MCMC サンプリングを用いた発話からの相対位置概念学習 Learning of Relative Spatial Concepts from Utterances based on MCMC sampling

相良陸成	$\dot{\zeta}^{*1}$	谷志翔*1	田口亮*1	服部公央亮*2	保黒政大*2	梅崎太造*1*3
Rikunari Sag	gara	Zhixiang Gu	Ryo Taguchi	Koosuke Hattori	Masahiro Hoguro	Taizo Umezaki
*1 名古屋工業大学		*2	*2 中部大学			
Nagoya Institute of Technology		gy Chub	u University	The University of Te	okyo	

This paper presents a method for learning relative spatial concepts and phoneme sequences which represent spatial concepts and objects from utterances without knowledge of words. First, phoneme sequences recognized by a general speech recognizer are divided into words on the basis of NPYLM. Then, parameters of the relative spatial distributions are estimated from the segmented words and location information by MCMC sampling. In the experiments, the result showed that the parameters were estimated correctly by the proposed method. Moreover, phoneme sequences which represent spatial concepts and objects were learned successfully by the proposed method.

1. はじめに

近年,人間の日常生活を支援するサービスロボットへのニーズが増加している.このようなロボットは,使用される環境に特有の単語とその意味を学習できることが望ましい.この課題を解決するために,単語の意味をロボットの感覚・運動系の信号と対応付けて学習させる研究が行われている[田口 10][中村 15].

また、位置概念は人間の日常生活において重要な役割を果 たしているため、サービスロボットが位置概念を理解できることは、 人との協調を実現するために重要である.谷口らは,地図生成 と位置・音声言語・画像を統合したモデルによる位置概念の逐 次的な学習手法「谷口 17」を提案している. ただしこの手法では, 前後左右などの相対的な位置概念(相対位置概念)を学習でき ない. 相対位置概念を表す単語は, 対象の他に少なくとも 1 つ の基準となる物体(参照物体)に依存する[Landau 93]. 参照物 体は明示されない場合があるため,ロボットが位置概念を学習 する場合は,配置された各物体の相対位置関係から参照物体 を推定しながら学習を進める必要がある.谷らは、参照物体を 推定しながら相対位置概念を学習する手法を提案した[谷 17]. ただしこの研究では、相対位置概念の名称をテキストにより教 示しており,自然な発話からの学習については実現されていな い. そこで本研究では、入力として発話音声を用いて、相対位 置概念と位置や物体を表す単語を学習する手法を提案する.

2. 問題設定

本研究で想定する教示場面をに示す.教示環境において, 教示者とロボット及び複数の物体の位置を定める.これらの物 体は,用意された物体からランダムに選択される.教示者は配 置された物体の中から参照物体を1つ選択し,参照物体からの 相対位置をロボット視点で発話により教示する.発話は位置を 表す単語(位置単語),物体を表す単語(物体単語),その他の 単語(文法単語)から成るとする.教示者とロボット及び物体の 位置を変更して,この教示を繰り返す.ロボットは教示者と物体 の位置関係(位置情報)と発話から,相対位置概念と,物体単 語及び位置単語を学習する.ただし,ロボットは事前に単語知 識を持たないとする.このため単語を学習するには単語境界を 推定する必要がある.また,ロボットは教示環境に配置された物

連絡先:相良陸成,名古屋工業大学大学院工学研究科, 名古屋市昭和区御器所町, sagara@umelab.jp 体の種類を誤りなく認識可能であるものとして,各物体に割り当てられる ID(物体 ID)を取得できるとする.なお,物体数と位置 概念数は事前に与えられるものとする.

この問題設定では、どの物体が参照物体であるかはロボット に与えられない. そのため相対位置概念を学習する際には、配 置された物体の中から参照物体を推定する必要がある.



3. 提案手法

提案手法は,単語分割と概念学習 により構成される.図2にデータフロー を示す.単語分割では発話を単語列 に変換し,概念学習では単語列と位置 情報から,相対位置の分布と各概念の 単語分布を推定する.



3.1 単語分割

単語分割では、音声認識誤りを吸収しながら、単語の事前知 識なしで発話を単語に分割する.中村らが用いた繰り返しアル ゴリズム[中村 15]と同様に、(i)音声認識、(ii)教師なし単語分割、 (iii)言語モデル更新を繰り返し行う.に単語分割アルゴリズムの データフローを示す.ただし中村らの用いたアルゴリズムとは異 なり、音声認識の結果としてラティスを出力する.これにより、音 響尤度をより正確に考慮した単語分割を行うことができる[相良 17].また、単語分割と同時に概念学習を行うことの有効性が報 告されている[中村 15].本研究では、単語分割と概念学習のそ れぞれの性能を個別に評価するため、単語分割の際に概念学 習を同時に行わないこととした. アルゴリズムについて述べる.まず各発話を音声認識する. 初期状態の言語モデルには、日本語の各音節が単語として登録されている.音声認識結果は、音声認識スコアを重みとした Weighted Finite-State Transducer (WFST)形式の単語ラティスと して出力する.この単語ラティスを音節ごとにノードを分解し、ス コアを音節ごとに等分する.ただし、初期状態の言語モデルを 用いて得られた単語ラティスは既に音節に分割されている.各 発話の音節ラティスを入力とし、NPYLMを用いて言語モデルと 単語分割を学習する Neubig らの手法[Neubig 10]により、単語 分割を行う.その後、生成された単語列を言語モデル作成用コ ーパスに追加する.このコーパスから単語 3-gramの言語モデル を作成し、この言語モデルを用いて再度音声認識を行う.ここま での処理を指定回数繰り返し、最後の音声認識結果から第一 候補の単語列を抽出して、単語分割の結果とする.



図3 単語分割アルゴリズム

3.2 概念学習

単語分割により 得られた単語列 と,配置された物
 表1<</th>
 概念学習の入力例

 n
 単語列
 (l_{n1}, θ_{n1})
 (l_{n2}, θ_{n2})

 1
 ここわ「てれび| の」みぎ|だね
 (1.5[m], -87[°])
 (1.2[m], 65[°])

体との相対位置を入力とする.表1に入 力例を示す.これを用いて,位置の分 布と,位置概念と物体概念の単語分布 を学習する.場面nにおける物体kから の相対位置 \mathbf{x}_{nk} は,角度 θ_{nk} と距離 l_{nk} か ら成る.図4に示すように,角度 θ_{nk} は物 体kとロボットを結ぶ線分と,物体kと教 示者を結ぶ線分が成す角であり,距離 l_{nk} は物体kと教示者の距離である.



図 5に概念学習のグラフィカルモデルを示し,表 2に概念学 習に用いる変数を示す.このモデルは,位置分布の推定と各 概念の単語分布の推定を統合したモデルである.相対位置 $\mathbf{x}_{nk} = (\mathbf{x}_{nk}, \mathbf{y}_{nk})$ は式(1)で示すように生成される.場面nで選ば れた参照物体の物体概念のインデックスを C_n^o ,位置概念のイン デックスを C_n^r とする.物体kが参照物体の時($\mathbf{k} = C_n^o$),相対位 置を極座標を用いて距離 \mathbf{I}_{nk} と角度 θ_{nk} で表し,距離と角度は正 規分布N(・)とフォン・ミーゼス分布vM(・)から生成される.参照物 体ではないときは一様分布U(・)から生成される.

$$\mathbf{x}_{nk} \sim p(\mathbf{x}_{nk} | \boldsymbol{\mu}, \lambda, \boldsymbol{\nu}_{C_n^r}, \kappa_{C_n^r}, e)$$

$$= \begin{cases} \mathbf{N}(l_{nk}|\mu,\lambda^{-1})\mathbf{v}\mathbf{M}(\theta_{nk}|\nu_{C_n^r},\kappa_{C_n^r}) & (k=C_n^o)\\ \mathbf{U}(x_{nk}|-e,e)\mathbf{U}(y_{nk}|-e,e) & (\text{otherwise}) \end{cases}$$
(1)

パラメータ μ , λ , v_s は式(2)から式(4)で示すように, 共役事前分 布の正規分布とガンマ分布Gam(・)及びフォン・ミーゼス分布か ら生成される. また κ_s は式(5)で示すように対数正規分布logN(・) から生成される. ただしsは位置概念のインデックスである.

- $\mu \sim p(\mu|\mu_0, \lambda_0) = \mathbf{N}(\mu|\mu_0, \lambda_0)$ (2)
- $\lambda \sim p(\lambda | a_0, b_0) = \operatorname{Gam}(\lambda | a_0, b_0)$ (3)
- $\mu_s \sim p(\nu_s | \nu_0, \kappa_0) = \nu \mathbf{M}(\nu_s | \nu_0, \kappa_0) \tag{4}$
- $\kappa_s \sim p(\kappa_s | m_0, \sigma_0) = \log N(\kappa_s | m_0, \sigma_0)$ (5)

i番目の単語 w_{ni} は式(6)で示すように生成される. i'_{ni}, i^o_{n} はそれ ぞれ、単語列 w_n 内の位置単語と物体単語のインデックスである. i'_{ni}, i^o_{n} により単語を選択することを本研究では「単語選択」と呼ぶ. 単語 w_{ni} が位置単語の場合、物体単語の場合、文法単語の場 合に応じて、それぞれの単語分布 $\phi'_{C_n}, \phi'_{C_n}, \psi$ をパラメータとし た多項分布Mult(-)から単語が生成される.

$$w_{ni} \sim p\left(w_{ni}|\boldsymbol{\phi}_{C_{n}^{r}}^{r}, \boldsymbol{\phi}_{C_{n}^{o}}^{o}, \boldsymbol{\psi}, i_{n}^{r}, i_{n}^{o}\right)$$

$$= \frac{p\left(w_{ni}|\boldsymbol{\phi}_{C_{n}^{r}}^{r}\right) = \operatorname{Mult}\left(w_{ni}|\boldsymbol{\phi}_{C_{n}^{r}}^{r}\right) \quad (i = i_{n}^{r})}{p\left(w_{ni}|\boldsymbol{\phi}_{C_{n}^{o}}^{o}\right) = \operatorname{Mult}\left(w_{ni}|\boldsymbol{\phi}_{C_{n}^{o}}^{o}\right) \quad (i = i_{n}^{o})} \quad (6)$$

$$p\left(w_{ni}|\boldsymbol{\psi}\right) = \operatorname{Mult}\left(w_{ni}|\boldsymbol{\psi}\right) \quad (\text{otherwise})$$

単語分布 $\phi_{s}^{\prime}, \phi_{k}^{\rho}, \psi$ と単語のインデックスは $i_{n}^{\prime}, i_{n}^{\rho}$ は式(7)から式 (11)で示すように,ディリクレ分布**Dir(**・)と多項分布から生成され る. ただしkは物体概念のインデックスである.

ϕ_s^r	~	$p(\boldsymbol{\phi}_{s}^{r} \boldsymbol{\beta}^{r})$	=	$\operatorname{Dir}(\boldsymbol{\phi}_{s}^{r} \boldsymbol{\beta}^{r})$	(7)
$\pmb{\phi}_k^o$	~	$pig(oldsymbol{\phi}^o_k oldsymbol{eta}^oig)$	=	$\mathrm{Dir}ig(oldsymbol{\phi}^o_k oldsymbol{eta}^oig)$	(8)
Ψ	~	$p(\boldsymbol{\psi} \boldsymbol{\beta}^{\psi})$	=	$\mathrm{Dir}(\boldsymbol{\psi} \boldsymbol{\beta}^{\psi})$	(9)
i_n^r	~	$p(i_n^r \boldsymbol{\gamma}_n)$	=	$\operatorname{Mult}(i_n^r \boldsymbol{\gamma}_n)$	(10)

$$i_n^o \sim p(i_n^o | \boldsymbol{\gamma}_n) = \operatorname{Mult}(i_n^o | \boldsymbol{\gamma}_n)$$
 (11)

位置概念と物体概念のインデックス C'_n, C^0_n は式(12),式(13)で 示すように多項分布から生成される.ただし O_n は配置された物 体を表し, π^{o**} は π^o の成分のうち配置されていない物体に対応 する値を 0 としたベクトルである.またパラメータ π^r, π^o は式(14), 式(15)で示すようにディリクレ分布から生成される.

C_n^r	~	$p(C_n^r \boldsymbol{\pi}^r)$	=	$\operatorname{Mult}(C_n^r \boldsymbol{\pi}^r)$	(12)
C_n^o	~	$p(C_n^o \boldsymbol{\pi}^o, \boldsymbol{O}_n)$	=	$\operatorname{Mult}(C_n^o \boldsymbol{\pi}^{o*})$	(13)
π^r	~	$p(\boldsymbol{\pi}^r \boldsymbol{\alpha}^r)$	=	$\operatorname{Dir}(\boldsymbol{\pi}^r \boldsymbol{\alpha}^r)$	(14)

- $p(\boldsymbol{x} \mid \boldsymbol{u}) = Dn(\boldsymbol{x} \mid \boldsymbol{u})$ (1)
- ~ $p(\boldsymbol{\pi}^{o}|\boldsymbol{\alpha}^{o})$ = $\text{Dir}(\boldsymbol{\pi}^{o}|\boldsymbol{\alpha}^{o})$ (15)

本研究ではギブ スサンプリングを用 いてモデルのパラメ ータを推定する.た だし κ_s については事 後分布の数値解析 が困難であるため, 対数正規分布 $\log N(\kappa_s | m_0, \sigma_0)$ を提 案分布として用いて Metropolis-Hastings 法によりサンプリング を行う.

 π^{o}



図 5 グラフィカルモデル

	表 2 概念学習に用いる変数
C_n^r	場面nの位置概念のインデックス
C_n^o	場面nの参照物体の物体概念のインデックス
π^r	各位置概念の生成確率
π^{o}	各物体概念の生成確率
x_{nk}	場面nの配置物体kからの相対位置
O_n	場面nにおいて配置された物体を表すベクトル
μ	距離の平均
λ	距離の分散
ν_s	相対位置概念。の平均角度
ĸ	相対位置概念。の集中度
w _{ni}	場面nのi番目の単語
ϕ_s^r	位置概念。の単語分布
$oldsymbol{\phi}_k^o$	物体概念kの単語分布
Ψ	文法単語の単語分布
i_n^r	場面nの位置単語のインデックス
i_n^o	場面nの物体単語のインデックス
$ \begin{array}{c} \mu_0, \lambda_0, a_0, b_0 \\ \nu_0, \kappa_0, m_0, \sigma_0 \\ \boldsymbol{\alpha}^r, \boldsymbol{\alpha}^o, \boldsymbol{\gamma}_n \\ \boldsymbol{\beta}^r, \boldsymbol{\beta}^o, \boldsymbol{\beta}^\psi \end{array} $	ハイパーパラメータ

4. 実験と考察

単語分割と概念学習に分けて評価を行う.

4.1 音声データの作成

学習に使用する物体数を16,位置概念数を4とし,各概念を 表す単語数は1とした.使用する物体単語と位置単語の一覧を それぞれ表 3 (a)と(b)に示す.発話内容は、物体単語 X と位置 単語 Y を決めた後に、20 種類からランダムに選択した言い回し に X, Y を当てはめて作成した.使用する言い回しの例を表 3 (c)に示す.ただし単語の境界を縦棒"()"で表す.本実験では物 体単語と位置単語の全組み合わせについて,発話内容を4つ ずつ作成した.発話内容の総数は256(=16×4×4)通りである.

作成したそれぞれの発話内容を日本人男性1名が1回ずつ 発話し,合計256発話の音声を収録した.発話内容の例を表3 (d)に示す.音声認識にはJulius-4.4.2[Lee 01]とJulius ディクテ ーションキット v4.4のDNN音響モデルを用いた.

表3 発話内容の生成						
(a) 物体		(c) 言い回しの例				
概念	単語		ID	単語列		
テレビ	てれび	_	1	X の Y		
本棚	ほんだな	_	2	X の Y だよ		
椅子	いす	-	3	X の Y だね		
机	つくえ	-	4	X の Y です		
(b) 位置単語の一覧		-	5	X の Y にきました		
概念	単語		6	X の Y にいるよ		
 前	まえ		7	X の Y にいるね		
後	うしろ		8	X の Y にいます		
	みぎ		9	ここわ X の Y		
 左	ひだり		10	ここわ X の Y だよ		

(d) 発話内容の例					
単語列					
ここわ てれび の まえ だよ					
ほんだな の ひだり に いるね					

4.2 単語分割の評価

(1) 実験条件

単語分割アルゴリズムの中で用いる教師なし単語分割には latticelm v0.4 を使用した.教師なし単語分割の結果は, latticelm の 1000 回目のサンプリング結果を利用した.また,言 語モデルの作成には, SRILM(SRI International により提供され る言語モデル作成用ツールキット)の ngram-count を用いた. 今 回は音声認識と言語モデル更新の繰り返し回数を 30 回とした.

(2) 評価手法

単語分割結果の単語境界が,表3(c)で定めたものと一致す ることを期待する.単語分割結果には音節認識誤りが生じてい る可能性があり,単語分割結果と正解の単語列の単語分割の 位置を直接比較できない.そのため,単語分割結果と正解の単 語列のそれぞれの音節列を DP マッチングし,得られた音節間 の対応関係を用いて単語分割の位置を比較する.発話ごとに, 以下の2つの条件を満たすか調べる.

- 過分割: 本来分割されるべきではない物体単語か位置単 語の中に分割が存在している.
- 未分割: 分割すべき位置で2つの単語に分割されていない. ただし単語「の」と他の単語が分割されていない場合には未分割としない. また,物体単語と単語「の」の組と,位置単語と単語「の」の組の双方が分割されていない場合には未分割とする.

(3) 実験結果

単語分割結果を表 4 に示す.結果を見ると,表 3(c)で定めた, 正解の単語列に近いことが確認できる. 過分割を赤字,未分割 を緑字で示す.単語列内の物体単語と位置単語について,256 発話中 49 発話(19.1[%])において過分割が発生し,17 発話 (6.6[%])において未分割が発生した.

表4 単語分割結果の例					
正解の単語列	単語分割結果				
ここわ てれび の まえ だね	ここわ てるび の まえ だね				
ここのなまえわ てれび の みぎ	ここのなまえわ てでび の みぎ				
ほんだな の ひだり です	ほおんだな の ひだり で す				
ここわ ほんだな の ひだり	ここわ ほ おんだな の ひ だり				
いす の みぎ にいます	にすのみぎ に い まあす				

(4) 考察

同じ単語であっても、発話により異なる分割結果となる例が 存在した.例えば、すべての「ほんだな」が「ほ」おんだな」と過 分割されたのではなく、過分割のない「ほおんだな」となるものも 存在した.これは3-gramを学習したことにより、単語の出現確率 が前後の単語に依存し、「ここわ」の後には「ほ」が出現しやすい などの誤りを学習したからだと考えられる.「ここわ」の後には物 体単語が出現し、その後には「の」が出現する、という規則を学 習できれば、このような誤りは生じない.このような学習は、概念 学習の結果を用いて物体単語と位置単語を特定し、物体単語 と位置単語をそれぞれ一つのクラスみなしたクラス n-gram を学 習することにより実現できると考えられる.

4.3 概念学習の評価

(1) 実験条件

入力する単語列には、単語分割の実験で得られた単語列を 用いる. 位置情報は、各物体からのロボットの相対位置をシミュ レーションにより生成する. 本実験では教示環境に 3 個の物体 を配置する. 発話により示される参照物体からのロボットの相対 位置は、表 5 の真値を用いて生成した. またそれ以外の物体か らのロボットの相対位置はランダムに生成した. 1 回の実験では、 256 個の学習データを用いて学習した. 本実験では,提案手法(手法 A)と提案手法の一部の処理を 除いた手法(手法 B,C,D)を比較して,提案手法の有効性を示 す.手法 B,C,D はそれぞれ,単語選択を除いた手法,距離分 布の推定を除いた手法,物体単語の単語分布の推定を除いた 手法,である.手法 B では,全ての単語が概念を表すとみなす. 各手法について,乱数の種を変えて10回ずつ実験した.

(2) 実験結果

参照物体の正解率の10回分の平均を 図6に示す.ただしエラーバーは標準偏 差を示す.提案手法を用いた場合に最も 高くなることがわかる.また,提案手法を 用いた場合の位置分布の推定値を調べ た.表5に平均角度と集中度の真値と推 定値の平均と標準信差を示す.提案手法



た. 表 5 に平均角度と集中度の真値と推 定値の平均と標準偏差を示す. 提案手法 図6 参照物体正解率 により、データの生成分布に近い値が得られることを確認できる.

表 5 提案手法による位置分布パラメータの推定

(a) 平均角度				(b) 集中度		
位置概念	真値	推定値		位置概念	真値	推定値
前	0.0	0.6±2.6		前	14.0	11.9±1.3
後	180.0	177.0 ± 1.3		後	14.0	15.2±1.4
左	90.0	90.9±1.7		左	14.0	15.8±2.2
右	-90.0	-91.3±2.7		右	14.0	14.5±1.6

各手法での位置分布のパラメータの推定値から、式(16)により誤差 RMSE(Root-Mean-Square Error)を算出した.ただし、実験回数をZ、位置概念数をS、位置概念sのパラメータの真値を x_s 、実験zでの位置概念sのパラメータの推定値を \hat{x}_s とする.

RMSE =
$$\sqrt{\frac{1}{ZS} \sum_{z=1}^{Z} \sum_{s=1}^{S} (x_s - \hat{x}_{zs})^2}$$
 (16)

結果を図 7 に示す. 平均角度と集中度の双方において, 提 案手法を用いた場合に最も誤差が小さくなることが確認できる.



また、単語分布の推定における単語選択の有効性を評価す る.単語選択を行わない手法 B と、提案手法を比較した.概念 「前」の推定された単語分布を図 8 に示す.単語選択を行うこと で、概念に対応する単語「まえ」の確率を高く推定できるように なることがわかる.また、提案手法では図 9 に示すように文法単 語の単語分布が正しく学習された.



(3) 考察

単語選択を除いた場合,文法単語も各場面の位置概念の選択に影響する.これにより各場面の位置概念の選択を誤り,平均角度がほぼ等しい位置概念が推定され,正しく学習されない場合が存在した.実験では10回のうち2回がこれに該当した.

距離分布を推定しない場合,物体と教示者を結ぶ線分との 角度の_{nk}の値が近い2つの物体のうち一方が参照物体である場 合,角度のみから参照物体を推定することは困難である.物体 単語を用いることができれば参照物体を推定することができるが, 単語分割に誤りがある場合には,単語列からも参照物体を推定 することができず,参照物体正解率が低下する.

物体単語の単語分布を推定しない場合,教示環境において ほぼ同じ位置にある 2 つの物体が存在する際に,位置情報の みから参照物体を推定することが困難となる.提案手法とは異 なり,単語列の情報により参照物体が推定されないため,参照 物体正解率が低下したと考えられる.

以上より,提案手法の有効性が示された.

5. まとめ

本研究では、発話音声を用いて相対位置概念と位置や物体の概念を表す単語を学習する手法を提案した.実験により、位置分布と単語分布の推定は、実験に用いた手法の中で、提案手法を用いた場合に最も精度が高くなることを確認した.

本研究では、ロボットは物体の種類を誤りなく認識可能である として物体 ID を与えた.しかし、実際のロボットに応用する際に は、ロボットは物体の認識を誤る可能性がある.そのため、今後 は物体の認識確率を統合したモデルを用いることを検討したい. また、本研究では概念数を既知としたが、これを未知とした問題 設定に対する手法についても今後検討したい.

参考文献

[Landau 93] B. Landau, R. Jacknedoff: "what" and "where" in spatial language and spatial cognition, Behavioral and Brain Sciences, Vol. 16, pp. 217-265, 1993.

[Lee 01] A. Lee, T. Kawahara, K. Shikano: Julius --- an open source real-time large vocabulary recognition engine, In Proc. European Conference on Speech Communication and Technology (EUROSPEECH), pp. 1691-1694, 2001.

[Neubig 10] G. Neubig, M. Mimura, S. Mori, T. Kawahara : Learning a Language Model from Continuous Speech, Proc. Interspeech, 2010.

[谷 17] 谷志翔,加藤有祐,田口亮,服部公央亮,保黒政大,梅 崎太造:MCMCサンプリングによる相対位置概念の学習,第35 回日本ロボット学会学術講演会,211-05,2017.

[相良 17] 相良陸成,谷志翔,田口亮,服部公央亮,保黒政大, 梅崎太造:発話を入力とした相対位置概念の学習,計測自動制 御学会システム・情報部門学術講演 2017 講演論文集, pp.359-364, 2017.

[田口 10] 田口亮, 岩橋直人, 船越孝太郎, 中野幹生, 能勢隆, 新田恒雄:統計的モデル選択に基づいた連続音声からの語彙 学習, 人工知能学会論文誌, Vol. 25, No. 4, pp. 5491-5501, 2010. [谷口 17] 谷口彰, 萩原良信, 谷口忠大, 稲邑哲也: ノンパラメトリ ックベイズモデルと SLAM の統合による地図と場所概念の逐次 学習, 人工知能学会全国大会, 3D1-OS-37a-2, 2017.

[中村 15] 中村友昭,長井隆行,船越孝太郎,谷口忠大,岩橋直 人,金子正秀:マルチモーダル LDAと NPYLM を用いたロボッ トによる物体概念と言語モデルの相互学習,人工知能学会論文 誌, Vol. 30, No. 3, pp. 498-509, 2015.