

能動推論に基づく広域エリア人物探索手法の有効性の評価

小菅 瑛斗[†] 荒川 伸一[†] 村田 正幸[†]

[†] 大阪大学大学院情報科学研究科 〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 1-5

E-mail: [†]{e-kosuga,arakawa,murata}@ist.osaka-u.ac.jp

あらまし 近年、物理空間の情報を把握し、その情報を活用することが期待されている。Cyber-Physical System では物理空間の情報を集積し、仮想空間で解析することによって、さまざまな産業への活用がなされている。しかしながら、物理空間の情報は過去情報を含めると膨大な情報量となり、仮想空間上において情報が欠損することが不可避である。情報の不確実性およびあいまいさを捉え、対象物の観測や自身の行動を推論する制御フレームワークに自由エネルギー原理をもとにした能動推論がある。能動推論では、エージェントは環境の状態に対する事前の信念と観測結果を組み合わせることで、環境の状態を確率的に推論し、かつ、自身の行動による確率の変化を把握することができる。すなわち情報が不確実であるなかで、環境の状態の推定と不確実性を減少させる行動制御を1つのフレームワークで行うことが可能になる。そこで本稿では、仮想空間上における欠損した情報に対応するため、物理空間にセンシングを適切に働きかけることを目標として、複数の可動式カメラとドローンによる人物探索に能動推論を適用する。探索の対象となるターゲットは移動し続けるため、常にセンシングし続けることは困難であり、ターゲットに関する情報が欠損する。そのため、ある可動式カメラでターゲットをセンシングできないときに、その位置を推定し、他の可動式カメラの捕捉範囲やドローンの移動方向を制御することで、ターゲットをより効率的に捕捉することが期待できる。シミュレーションの結果、能動推論を利用しない場合に比べて、ターゲットを捕捉するまでの時間が減少することを示した。

キーワード 能動推論、人物探索、ドローン、可動式カメラ、自由エネルギー原理

Evaluation of Wide-area Person Search Method Using Active Inference

Eito KOSUGA[†], Shin'ichi ARAKAWA[†], and Masayuki MURATA[†]

[†] Information Science & Technology, Osaka University 1-5 Yamadaoka, Suita-shi, Osaka, 565-0871 Japan

E-mail: [†]{e-kosuga,arakawa,murata}@ist.osaka-u.ac.jp

Abstract In recent years, it has become increasingly important to understand and utilize information in physical space. The Cyber-Physical System accumulates information from the physical space and analyzes it in virtual space for use across various industries. However, due to the vast amount of information, including historical data, it is inevitable that some information will be missing in the virtual space. Active inference, based on the free energy principle, is a control framework that addresses the uncertainty and ambiguity of information, enabling the inference of both observed objects and an agent's own actions. By combining prior beliefs about the environment's state with observational data, active inference allows an agent to probabilistically infer the state of the environment and understand how its actions impact those probabilities. This framework facilitates the estimation of environmental states and control of behavior to reduce uncertainty. In this paper, we apply active inference to person search using multiple movable cameras and drones. Our aim is to effectively engage sensing in the physical space to compensate for missing information in the virtual space. The target is constantly moving, making continuous sensing and tracking challenging, which leads to missing information. Therefore, when a target cannot be detected by one movable camera, its location is estimated, and the detection range of other movable cameras and the movement direction of the drone are adjusted to capture the target more efficiently. Simulation results show that the time to acquire a target is reduced compared to the case where active inference is not used.

Key words Active Inference, Person Search, Drone, Movable Camera, Free Energy Principle

1. はじめに

近年、物理空間の情報をセンシングすることによって状況を把握し、その情報を利活用することが期待されている。その一例として、Cyber-Physical System (CPS) が挙げられる。CPS は、物理空間のデータをセンシングデバイスで収集し、仮想空間上のビッグデータを解析したうえで、その結果を物理空間の制御やサービスにフィードバックするシステムである [1]。CPS は、医療におけるデータ分析や工場や農場の状況把握などに活用されている [2]。さらに、都市や地域単位でセンシングを行い、集まった膨大なデータを解析、フィードバックすることにより、交通情報推定や落とし物探索、迷子 / 徘徊老人 / ペット探索など、より人の生活に即したユースケースが考えられている [3]。

CPS においては、物理空間の状況を正確に把握することが重要である。しかしながら、センシングデバイスの数は有限であり、物理空間におけるすべての場所の情報をセンシングすることはできない。そのような情報の欠損に対応する方法として、欠損情報の補間や欠損補填が考えられる。欠損情報の補間は、CPS 上の過去情報などの利用によって欠損情報を推定することである [4], [5]。一方、欠損補填は、ロボットやドローンおよび可動式カメラなどのアクチュエータを利用して、物理空間に対する追加のセンシングを実施することである。ただし物理空間は膨大であるため、欠損補填のセンシング対象を絞り込むことは不可避である。従って、例えば情報の不確実性の減少など、センシングを行うことにより得られる情報利得の期待値を考慮しながら適切なセンシング対象を選択する必要がある。

情報の不確実性を捉え、対象物の観測や自身の行動を推論する制御フレームワークに能動推論がある [6]。能動推論では、エージェントは環境の状態に対する事前信念を生成することのできる生成モデルを保持している。生成モデルから出力された環境の状態の事前信念と実際の観測結果を組み合わせることで、環境の状態の事後信念を推定することができる。また、推定した状態をもとに、自身の行動による状態の変化を把握することもできるため、外界の状態の信念にしたがって、不確実性を減少させるための最適な行動を選択することが可能になる。

そこで本稿では CPS における物理空間の情報の欠損を考慮しながら、仮想空間に存在する情報を分析し、物理空間に存在する複数のセンサ・アクチュエータを制御することを目的として、能動推論を適用することの有効性を評価する。ユースケースとして迷子 / 徘徊老人 などの人物探索を想定し、街中に配置された複数の可動式カメラの観測方向とドローンの移動方向に関する個々の制御を、能動推論を用いて行う。能動推論を用いることで、あるカメラが対象者を観測できた場合ならびに観測できなかった場合に、隣接する可動式カメラやドローンにおいて対象者が観察される不確実性を捉えることが可能となり、アクチュエータを効率的に使用することが期待できる。また、カメラやドローンにおける人物識別の精度に関しても不確実性を持たせる。一定の確率で人物を識別できない場合において、その可能性を考慮しながら人物探索を能動推論によって実現できることを示す。

2. 関連研究

2.1 自由エネルギー原理

自由エネルギー原理による、能動推論について説明する [6], [7]。自由エネルギー原理とは、 Friston が提唱した脳の情報理論で、生物の知覚、学習が変分自由エネルギーと呼ばれるコスト関数を最小化するように決定され、その結果エージェントとして表現される生物は外界に適応できるとされている。

脳は時間ステップ t において、環境から生成される観測値 o_t から環境の状態 s_t を推定する。また、エージェントは環境に作用するような行動を起こすことができる。その行動はエージェントが選択することができる行動列であるポリシー π によって決定される。環境の状態 s_t の推定は式 1 に示す変分自由エネルギー F_t の最小化によって行われる。

$$\begin{aligned} F_t(\pi) &= \mathbb{E}_{Q(s_t|\pi)} [\log Q(s_t|\pi) - \log P(o_t, s_t|\pi)] \\ &= \mathbb{E}_{Q(s_t|\pi)} [\log Q(s_t|\pi) - \log P(o_t|s_t)P(s_t|s_{t-1}, \pi)Q(s_{t-1})] \end{aligned} \quad (1)$$

式 1 は変分ベイズ推論を表し、環境の状態 s_t を推定するために、近似事後信念 $Q(s_t|\pi)$ を導出する。ここで $P(o_t|s_t)$ は状態 s_t が与えられた時の観測結果 o_t の発生分布としての尤度であり、 $P(s_t|s_{t-1}, \pi)$ は状態の遷移分布である。また、式に示す期待自由エネルギーを最小化することにより、行動を決定するためのポリシー π の推論が行われる。

$$\begin{aligned} G(\pi, t) &= \mathbb{E}_{Q(s_t, o_t|\pi)} [\log Q(s_t|\pi) - \log P(o_t, s_t|\pi)] \\ &\approx -\mathbb{E}_{Q(s_t, o_t|\pi)} [D_{KL}[Q(s_t|o_t, \pi) || Q(s_t|\pi)]] \\ &\quad - \mathbb{E}_{Q(s_t, o_t|\pi)} [\log P(o_t)] \end{aligned} \quad (2)$$

第一項は情報利得と呼ばれる項である。これは観測を得た時の、予測される近似事後信念の変化の度合いを表し、これが大きければ状態の不確実性を減少させることができる可能性が高いことを表す。そのためこの項はエージェントが探索を行うポリシーを選択するための項である。また、第二項は事前の選好と呼ばれる項である。エージェントの目的として、事前の選好を定める必要がある。事前の選好は観測についての報酬を設定するための項である。そのためこの項はエージェントが目的を達成するためのポリシーを選択するための項である。これら二つの項によって、情報の探索と目的の達成という二つの動機を扱うことが可能となる。

2.2 能動推論を用いたマッピング手法

文献 [8] では、能動推論を使用し、移動可能なロボットによる周辺領域の地図作成手法を提案している。ロボットに搭載されたカメラの画像を用いて、探索範囲である倉庫内地図と目標地点までの経路を把握することを目的としている。ロボットをエージェントとみなし、ロボットが保有している生成モデルは階層モデルとして実装されており、上位モデルでナビゲーションを、下位モデルでマッピングを行っている。また、ナビゲーションにおいては、スタート地点とゴール地点、そしてナビゲーション開始時の自身の向きが初期状態として与えられる。

下位モデルでは初期状態は特に与えられずに、探索をすることで倉庫内のマップを作成していく。ただし、 π のもとでの状態の遷移確率や s_t のもとでの o_t の生成確率については、事前に倉庫を走行することにより、強化学習により与えられている。研究で使用された倉庫の内部には視覚的に類似している場所が多く、倉庫の内部の環境や自身の位置の状態があいまいになりやすいといった環境となっている。そのため能動推論を利用しない場合には、一回の探索でマップを作成することはできず、三回の探索の結果を合わせることによってマップの作成を終えている。一方、能動推論を利用した場合は、自身の位置の状態を推論しながら探索することができるため、一度の探索でマップを構成することができる。また、作成したマップを基に能動推論を利用することによって、スタート地点からゴール地点までの最短経路の導出にも成功している。一方でこの研究において制御しているのは、単一のセンサ（カメラ）と単一のアクチュエータ（ロボット）である。複数台のセンサ・アクチュエータを連携して制御することができればより多くのユースケースへの適用が可能となることが考えられる。

3. 能動推論を利用した人物探索システム

本稿では複数の可動式カメラとドローンを用いた人物探索に対して能動推論を適用し、CPSにおける仮想空間の不確実性を考慮しながら、仮想空間で情報を分析して物理空間上の複数の可動式カメラとドローンを効率よく制御することの有効性をシミュレーションによって評価する。以下では、人物探索システムの構成を説明する。

3.1 システム概要

自由エネルギー原理では生成モデルによって、外界の状態を信念として表現することが可能である。また、得られた観測から変分自由エネルギーの最小化によって生成モデルと信念を更新することが可能である。そして表現された信念を利用することで、能動推論によってその信念の不確実性を減少させる行動をとることができる。そのためCPSにおいて、仮想空間上の情報の欠損や集約によって生じる不確実性を信念として表現し、その不確実性を減少させるような行動と観測の実現が期待される。人物探索においては、ターゲットを常にセンシングし続けることは困難であり、仮想空間上でターゲットの位置に関して情報が欠損することで不確実性が生じる。その不確実性に対して自由エネルギー原理を利用することにより、過去のセンシング結果からターゲットの位置を信念として表現することが可能である。よって、能動推論によってターゲットの不確実性を減少させる行動計画を行い、物理空間に存在する可動式カメラとドローンを適切に制御して人物探索を進めることができる。

そこで能動推論を利用した、複数の可動式カメラとドローンを利用した人物探索を行うシステムの概要を図1に示す。環境としては、都市において複数の可動式カメラが配置されており、ドローンが上空を飛ぶという状況を想定する。そして人物の探索依頼が出された場合に、可動式カメラ及びドローンの映像とCPSにおける仮想空間に集積された情報を利用して、都市を移動するターゲットの探索を行う。能動推論を行うにあつ

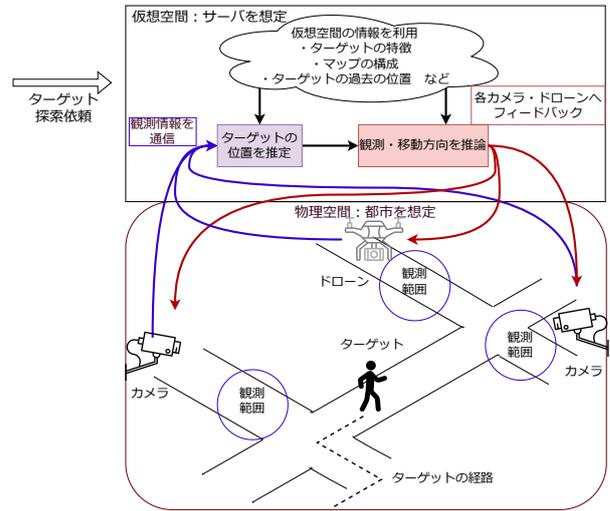


図1 システムの概要図

Fig. 1 A system overview diagram.

てエージェントは複数の可動式カメラ及びドローンと仮想空間が構築されたサーバ上の生成モデルを保有しているとみなす。まず、可動式カメラ及びドローンによって、観測位置におけるターゲットの有無を観測として取得してサーバへと送信する。そしてサーバ上ではターゲットの位置に対する事前の信念および得た観測、ポリシーに従って、変分自由エネルギーを計算することでターゲット位置を推論する。この時の推論結果が次の時間ステップにおけるターゲット位置に対する事前確率となる。そしてターゲット位置の推論結果からさらに、期待自由エネルギーを計算することで各カメラの観測方向とドローンの位置の変更としてのポリシーを推論する。最後に推論したポリシーに従って、各カメラの観測方向とドローンの移動方向を決定してサーバから可動式カメラ及びドローンへ命令を送信、可動式カメラは観測方向を変更し、ドローンは移動したのち次の時間ステップで観測を行う。以上を繰り返すことにより、能動推論がターゲットの位置に関する不確実性を減少させるような行動計画を実現することで、人物探索を進めていくことが可能となる。

3.2 システム詳細

人物探索システムの詳細について説明する。まず、マップはサーバ上に予め用意されているとして、事前知識として保持しているとする。ターゲットやドローンが移動するマップは離散的なグリッドとして区切られ、ターゲットおよびドローンはグリッドの1つに存在する。また、カメラは複数のグリッドが隣接する交差点に設置される。時刻 t におけるカメラ i の方向は $a_t^{(i)}$ ($1 \leq i \leq N_c$) として表現できる。ただし N_c はカメラの台数であり、取りうる方向は交差点を構成するグリッドが存在する方向である。また、ドローンはグリッドのマップ上を移動可能とし、一度に移動可能なグリッド数は最大2マスとする。可能な行動 $a_t^{(drone)}$ としては停止と上下左右のいずれか1つの方向に1~2マスの移動とする。エージェントはカメラの方向ベクトルを $a_t = (a_t^{(1)}, \dots, a_t^{(i)}, \dots, a_t^{(N_c)}, a_t^{(drone)})$ として推論する。これらによって状態 s_t はターゲットの位置および各可動式カ

メラが現在向いている方向、ドローンの位置のベクトルとして表現することが可能となる。可動式カメラ i が時刻 t において取得する観測は $o_t^{(i)}$ として、ターゲットの有無を取得する。ドローンにはカメラが取り付けられており、ドローンが存在しているグリッドを観測することができ、ターゲットの有無を判別できる。ドローンは時刻 t において取得する観測は $o_t^{(drone)}$ として、ターゲットの有無を取得するよってエージェントが扱う観測ベクトルは $o_t = (o_t^{(1)}, \dots, o_t^{(i)}, \dots, o_t^{(N_c)}, o_t^{(drone)})$ と表される。可動式カメラは交差点のグリッドの一つを選択して、観測するものとする。観測が可能な時間は、ターゲットが交差点に進入するときと離脱するときであり、交差点の移動中は、個人を特定するための画像処理に時間が当てられているとする。また、 $P(s_t|s_{t-1}, \pi)$ は状態の遷移確率であり、主にターゲットの移動規則を表す。人物探索においてはマップを知っているという前提を置いているため、ターゲットが次に移動しうるグリッドの候補は正確に与える。カメラによる探索は本来、観測結果から個人を特定できなければ人物探索を行うことは難しくなる。しかし今回は個人を判別できるという仮定のもとで進めていく。ただし、カメラには認識誤差が存在して、一定の確率で人物を認識できないものとする。街中を移動する人物には、移動先の傾向があるとする [9]。これは狭い道路よりも広い道路を選びやすかったり、暗い道路よりも明るい道路を好んだり、見通しの悪い道路よりも見晴らしの良い道路が使われやすかったりなどを表現する。本稿では、このようなターゲットの傾向を交差点において直進する確率と簡略化して扱う。この直進確率は、ターゲットが交差点侵入時に直進方向のグリッドを選択して進む確率である。そのためこの直進確率が $\frac{1}{3}$ に近ければ交差点でターゲットは進行方向をランダムに近い行動を生成し、直進確率が 1 に近ければターゲットはランダム性の低い行動を生成する。この交差点における行動の生成においては、可動式カメラの向きの変更やドローンの移動に対しても独立に行われるものとする。また、ターゲットは交差点を除いて進行方向を変化させることはないとする。そして $P(o_t|s_t)$ は状態 s_t が与えられた時の観測結果 o_t の発生分布としての尤度であり、主に可動式カメラやドローンにおけるターゲットの有無の判別を表す。

ここから人物探索における能動推論について説明する。ターゲットの位置を含む状態 s_t の推定 $Q(s_t|\pi)$ は式 3 に従って変分自由エネルギー F_t を最小化することにより導出する。

$$\begin{aligned}
F_t(\pi) &= \mathbb{E}_{Q(s_t|\pi)} [\log Q(s_t|\pi) - \log \hat{P}(o_t|s_t)P(s_t|s_{t-1}, \pi)Q(s_{t-1})] \\
&= \mathbb{E}_{Q(s_t|\pi)} [\log Q(s_t|\pi) \\
&\quad - \log \alpha P(o_t|s_t)P(s_t|s_{t-1}, \pi)Q(s_{t-1})] \\
&= \mathbb{E}_{Q(s_t|\pi)} [\log Q(s_t|\pi) - \log P(o_t|s_t)Q(s_{t-1}) \\
&\quad - \log \alpha P(s_t|s_{t-1}, \pi)]
\end{aligned} \tag{3}$$

ここで、 $\hat{P}(o_t|s_t)$ は可動式カメラやドローンにおけるターゲットの有無の判別において、観測誤差を含む場合の尤度である。観測誤差を含まない場合の尤度 $P(o_t|s_t)$ に対して、観測誤差を α として $\hat{P}(o_t|s_t) = \alpha P(o_t|s_t)$ のように表される。第 3 項目におい

ては $0 < \alpha < 1$ であるため、 $\log \alpha P(s_t|s_{t-1}, \pi)$ は値が負となることにより変分自由エネルギーが増大する。つまり観測誤差により、近似事後分布 $Q(s_t|\pi)$ も不確実性が増大することになる。一方で、観測誤差を含めた分布を形成していることとなるため、ノイズを考慮した事後信念の形成が可能となっている。また、 $P(s_t|s_{t-1}, \pi)$ は状態の遷移分布を表し、特にターゲットの状態においてはターゲットの移動規則を表す。これはターゲットの直進確率を含んでおり、直進確率の推定が正確になるにしたがって変分自由エネルギーが減少することが分かる。ここから直進確率の推定により、近似事後分布 $Q(s_t)$ の不確実性が減少することになる。よって観測誤差を含む場合においても、ターゲットの直進確率の推定によってその影響を緩和することが期待できる。そして、信念 $Q(s_t|\pi)$ の初期状態 $Q(s_0|\pi)$ は探索開始時の状態の信念である。可動式カメラの初期方向やドローンの初期位置は正確に分かる前提であるため不確実性なしに与える一方、ターゲットの位置に関しては初期状態で情報はなく、すべてのグリッドを等確率で初期化する。

続いて、将来の可動式カメラの観測方向の変更 π の計画を行うために、事後信念 $Q(s_t)$ およびターゲットの遷移状態 $P(s_t|s_{t-1}, \pi)$ 、観測の尤度 $P(o_t|s_t)$ 、事前選好 $p(o_t)$ に従って式 4 によって期待自由エネルギー $G(\pi, t)$ を計算する。

$$\begin{aligned}
G(\pi, t) &= -\mathbb{E}_{Q(o_t|\pi)} [D_{KL}[Q(s_t|o_t, \pi)||Q(s_t|\pi)]] \\
&\quad - \mathbb{E}_{Q(o_t|\pi)} [\log p(o_t)]
\end{aligned} \tag{4}$$

この期待自由エネルギーを最小化するポリシーから行動を選択することができ、ターゲットの位置状態の不確実性を下げる、すなわちターゲットを捕捉しやすい行動を選択することが可能となる。そして行動を選択することで、次の時間ステップ $t+1$ においてもターゲットの位置の事後信念 $Q(s_t)$ を事前信念 $P(s_t)$ として扱うことで、生成モデルによる状態の生成から始めることができる。以上を繰り返すことにより、エージェントは人物探索を行うことが可能となる。

4. シミュレーション評価

4.1 評価環境

本稿において利用したマップの一例を図 2 に示す。図 2 は、文献 [10] で使用されたマップを参考に作成している。グリッドは道路の一部領域であり、ターゲットやドローンが移動可能なことを表す。カメラ 1 は緑、カメラ 2 は青、カメラ 3 はオレンジに塗られた領域のうちの一つを観測可能であることを表している。観測によってターゲットの有無を知ることができ、選択した方向にターゲットが存在する場合、観測値としてターゲットの位置が取得できる。選択した方向にターゲットが存在しない場合は、観測値は NULL として扱う。また、ドローンは図 2 のドローン待機所を初期地点として探索を行う。

4.2 評価方法

本稿では、能動推論によって可動式カメラ及びドローンを制御することで、ターゲットの移動規則を推定しながらターゲットを効率的に捉えられるかを評価する。このシミュレーションでは、ターゲットの位置が分からない状態から、ドローンに

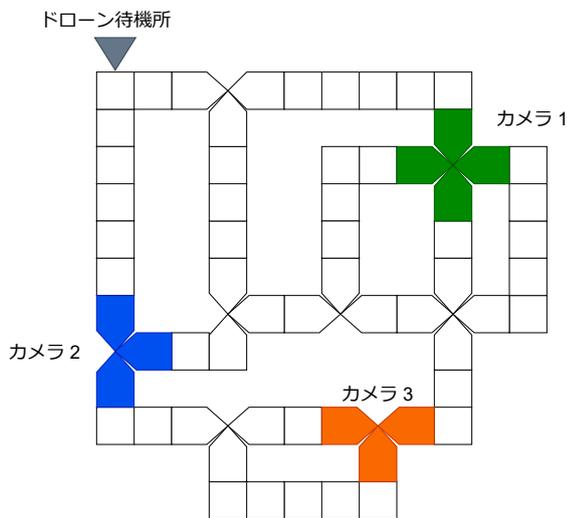


図2 使用したマップの一例
Fig. 2 An example of a map used.

よって捕捉するまでの時間を評価する。ドローンで捕捉しに行く意味としては、たとえカメラなどのセンサで捕捉しても、その後の動きは追えないため、すぐに見失ってしまうからである。一方ドローンで捕捉した場合、その後はドローンで追跡することによって、その後の進路にセンサが配置されているかに依存せずターゲットを見失うことがなくなる。そのため徘徊老人や迷子を保護することがより容易になると考えられる。

ターゲットをランダムな位置からスタートさせ、ドローンによって捕捉するまでのシミュレーションを1試行とし、これを300回繰り返す。捕捉までの時間ステップ数を評価することによって、能動推論を利用した提案手法が有効であることを示す。このシミュレーションではターゲットの交差点における直進確率を複数パターンに変化させて評価する。これは実際にターゲットの直進確率を行動計画に組み入れることができるかを検証するためである。さらに、カメラの観測誤差についても検証するため、観測に成功する確率も変化させて評価する。

また、実際にターゲットを捕捉できる行動を生成できていることを確かめるため、提案手法を取り入れる場合と取り入れない場合を比較する。具体的にはドローンの移動方向の制御に関して、能動推論による行動を選択する割合を変えた際の、ターゲットを捕捉するまでの時間を求める。なお、ターゲットを長期間にわたり捕捉できないケースが存在するため、本稿における1回のシミュレーションにおける最大時間ステップ数は100としている。

4.3 評価結果

ターゲットの交差点における直進確率が0.33の時の捕捉までのステップ数と直進確率0.9の時の捕捉までの時間ステップ数を累積度数分布にしたものをそれぞれ図3, 4に示す。縦軸が捕捉までの時間 x 、横軸が x 以下の時間ステップ数で捕捉できる確率を表す。どちらも観測成功率が高いほど捕捉までの時間が短くなるということは共通している。ただし図4では、観

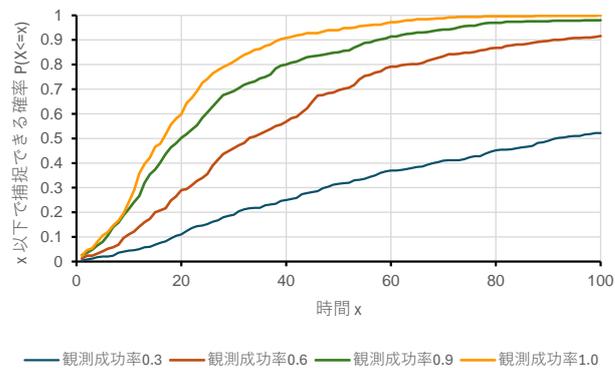


図3 直進確率0.33の時の捕捉までのステップ数

Fig. 3 Number of steps to capture at a straight line probability of 0.33

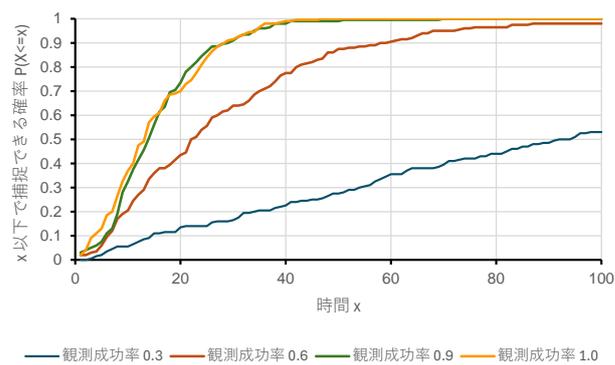


図4 直進確率0.9の時の捕捉までのステップ数

Fig. 4 Number of steps to capture at a straight line probability of 0.9

測成功率が0.9と1.0の時にはほとんど違いがない。また、観測成功率が0.6のときにも、図3における観測成功率0.6の時よりも捕捉までの時間の増加が減少していることが分かる。特に100ステップ目で、直進確率0.33の時には捕捉できる確率が0.91なのに対して、直進確率0.9の時には捕捉できる確率が0.99となっている。これは直進確率を利用することによりターゲットの位置の信念がより正確になり、一度観測に失敗してもターゲットを見失うことなく再び観測するような行動を生成できることが原因であると考えられる。ただし、観測成功率0.3では性能がかなり低下しており、100ステップ以内に観測できない場合が存在することが分かる。これはターゲットの傾向を利用して、観測成功率が低すぎる場合にはターゲットを捕捉することが難しくなることを表している。

また、ドローンの能動推論にもとづく行動選択割合別の捕捉までの相対時間を図5に示す。このグラフは横軸が能動推論にもとづく行動選択割合、縦軸が能動推論にもとづく行動選択割合が1.0であるときの捕捉時間を1と見た時の、相対的な捕捉時間である。能動推論にもとづく行動選択割合が1.0の場合で捕捉までの時間が最も短く、能動推論にもとづく行動選択割合が低いほど捕捉までの時間が長くなる。さらに能動推論にもとづく行動選択を全くしない場合には捕捉するまでの相対時間が2.2にまで増大する。グラフの形としては線形になっていることが読み取れる。これは能動推論にもとづく行動選択を行わな

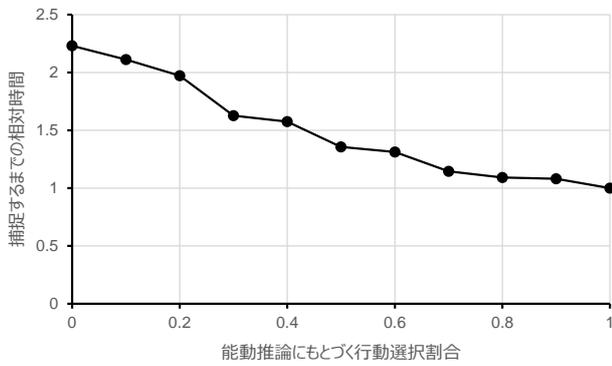


図5 能動推論にもとづく行動選択割合に対する相対捕捉時間

Fig. 5 Relative capture time to the percentage of action choices based on active inference.

い場合にターゲットを捕捉するための最適な行動ができなくなることから、能動推論にもとづく行動選択割合に比例していると考えられる。

これらの結果から、能動推論によって可動式カメラ及びドローンを制御することで、ターゲットの移動規則を推定しながらターゲットを効率的に捉えられることが可能であり、特にターゲットの傾向を利用できる場合において、本稿の能動推論を利用した提案手法が効果的であることが確認された。また提案手法を取り入れる割合が大きくなるほど捕捉までの時間が減少したことから、提案手法によりドローンがターゲットを捕捉するために適切な行動を生成することができることが確認された。

5. おわりに

本稿では、仮想空間における情報の不足に対して、物理空間へと働きかけを行うことでセンサ・アクチュエータを効率よく利用して、情報を適切に収集することを目的としていた。その中でユースケースの1つとして、街中において複数の可動式カメラとドローンを利用しての人物探索を例にして能動推論を利用したシステムの評価を行った。その結果、能動推論を利用しない場合よりもターゲットを効率よく捕捉することが可能であったことから、不足している情報を適切に判断し、物理空間へ効率よく働きかけていたと考えられる。また、その移動している人の傾向を利用して傾向を探索に利用することにより、捕捉までの時間が短縮できることが確認できた。

今後の課題として、より厳密な条件下での評価を検討する必要がある。例えば、本稿では移動先の傾向をターゲットの直進確率と簡略化して扱ったが、これをより厳密に設定することが考えられる。これは狭い道路よりも広い道路を選びやすかったり、暗い道路よりも明るい道路を好んだり、見通しの悪い道路よりも見晴らしの良い道路が使われやすかったりするというものである。このような傾向を把握しながら人物探索を行うことで、ターゲットをより効率的に捉えることが可能ではないかと考えられる。また、人の容姿、年齢、性別などを考慮する必要や、場所や時間帯など様々な要因で変化する場合も考慮する必

要がある。あるいは実際の人物探索システムにおいては、複数人を同時に探索する場合が存在すると考えられるが、そのような状態がより複雑になる場合も検討する必要がある。また、ユースケースの精査が必要である。今回は人物探索を例に挙げたが、ほかにも交通情報推定や事件・事故の把握など、街中において情報の把握が必要な様々な事象が考えられる。さらに、災害時におけるユースケースとして、利用可能・不可能である道路の判別や救助を必要とする人の把握など、より高度な探索が求められるシナリオも考える必要がある。そしてセンサについても、今回はRGBカメラを想定しているが、深度カメラ、Lidar デバイスなどを検討する余地がある。また、ドローンについても今回は1台のみであったが、今後は複数のドローンの連携も視野に入れる必要がある。

文 献

- [1] S. Zanero, "Cyber-physical systems," *Computer*, vol.50, no.4, pp.14–16, April 2017.
- [2] D.G. Pivoto, L.F. deAlmeida, R. daRosa Righi, J.J. Rodrigues, A.B. Lugli, and A.M. Alberti, "Cyber-physical systems architectures for industrial internet of things applications in industry 4.0: A literature review," *Journal of Manufacturing Systems*, vol.58, pp.176–192, Jan. 2021.
- [3] 内閣府, "Society 5.0," https://www8.cao.go.jp/cstp/society5_0/index.html, 2022. (Accessed: 2024-08-21).
- [4] X. Tang, K. Yang, H. Wang, J. Wu, Y. Qin, W. Yu, and D. Cao, "Prediction-uncertainty-aware decision-making for autonomous vehicles," *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, vol.7, no.4, pp.849–862, July 2022.
- [5] Z. Pang, J. Li, P. Tokmakov, D. Chen, S. Zagoruyko, and Y.-X. Wang, "Standing between past and future: Spatio-temporal modeling for multi-camera 3d multi-object tracking," *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.17928–17938, June 2023.
- [6] K. Friston, F. Rigoli, D. Ognibene, C. Mathys, T. Fitzgerald, and G. Pezzulo, "Active inference and epistemic value," *Cognitive Neuroscience*, vol.6, no.4, pp.187–214, May 2015.
- [7] R. Smith, K.J. Friston, and C.J. Whyte, "A step-by-step tutorial on active inference and its application to empirical data," *Journal of Mathematical Psychology*, vol.107, pp.1–60, April 2022.
- [8] O. Çatal, T. Verbelen, T. Van deMaele, B. Dhoedt, and A. Safron, "Robot navigation as hierarchical active inference," *Neural Networks*, vol.142, pp.192–204, May 2021.
- [9] 国土交通省都市局 都市計画課, "まちの活性化を測る歩行者量調査のガイドライン (ver1.1)," <https://www.mlit.go.jp/common/001282666.pdf>, 2019. (Accessed: 2024-08-26).
- [10] R. He, A. Bachrach, and N. Roy, "Efficient planning under uncertainty for a target-tracking micro-aerial vehicle," *Proceedings of 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.1–8, May 2010.