK, which flight do you take from New York to Boston?
Person: 3PM.
Computer: OK, there is a flight on 3:15PM to Boston operated by United Airline. Flight code is Uaxxxx.
Person: Thanks.



電話自動応答 (IVR)

京都市バス案内システム

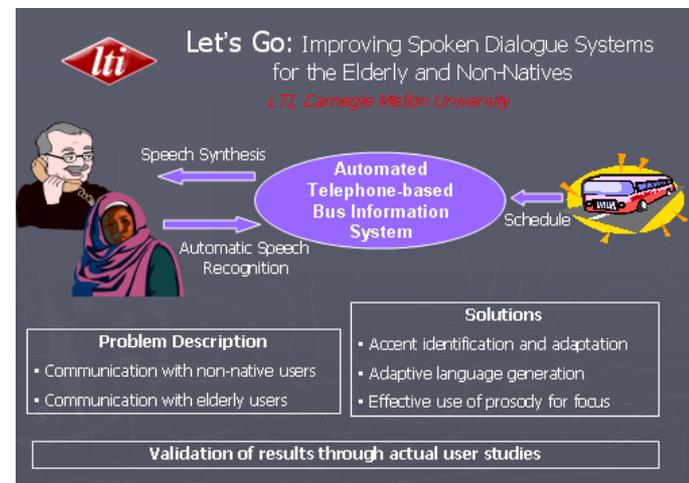
- **京都市バスのサービスとして実運用 (2002-2003)**
 - サービスの電話番号に電話すると IVR (自動音声応答)
- **乗車場所、降車場所、系統番号を音声で入力**
 - 指定したバスがどれくらいで到着するかわかる
- **制御: VoiceXMLを動的に生成**
- **語彙: バス停: 652, 名所・施設: 756**



機械学習に基づく対話システム

Let's Go

- **ピッツバーグのバス案内システムとして実運用**
 - 京都市バス案内システムの後継
- **実システムとして初めて機械学習による対話制御を実現**
 - 統計的言語理解
 - マルコフ決定過程に基づく行動選択（強化学習）
- **タスク達成対話の1つの完成形**
 - 多様なドメインに応用されている
 - ホテル案内・レストラン案内...



<http://www.speech.cs.cmu.edu/letsgo/>

一問一答の対話エージェント たけまる、Siri

- **たけまる**

- NAISTで2002年頃開発された音声案内システム（鹿野研）
- 天気予報や生駒市の案内
- 応答パターンの作りこみ

- **Siri**

- 4Sから搭載されたiPhoneの音声アシストシステム
- Apple純正アプリの操作
- Web検索機能の併用
- 応答パターンの作りこみ



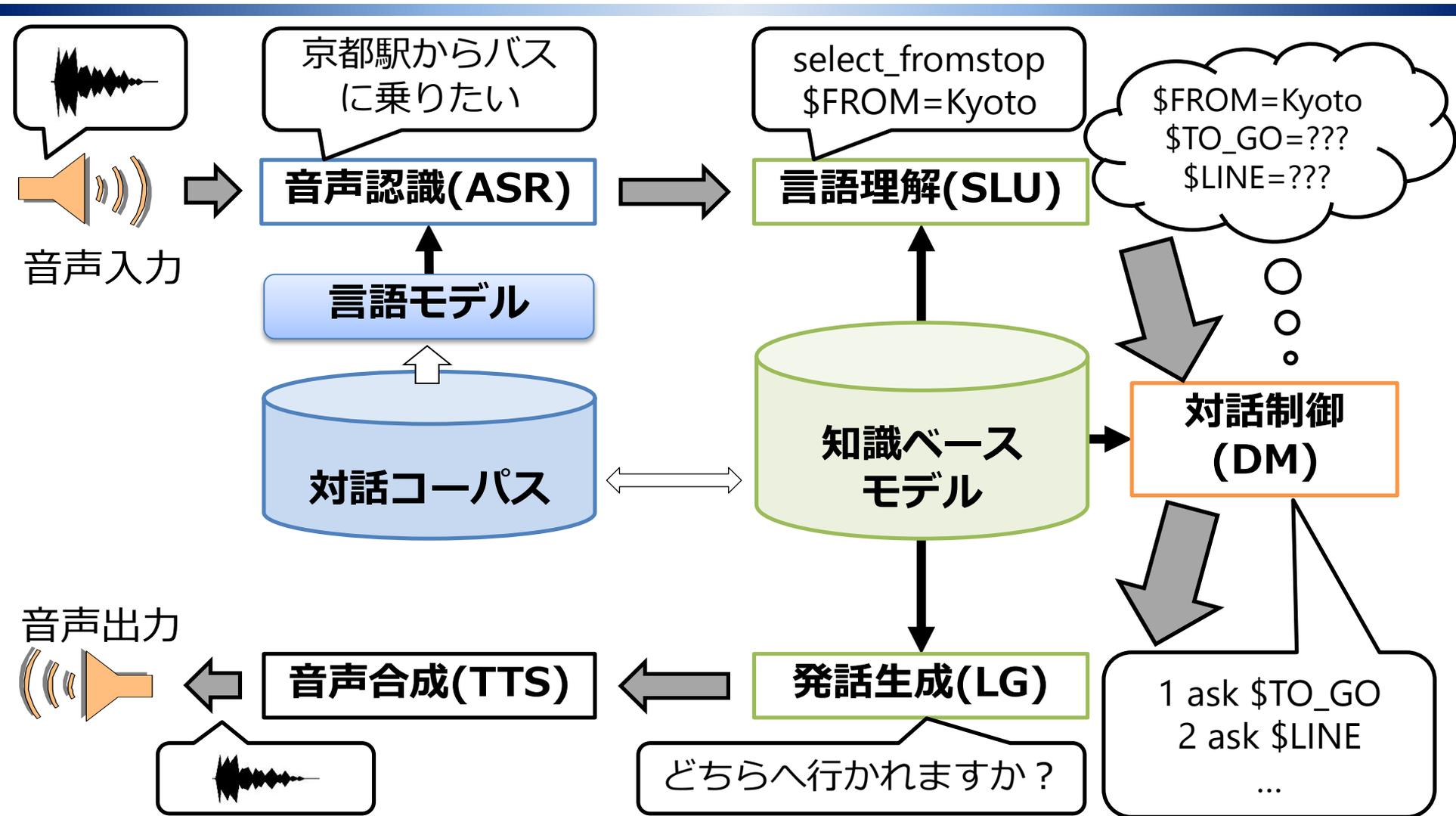
一問一答の対話エージェント AssisTra, MMDAgent

- **京都観光案内に特化した音声対話システム**
 - スマートフォン対話システムの先駆け
 - Siriより先にリリースされた
- **音声による観光案内**
 - 日・英・中・韓
- **多言語によるスポット案内**
 - 飲食店などの検索
 - <https://www.youtube.com/watch?v=kL6GuBa3VRY>
- **MMDAgent**
 - 一問一答音声対話システムを作成するフレームワーク
 - <http://www.youtube.com/watch?v=hGiDMVakggE>

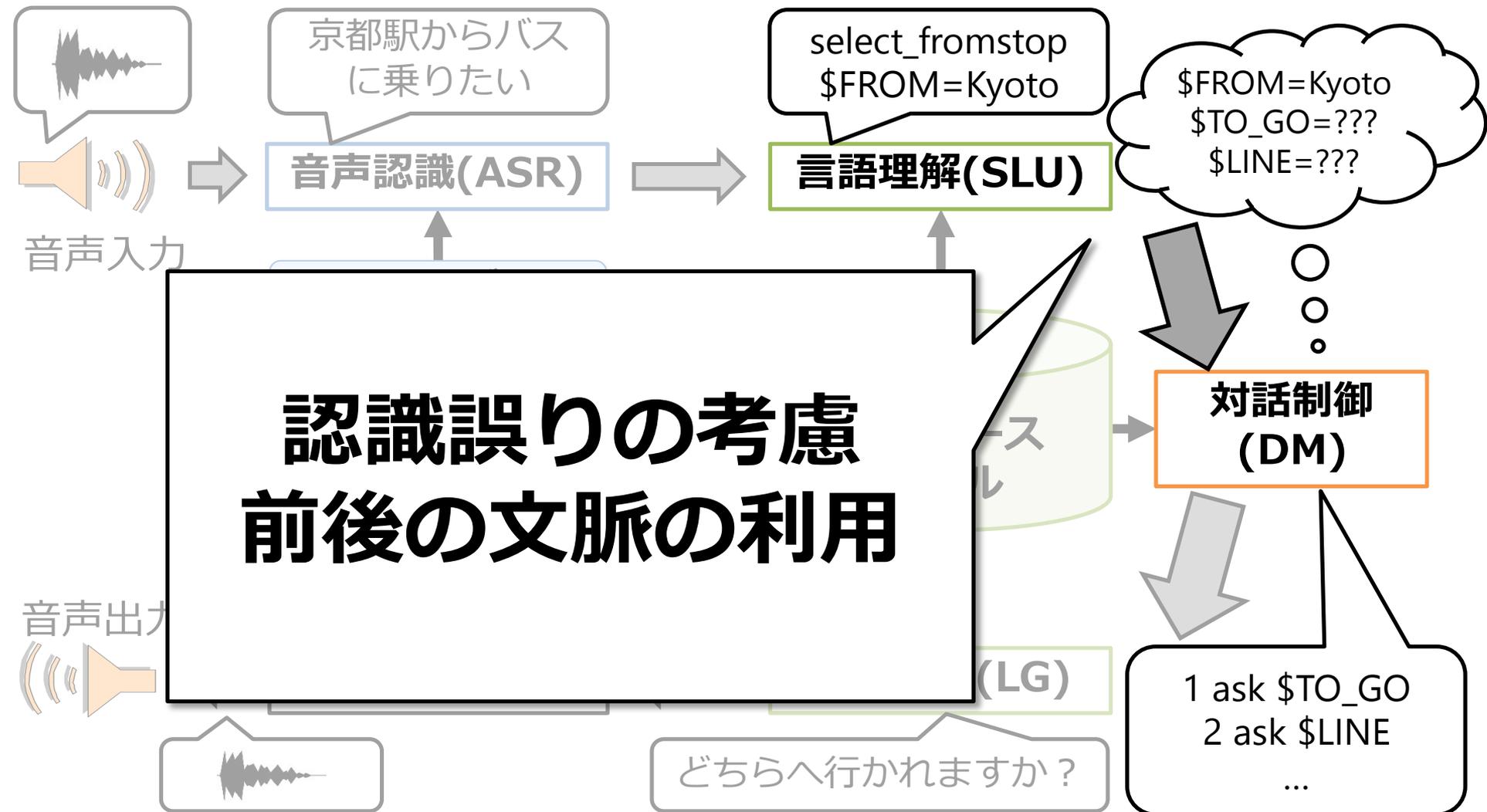


© NICT

音声対話システムの基本的枠組み



音声対話システムの基本的枠組み



音声対話システムにおける重要概念

- **ゴール**
 - **対話参与者（ユーザとシステム）で共有される対話目標**
 - バス案内システム: 次の銀閣寺行きのバスの時間 ...
 - 質問応答システム: 富士山の高さ、金閣寺の拝観料 ...
 - 雑談システム: 雑談そのもの
- **タスク**
 - ゴールに到達するために定義される
 - タスクフロー、質問のパターンなど
 - 必要な対話行為など
- **知識ベース**
 - タスクを実現するのに必要な知識
 - バス停の名前など
 - 要素同士の関係・その重みなど

- **対話システムの分類と機能**
 - タスク指向対話、雑談対話
 - 言語理解、対話制御
 - **end-to-end**
-

タスク指向対話と雑談対話

- **タスク指向対話**

- 明確な対話のゴールを持って行うもの
 - 必要なレストランを検索したい、など
- 対話の目的が達成されたかが明らか

- **雑談対話**

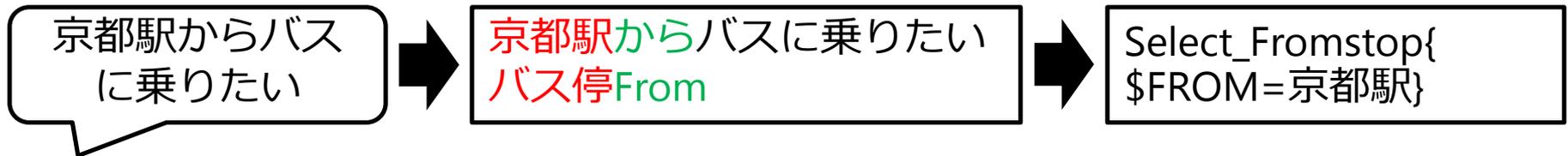
- 対話そのものを目的として行うもの
- 対話の目的が達成されたか（雑談によって満足したか）かは必ずしも明らかではない

- **既存のシステムはこれらの組み合わせ（+ Web検索）**

言語理解と対話制御

- **言語理解**

- ユーザの発話をMachine Readableな形に変換



- **対話制御**

- 言語理解結果と過去の履歴から次の行動を決定



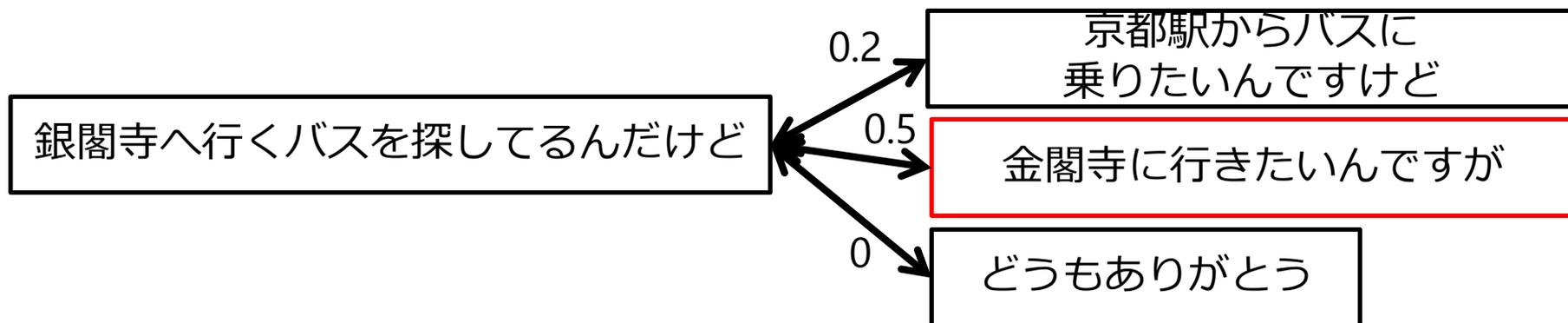
パターンを用いた言語理解: ベクトル空間モデル

- 発話とその意図の対応を用意

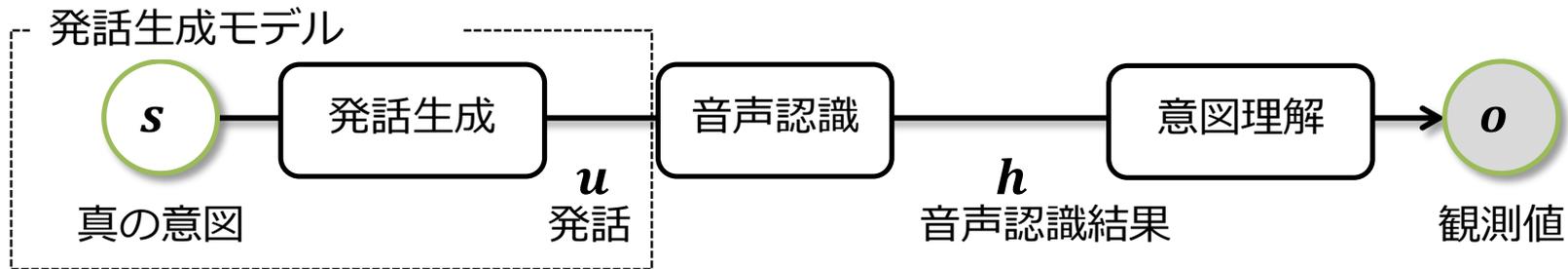
入力発話例	意図
京都駅からバスに乗りたんですけど	Select_fromstop()
金閣寺に行きたいんですが	Select_tostop()
どうもありがとう	Greeting

- 入力発話例との類似度を計算

 - コサイン距離が一般的、ユークリッド距離なども



機械学習による言語理解: 統計的言語理解

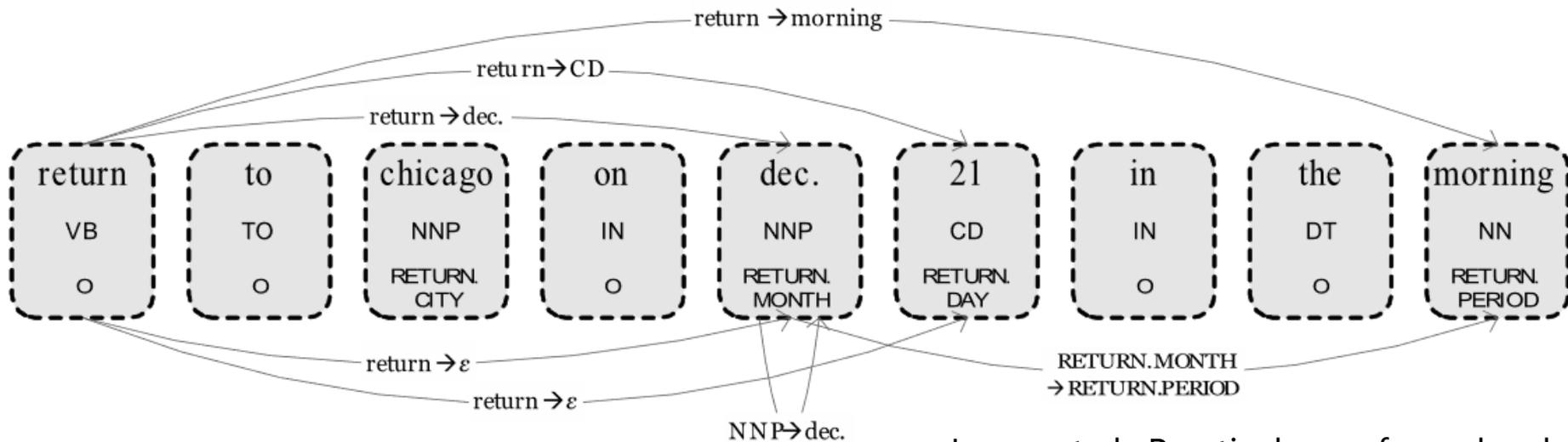


- ユーザの発話生成（真の意図から発話）
- 音声認識（声を発話内容へ）
- 言語理解（音声認識結果を言語理解結果へ）

$$P(o|s) = \sum_h P(o, h|s) \approx \sum_h \underbrace{P(o|h)}_{\text{意図理解の識別確率}} \underbrace{P(h|u)}_{\text{音声認識の尤度}}$$

機械学習による言語理解: 統計的言語理解

• 系列ラベリング問題としての言語理解



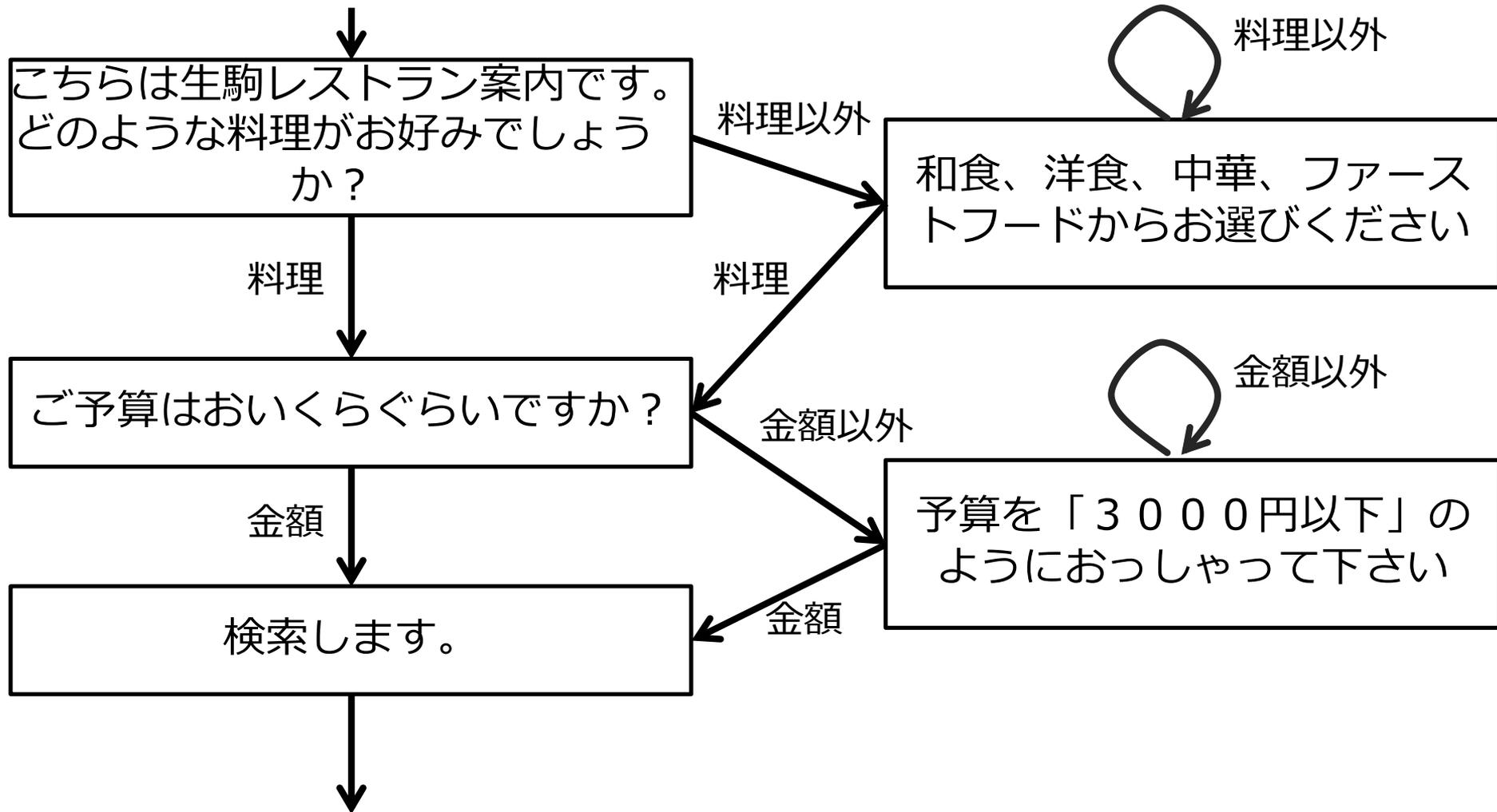
Jeong et al., Practical use of non-local features for statistical spoken language Understanding, CSL, 2008

- CRFなどの利用 (BIO tagging)
- RNNやLSTMを利用した言語理解 (後述)

対話における前後の文脈の利用: Belief Update

- $b' = P(s^{t+1} | o^{1:t+1}) \propto \underbrace{P(o' | s'_j)}_{\text{観測確率}} \sum_{s_i} \underbrace{P(s'_j | s_i, \widehat{a}_k)}_{\text{状態遷移確率}} \underbrace{b^t}_{\text{現在の信念}}$
- 現在の状態 s^{t+1} をこれまでの状態系列 $o^{1:t+1}$ から求める
 - $s \in I_s$ ユーザ状態
 - $a \in K$ システムの行動
 - $o \in I_o$ 観測状態
 - $b_s = P(s | o^{1:t})$ ユーザ状態が s である信念 (確率変数)

原始的な対話制御: Finite State Automaton



統計的対話制御: マルコフ決定過程

- 環境の変化にはマルコフ性があると仮定

- 環境の次の状態は直前の環境の状態と**自身の行動**により決定
- ここで環境とはユーザ、自身の行動とはシステムの行動

直前のユーザ状態 s

ラーメン食べたい

直後のユーザ状態 s'

とんこつかなあ

システムの行動 a

どんなラーメンですか？

- 特定の s, a の組み合わせに報酬を仮定

- 最短でその報酬を得るよう行動 a を選択していく

統計的対話制御: s と a の例

- s^t : ターン t のユーザの行動
 - 具体的な行動: Select \$FROM, Select \$TO_GO ...
 - 対話の履歴: \$FROM=神保町駅, \$LINE=半蔵門線
- a^t : ターン t のシステムの行動
 - 次の行動: Ask \$TO_GO, Ask \$LINE, Confirm ...
- r : 報酬
 - 対話が成功したかどうか
- マルコフ決定仮定に従う系列は強化学習で解ける

統計的対話制御: 強化学習による報酬の最大化

- $s \in I_s$ ユーザ状態
- $a \in K$ システムの行動
- $R(s, a, s')$ s の時 a を行い s' に遷移したときの報酬
- $R_E(s, a)$ s の時 a を行い得られる報酬の期待値
- $R_E(s)$ s の時可能な行動で得られる報酬の期待値
- $\pi(s, a)$ **政策関数: 状態 s で行動 a を選ぶ確率**
決定的に見る場合 $\pi(s) = a$ とも解釈可能
- α 学習率
- γ 忘却率

- 将来にわたって得られる報酬は

$$R(s^t, a^t, s^{t+1}) + \gamma R(s^{t+1}, a^{t+1}, s^{t+2}) + \dots = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R(s^{t+k}, a^{t+k}, s^{t+k+1})$$

統計的対話制御: 価値関数

- 価値関数 $V^\pi(s) = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R_E(s^{t+k})$ を
最大化する政策関数 π^* の選択
 - 価値関数は政策関数に定義されている行動を取り続けた場合に得られる報酬の期待値
- 行動価値関数 (Q関数)
 $Q^\pi(s, a) = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R_E(s^{t+k}, a^{t+k})$
を最大化する政策関数 π^{**} は
価値関数を最大化する政策関数 π^* と同じ
 - Q関数を最大化すれば価値関数は最大化される

統計的対話制御: Bellman方程式

$$\begin{aligned} V^\pi(s) &= \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R_E(s^{t+k}) \\ &= R_E(s^t) + \gamma \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R_E(s^{t+k+1}) \\ &= \sum_a \pi(a, s) \sum_{s^{t+1}} P(s^{t+1} | s^t, \pi(s^t)) \left(R(s^t, \pi(s), s^{t+1}) + \gamma \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R_E(s^{t+k+1}) \right) \\ &= \sum_a \pi(a, s) \sum_{s^{t+1}} P(s^{t+1} | s^t, \pi(s^t)) \left(R(s^t, \pi(s), s^{t+1}) + \gamma V^\pi(s^{t+1}) \right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Q^\pi(s, a) &= \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R_E(s^{t+k}, a^{t+k}) \\ &= \sum_{s^{t+1}} P(s^{t+1} | s^t, a^t) \left(R(s^t, a^t, s^{t+1}) + \gamma \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R_E(s^{t+k+1}, a^{t+k+1}) \right) \\ &= \sum_{s^{t+1}} P(s^{t+1} | s^t, a^t) \left(R(s^t, a^t, s^{t+1}) + Q^\pi(s^{t+1}, a^{t+1}) \right) \end{aligned}$$

統計的対話制御: 最適価値関数

- 最適価値関数

$$V^{\pi^*}(s) = \max_{\pi} V^{\pi}(s)$$
$$Q^{\pi^*}(s, a) = \max_{\pi} Q^{\pi}(s, a)$$

- Bellman最適方程式

$$V^{\pi^*}(s^t) = \max_a Q^{\pi^*}(s^t, a^t)$$
$$= \max_a \sum_{s^{t+1}} P(s^{t+1}|s^t, a^t) \left(R(s^t, \pi(s), s^{t+1}) + \gamma V^{\pi^*}(s^{t+1}) \right)$$
$$Q^{\pi^*}(s, a) = \sum_{s^{t+1}} P(s^{t+1}|s^t, a^t) \left(R(s^t, a^t, s^{t+1}) + \gamma \max_a Q^{\pi^*}(s^{t+1}, a^{t+1}) \right)$$

統計的対話制御: 行動価値関数の計算

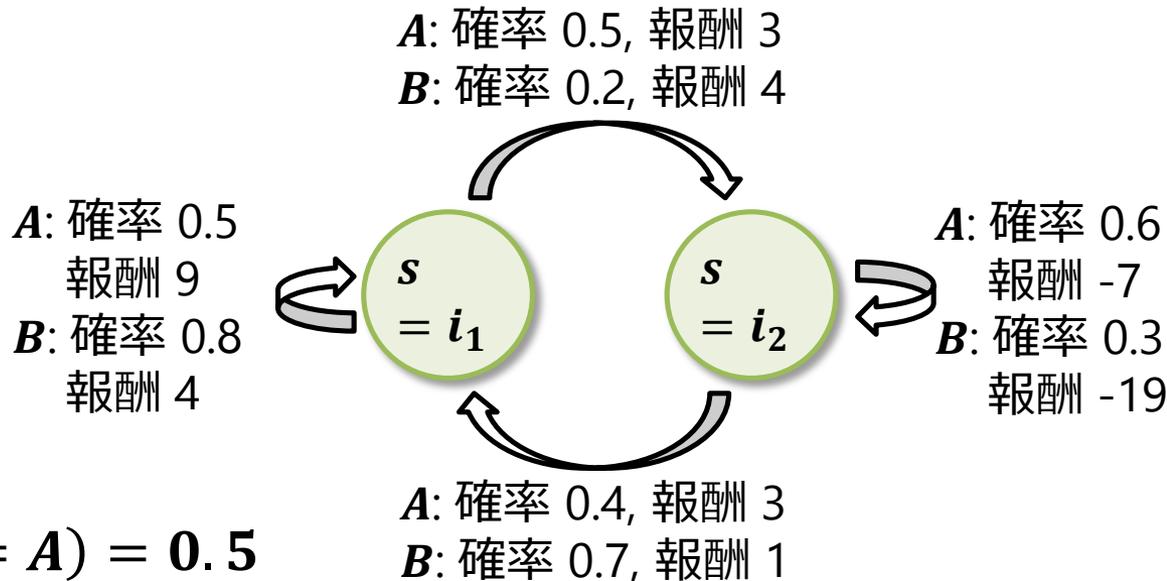
- 状態は i_1, i_2 のみ
- 行動は A, B のみ
- 忘却率 $\gamma = 0.9$

- 状態遷移関数

- $P(s' = i_1 | s = i_1, a = A) = 0.5$
- $P(s' = i_2 | s = i_1, a = A) = 0.5 \dots$

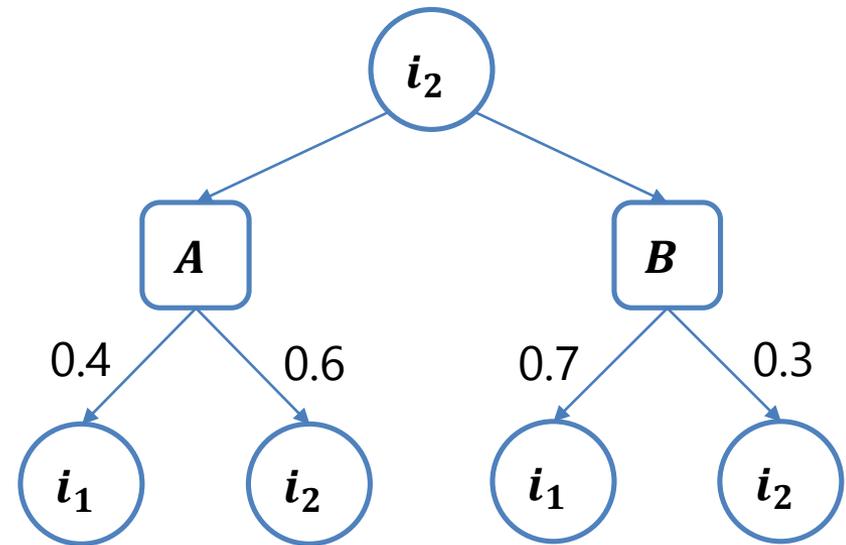
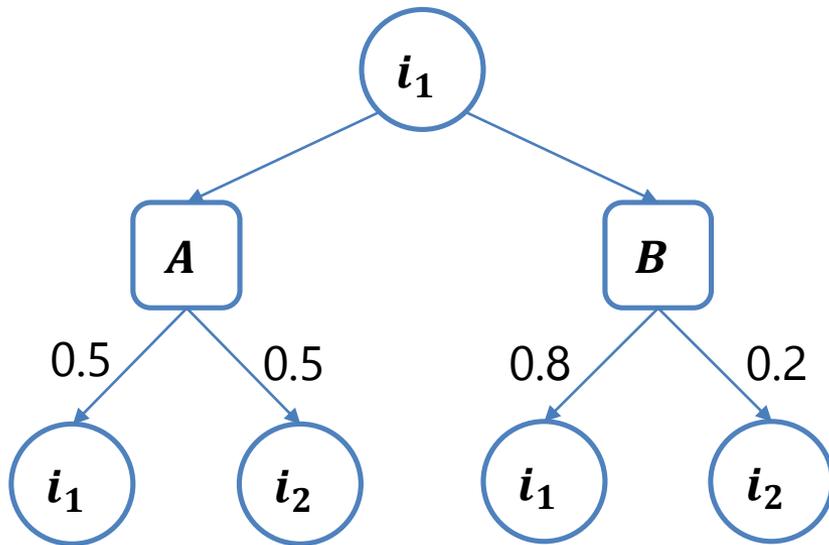
- 報酬関数

- $R(s = i_1, a = A, s' = i_1) = 9$
- $R(s = i_1, a = A, s' = i_2) = 3 \dots$



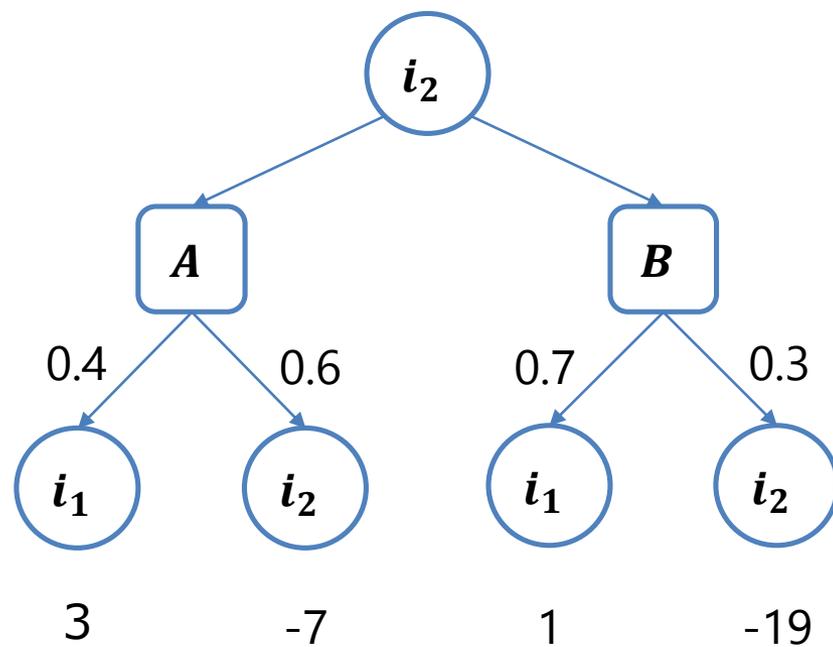
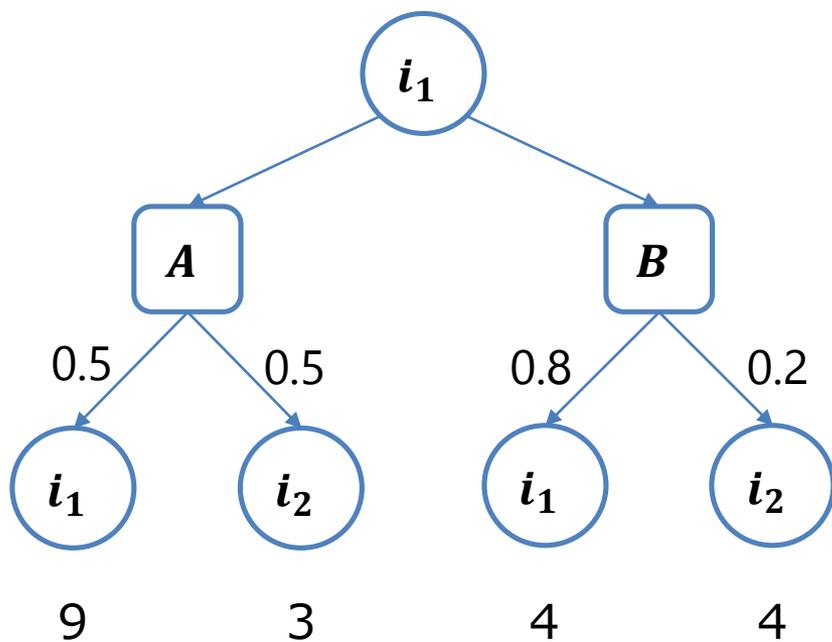
統計的対話制御: 行動価値関数の計算

- Q関数は0で初期化
- Q関数および価値関数を計算



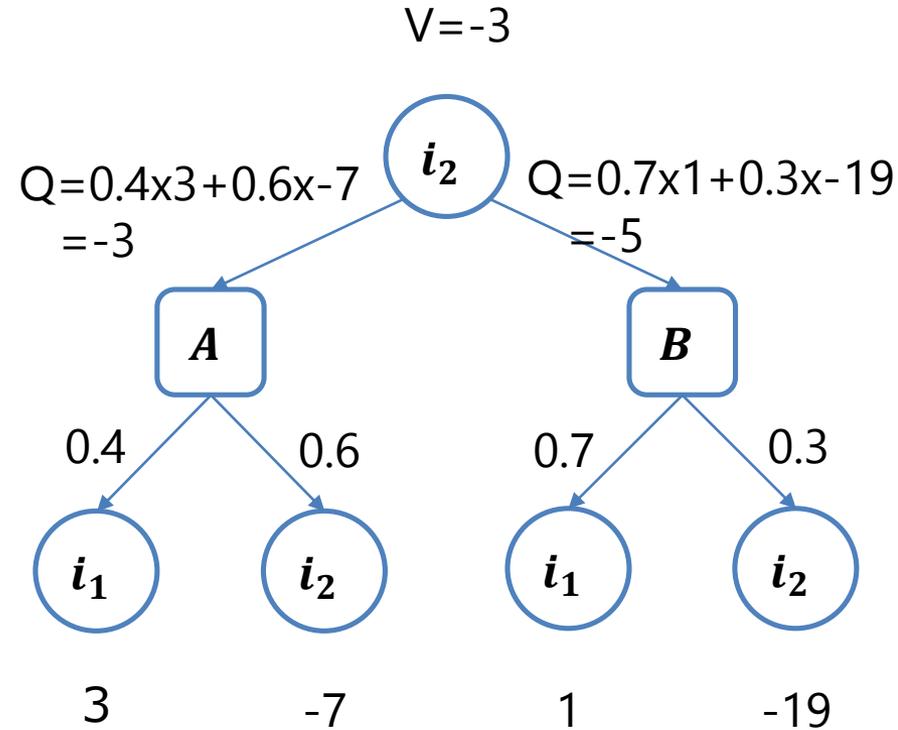
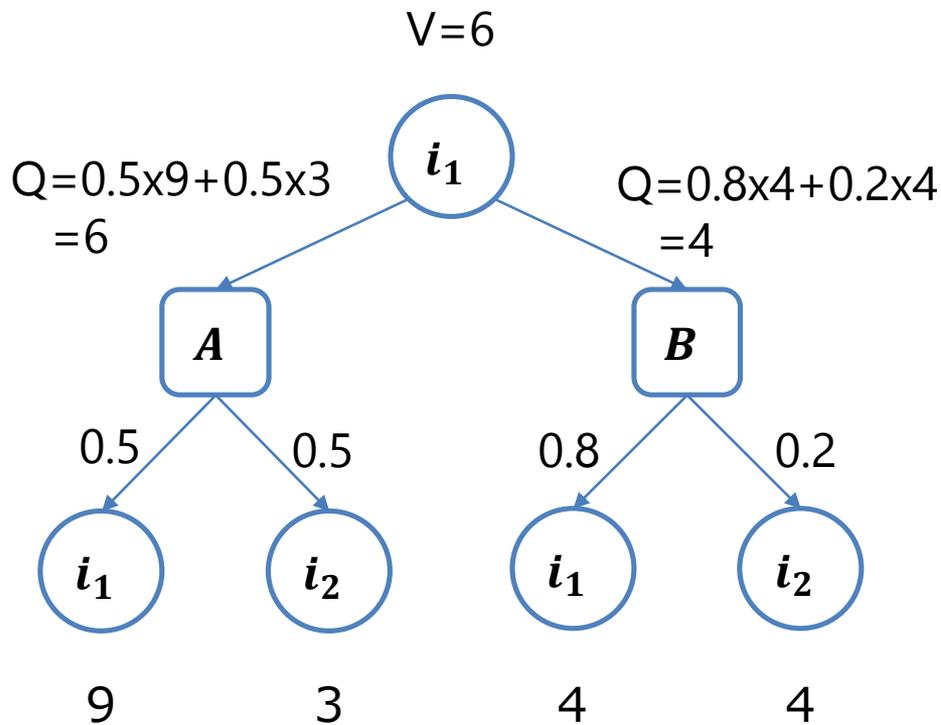
統計的対話制御: 行動価値関数の計算

- 報酬を代入



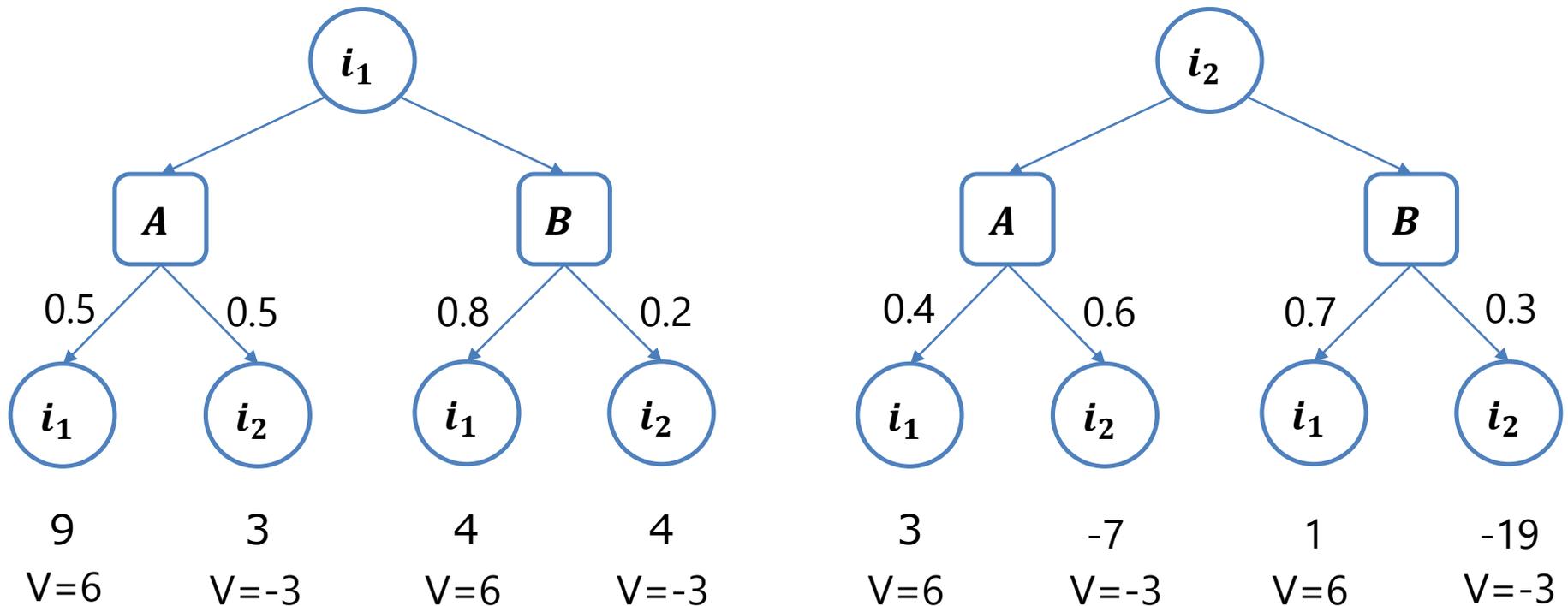
統計的対話制御: 行動価値関数の計算

- Q関数、価値関数の値を計算



統計的対話制御: 行動価値関数の計算

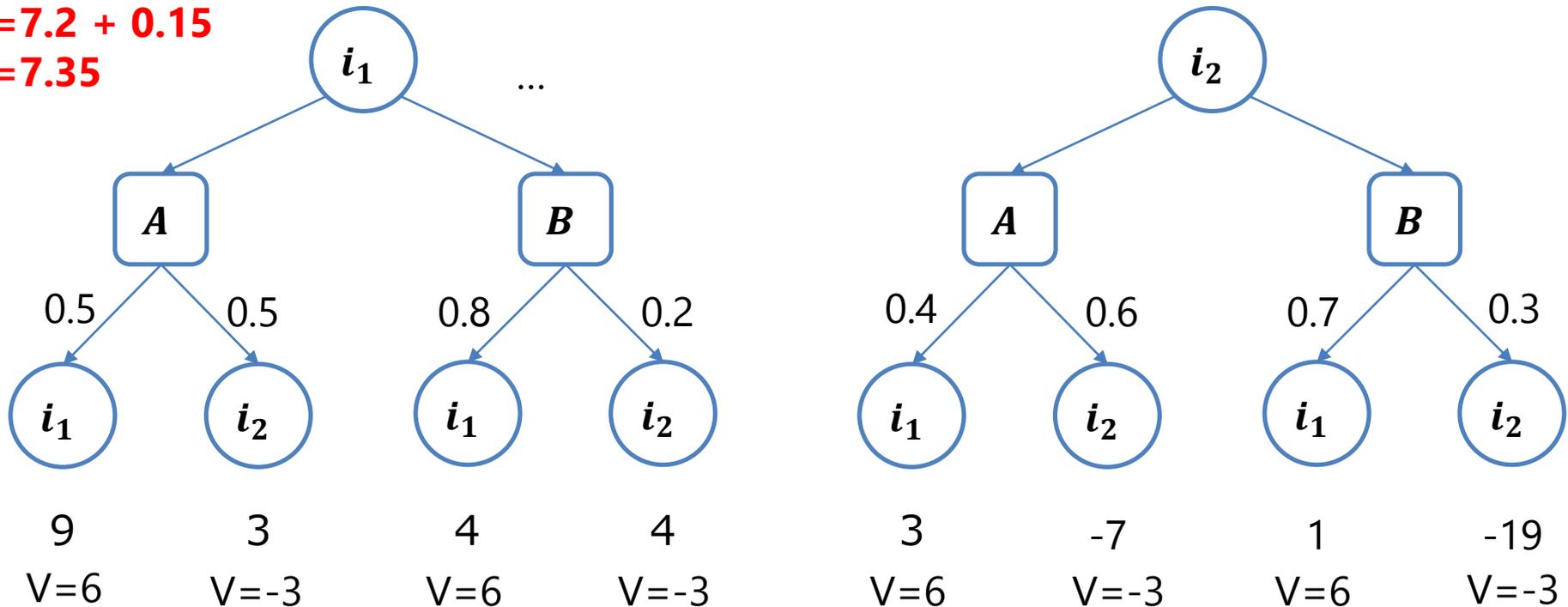
- 価値関数を代入してさらに値を更新



統計的対話制御: 行動価値関数の計算

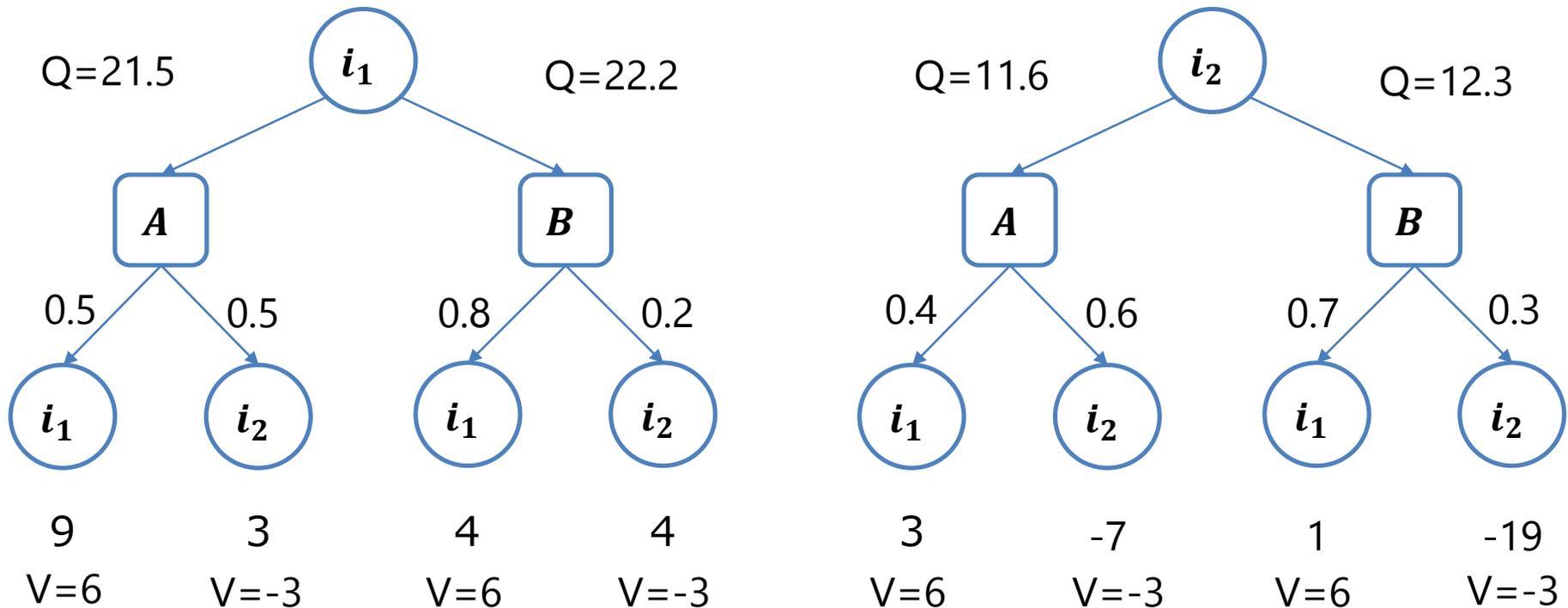
- 価値関数を代入してさらに値を更新

$$\begin{aligned} Q &= 0.5 \times (9 + 0.9 \times 6) \\ &+ 0.5 \times (3 + 0.9 \times -3) \\ &= 7.2 + 0.15 \\ &= 7.35 \end{aligned}$$



統計的対話制御: 行動価値関数の計算

- 100回くらい繰り返すと...
実は行動 B を取り続けることが最適になる



統計的対話制御: Q学習

- 価値関数 $V^\pi(s)$ をそのまま求めるのは難しい
 - 将来取り得る s と a の系列は指数的に増加
 - 本来真の状態遷移関数 $P(s'|s, a)$ は不明
- Q学習の利用（状態遷移をサンプリングで近似）
 - 報酬を得られる地点（≡対話の終了地点）から逆算
 - $Q(s^t, a^t)$ を求める（価値関数に次の a を考慮したもの）

$$Q(s^t, a^t)$$

$$\xleftarrow{\text{update}} (1 - \alpha)Q(s^t, a^t) + \alpha \left(R(s^t, a^t, s^{t+1}) + \gamma \max_{a^{t+1}} Q(s^{t+1}, a^{t+1}) \right)$$

統計的対話制御: Q学習 (ϵ -greedy)

$Q(s, a)$ の全組み合わせを初期化

set ϵ ($0 < \epsilon < 1$)

While true

s^t を観測

if rand() $< \epsilon$

$\max_{a^t} Q(s^t, a^t)$ で決まる行動 a^t を取る

else

ランダムに行動 a^t を決定

報酬 $R(s^t, a^t)$ を受け取る

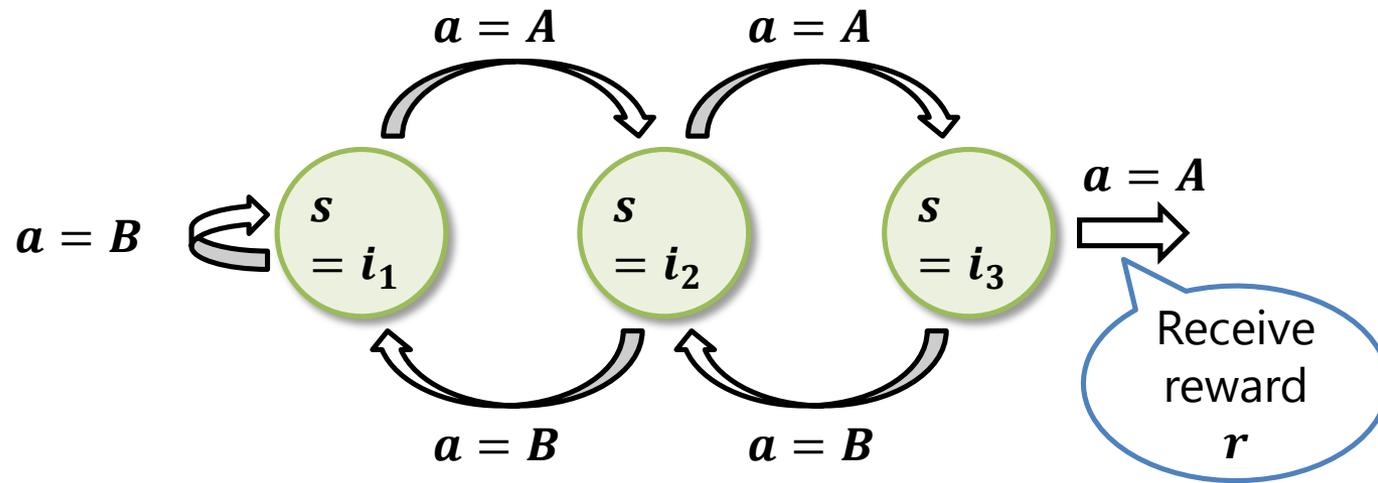
次の s^{t+1} を決定

$Q(s^t, a^t)$

$\xrightarrow{\text{update}} (1 - \alpha)Q(s^t, a^t) + \alpha \left(R(s^t, a^t, s^{t+1}) + \gamma \max_{a^{t+1}} Q(s^{t+1}, a^{t+1}) \right)$

end

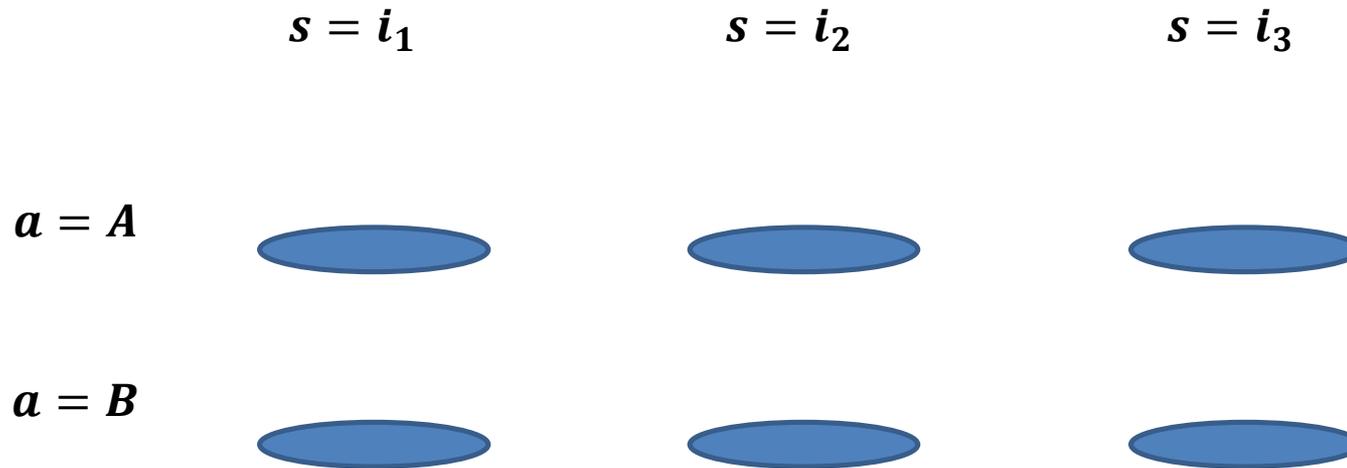
統計的対話制御: Q学習の例



• Q学習の簡単な例を考える

- s は3種類 (1, 2, 3)、 a は2種類 (A, B) しかない
- 状態3の時に行動Aを行うと報酬が貰える
- 状態遷移は全て確率1

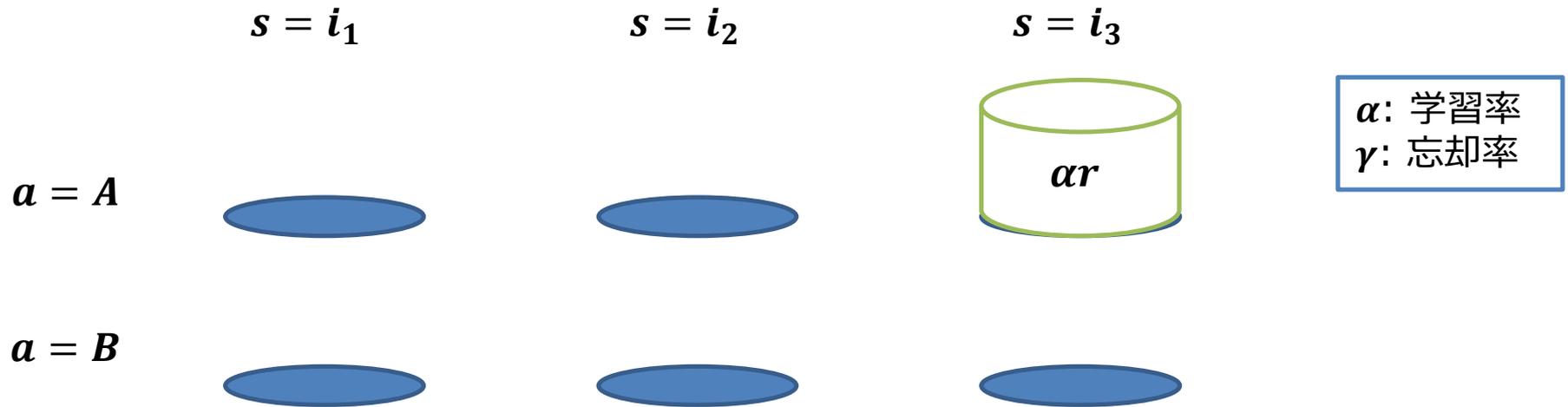
統計的対話制御: Q学習の例



α : 学習率
 γ : 忘却率

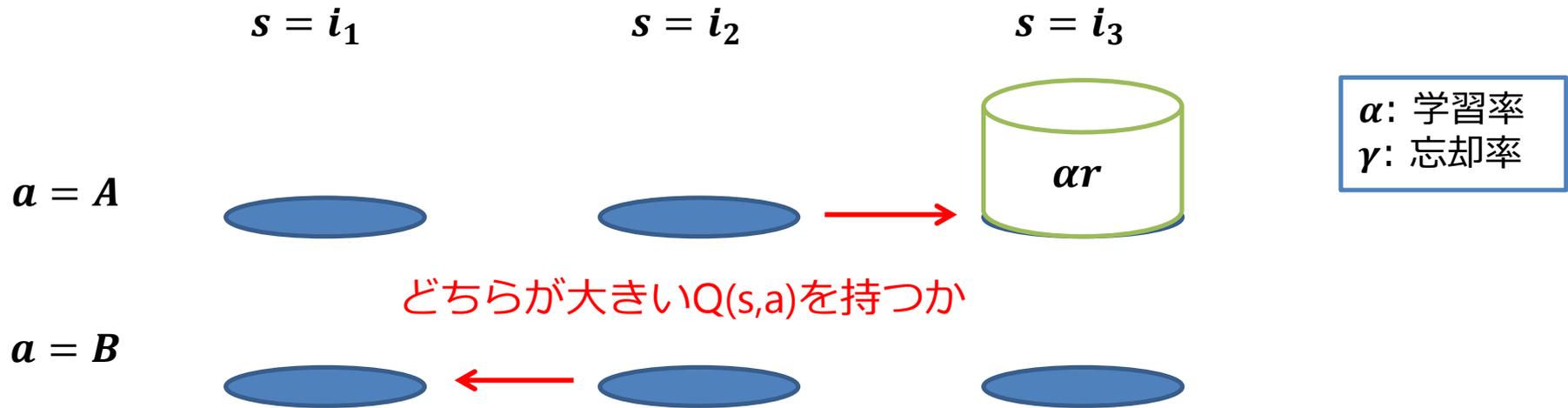
1. 全ての状態と行動の組み合わせにQ値を設定する
 1. 初期値は0とする

統計的対話制御: Q学習の例



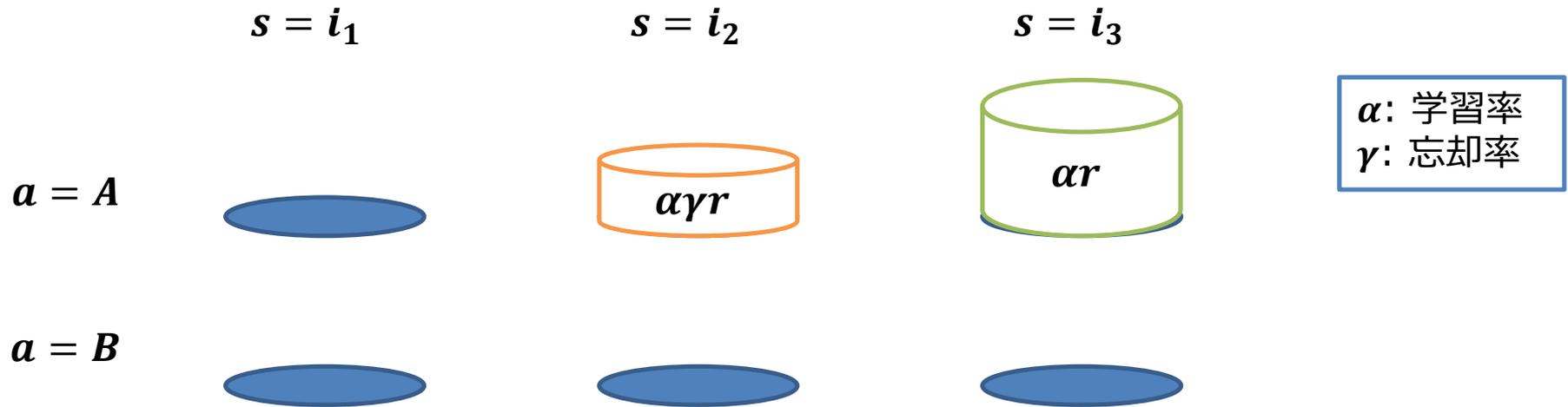
1. 全ての状態と行動の組み合わせにQ値を設定する
初期値は0とする
2. ランダムに行動した結果 $s = i_3$ の時報酬 r を得る
報酬は学習率 α をかけて $Q(s = i_3, a = A)$ に積まれる

統計的対話制御: Q学習の例



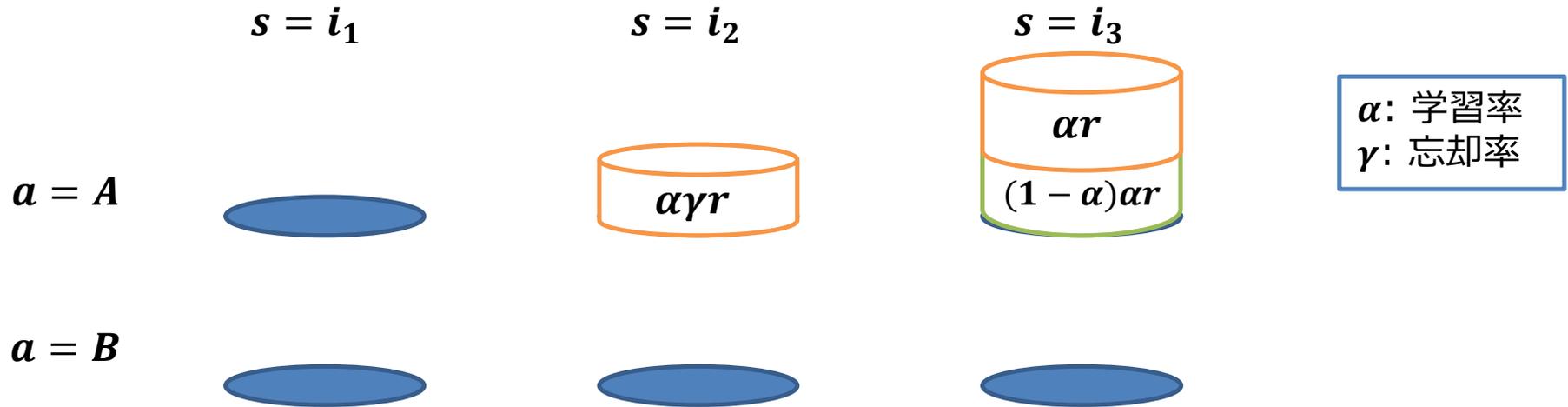
1. 全ての状態と行動の組み合わせにQ値を設定する
初期値は0とする
2. ランダムに行動した結果 $s = i_3$ の時報酬 r を得る
報酬は学習率 α をかけて $Q(s = i_3, a = A)$ に積まれる
3. $s = i_2$ の時それぞれの行動に対し**次のターンの**Q値の大きさを見る

統計的対話制御: Q学習の例



1. 全ての状態と行動の組み合わせにQ値を設定する
初期値は0とする
2. ランダムに行動した結果 $s = i_3$ の時報酬 r を得る
報酬は学習率 α をかけて $Q(s = i_3, a = A)$ に積まれる
3. $s = i_2$ の時それぞれの行動に対し**次のターンの**Q値の大きさを見る
4. 次のターンで得られるQ値を忘却値をかけて積む

統計的対話制御: Q学習の例

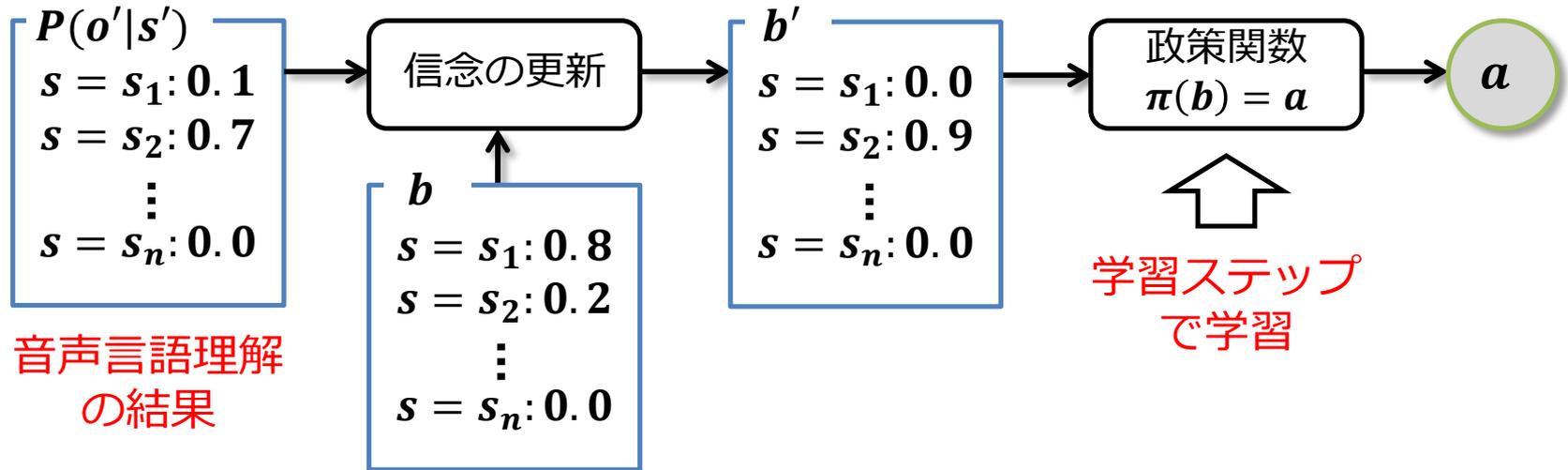


1. 全ての状態と行動の組み合わせにQ値を設定する
初期値は0とする
2. ランダムに行動した結果 $s = i_3$ の時報酬 r を得る
報酬は学習率 α をかけて $Q(s = i_3, a = A)$ に積まれる
3. $s = i_2$ の時それぞれの行動に対し**次のターンの**Q値の大きさを見る
4. 次のターンの得られるQ値を忘却値をかけて積む
5. 3,4をQ値が収束するまで繰り返す (さらに前へ伝搬しそのうち収束)

統計的対話制御: 誤りを含む音声認識・言語理解

- **音声認識結果・言語理解結果には誤りが含まれる**
 - 統計的言語理解において結果は確率変数として与えられる
 - 与えられるのは s ではなく b_s (信念)
- **Partially Observable Markov Decision Process (部分観測マルコフ決定過程) による行動選択**
- **部分観測下で最適となる政策 $\pi^*(b) = a$ を学習したい**
 - **対話研究の大きな問題の1つ**
 - **学習に使える対話データの量は限られている**

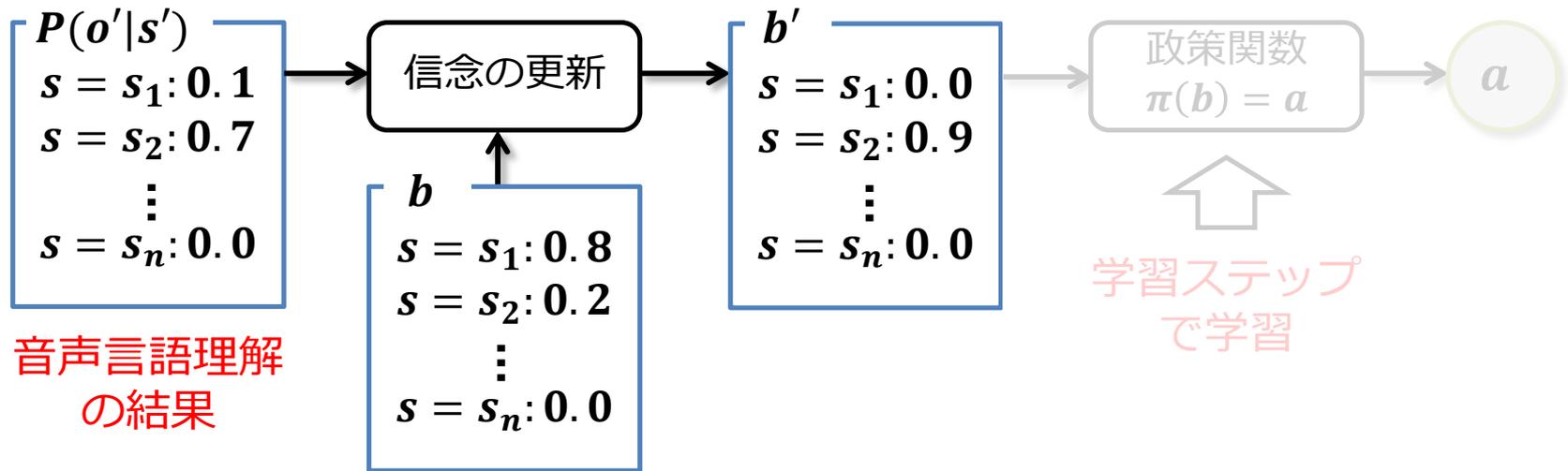
統計的対話制御: POMDP



- $s \in I_s$
- $a \in K$
- $o \in I_o$
- $b_i = P(s_i | o^{1:t})$
- $R(s, a)$
- $\pi(b, a)$

ユーザ状態
 システムの行動
 観測状態
 $s = s_i$ である信念 (確率変数)
 報酬関数
 政策関数

統計的対話制御: POMDP



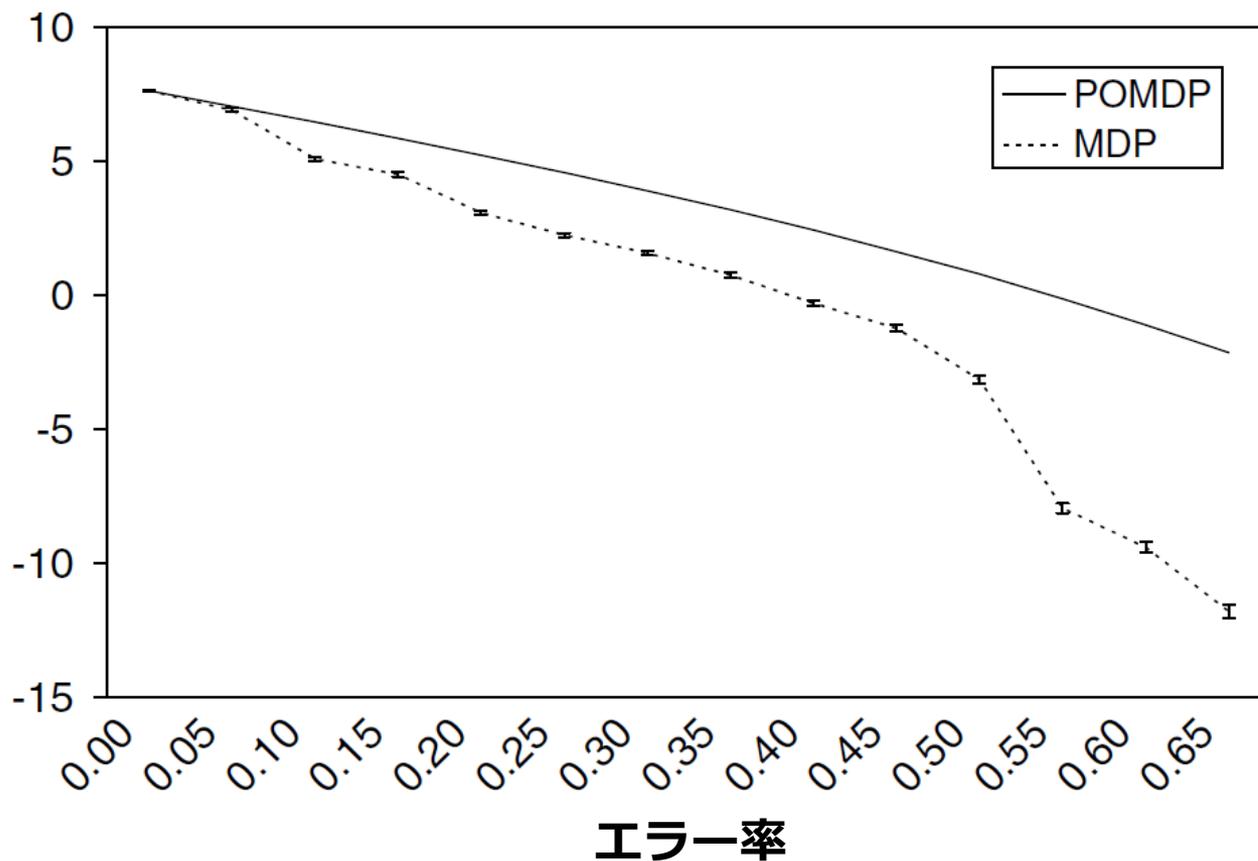
- $$b' = P(s^{t+1} | o^{1:t+1}) \propto P(o' | s'_j) \sum_{s_i} P(s'_j | s_i, \hat{a}_k) b^t$$

- **信念を更新**

- 次の行動を出力する政策関数の入力

MDP vs POMDP

報酬
(タスク達成
で得られる)



Partially observable Markov decision processes for spoken dialog systems. Williams et al., Computer Speech & Language, 393—422, Vol.22, No.1, 2007.

統計的対話制御: POMDPにおける学習の問題

- 最適な π^* () を得られるほど学習データがない
 - 効率的な学習手法が必要

1. ルールとPOMDPの併用

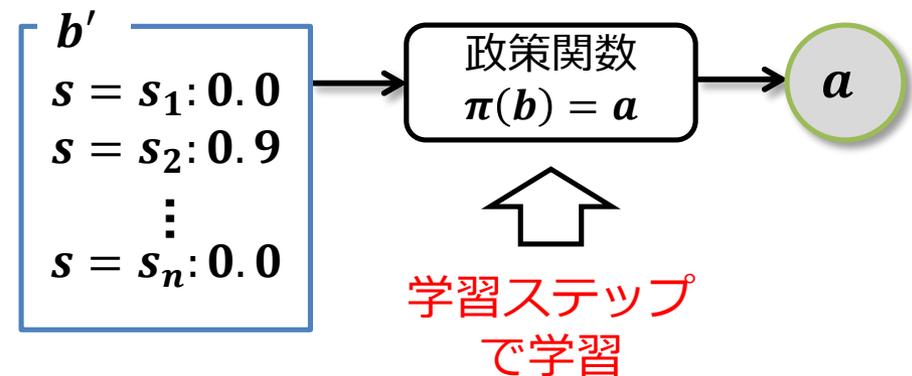
- Hidden information state model
- Intention dependency graph

2. 効率的なサンプリング

- Point-based value iteration

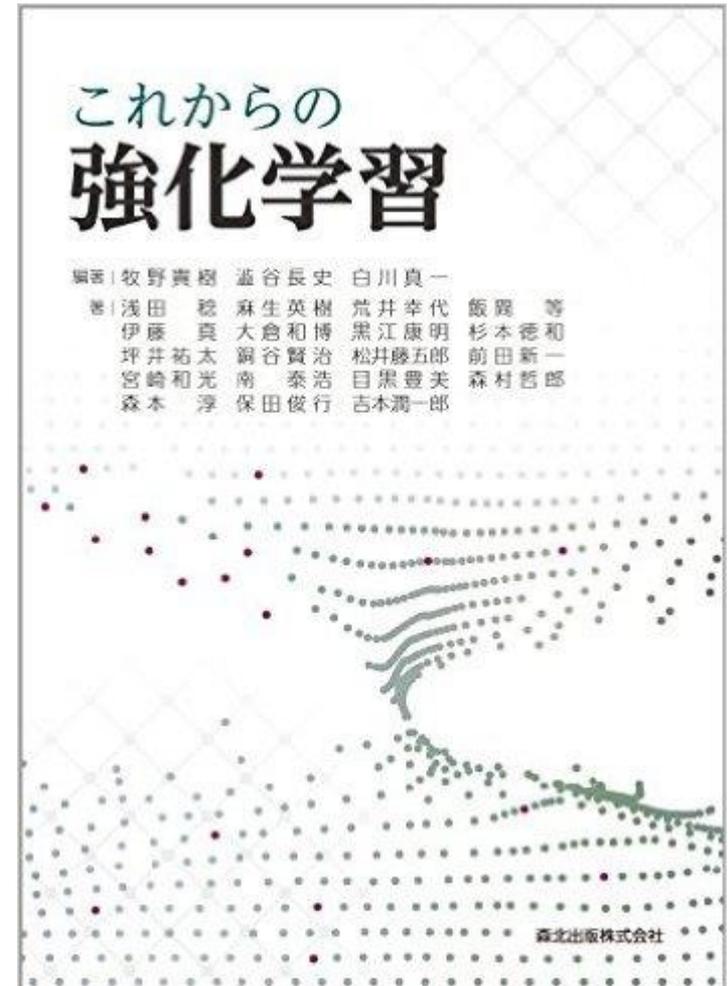
3. 効率的なQ関数の計算

- Gaussian process reinforcement learning

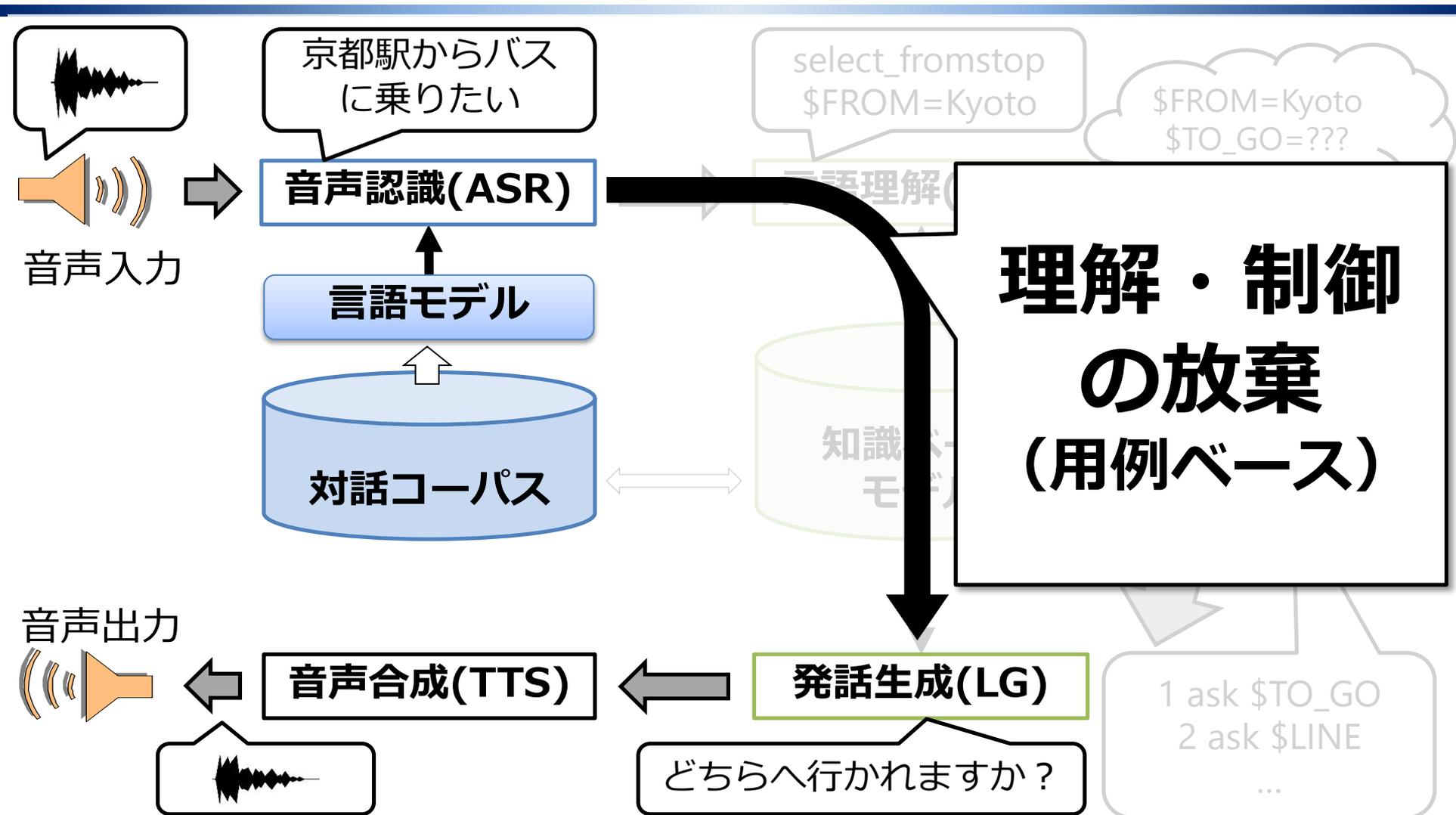


参考書: 強化学習

- **これからの強化学習**
 - 森北出版
 - 牧野 貴樹 他21名
 - 2016



end-to-endアプローチ



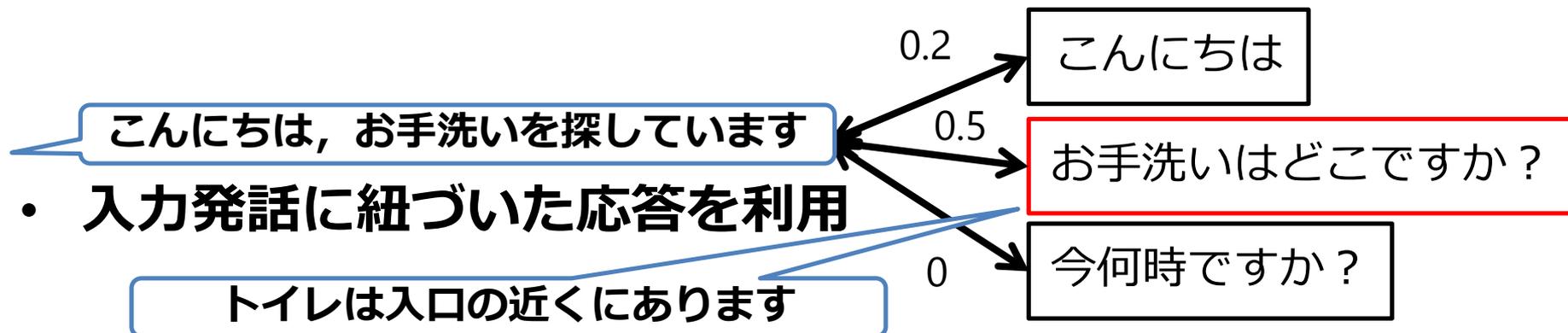
end-to-end: 用例対話システム

- 入力発話例/応答文対を用意

Adaptive selection from multiple response candidates in example-based dialogue.
Mizukami et al., In Proc. ASRU, 2015.

入力発話例	応答文
こんにちは	こんにちは
お手洗いはどこですか？	トイレは入口の近くにありますが
今何時ですか？	今は<Hour>時<Minute>分です

- 入力発話例と実際の入力との類似度を計算

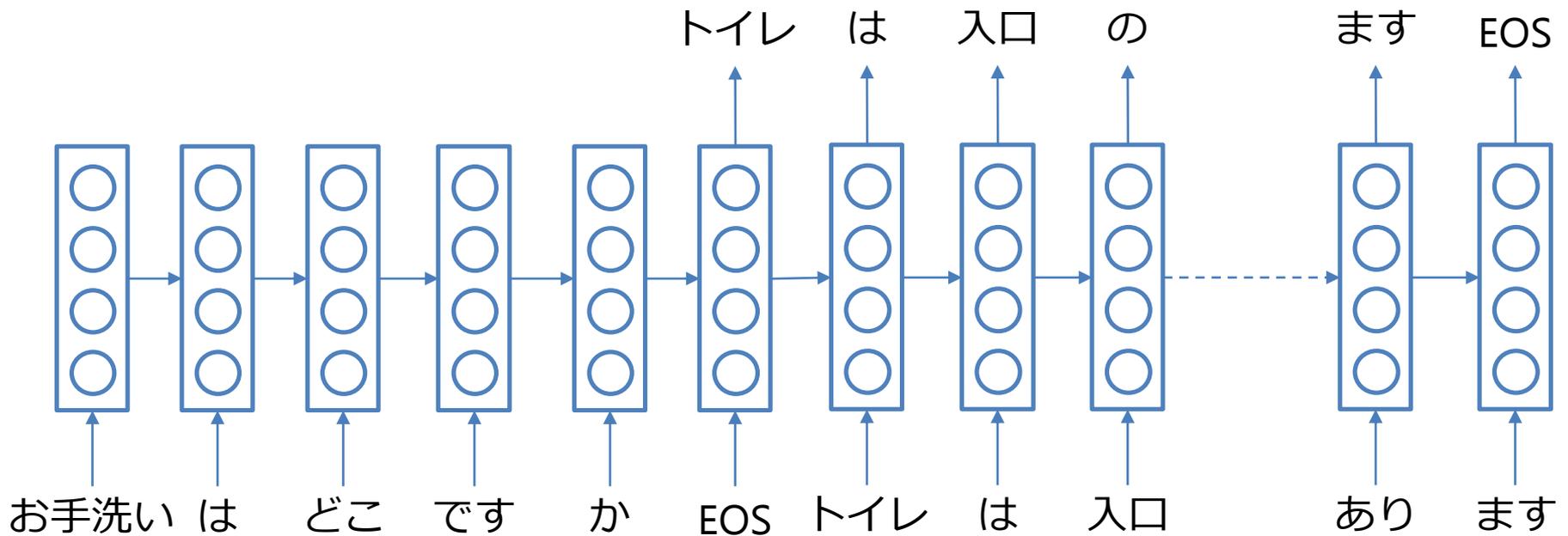


- 入力発話に紐づいた応答を利用

トイレは入口の近くにありますが

end-to-end: seq2seq

- Recurrent Neural Network (RNN)を用いたエンコーダ・デコーダモデルによる発話生成



end-to-endの利点・欠点

• 利点

- 言語理解・対話制御を設計不要
 - 入力発話から直接出力発話を推定する
 - データさえあればシステムが動く

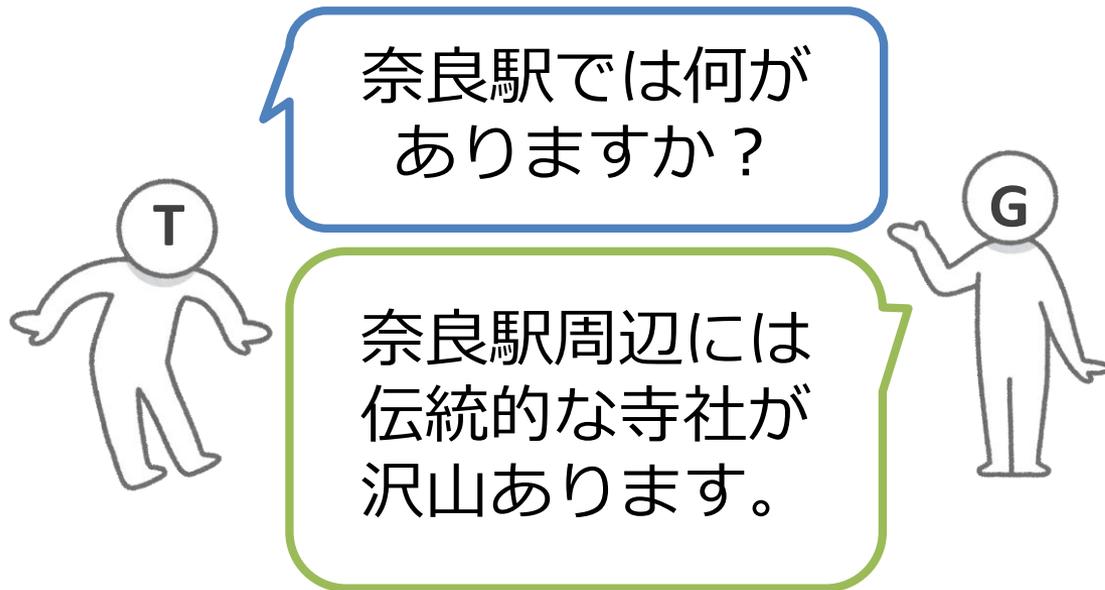
• 欠点

- 応答が一意でない場合学習がうまくいかない
- 制御が難しい
 - 出力してはいけない文が出る (e.g. レイシズム)
 - 文法的に正しいが意味的にはおかしい文が出る
 - ブラックボックス

- **最新の研究動向**
 - **Dialogue State Tracking**
 - **Deep Reinforcement Learning**
 - **自律型アンドロイド**
-

Dialogue State Tracking

- 発話の意図理解



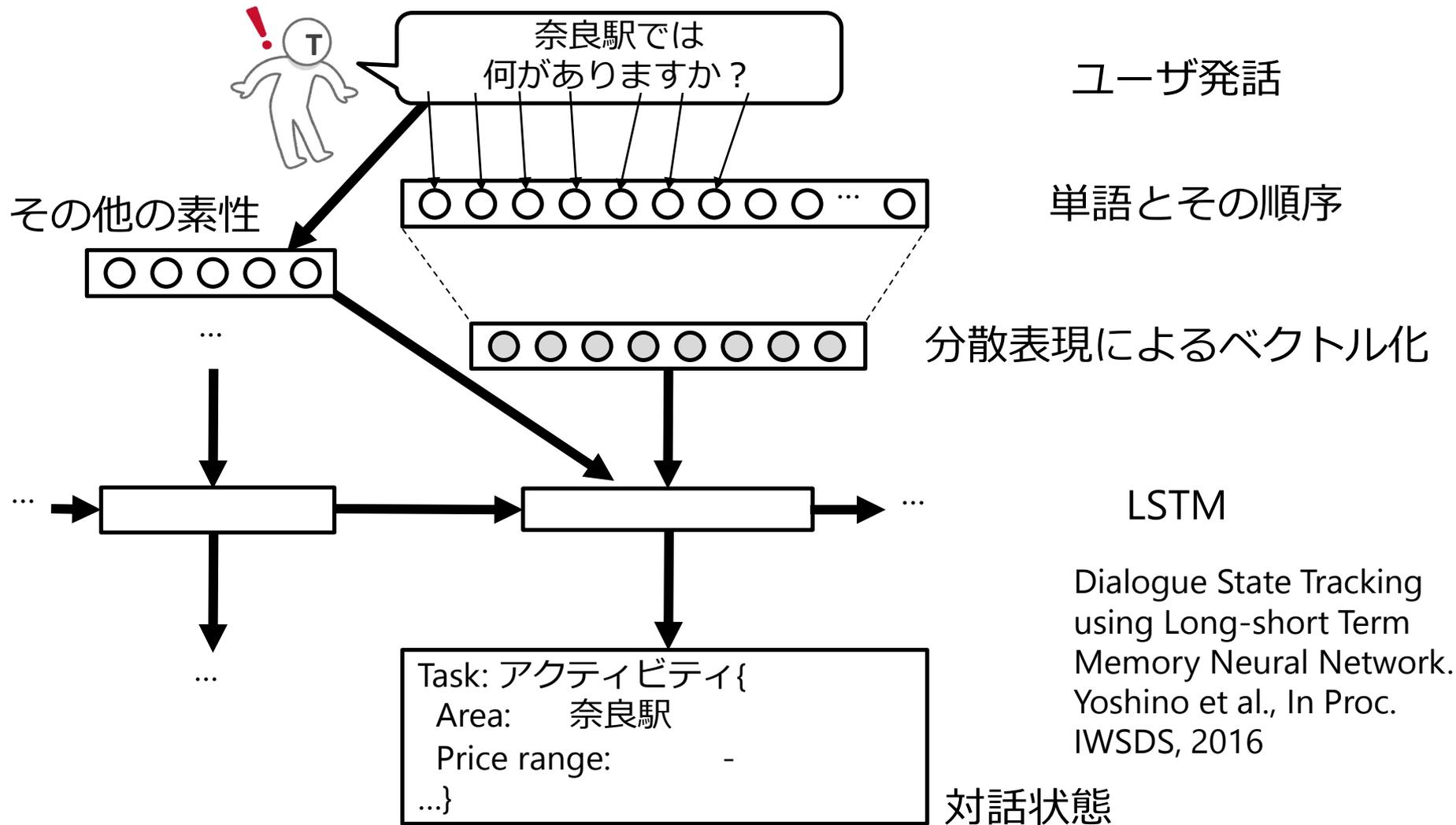
意図

```
"frame_label": {  
  "情報":  
    ["アクティビティ"],  
  "NEIGHBOURHOOD":  
    ["奈良駅"]  
}
```

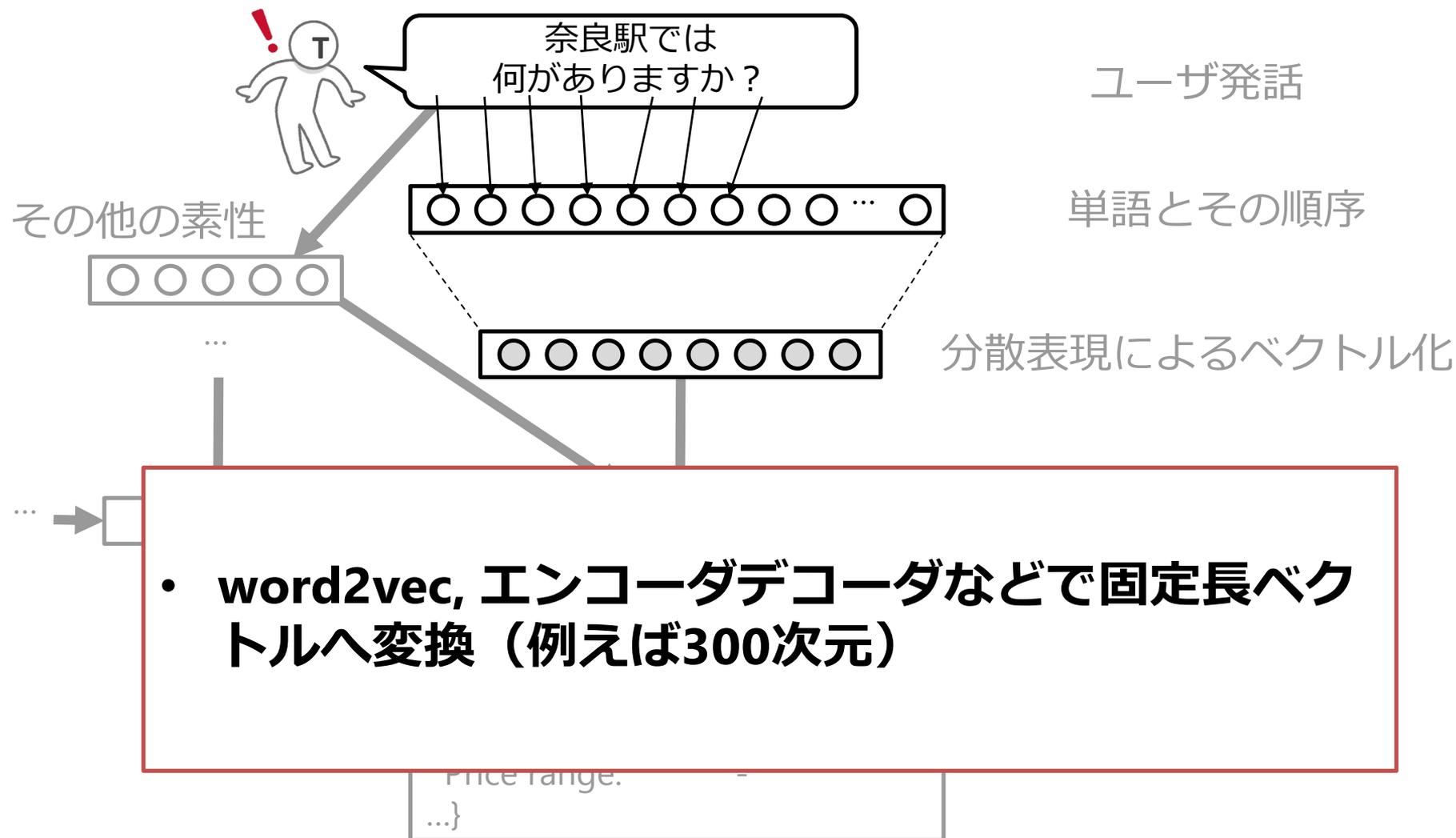
- 多様な研究機関が参加する国際コンペ

- 過去に NAIST, Panasonic, MIT, XEROX, IIR, Microsoft, Cambridge などが参加

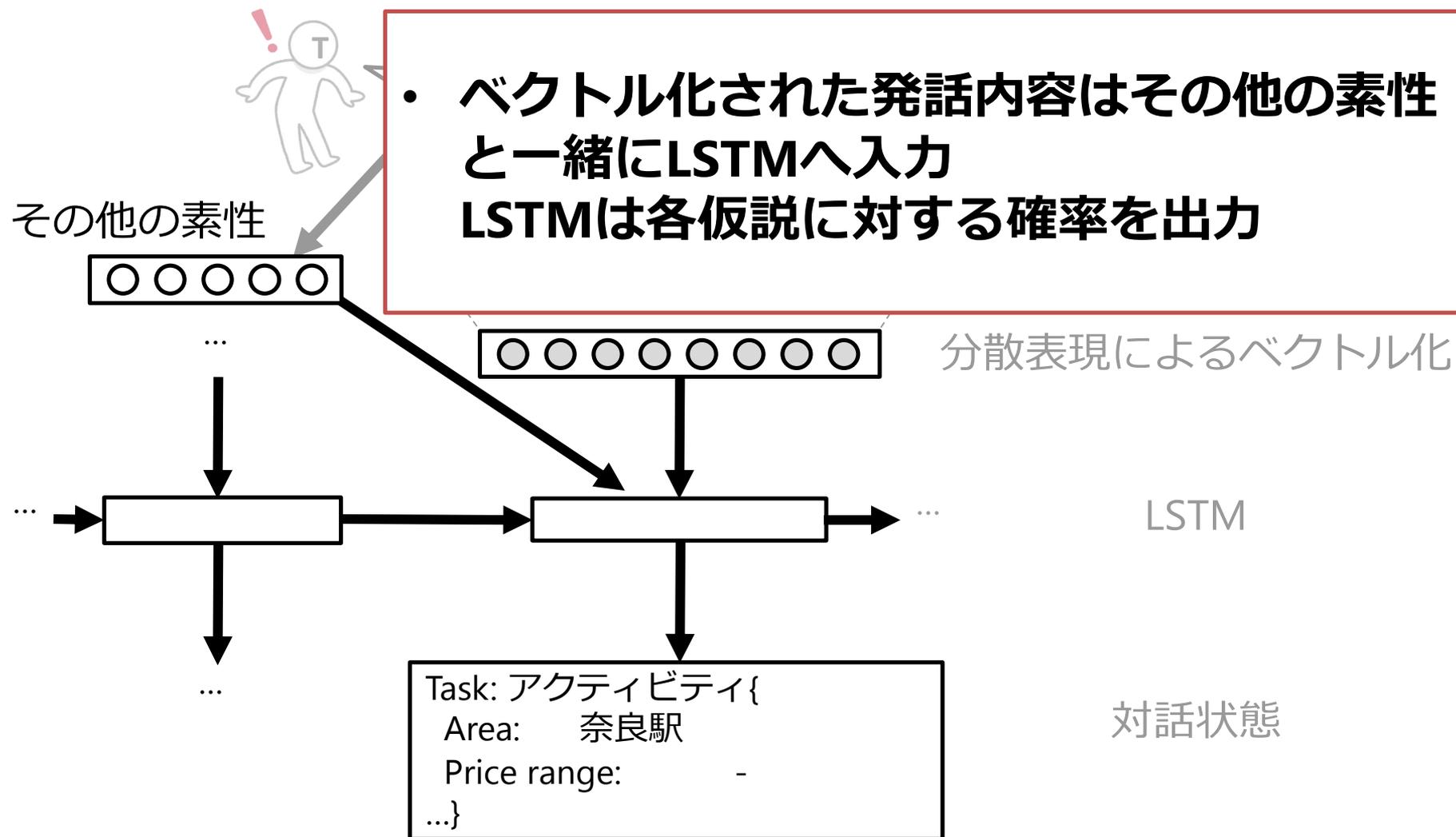
Dialogue State Tracking with Long Short Term Memory Neural Network



Long Short Term Memory Neural Networkを用いた言語理解



Long Short Term Memory Neural Networkを用いた言語理解



Deep Reinforcement Learning

- POMDPの問題は任意の b, a に対する $Q(b, a)$ の計算
 - Q値を最大化するペアの探索
- 学習データに存在する $Q(b_i, a_i)$ から未知の $Q(b_k, a_k)$ を求める → 教師あり学習

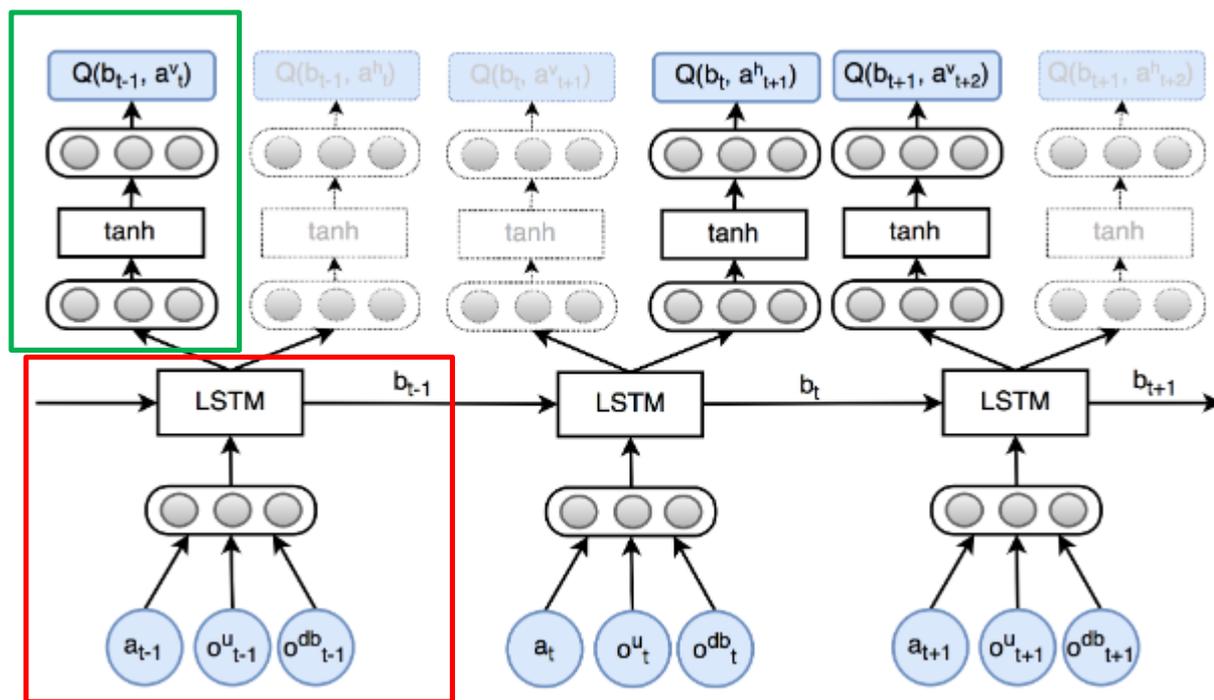
$$\mathcal{L}(\theta_i) = E_{(s,a,r,s')} [(y^{DQN} - Q(s, a; \theta_i))^2] \quad (1)$$

$$y^{DQN} = r + \gamma \max_{a'} Q(s', a'; \theta_i^-) \quad (2)$$

Towards End-to-End Learning for Dialog State Tracking and Management using Deep Reinforcement Learning. Zhao et al., In Proc. SIGDIAL, 2016

LSTMを用いた言語理解と DQNによる対話制御の接続

- LSTMによる言語理解をDQNの入力として利用
- DQNは任意の b, a のQ値を計算



LSTM: 観測結果から b_t を計算

DQN: 与えられた b_t に対して $Q(b_t, a_{t+1}; \theta)$ を計算

最後に全体のニューラルネットをファインチューニング

自律型アンドロイドERICA

- ERATO 石黒共生ヒューマンロボット
インタラクションプロジェクト



- 人間らしいコミュニケーション技術
 - 自然な応答タイミング・ジェスチャー・相槌 etc...
- 遠隔音声認識
 - 非接話・雑音環境下での音声認識
- 適切な意図理解
 - タスク指向・非タスク指向
- https://www.youtube.com/watch?v=cb_tmGe3ga0

• まとめ

まとめ: 音声対話システムの機能

- **言語理解と対話制御**

- 適切なユーザ意図、システムの行動の空間を設計
- (データがあれば) 機械学習でこれらを学習
- ルールベース→統計ベースの置き換え
- 全体を通したファインチューニング

- **対話システムの類型**

- タスク達成対話、雑談対話、(質問応答)
- どのタイプが達成したい対話に近いか

まとめ: 音声対話システムを作る上で重要なこと

- **システムが代替しようとしている機能**
 - 洗濯機: 衣類を綺麗にする (洗濯板は使えなくてもよい)
 - 電話自動応答: 交換手の代替
(人間の言っていることは理解できなくてもよい)
- **対話というインタフェースの有効性**
 - そのシチュエーションで対話は本当に有効か
 - バス案内対話システムはQRコードに淘汰された
 - 音声入力がフリック入力に勝る状況
 - 音声出力が画面出力に勝る状況
- **システムの制御性**
 - 必ずしも機械学習がよいとは限らない (制御できない場合もある)

まとめ: これからの課題

- **ユーザが明確な意図発信をできるタスクデザイン**
 - ユーザが何を言っているかわからない状態を防ぐ
 - ファーストフード店の優秀な店員を目指す
- **必要な会話の粒度に合わせた抽象化・階層化**
 - 大ざっぱすぎると何も出来ない
 - 細かすぎると制御の学習がうまくいかない
- **対話が失敗したときのフォールバック**
 - Webで調べるなどで何もできない印象を軽減
- **様々なモダリティの併用**
 - 人間は音声以外にも視線・ジェスチャーなどを利用
- **より粒度の細かいターンテイキング**
 - 従来は「音声区間の検出=相手のターン」
- **漸進的な処理**
 - リアルタイムコミュニケーション
- **意味の扱い**
 - 文意をどう扱っていくか