ショートノート

クラスタリングを用いた生活パターン推定による 聴導犬ロボットの効率的ユーザ探索†

酒井 誠也*¹・古田 翔太郎*²・中村 剛士*³・加納 政芳*⁴・山田 晃嗣*⁵・
岩堀 祐之*⁶・福井 真二*⁷

聴導犬は、聴覚障害者であるユーザを探し、重要な生活音の発生を身体接触によって迅速に伝達するが、その実働頭数は非常に少ない。その問題解決の1つとして、現在、聴導犬ロボットが提案されている。古田らは、聴導犬ロボットが行うユーザ探索において、過去の探索データからユーザの生活パターンを推定し、それを活用することを提案した。この提案の目的は、ロボットがより迅速にユーザを発見することである。しかしながら、古田らの生活パターン推定方法は、過去の探索データの不足や偏りに対して脆弱と考えられる。そこで、本稿では、過去の探索データをクラスタリングして、適当な確率分布として生活パターンを推定する方法を提案する。提案手法では、クラスタリングにディリクレ過程混合モデルを採用した。実験として、一定の生活パターンを持つユーザをシミュレーション環境上に設定し、聴導犬ロボットがユーザを発見するまでに要した探索時間を評価した。実験の結果、古田らの従来手法に比べ効率的な探索を示す結果が得られた。

キーワード：聴導犬、生活パターン、クラスタリング、ディリクレ過程混合モデル

1. はじめに

本研究では、聴覚障害者に対する生活支援として、聴導犬に着目した。聴導犬は、聴覚障害者を介助する犬として、今日では、広く認知される存在になりつつある。聴導犬は、その身体を用いた接触によって、緊急かつ重要な生活音をユーザである聴覚障害者に伝えることができる。ここでいう生活音とは、例えば、火災警報器の音や、目覚まし時計のアラーム、電子メールの着信音等である。聴導犬は聴覚障害者の生活補助をすることができるが、育成コストの高さから、聴覚障害者の数に対して、その実働頭数が少ないことが問題となっている [1]。

聴導犬に代わる解決の1つとして、聴導犬をモデルとしたロボットの開発が行われている。工藤ら [2] は、聴導犬が離れたユーザに情報を伝達する方法に着目し、聴導犬の探索行動をモ

デル化した。一方、一般に人には一定の生活パターンが存在することが知られる。古田ら [3] は工藤らの提案した探索モデルにユーザの生活パターンを導入することで効率的なユーザ探索を試み、生活音伝達を迅速に行うことを目指した。

古田らは、ユーザが1日24時間の周期で一定の生活パターンを持つとし、それが図1に示すような確率分布によって表現できるものとした。図1はユーザの居住環境を上から俯瞰したものであり、0:00:00～5:59:59と6:00:00～8:29:59に、ユーザが居る位置の確率分布を表す。左図には0.8と0.2という2つの数値があるが、それらが確率値である。すなわち、0:00:00～5:59:59の時間帯では、0.8と0.2の数値を付した2ヶ所のいずれかにユーザが居る可能性がある。右図の場合は、3ヶ所のいずれかにユーザが居ることが分かる。古田らのモデルでは、これらの確率分布に従ってユーザ位置が決定される。

古田らのユーザ探索では、現在の探索時刻と同一時分秒前後で過去にユーザを発見した位置データを利用して、現在のユーザ位置の確率分布を推定し、それに基づいて探索を行う。実験では、現在の探索時刻と同一時分秒の前後2時間に観測した過去のユーザ位置データから、ユーザ位置の確率分布を推定した。そのため、例えば、現在の探索時刻が7:00:00であった場合、7:00:00の前後2時間、つまり5:00:00～9:00:00の時間帯で過去にユーザを発見した位置データに基づいて確率分布を推定することになる。この場合、過去のユーザ発見位置は、図1の2つの時間帯の確率分布が示す5ヶ所のいずれかである可能性があるため、推定される確率分布は図1の左図と右図を混合したような分布となってしまう。現在の探索時刻が7:00:00であれば、図1の右図に近い確率分布が推定できることが望ましいが、古田らの手法では、適切な時間帯の過去データのみを参照して確率分布を推定することは難しい。現在の探索時刻の前後2時間という時間幅を狭く設定することによる解決が考え

† Efficient Hearing-Dog-Robot Searching for User Using Life Pattern Clustering
Seiya SAKAI, Shotaro FURUTA, Tsuyoshi NAKAMURA,
Masayoshi KANO, Koji YAMADA, Yuji IWAHORI,
and Shinji FUKUI

*1 キヤノン IT ソリューションズ株式会社
Canon IT Solutions Inc.

*2 三菱電機メカトロニクスソフトウェア株式会社
Mitsubishi Electric Mechatronics Software Corporation

*3 名古屋工業大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Nagoya Institute of Technology

*4 中京大学工学部
School of Engineering, Chukyo University

*5 情報科学芸術大学院大学
Institute of Advanced Media Arts and Sciences

*6 中部大学
Chubu University

*7 愛知教育大学
Aichi University of Education

図1 生活パターンを示すユーザ位置の確率分布 [3]

図2 聴導犬ロボットの外観

られるものの、狭い時間幅の影響で、確率分布を推定するための過去の観測データの不足や偏りが起こることが予想される。

本研究の目的は、聴導犬ロボットにおけるユーザ探索の時間コスト削減である。そのために、過去に観測したユーザ位置のデータを適切にクラスタリングし、データの分布特徴を捉えた確率分布として生活パターンを記述することを試みる。これによって、緊急かつ重要な生活音の伝達を迅速化し、聴導犬ロボットの実現可能性の向上を目指す。

2. 聴導犬ロボットの行動モデル

図2に示すように、古田ら [3] の聴導犬ロボットは Turtlebot と呼ばれるロボットをベースに構成した。Turtlebot は車輪による駆動機構や、バンパーによる接触センサが搭載されているため、聴導犬の行動をロボットで実現するのに適している。また、人物検出に Kinect、音声検知に SoundWatcher [4] を搭載し、これらで構成されたロボットの制御を外部 PC から行う。なお、古田らの実験は ROS のシミュレータである Gazebo 上で行われており、Kinect による人物検出については、Gazebo 上では赤いオブジェクトの検出で代替し、実験環境においては、検出すべきユーザのみを赤いオブジェクトで表現した。また、聴導犬ロボットの利用環境として、ユーザ以外に人は存在しないものとした。これは、実環境において、聴覚障害者の独居を主に想定しているためである。家族と同居であれば、重要な生活音の発生は家族が通知することが可能であるが、独居の場合、他者からの生活音の通知は望み難いと考えられる。

聴導犬ロボットは、図3に示す行動モデルに基づいて、ユーザに生活音の伝達を行う。ロボット内部では、ユーザの居住環

図3 聴導犬ロボットの行動モデル

図4 $M \times N$ のグリッドマップ

境は、図4に示すようなグリッドマップとして表現され、推定するユーザ位置はセル (x, y) で示される。「待機」状態にあるロボットは、定期になると、「巡回」状態に遷移し、環境内を見回りし、人物検出によってユーザを発見した位置と時刻を探索データ (x, y, t) として記録する。また、生活音を検知すると、「探索」状態に遷移し、ユーザの探索を開始する。人物検出によってユーザを発見した場合は「追跡」状態に遷移し、一定距離まで近づくことに成功した場合は「接触」状態においてユーザに対して身体接触することで生活音の発生を伝達する。

古田らの提案では、「探索」状態におけるユーザ探索は、ベイズ推定を用いて行う。現在時刻 t_c にユーザがセル (x, y) に居るとされる事後確率分布 λ_{xyt_c} は、 $M \times N$ のカテゴリカル分布 $Cat_{xyt_c}[\lambda]$ として定義した。 λ_{xyt_c} は、尤度 l_{xyt_c} と事前確率分布 p_{xyt_c} を用いて式 (1) のように求めることができる。ロボットは、 λ_{xyt_c} を用いて確率的に目標セルを設定し、それに向かって移動する。

$$\lambda_{xyt_c} = \frac{p_{xyt_c} l_{xyt_c}}{\sum_{x,y} p_{xyt_c} l_{xyt_c}} \quad (1)$$

ここで、尤度 l_{xyt_c} は、ロボットから得られる観測情報を用いて、現在時刻 t_c にユーザがセル (x, y) に居る可能性として表現した。また、ユーザが何らかの生活パターンに従って居住環境の何処かに居るとするならば、そのパターンを事前確率分布 p_{xyt_c} として表現することが適当ではないかと、古田らは考えた。古田らは、現在時刻 t_c のクエリ q_{t_c} の抽出条件を設定し、過去の探索データ (x, y, t) からその条件を満たすデータのみを抽出した。その抽出したデータから、セル (x, y) におけるユーザ発見頻度のヒストグラム k_{xy} を計算し、最尤推定によって事前確率 p_{xyt_c} を構成した。古田らの実験では、ユーザが1日24

時間を 1 周期とした生活パターンを持つという前提で、現在時刻 t_c の同一時分秒の前後 2 時間をクエリ q_{t_c} の抽出条件として設定した。しかしながら、第 1 章で前述したように、前後 2 時間という設定が適当でない可能性や、抽出条件の時間幅を変えたとしても、条件に合致するデータの不足や偏りが、事前確率を不適切な分布としてしまう可能性がある。

3. 提案手法

本提案における生活パターンの推定は以下のように実行する。まず、生活パターンの周期を仮定し、各周期を一定時間 τ で分割して、分割した各時間を時系列順に、 $\tau_0, \dots, \tau_{n-1}$ で表す。次に、聴導犬ロボットが、現在までに得た探索データ (x, y, t) から、 τ_i におけるセル (x, y) でのユーザ発見頻度を積算し、 τ_i 毎のユーザ発見頻度ヒストグラム $k_{xy}^{\tau_i}$ を構成する。これら n 個のヒストグラム群をクラスタリング対象として、ディリクレ過程混合モデル (DPMM) [5] を用いてクラスタリングする。DPMM は、事前にクラスタ数を定めることなくクラスタリングを実行できるという特徴を持つ。得られたクラスタから、そのクラスタを生成する各確率分布を推定し、これを生活パターンとして獲得する。

例えば、ユーザの生活パターンが図 1 のような確率分布に従っており、聴導犬ロボットがその確率分布によって配置されたユーザの位置を観測したならば、本提案手法で得られた各クラスタから図 1 の左図や右図のような確率分布を高精度に推定できるのではないかと期待される。各ユーザ発見頻度ヒストグラム $k_{xy}^{\tau_i}$ ではデータ不足や偏りがある可能性があるが、クラスタリングによって各ヒストグラム $k_{xy}^{\tau_i}$ を適切に統合できるならば、そのクラスタ内ではデータ不足や偏りが軽減され、ユーザの生活パターンを適切に記述できる可能性がある。

本提案では、クエリ q_{t_c} は現在時刻 t_c とした。現在時刻 t_c が生活パターンの 1 周期においてどの分割時間 τ_i に含まれるのかを判定し、その τ_i のヒストグラム $k_{xy}^{\tau_i}$ を構成要素とするクラスタを特定する。本提案では、そのクラスタから推定して得られた確率分布を事前確率 $p_{xy|t_c}$ として利用し、式 (1) によって確率的に目標セルを設定しユーザ探索を行う。このように、古田ら [3] の実験で用いたような現在時刻 t_c の同一時分秒の前後 2 時間といった時間幅の条件設定を、本提案は必要としない。

4. 実験

提案手法を図 3 の行動モデルにおける「探索」状態に組み込み、古田ら [3] と同様に、Gazebo 上で実験を行った。図 5 に、実験に用いたユーザの居住する環境を示す。壁で区切られた環境に、いくつかの家具とユーザとロボットを適当に配置した。図 6 は、この環境を 12×8 のグリッドに区切ったものである。図 6 中において、S はロボットの初期位置を示し、行動モデルの初期状態を「待機」状態として、ここから行動を開始する。G₁–G₅ はユーザを配置する位置を示す。なお、G₁–G₅ の位置は、実環境のダイニング、リビング、書斎、玄関、寝室を想定した。

実験設定としては、古田らの実験と同様、ユーザは 1 日 24 時

図 5 “Gazebo”で作成した実験環境

図 6 実験環境のマップ

図 7 各時間帯におけるユーザ位置の設定

間を 1 周期とした生活パターンを持つものとした。すなわち、1 日の内の各時刻において、事前に設定した確率分布に従ってユーザの居る位置が変化する。ここで、ユーザ位置は、図 7 に示す確率分布に従うものとした。セルの色が赤に近い程、そのセルにユーザが居る確率が高く、青に近い程、ユーザが居る確率が低い。図 7 に示す確率分布は疑似データである。ここでは、一般的な生活パターンの一例として、図 7 に示すような各時間帯にダイニング、リビング、書斎、玄関、寝室のいずれかにユーザが居るものとして生活パターンを設定した。

実験においてクラスタリングする対象として、1 周期の分割数 $n = 24$ 、 $\tau = 60$ 分として、各時 00 分 00 秒から 59 分 59 秒までの合計 24 個のユーザ発見頻度ヒストグラム $k_{xy}^{\tau_i} (i = 0, \dots, 23)$ を構成した。各ヒストグラムは 12×8 の行列であり、行列の要素は各セル (x, y) におけるユーザ発見頻度である。

図8 探索回数 600 回目に推定したユーザ位置の確率分布

図9 各手法の平均探索時間の推移

このような実験設定において、100 日間のシミュレーション実験を行った。1 日当たり 6 回生活音を発生させ、その都度ユーザ探索を実行した。すなわち、合計 600 回のユーザ探索を行った。各ユーザ探索で、ユーザへの接触に至るまでの探索時間を評価した。また、比較のため、DPMM を用いた提案手法の他、古田らの従来手法、今回の実験で設定したクラスタ数 4 を事前に与えた k-means 法とファジィ c-means 法についても同様の実験を行った。

5. 実験結果及び考察

提案手法によって推定した、探索回数 600 回目のユーザ位置の確率分布を図 8 に示す。実験で事前に設定した確率分布である図 7 と比較して、その差を視認できない程度に高精度な推定がされていることが分かる。探索回数 600 回目の推定結果は、提案手法以外の k-means 法とファジィ c-means 法についても、誤差はあるものの、これと同様であった。また、全探索回を通して、今回設定した図 7 と同じ 4 つの時間帯にクラスタが分割されたことを確認した。これらのことから、提案手法を含むクラスタリングの導入は、生活パターン推定に有効に働いたのではないと思われる。

図 9 は、600 回の探索における探索時間について、60 回毎に平均値を取り時間推移を示したものである。探索回数 600 回目では、提案手法を含むクラスタリングを導入した手法はほぼ同じ探索時間を示しており、古田らの従来手法に比べ、短い探

表 1 各手法の平均探索時間

	提案手法	古田	K-means	FC-means
探索時間 [sec]	62.509	76.215	58.881	59.394

索時間を実現していることが分かる。これは、図 8 に示したとおり、事前確率分布が適切に構成されたためと考えられる。また、全探索回を通して、クラスタリングを導入した各手法は、古田らの手法よりも短い時間でユーザ探索を達成していることが確認できる。

全探索回数 600 回の平均探索時間を表 1 に示す。提案手法が、古田らの従来手法に比べ短い探索時間を実現していることが分かる。その一方、提案手法は、k-means 法やファジィ c-mean 法に比べ、平均的に少し長い探索時間を必要としていることが確認できる。しかし、その差は約 3 秒程度であり、古田らの手法との約 13 秒差に比べて小さい。このことから、提案手法を含むクラスタリングを用いた事前確率分布の構成は、それが生活パターンを適切に表現できた場合、ユーザ探索時間の削減に有効に働くのではないと思われる。

クラスタリングにおいて、最適なクラスタ数をパラメータ値として事前に設定することは非常に困難である。提案手法で採用した DPMM は、当然ながら、事前に最適クラスタ数を与えていない。一方、k-means 法とファジィ c-means については、最適クラスタ数を事前に設定した。すなわち、実験条件としては、k-means 法とファジィ c-means に有利な設定と考えることができる。それにもかかわらず、提案手法と他のクラスタリング手法間の探索時間の差は小さいという結果であった。提案手法は、クラスタ数を事前設定する必要がなく、また、他のクラスタリング手法を用いた探索と時間コストはほぼ同等であることから、提案手法の有効性が伺える。

6. まとめ

本研究では、ユーザの生活パターンを精度高く推定し、推定した結果を利用して、聴導犬ロボットのユーザ探索の効率化を図った。提案では、過去に観測した各時刻のユーザ位置情報をクラスタリングし、クラスタから構成した確率分布を生活パターンとして推定した。クラスタリングには、事前にクラスタ数を設定する必要がない DPMM を採用した。実験結果から、古田ら [3] の従来手法に比べ時間コストを削減できること、k-means 法やファジィ c-means 法とほぼ同等の時間コストで探索が実現できることを示した。提案手法は他のクラスタリング手法と異なり、クラスタ数という重要なパラメータを事前設定する必要がなく、聴導犬ロボットの効率的ユーザ探索の実現可能性を高めるものと期待される。

今回の実験では、生活パターンの 1 周期を 1 日 24 時間と設定したが、実際には生活パターンは曜日や季節にも依存する。また、今回は外出を考慮していないが、実際にはもちろん外出を想定する必要がある。さらに、実験で採用した居住環境や生活パターンはあくまで疑似データであり、ユーザの個性や生活スタイルによっては、提案手法が有効に働かない場合も考えられる。今後は、疑似データであっても様々な生活パターンを設

定した実験や、実データに基づいて生活パターンを設定した実験を行い、提案手法の有効性・汎用性について議論したいと考えている。

謝辞

本研究の遂行にご助力頂いた大岩大夢氏に心より感謝いたします。

参考文献

- [1] 日本補助犬情報センター：補助犬の頭数について，https://www.jsdrc.jp/hojoken/chodoken_suu [accessed Sep. 1, 2020].
- [2] H. Kudo et al.: "Behavior Model for Hearing-Dog Robot," *Joint 8th Int. Conf. on Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 17th Int. Symp. on Advanced Intelligent Systems (ISIS)*, Aug. 25-28, Sapporo, pp. 260-265, 2016.
- [3] S. Furuta et al.: "Efficient User-Searching of a Hearing-Dog Robot in Consideration of User's Life Rhythm," *Joint 10th Int. Conf. on Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 19th Int. Symp. on Advanced Intelligent Systems (ISIS)*, Dec. 5-8, Toyama, pp. 67-72, 2018.
- [4] H. Tsuzuki et al.: "An approach for sound source localization by complex-valued neural network," *IEICE Trans. on Information and Systems*, Vol.96, No.10, pp. 2257-2265, 2013.
- [5] J. D. McAuliffe et al.: "Nonparametric empirical Bayes for the Dirichlet process mixture model," *Statistics and Computing*, Vol.16, No.1, pp. 5-14, 2006.

(2020年3月27日 受付)

(2020年5月30日 採録)

[問い合わせ先]

〒466-8555 愛知県名古屋市昭和区御器所町

名古屋工業大学

中村 剛士

E-mail: tnaka@nitech.ac.jp

著者紹介

酒井 誠也 [非会員]

2020年名古屋工業大学情報工学科卒業。在学中は聴導犬ロボットの研究に従事。

古田 翔太郎 [非会員]

2018年名古屋工業大学情報工学科卒業。2020年同大学院情報工学専攻博士前期課程修了。在学中は聴導犬ロボットの研究に従事。

中村 剛士 [正会員]

1998年名古屋工業大学大学院博士後期課程修了。1998年同大学助手。2003年同大学大学院工学研究科助教授。2007年准教授。現在に至る。CG, CV, HRI, ソフトコンピューティング等に関する研究に従事。ACM, IEEE, 電子情報通信学会, 日本人工知能学会各会員, 博士(工学)。

加納 政芳 [正会員]

2004年名古屋工業大学大学院工学研究科博士後期課程電気情報工学専攻修了。同年中京大学講師。2010年准教授。2015年教授。現在に至る。博士(工学)。感性・知能ロボティクス, インタクションの研究に従事。2006年日本感性工学会技術賞。2010年日本知能情報ファジィ学会論文賞。日本ロボット学会, 人工知能学会, 情報処理学会, 電子情報通信学会, IEEEなどの会員。

山田 晃嗣 [正会員]

2003年名古屋工業大学大学院工学研究科博士後期課程電気情報工学専攻修了。財団法人ソフトピアジャパン研究開発部研究員を経て、2005年情報科学芸術大学院大学大学講師。2015年准教授。現在に至る。博士(工学)。感性情報処理, 障がい者向けのタブレット端末等を利用した支援技術等の研究に従事。情報処理学会, 電子情報通信学会, 教育システム情報学会, IEEE各会員。

岩堀 祐之 [正会員]

1988年東京工業大学大学院博士課程修了。同年名古屋工業大学助手。1992年同大学助教授。1994年3月～1995年1月文部省在外研究員(ブリティッシュコロンビア大学)。2002年名古屋工業大学教授。2004年中部大学教授。現在に至る。コンピュータビジョン, 物体検出と追跡, 医用画像解析, 機械学習とディープラーニングに関する研究に従事。IEEE, 電子情報通信学会, 電気学会, 情報処理学会各会員, 工学博士。

福井 真二 [非会員]

2001年名古屋工業大学大学院工学研究科博士後期課程電気情報工学専攻修了。名古屋工業大学研究員を経て2002年愛知教育大学教育学部助手。2005年同大講師。2009年同大准教授。現在に至る。コンピュータビジョン, 特に照度差ステレオ, 物体検出, 物体追跡に関する研究に従事。電子情報通信学会, 情報処理学会, 画像電子学会各会員, 博士(工学)。

Efficient Hearing-Dog-Robot Searching for User Using Life Pattern Clustering

by

**Seiya SAKAI, Shotaro FURUTA, Tsuyoshi NAKAMURA, Masayoshi KANO, Koji YAMADA, Yuji IWAHORI,
and Shinji FUKUI****Abstract:**

Hearing dogs can search for deaf people to alert important life sounds. The dogs use their own body and touch the people to inform them of the sound. Meanwhile, few of the dogs work actually. To solve the problem, a hearing-dog robot has been proposed and developed so far. Furuta et al. proposed a method to estimate a user's life pattern. The life pattern is estimated using past searching data acquired from what the robot had searched for the user. The proposal aims to more quickly detect the user. But, lack and bias of the past searching data make the method weak. This paper proposes a method to estimate life pattern of the user. The life pattern is described as proper probabilistic distribution. To achieve the probabilistic distribution, the method applies a clustering algorithm for the past data. The method hires Dirichlet process mixture model for the clustering. We conducted a simulation experiment to evaluate the method. The experiment prepared a user model that has a certain life pattern on the experiment environment. We evaluated time cost for the robot to search for the user model. The experimental result showed efficient searching in comparison with the method of Furuta et al.

Keywords: hearing dog, life pattern, clustering, Dirichlet process mixture model

Contact Address: **Tsuyoshi NAKAMURA**

Nagoya Institute of Technology

Gokiso-cho, Showa-ku, Nagoya, Aichi 466-8555, Japan

E-mail: tnaka@nitech.ac.jp