

能動推論に基づく搬送ロボット制御手法の提案

福山 敦也[†] 大下 裕一^{††} 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

^{††} 大阪大学 D3 センター 〒560-0043 大阪府豊中市待兼山町 1-32

E-mail: [†]{a-fukuyama,murata}@ist.osaka-u.ac.jp, ^{††}yuichi.ohsita.cmc@osaka-u.ac.jp

あらまし 搬送ロボットを作業者がいる環境にも配置するなど、活用範囲を広げるためには、倉庫内の作業者を回避することが必要である。倉庫内においては、作業者の移動による環境変動やカメラの死角などによって作業者の位置についても不確実性が生じる。一方で、搬送ロボットにおいてはその作業効率も重要であり、不確実性に対応しつつ、安全性と効率を両立する手法が求められている。本稿では、環境変動や死角などによる作業者の位置の不確実性に対応する自律型搬送ロボット制御手法として、不確実性のある環境下における生物の行動を説明するフレームワークである能動推論に基づいた手法を提案し、その可能性について検証する。本稿では、能動推論での対象のエージェントをロボットに、観測を作業者や障害物の有無、状態をロボットの位置や倉庫の状況、ポリシーを移動として生成モデルを定義し、能動推論を用いて行動を決定する手法を実装し、倉庫内の作業者の人数や死角の有無を変化させようとしてシミュレーション実験を行った。シミュレーションの結果、現在や未来の作業者の位置に不確実性がある中でも、衝突等の安全性が高い搬送を実現できることを示した。

キーワード 自由エネルギー原理・能動推論・搬送ロボット・自律制御・経路計画

Proposal for warehouse robot control method based on active inference

Atsuya FUKUYAMA[†], Yuichi OHSITA^{††}, and Masayuki MURATA[†]

[†] Graduation School of Information Science and Technology, Osaka University
1-5 Yamadaoka, Suita-shi, 565-0871 Japan

^{††} D3 Center, Osaka University 1-32 Machikaneyama-cho, Toyonaka-shi, 560-0043 Japan

E-mail: [†]{a-fukuyama,murata}@ist.osaka-u.ac.jp, ^{††}yuichi.ohsita.cmc@osaka-u.ac.jp

Abstract Transport robots must avoid collisions with people when applied to the areas with people. Because the occlusions and/or dead angles cause the uncertainty of the workers' position, a method considering uncertainty is necessary. On the other hand, efficiency is also important for transport robots. In this paper, we propose a method based on active inference to achieve safety and efficiency in the case of uncertainty. We define a generative model in which the target agent is a robot, the observation is the presence or absence of workers or obstacles, the state is the robot's position and the situation in the warehouse, and the policy is its movement. We implemented a method for determining actions using active inference, and conducted simulations by varying the number of workers in the warehouse and the dead angles. The simulation results showed that even with uncertainty in the current and future worker positions, the robot can ensure safety from collisions and other problems.

Key words Free energy principle, Active inference, Warehouse robot, Autonomous control, routing design

1. はじめに

近年、工場や物流倉庫内などの施設において、荷物の運搬などを自動で行う搬送ロボットが多く導入され、普及しつつある。従来は人と搬送ロボットの作業区域を分けることで安全性を確保してきたが、今後、さらに搬送ロボットの適用範囲を広げ、

人と共同できる環境へ適用が考えられている。

人と共同する環境においては、搬送ロボットは人との衝突を避けながら運搬先の目的地へと到達する必要がある。人を含む障害物を回避するロボット制御手法の研究が進められている。例えば、文献 [1] や [2], [3] では、自律型ロボットが移動する障害物が存在する環境において、それを回避しながら目的地へと

到達可能であることが示されている。特に [2] では経路の導出にニューラルネットワークが使用されており、急激な環境変化にも対応できることが示されている。しかし、障害物を回避することで移動時間が増加するため、効率的な移動を実現するためには単に障害物を回避するだけでなく障害物がある可能性が低い効率的な経路について考える必要がある。文献 [4] では、これを実現するため自律型ロボット同士が互いに通信しあうことで、お互いを回避するだけでなく無駄な経路を通らないことが示されている。

しかし、効率的な経路選択を行ったとしても、人の移動などから生じる急な環境変動の可能性は常にあることから速度をあげることができないため、改善できる効率には限度がある。したがって、カメラなどのセンサーで工場や倉庫内を監視し、環境変動を予測する、さらにこの環境変動の不確実性に加え、カメラの死角などから生じる人の位置の不確実性にも対応し、衝突を避けることで安全性と効率を両立する手法が必要である。

不確実性のある環境下においても、生物は、周囲の情報を得るための観測と行動を行い、危険を回避することができている。このような生物の行動を説明するフレームワークとして、能動推論が提唱されている [5], [6]。能動推論では、観測と行動を繰り返し、自由エネルギーを最小化するように行動することを行動原理としたものである。この能動推論をロボットの制御に用い、作業者を観測する可能性を確率として扱い、自由エネルギーを最小化するような経路・速度を取ることで、作業者の位置の不確実性へ対処し、周囲の状況の把握、衝突の回避を実現できると考えられる。

そこで本稿では、能動推論の搬送ロボット制御への適用を検討する。まず、搬送ロボットにおける荷物の搬送先である目的地へと移動する行動と、倉庫内や自身の周囲を観測することにより倉庫内の状況を推測する過程をモデル化することにより、搬送ロボットを能動推論によって制御する手法を提案する。そしてシミュレーションによる実験により、提案手法が安全性と効率を両立できるかを評価し、能動推論による搬送ロボット制御の可能性について検証する。

本稿の構成について、まず第 2 章では能動推論についての説明を行う。第 3 章では提案手法である能動推論に基づく搬送ロボット制御手法について述べ、第 4 章でその実験結果について述べる。最後に第 5 章でまとめと今後の課題について述べる。

2. 能動推論

能動推論では、エージェントがサプライズを最小化するように行動する。サプライズとは、エージェントの現在の観測がそのエージェントが好ましい観測とどの程度異なるかを測定するものである。このエージェントは、観測がどのように生成されるかについての生成モデルを持っており、観測を通して外界の状態を推論する。そしてサプライズを最小化するように行動し、この行動は外界の状態を変化させ、新たな観測を生む。

能動推論では、サプライズは変分自由エネルギーと呼ばれる代替指標に置き換わり、この変分自由エネルギーを最小化する

ように状態の推論を行う。推論した状態の確率分布は、推論前が事前信念、推論後が事後信念と呼ばれる、

行動の決定においては、未来のサプライズを最小化するような行動を選択する。これには、各ポリシーを未来の観測から得るサプライズの観点から評価する期待自由エネルギーと呼ばれる指標を用いる。期待自由エネルギーは以下の式で表される。

$$G(\pi) = \Sigma_n(-H[Q(o_{n,\tau}|\pi)] + E_{Q(s_\tau|\pi)}[H[P(o_{n,\tau}|s_\tau)]] - \Sigma_{o_{n,\tau}} Q(o_{n,\tau}|\pi) \log P(o_{n,\tau}|C)) \quad (1)$$

o は観測を、 s は状態を、 π は行動の系列で表されるポリシーであり、 $Q(s_\tau|\pi)$ は変分自由エネルギーの計算から推論された状態の近似事後信念である。また $Q(o_{n,\tau}|\pi)$ はこの $Q(s_\tau|\pi)$ と尤度 $P(o_{n,\tau}|s_\tau)$ から求められた観測の近似事後信念である。この期待自由エネルギー G が小さくなるポリシーの信念が高くなるようにポリシーの事後信念を求める。またポリシーの事後信念から以下の式で行動の決定を行う。

$$\pi(\tau) = \max(\pi_\tau) \quad (2)$$

τ は時間を表しており、その時間での事後信念が最も高いポリシーが選択されることになる。したがって、能動推論ではまずエージェントは観測を行い、変分自由エネルギーを計算することで、状態の推論を行う。次に推論した状態の事後信念を基に各ポリシーについての期待自由エネルギー G_π の計算を行い、ポリシーの事後信念を求める。最後にポリシーの事後信念から次の行動を決定し、行動する。この一連の流れを繰り返すことで、エージェントはエージェントが好ましいと考えている状態へと移行していくこととなる。

3. 能動推論に基づく搬送ロボット制御手法

3.1 提案の概要

本手法ではロボットは現在地から搬送先の目的地までのグローバルパスについては最短経路を求めこれに沿って進む中で、通路の通る位置や速度といったローカルパスを倉庫内や自身につけられたカメラからの情報をうけとりながら能動推論を用いて制御する。能動推論を用いることで、不確実性への対処と、事後分布の更新を通じた周囲の状況の学習を可能となる。ロボットのいる倉庫内ではカメラの死角によって作業者がいるかわからないところや、作業者が倉庫内の全ての箇所を移動できることで位置が常に変化する可能性があることにより、現在や未来の作業者の位置の不確実性が高い状況となっている。提案手法では、ロボットが作業者を観測する可能性を確率分布として扱うことで、倉庫内の各位置での時間ごとの作業者との衝突確率を求めることができる。また死角についてはロボットの観測によって人の位置の不確実性を下げることができる。そして考えられる目的地までの移動経路や速度を表すポリシーについて自由エネルギーに基づいて評価し、自由エネルギーが最小となる行動を選択することで、現在や未来の作業者の位置に不確実性があるなかでもとるべき行動の決定を行うことができる。また、死角に人がいる確率を状態としてもち、ロボットの

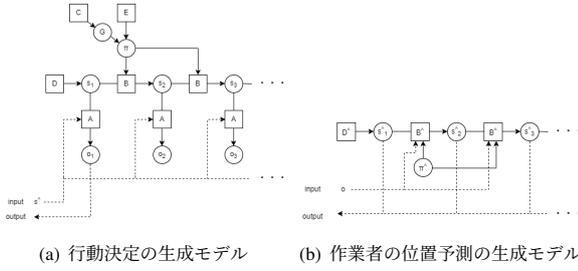


図1 生成モデル

観測やカメラの情報からこの状態の事後分布の更新を行うことで、死角に人がいる確率をロボットは学習することができ、不必要な死角への警戒が無くなったり、死角に人がいる場合に警戒を強めた行動をとることで、安全性、効率の両方の改善につながる。

また、能動推論では状態の事後分布を求める際、変分自由エネルギーを最小化する。ただし、本稿では、事後分布を正確に求めることができ、かつ、計算時間の短縮が可能となるため、状態の事後分布は以下のように状態と遷移確率の乗算によって求める。

$$s_{\pi\tau+1} = s_{\pi\tau} P(s_{\tau+1}|s_{\tau}, \pi) \quad (3)$$

また、本稿では、状態や観測、ポリシーが離散的であるとし、以下のように、確率分布を行列やベクトルで表現する。

$$\begin{aligned} P(o_{\tau}|s_{\tau}, \pi) &= \text{Cat}(A) & P(o_{\tau}|C) &= \text{Cat}(C_{\tau}) \\ P(s_{\tau}|\pi) &= \text{Cat}(S_{\pi\tau}) & P(s_{\tau+1}|s_{\tau}, \pi) &= \text{Cat}(B_{\pi\tau}) \\ P(s_1) &= \text{Cat}(D) & P(\pi) &= \text{Cat}(E) \end{aligned}$$

本稿ではこれらの行列を用いて、図1のようなロボットの行動決定に用いる生成モデルと、作業者の位置予測に用いる生成モデルの2種類のモデルを設計する。 s, \hat{s} がロボット、作業者の状態を、 o が観測を、 $\pi, \hat{\pi}$ がポリシーを表す。各変数行列は倉庫の内部構造や、倉庫内や自身にとりつけられたカメラから観測、推論した作業者の位置などの環境から指定される。またここでの s や o の添え字は時間 τ を表す。各変数の詳細については次節で述べる。

これらの生成モデルを用いて能動推論を行うことで、ロボットの行動決定を行うことができる。具体的には、まずロボットの初期状態を表す D ベクトルからロボットの初期状態である s_1 を求める。これはロボットの初期位置や初期速度などを表す。また作業者の初期状態を表す \hat{D} ベクトルから作業者の初期状態である \hat{s}_1 を求める。この \hat{s}_1 を用いて作業者の移動パターンを表す各ポリシー $\hat{\pi}$ における未来の作業者の状態 \hat{s}_{τ} を求め、行動決定の生成モデルへと渡し各時刻 τ での尤度行列 A を生成する。そしてロボットは観測を行い、 o_1 を求める。この o が自身の位置や周囲の障害物の有無などの観測と対応している。そして状態 s と遷移確率行列 B の乗算から各ポリシー π における未来の状態の事後信念を求める。次に選好を表す C 行列、状態の事後信念、生成した尤度行列 A から式1を用いて期待自由エネルギー G を求め、ポリシーの事前信念を表す E ベクトル

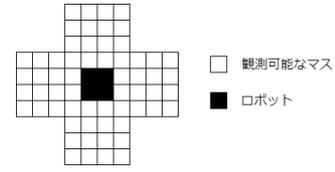


図2 ロボットが観測可能なマス

とともに経路、速度を表すポリシーの事後信念 π を求める。この π から今とるべき移動の行動が確率的に示されることになる。そして最も確率が高いポリシーを選択し、対応する行動をした結果の遷移確率を表す B 行列から次のロボットの状態 s_2 を、またカメラの観測や行動決定の生成モデルから受け取ったロボットの観測をもとに作業者の状態 \hat{s}_2 を求める。この一連の流れを繰り返すことで、ロボットの行動決定を生成モデルを用いて能動推論を行うことで実現できることになる。

3.2 提案手法における生成モデル

3.2.1 行動決定生成モデル

a) 観測 $o_{n\tau}$

本稿では、観測 $o_{n,\tau}$ は、 τ ステップ目での自身の位置($o_{1,\tau}$), τ ステップ目での周囲の障害物の有無($o_{2,\tau}$), τ ステップ目での自身のそれ以前のステップを通した障害物との衝突の有無($o_{3,\tau}$), τ ステップ目での自身の速度($o_{4,\tau}$), τ ステップ目での急停止の有無($o_{5,\tau}$)の組み合わせで与えられるものとする。 $o_{1,\tau}$ については、倉庫をグリッド上に分割して考え、自分がグリッド上に分割されたマスのどの位置にいるかをセンサーなどで判別できるものとし、その値を得ることにより定義する。 $o_{2,\tau}$ については、図2に示すロボットが観測可能なマスについて、障害物の有無をカメラなどのロボットに搭載したセンサーを用いて判別し、反映するものとする。観測の種類としては障害物が存在する、障害物が存在しない、障害物上である、すなわち障害物と衝突しているという3種類とした。 $o_{3,\tau}$ は、それ以前のステップを通して障害物と衝突したか否かを表すもので、移動の中で各速度について障害物との衝突をしたか否かを表す値が入るものとした。

b) 状態 $s_{n\tau}$

本稿では、状態 $s_{n,\tau}$ は、 τ ステップ目での自身の位置($s_{1,\tau}$), τ ステップ目での自身のそれ以前のステップを通した障害物との衝突の有無($s_{2,\tau}$), τ ステップ目での自身の速度($s_{3,\tau}$), τ ステップ目での急停止の有無($s_{4,\tau}$)の組み合わせで定義する。

c) ポリシー π

ポリシーは目的地まで向かう際にグリッド上に分割されたどのマスをどの速度で通るかといった経路、速度に対応する行動の系列である。ここでの目的地は、グローバルパスである現在地から最終的な目的地までの最短経路上の、ロボットの現在地から一定距離離れた位置である短期的な目的地である。本手法では、まず通路のどこを通りながら目的地へと向かうかといった経路を選択肢として k 個用意する。 k 個の選択肢は、Eppstein's algorithm [7]を用い、長さが短い順に選択する。さらに各経路に対して、その経路上の各地点を通る速度の組み合わせの全通りを用意し、それに対応する行動の系列をポリシーと

する。ただし、1ステップ当たりの取り得る行動は、前後左右、左斜め前後ろ、右斜め前後ろに1, 2, 3マスの移動と停止、急停止の26種類があったとした。なお、急停止は速度が2以上の時から1ステップで停止するという行動を表す。

d) 選好

観測に対応して選好行列を指定する。期待自由エネルギーの式1中の選好の確率分布は選好行列を用いると式4で表される。

$$P(o_{n,\tau}|C_n) = \sigma(C_{n,\tau}) \quad (4)$$

ただし、

$$C_{1,\tau} = \begin{cases} \alpha & (o_{1,\tau} \text{ が目的地の場合}) \\ 0 & (\text{それ以外}) \end{cases}$$

$$C_{2,\tau} = \begin{cases} \beta & (o_{2,\tau} \text{ が衝突の場合}) \\ 0 & (\text{それ以外}) \end{cases}$$

$$C_{3,\tau} = \begin{cases} \theta_1 & (o_{3,\tau} \text{ が速度1での衝突後の場合}) \\ \theta_2 & (o_{3,\tau} \text{ が速度2での衝突後の場合}) \\ \theta_3 & (o_{3,\tau} \text{ が速度3での衝突後の場合}) \\ 0 & (\text{それ以外}) \end{cases}$$

$$C_{4,\tau} = \begin{cases} \gamma_1 & (o_{4,\tau} \text{ が速度1の場合}) \\ \gamma_2 & (o_{4,\tau} \text{ が速度2の場合}) \\ \gamma_3 & (o_{4,\tau} \text{ が速度3の場合}) \\ 0 & (\text{それ以外}) \end{cases}$$

$$C_{5,\tau} = \begin{cases} \phi & (o_{5,\tau} \text{ が急停止の場合}) \\ 0 & (\text{それ以外}) \end{cases}$$

ここで、 α は目的地の観測に対する選好を、 β は障害物への嫌悪を、 θ は衝突後への嫌悪を、 γ は速度への選好を、 ϕ は急停止への嫌悪を表すパラメータである。ロボットは観測に対してこの選好行列で指定した選好や嫌悪を感じるようになり、これに基づいて期待自由エネルギーの計算、行動の決定を行う。

3.2.2 作業者の位置予測の生成モデル

a) 状態 $\hat{s}_{x\tau}$

状態 $\hat{s}_{x\tau}$ は、 τ ステップ目での位置 x の作業者の移動に伴う作業者の存在確率 ($\hat{s}_{1x\tau}$) と、 τ ステップ目での位置 x の死角に伴う作業者の存在確率 ($\hat{s}_{2x\tau}$) の組として定義する。行動決定の生成モデルに対し位置 x の人の存在確率を $\hat{s}_{1x\tau}$ と $\hat{s}_{2x\tau}$ の和として与えることで、位置 x やその周囲での人の観測確率である尤度行列 A を求めることができる。このうち、 $\hat{s}_{1x\tau}$ は、カメラからの情報をもとに未来の作業者の移動を予測し、倉庫内の各マスに作業者が存在する可能性を確率としてあらわしたものであり、 $\hat{s}_{2x\tau}$ は、ロボットの観測とカメラからの情報をもとに死角のマスに作業者が存在する可能性を確率としてあらわしたも

のである。ここでの死角とは倉庫内につけられた固定カメラやロボットにつけられたカメラから見えない領域とする。

b) ポリシー $\hat{\pi}$

作業者のポリシーとして、倉庫内の各作業者の移動パターンを表したものを定義した。

c) 更新

作業者の位置予測の生成モデルにおける状態の事後信念 $\hat{s}_{nx\tau}$ の更新の際、ポリシー $\hat{\pi}$ や $\hat{\pi}'$ 、遷移確率行列 \hat{B} や初期状態ベクトル \hat{D} は実際には用いず、簡略化した方法で更新を行う。

まず作業者の移動に伴う作業者の存在確率 $\hat{s}_{1x\tau}$ について、初期状態 \hat{s}_{1x1} は倉庫内やロボットのカメラからの情報をもとに指定し、その後の未来の状態については具体的には以下の式で求める。

$$\hat{s}_{1x\tau} = \sum_i \sum_{x'} \hat{s}_{1x'\tau-1}^i m_{x'x} \quad (5)$$

$\hat{s}_{1x\tau}^i$ は位置 x での人 i の存在確率を、 $m_{x'x}$ は作業者が位置 x' から位置 x へ移動する確率を表す。 $m_{x'x}$ については、既知のデータから得られた情報と組み合わせて設定したものとする。

次に、死角に伴う作業者の存在確率 $\hat{s}_{2x\tau}$ では、死角に存在する作業者の存在確率を考える。死角への対処方法として、ロボットが死角の位置に人がいる可能性を常に考えておくことで、死角に対する警戒行動をとることができる。また、死角からの作業者の急な飛び出しなどに対処するため、死角から人が1, 2ステップ以内で到達可能な範囲に対しても人がいる可能性を常に考えておく。 $\hat{s}_{2x\tau}$ ではこれらの確率を指定する。具体的には以下の式で求める。 $(n \in N)$

$$\hat{s}_{2x\tau} = \begin{cases} bs_0 & (x \text{ が死角の場合}) \\ 0 & (\text{それ以外}) \end{cases}$$

$$\hat{s}_{2x\tau+n} = \begin{cases} bs_0 & (x \text{ が死角の場合}) \\ bs_1 & (\text{死角から人が1ステップで} x \text{ に到達可能}) \\ bs_2 & (\text{死角から人が2ステップで} x \text{ に到達可能}) \\ 0 & (\text{それ以外の場合}) \end{cases}$$

未来のステップでは位置 x が死角の場合確率 bs_0 を、位置 x に死角の場所から人が1, 2ステップ以内で到達可能である場合にはそれぞれ確率 bs_1 , bs_2 を指定する。死角から遠いほど飛び出し等で人が存在する確率は低くなると考えるため、 $bs_2 \leq bs_1 \leq bs_0$ が成り立つ。

さらに、位置 x が死角である場合、死角の監視を行うことで $\hat{s}_{2x\tau+n}$ をさらに更新する。まず位置 x と同じ死角の範囲に作業者が入った可能性のある場合、以下の式で更新することで、その死角の警戒度を上げる。

$$\hat{s}_{2x\tau+n} = 2 * bs_0$$

次に、入っていない場合以下の式で更新することで、その死角に作業者がいないとわかっている間はその場所の作業者の存在確率を0にする。 $(x'$ は x と同じ死角の範囲の位置)

$$\hat{s}_{2x\tau+n} = \begin{cases} bs_0 & \text{if } \hat{s}_{2x\tau+n-1} = 1 \\ bs_0 & \text{if } \hat{s}_{2x\tau+n-1} = 0 \wedge \hat{s}_{2x'\tau+n-1} \neq 0 \\ \hat{s}_{2x\tau+n-1} & \text{otherwise} \end{cases}$$

これによって能動推論の中でロボットの周囲の状況の観測結果やカメラの情報から、死角の人の存在確率を表す状態の事後分布を更新し学習することで、不必要な死角への警戒が無くなったり、死角に人がいる場合に警戒を強めた行動をとることで、安全性、効率の両方の改善が期待できると考えられる。

4. 提案手法の評価

4.1 実験設定

4.1.1 実験目的

能動推論を搬送ロボットの制御に適用することで、倉庫内の作業者の位置に不確実性がある中で安全性と効率にどのような影響があるかを示し、その可能性について検証する。ここで考慮する不確実性とは、カメラの死角による現在の作業者の位置、作業者の移動による未来の作業者の位置の2種類の不確実性である。

4.1.2 評価指標

a) 衝突回数

ロボットと作業者との衝突回数を計測する。安全性の評価に用い、回数が少ないほど安全であるといえる。

b) 急停止回数

ロボットの急停止回数を計測する。ロボットは荷物を搬送しているため、急停止は事故に繋がる可能性がある。安全性の評価に用い、回数が少ないほど安全であるといえる。

c) 閾値以上の速度で作業者に近づいた回数

ロボットが作業者から1マス、または2マス以内の範囲に1ステップ当たり2マス以上の速度で近づいた回数を計測する。作業者の近くを高速で移動することは事故に繋がる可能性がある。安全性の評価に用い、回数が少ないほど安全であるといえる。

d) 搬送時間

ロボットの移動全体に要した時間をステップ数で計測する。搬送効率の評価に用い、時間が短いほど効率が良いといえる。

4.1.3 実験1

倉庫内の作業者の人数を変化させて実験を行い、その安全性や移動効率への影響を示す。

まず状況として、作業者が存在する倉庫内でロボットが柵にある荷物を倉庫の出口へと運搬することを繰り返すことを想定する。具体的な倉庫の内部構造、ロボットの目的地としては図3左の通りである。白色の四角がロボットや作業者が通ることのできる通路を、黒色の四角が障害物を表す。灰色の四角がロボットの移動における目的地であり、各柵を表す1番から6番から、倉庫の出口を表す0番へと順に往復し、1番の場所へ戻るまでシミュレーションを行う。またロボットの大きさは2×2マス、作業者の大きさは1×1マスとする。ロボットはこの内部構造については知っているものとする。

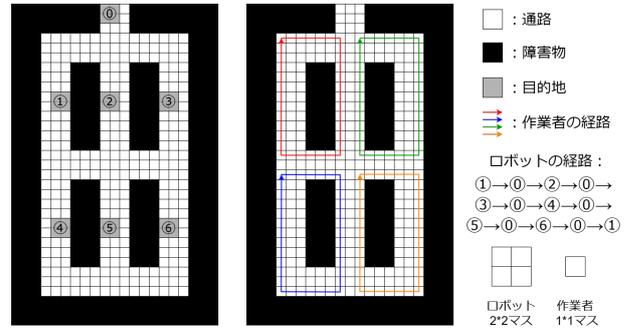


図3 倉庫の内部構造

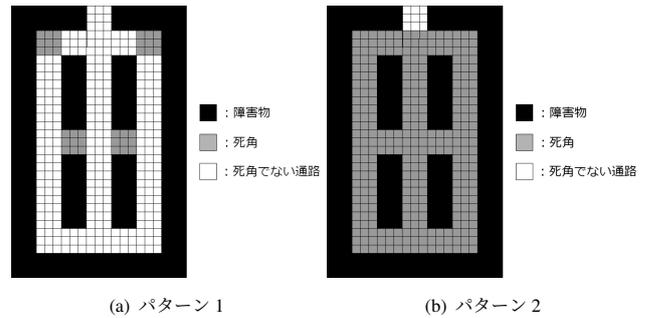


図4 死角の設定

作業者は1ステップ当たり最大2マスの速度で、ランダムに加減速しながら移動する。倉庫内の作業者の人数は1~5人の5通りとする。作業者の移動経路は固定であり、例として4人の場合は図3右の通りである。

本実験においては、目的地への選好 α 、速度への選好 γ 、急停止への嫌悪 ϕ 、障害物への嫌悪 β 、衝突後への嫌悪 θ をそれぞれ $\alpha = 10$, $\gamma_1 = 0$, $\gamma_2 = 0.25$, $\gamma_3 = 0.5$, $\phi = 10$, $\beta = 150$, $\theta_1 = 24$, $\theta_2 = 48$, $\theta_3 = 72$ とした。

4.1.4 実験2

倉庫内にカメラから見えない死角が存在する場合について実験を行い、カメラの死角による現在の作業者の位置に不確実性がある場合での安全性と移動効率への影響を示す。また、ロボットが死角に人がいると考える確率についても変化させ、その安全性と効率への影響も示す。

本実験では、図4の灰色のマスを死角とした。そして、いずれの場合に対しても、死角の警戒度、すなわちロボットが通常死角に人がいると考える確率である bs を変化させる。特に、 bs_0 , bs_1 , bs_2 はそれぞれロボットが死角、死角から人が1ステップ以内で行動可能な範囲、2ステップ以内で行動可能な範囲に人がいる可能性があると考えられる確率を表し、 $bs_0 = \{0.2, 0.15, 0.1, 0.05, 0\}$, $bs_1 = 0.5bs_0$, $bs_2 = 0.25bs_0$ の6通りでシミュレーションを行う。

4.2 実験結果

4.2.1 実験1

図5に、実験1を20回行い取得した衝突、急停止、接近の確率と、搬送時間の平均を示す。作業者の人数が5人の場合、衝突が発生する場合が存在した。この衝突が起きる場面では、ロボットが前後や左右で作業者に挟まれる形となり、作業者が

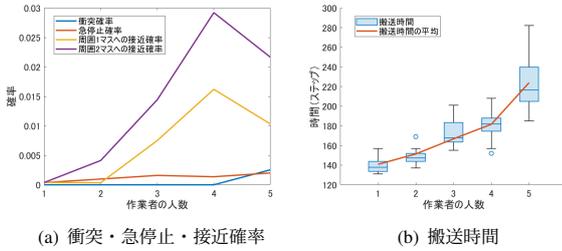


図5 実験1の結果

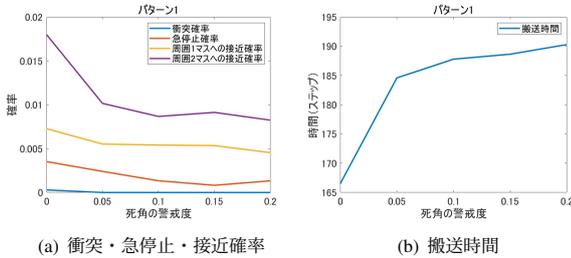


図6 実験2の結果(パターン1)

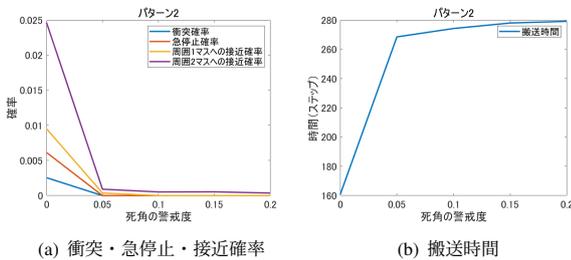


図7 実験2の結果(パターン2)

ロボットのことを全く考慮せずに移動するという実験設定のため、どのような行動をとっても衝突が回避できない状況であった。ただし、このような状況において、現実的には、作業側もロボットを考慮して回避行動をとることが考えられるため、周囲が危険な状況にある場合、つまり全てのポリシーの期待自由エネルギーが閾値を超えるなどの状況で強制的に停止を行うことで、安全性を確保できると考えられる。また、図より、作業者の人数が増えるにつれ、急停止確率や接近確率は人数が増えるにつれあがり、搬送時間も大きくなることが分かった。

4.2.2 実験 2

図6、図7はそれぞれパターン1、2の場合で実験2を20回行い取得した、衝突、急停止、接近の確率と、搬送時間の平均を示す。図より、死角の警戒度が0の時には衝突が発生するものの、いずれの場合にも警戒度を上げると衝突を回避できていることが分かる。また、急停止確率や接近確率は警戒度が低くなるにつれ大きくなることが分かり、搬送時間は警戒度が高くなるにつれ大きくなることが分かる。本結果より、カメラの死角による現在の作業者の位置に不確実性がある中でも、死角やその周囲に人がいる可能性を考えることでロボットは安全性が高い行動をとることができ、また移動効率は死角の警戒度が大きくなるにつれ落ちることがわかる。

4.3 考察

これらの結果から、カメラの死角による現在の作業者の位置

や、作業者の移動による未来の作業者の位置に不確実性がある場合でも、能動推論を用いることで安全性が高い移動を実現できることが分かった。特に、死角が存在する場合の死角の警戒度を変動させた結果から安全性と搬送効率にトレードオフの関係があることが分かった。そこで、ロボットが運ぶ荷物の重さや個数などの規模から急停止などの行動をどの程度許容するかを決定し、それに基づいて警戒度のパラメータを決定することで状況に合わせた搬送を行うことができると考えられる。

また本稿では、物流ロボットの行動決定に能動推論を用いることにより、搬送効率と安全性の両立が可能であるかを検証することを目的とし、計算にかかる時間については検証の対象外としていた。本稿のシミュレーションにおいては、Core i9-14900KF, 64GB RAM を搭載したコンピュータを用いて1ステップの行動を決定するのに最大10秒かかっており、現実のロボット制御に適用するには、計算速度の改善が必要となる。特に、本稿の手法においては、ロボットが状況を把握し、行動する単位が大きさが計算時間に影響するため、より精密な状況把握や行動を行う必要がある場合は、計算時間も増大する。そのため、今後、現実世界への適用に当たっては、アルゴリズムの改善や並列化などにより、計算時間の削減に取り組む予定である。

5. おわりに

本稿では、物流倉庫内で動く搬送ロボットの自律制御において、能動推論に基づいた行動決定を行うことにより環境変動や死角などによる作業者の位置の不確実性に対応した搬送を実現する手法を提案した。能動推論における生成モデルを設計しロボットの行動決定に適用することで、現在や未来の作業者の位置の不確実性への対処と、事後分布の更新を通じた周囲の状況の学習を可能にし、衝突等の安全性が高い移動を実現できることを示した。今後は、従来の搬送ロボット制御手法と比較を行い、提案手法の優位性を示すとともに、計算時間の削減にも取り組み、現実のロボット制御への適用を目指す予定である。

文 献

- [1] M. Pfeiffer, M. Schaeuble, J. Nieto, R. Siegwart, and C. Cadena, "From perception to decision: A data-driven approach to end-to-end motion planning for autonomous ground robots," in *Proceedings of ICRA 2017*, May 2017.
- [2] A. K. Cechinel, A. L. F. Perez, P. D. M. Plentz, and E. R. D. Pieri, "Autonomous mobile robot using distance and priority as logistics task cost," in *Proceedings of IECON 2020*, Oct. 2020.
- [3] A. Lourenço, F. Marques, R. Mendonça, E. Pinto, and J. Barata, "On the design of the ROBO-PARTNER Intra-factory logistics autonomous robot," in *Proceedings of SMC 2016*, Oct. 2016.
- [4] A. Farinelli, N. Boscolo, E. Zanotto, and E. Pagello, "Advanced approaches for multi-robot coordination in logistic scenarios," *Robotics and Autonomous Systems*, pp. 34–44, Apr. 2017.
- [5] K. Friston, "The free-energy principle: a unified brain theory?" *Nature*, pp. 127–138, Jan. 2010.
- [6] K. Friston, T. FitzGerald, F. Rigoli, P. Schwartenbeck, and G. Pezzulo, "Active Inference: A Process Theory," *Neural Computation*, pp. 1–49, Jan. 2017.
- [7] D. Eppstein, "Finding the k Shortest Paths," *SIAM Journal on Computing*, vol. 28, pp. 652–673, 1998.