

文脈に依存して変動する動作の意味学習における効率的な能動学習法の検証

Validation of Effective Active Learning Method in Semantic Learning of Context-dependent Motions

坂戸 達陽^{*1}
Tatsuya Sakato

稲邑 哲也^{*1*2}
Tetsunari Inamura

^{*1}国立情報学研究所
National Institute of Informatics

^{*2}総合研究大学院大学
SOKENDAI(The Graduate University for Advanced Studies)

Since the intelligent systems require a huge dataset of motion and label to recognize the meaning (label) of the body motion, we consider active learning in which the systems ask the label to users. We aim to realize an effective learning and question management method by considering the context in motion performance. In this paper, we use VR avatars that perform motions in different contexts, and define the context by tools and places used in the motion performance. Active learning was performed by combining each method concerning three points of context selection method, selection of Open/Close question, and label estimation method. We showed that the combination of margin sampling as context selection, naive Bayes as label estimation method, and performing open question at the beginning of the question and close question at latter term, is most efficient.

1. はじめに

同じような身体動作でも場面によって意味が異なる場合がある。例えば、キッチンでフライパンを用いて料理を行う身体動作(図1(a))と、海岸で釣り竿を用いて釣りをを行う身体動作(図1(b))は、その身体動作だけを見ればよく似ているが、全く異なる意味を持っている。システムが人の身体動作のみを観測してこのような文脈依存の身体動作の意味を区別することは難しい。しかし一方で人は日常生活場面においてこのような身体動作を区別することができる。それは、人がこのような身体動作の意味を推定する場合は、その身体動作だけでなく、それが行われている場所や使っている道具、その身体動作が行われた前後の身体動作などの、文脈情報を考慮しているからである。日常生活場面では、このように文脈情報を考慮しなければ意味の推定が困難な場面は多い。よって、日常生活場面で活動するロボットにも、文脈情報を考慮して身体動作の意味を推定することが求められる。

ロボットが文脈依存の身体動作の意味を獲得する方法として、様々な文脈上での身体動作を含む人とのインタラクションを通して学習するということが挙げられる。例えば、様々な文脈上で人が身体動作を行う場面を観測し、人にその意味を尋ねてラベル付けを行うことや、観測したい身体動作を人に提示し、実際に身体動作を行ってもらふことなどが挙げられる。しかし、ロボットが実際に遭遇した場面でのインタラクションのみでは、ロボットが日常生活場面で活動するために必要な場面を学習時に網羅し、十分な量の学習を行うことは難しい。ロボットは観測したい場面を積極的に提示して人とインタラクションを行う必要がある。しかし、想定されるすべての場面を提示して学習を行うことは効率的ではない。また、学習空間が巨大である場合、すべての場面を網羅して提示することは現実的ではない。よって、ロボットは学習のために最も効果的な場面を選択して提示するべきである。

効率的な学習対象を選択して学習する手法として能動学習が挙げられる[Settles 09]。能動学習では、学習エージェントは学習に効果的な対象を能動的に選択して、教示者(oracle)に



(a) 料理の身体動作



(b) 釣りの身体動作

図1: まぎらわしい身体動作の例

正解ラベルを尋ねることで、やみくもに尋ねるよりも効率的な学習を試みている。従来の能動学習では、oracleに対して、対象が何であるか、どのクラスに属するかなど、毎回同じ質問を行っていた。しかし、oracleが人であった場合などでは、毎回無数の選択肢を提示することは人にとって大きな負担となってしまう効率的ではない。よって、システムは質問方策を、例えば、「これは何ですか?」というopen questionから、「これはAですか?」などのclosed questionに、学習の進捗に応じて変えていくべきである。Cakmakら[Cakmak 12]は質問方策の違いによる人が受ける印象の違いを検証した。しかし、彼らの研究では異なる質問方策によってどのように学習するかは扱っ

表 1: 記号一覧

記号	意味
S, L, T, M, W	場面, 場所, 道具, 身体動作, 身体動作ラベルの有限集合
$\mathbf{s} = [s_l, s_t, s_m] \in \mathcal{S}$	場面
$s_l \in L$	$\mathbf{s}$ の場所
$s_t \in T$	$\mathbf{s}$ の道具
$s_m \in M$	$\mathbf{s}$ の身体動作
$w \in W$	身体動作ラベル
$N_{\mathbf{s}, w}$	Oracle が $\mathbf{s}$ を提示されたときに, 身体動作ラベル w を答えた回数
$N_{s_l, s_t, s_m, w}$	$\mathbf{s} = [s_l, s_t, s_m]$ における $N_{\mathbf{s}, w}$
$N_{\mathbf{s}}$	$N_{\mathbf{s}, w}$ の w に関する和
$P(w \mathbf{s})$	$\mathbf{s}$ に w が対応する確率
$w_{\mathbf{s}}$	$\mathbf{s}$ に対して推定される身体動作ラベル
$\hat{w}_{\mathbf{s}, i}$	$\mathbf{s}$ において対応する確率が i 番目に高いと推定される身体動作ラベル
$\hat{W}_{\mathbf{s}, 1}$	$\{w P(w \mathbf{s}) = \max_w P(w \mathbf{s})\}$
$H(W \mathbf{s})$	$\mathbf{s}$ における W の条件付きエントロピー
$w_{\mathbf{s}}^*$	$\mathbf{s}$ に対する正解ラベル
θ	質問方策選択のための閾値

ていない。これに対して本研究では、効率的な学習と、学習のためのインタラクションにおけるコストの両方を考慮する。

以上をふまえて本稿では、使用する道具、動作が行われた場所を文脈と位置づけ、VR 環境を用いて同じ身体動作パターンに対して異なる文脈で動作するアバターを用いながらラベルの能動学習を行う方法を検討する。質問の際に用いる文脈の選択方策、Open/Close question の選択基準、ラベル推定手法の3点について、それぞれの方法を組み合わせた能動学習を行い、学習結果の正答率の変化を評価する。

2. 問題設定

提案手法の概略図を図 2 に示す。本稿では、学習エージェントが場面对応する身体動作ラベルの確率分布を学習するタスクを行う。本稿では場面を場所、道具、身体動作の3つの属性の組で表現する。各属性の値はそれぞれ図 3, 図 4, 図 5, 表 2 の中のいずれかを示す。

学習エージェントは場面選択方策に基づいて提示する場面 $\mathbf{s}$ を選択する。さらに、選択した場面における身体動作ラベルの確率分布 $P(W|\mathbf{s})$ に基づいて、質問方策を選択する。そして、場面 $\mathbf{s}$ を oracle に提示して質問方策に基づいた質問を行う。Oracle は提示された場面と質問に対して回答する。学習エージェントは得られた場面-身体動作ラベルの組を用いて場面对応する身体動作ラベルの確率分布を更新する。学習エージェントは以上の手順を一定の回数行うと学習を終了する。

本稿で用いる記号は表 1 に示す。

2.1 Oracle の実装

本実験では、oracle は提示された場面对して対応する身体動作ラベルを自動的に回答するソフトウェアによって実装した。Yes/no question の場合、oracle は正解である身体動作ラベルと尋ねられた身体動作ラベルが一致する場合は yes、不一致の場合は no と答える。Oracle の回答は、仮想現実 (VR) 環境で提示された場面を著者が観て定めた。身体動作の提示はあらかじめモーションキャプチャで収録したものをアバターに

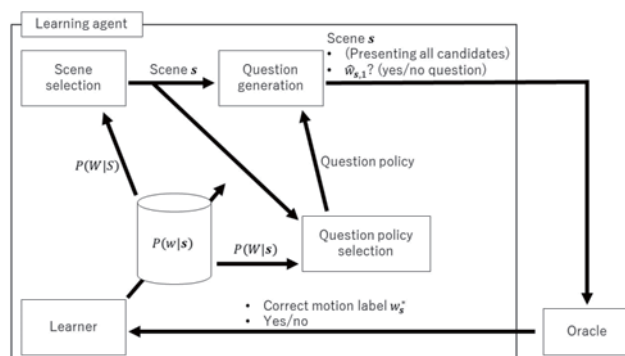


図 2: 提案手法の概略図

表 2: 実験で扱う身体動作ラベル

身体動作ラベル
挨拶
料理
掃除
釣り
打つ
切る
その他

再現させることによって行った。

3. 実験条件

3.1 場面提示方策

本稿では次の場面選択方策の比較を行った。Random selection 以外の場面選択方策は、[Settles 09] を参考にした。

- Random Selection: すべての場面の中からランダムに選択する。

$$\mathbf{s} \sim \frac{1}{|S|} \quad (1)$$

- Entropy-based: すべての場面の中からその場面对応する身体動作ラベルのエントロピーが最大の場面を選択する。

$$\mathbf{s} \leftarrow \underset{\mathbf{s}}{\operatorname{argmax}} H(W|\mathbf{s}) \quad (2)$$

- Margin Sampling: すべての場面の中からその場面对応する確率の最も高い身体動作ラベルと二番目に高い身体動作ラベルの確率の差が最小の場面を選択する。

$$\mathbf{s} \leftarrow \underset{\mathbf{s}}{\operatorname{argmin}} \{P(\hat{w}_{\mathbf{s}, 1}|\mathbf{s}) - P(\hat{w}_{\mathbf{s}, 2}|\mathbf{s})\} \quad (3)$$

- Least Confident: すべての場面の中からその場面对応する確率の一番高い身体動作ラベルの確率が最小の場面を選択する。

$$\mathbf{s} \leftarrow \underset{\mathbf{s}}{\operatorname{argmin}} \max_w P(w|\mathbf{s}) \quad (4)$$

3.2 身体動作ラベル推定

本稿では次の身体動作ラベル推定手法を比較した。

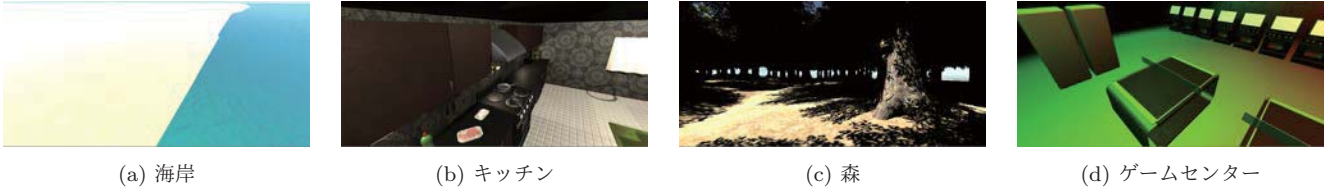


図 3: 実験で扱う場所



図 4: 実験で扱う道具 (道具なしを含む)



図 5: 実験で扱う身体動作. (a) 右手を垂直平面上で左右に振る. (b) 右手を水平平面上で左右に振る. (c) 両手を上下に振る. (d) 両手を袈裟に振る.

- Freq.: $\mathbf{s}$ に対応する身体動作ラベルの確率分布の推定に $\mathbf{s}$ についての oracle の回答のみを用いる. 式 (5) では 0 による除算を防ぐため, 可算スムージングを行っている.

$$w_{\mathbf{s}} = \operatorname{argmax}_w \frac{N_{\mathbf{s},w} + 1}{N_{\mathbf{s}} + |W|} \quad (5)$$

- Bayes: $\mathbf{s}$ に対応する身体動作ラベルの確率分布の推定に ナイーブベイズを用いる.

$$w_{\mathbf{s}} = \operatorname{argmax}_w P(w) \prod_x P(s_x | w) \quad (6)$$

式を満たす $w_{\mathbf{s}}$ が複数存在するときは, 式を満たす w の中からランダムに選択する.

3.3 質問方策選択

本稿では次の質問方策選択手法を比較した.

- All: 毎回すべての候補となる身体動作ラベルを提示して正解ラベルを尋ねる. Oracle が w を答えると, $N_{\mathbf{s},w}$ を式 (7) のように更新する.

$$N_{\mathbf{s},w} \leftarrow N_{\mathbf{s},w} + 1 \quad (7)$$

- Yes/no: 選択された場面 $\mathbf{s}$ において式 (8) を満たす場合に $\hat{w}_{\mathbf{s},1}$ に関する yes/no question を行う. 満たさない場合はすべての候補となる身体動作ラベルを提示して正解ラベルを尋ねる. Yes/no question を行う場合は, $N_{\mathbf{s},\hat{w}_{\mathbf{s},1}}$ を式 (9) のように更新する. すべての候補となる身体動作ラベルを提示して正解ラベルを尋ねる場合は all 条件と同じように更新する.

$$P(\hat{w}_1 | \mathbf{s}) - P(\hat{w}_2 | \mathbf{s}) > \theta \quad (8)$$

$$N_{\mathbf{s},w} \leftarrow \begin{cases} N_{\mathbf{s},w} + 1 & \text{if the oracle answered yes,} \\ N_{\mathbf{s},w} - 1 & \text{if the oracle answered no.} \end{cases} \quad (9)$$

本稿では, 式 (8) における θ は 0.2 とした.

4. 実験結果

各条件ごとの質問回数に対する正答率の 60 試行の平均の推移を図 6 に示す, 正答率 acc. は, 式 (10) のように求めた.

$$\text{acc.} = \frac{\sum P(w_{\mathbf{s}} = w_{\mathbf{s}}^*)}{|S|} \quad (10)$$

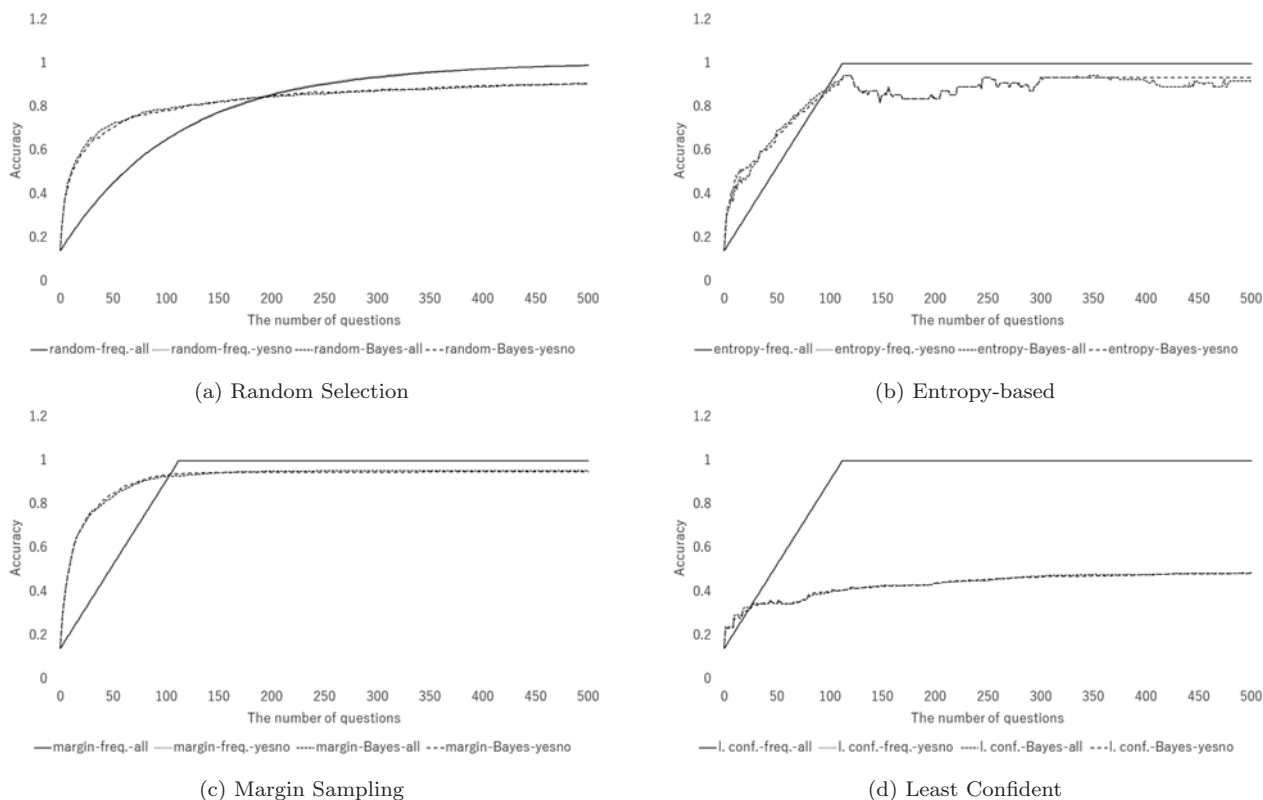
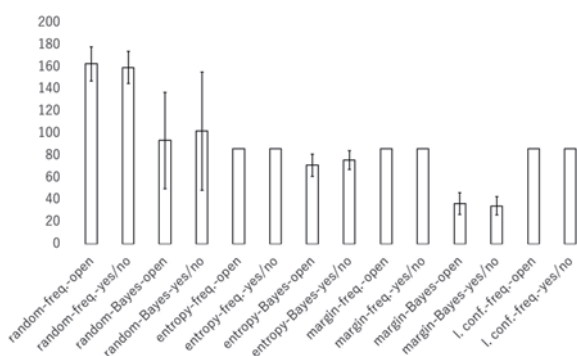


図 6: 各手法ごとの質問方策の違いによる正答率の推移

図 7: $\text{acc.} > 0.8$ を達成するまでの質問回数

式 (10) において, $P(w_{\mathbf{s}} = w_{\mathbf{s}}^*)$ の値は式 (11) のように定めた.

$$P(w_{\mathbf{s}} = w_{\mathbf{s}}^*) = \begin{cases} \frac{1}{|\hat{W}_{\mathbf{s},1}|} & (w_{\mathbf{s}}^* \in \hat{W}_{\mathbf{s},1}), \\ 0 & (\text{otherwise}). \end{cases} \quad (11)$$

図 7 に $\text{acc.} > 0.8$ を達成するまでの質問回数を示す. 各条件のうち, 目標とする正解率の基準を最も少ない回数で達成したのは, 場面選択方策 margin sampling, ラベル推定手法 naive Bayes, 質問方策選択手法 yes/no の条件の場合であった. また, $\text{acc.} > 0.8$ を達成するまでの質問回数は, least confident 以外の場面選択方策を採用した場合, 確率分布推定が freq. 条件の場合よりも Bayes 条件の方が少なかった. しかし, 最終的な正答率は, freq. 条件の方が高くなった. 場面提示方策に least confident を採用した場合は, $\text{acc.} > 0.8$ を達成すること

はできなかった.

5. おわりに

本稿では, 使用する道具, 動作が行われた場所を文脈と位置づけ, VR 環境を用いて同じ身体動作パターンに対して異なる文脈で動作するアバターを用いながらラベルの能動学習を行う方法を検討した. 質問の際に用いる文脈の選択方策, Open/Close question の選択基準, ラベル推定手法の 3 点について, それぞれの方法を組み合わせた能動学習を行い, 学習結果の正答率の変化を評価した. 評価実験の結果, 文脈の選択方法としては margin sampling を用い, 質問の初期は open, 後期は close question を行い, naive Bayes を用いたラベル推定方法を行う組み合わせが最も効率的であることを示した.

謝辞

本研究は JST CREST (Grant 番号 JPMJCR15E3) の支援を受けたものである.

参考文献

- [Settles 09] Settles, B.: “Active learning literature survey”, Computer Science Technical Report, no. 1648, (2009).
- [Cakmak 12] Cakmak, M., Thomaz, A.L.: “Designing Robot Learners that Ask Good Questions”, In Proc. 2012 7th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI), pp. 17–24, (2012).