

ノイズを伴う基本行為による目標達成能力の形式的な保証

新出 尚之^{†a)} 後藤 勇樹^{††} 藤田 恵^{†††} 高田 司郎^{††††}

Certification of ability to accomplish goals using atomic actions involving noises by formal method

NIDE, Naoyuki^{†a)}, Yuki GOTO^{††}, Megumi FUJITA^{†††}, and Shiro TAKATA^{††††}

あらまし 実世界において、ロボットが目標達成に向けて振る舞うためには、行為の誤差に対処して基本行為を遂行できる能力と、それを用いて計画（プラン）を選ぶことのできる能力を要する。それをモデル化し、目標達成の過程について形式化された議論を行うには、双方の能力を1つのモデルで一体的に扱える必要がある。特に、実世界でのノイズを伴う行為の効果をモデル化するには、連続的な確率分布を扱えることを要する。本論文では、我々が提案した拡張 BDI 論理体系 *C-TC.MsATGes* を用いて、実世界ロボットが目標を達成する能力を論理モデルのもとで示す試みについて述べる。

キーワード 実世界, 形式化, 論理, BDI モデル

1. はじめに

実世界で、知能ロボットが目標を達成する振る舞いをとるためには、実践的推論などによってプランを立てたり選択したりする能力と、そのプランで用いる基本行為を遂行する能力の双方を必要とする。ここで、ロボットの移動など基本行為の遂行は、実世界ではセンサ入力のノイズやアクチュエータの精度の問題などに起因する誤差^(注1)を伴うので、それに対処できる必要がある。

我々はこれまでに、基本行為をセンシングと移動の同時並行（センサ・モータカップリング）として設計することで、基本行為の誤差による衝突など不測の事態に陥ることを避け、知覚から規則に基づいて行為選択することで振る舞いを決める手法 [1], [2] の提案を行った。

この提案では、目標を達成するための振る舞いを選ぶ部分は Teleo-Reactive Program [3], [4] に基づき、論理モデルを用いた推論で行われているため、論理モデルによる形式化が可能である。しかし、実世界で目標を達成するための振る舞い全体を一体として形式化するには、誤差を伴う実世界での基本行為の部分もこの形式化で議論が行える必要がある。また、それができれば、例えば、

ある方式によって選んだ振る舞いをとることで目標が達成されることを形式的に保証するなどの応用も、可能となると考えられる。

以前に著者らは [1] について、基本行為の効果を数式によって形式的に記述することでモデル化し、そのモデル上で、ロボットが目標を達成することを保証する試みを行った [5]。しかしこの試みでは、状態（ロボットが存在する位置）の集合が（すなわち実験場が）特定の形をしていることを用いており、その点で一般性を欠いていた。また、目標の達成を保証する部分の議論は数学的な議論で行われており、振る舞いを決めるメカニズムの部分と一体化した論理モデルを提供していたわけではなかった。

本論文では、我々が提案した、連続的な確率分布を扱える拡張 BDI 論理である *C-TC.MsATGes* [6] を用いて、実世界での行為による状態遷移先の連続な分布を表現し、これによって、実世界での誤差を伴う基本行為による目標達成能力を形式的に記述した上で、意味論的議論に基づいてではあるが、それを保証する試みについて述べる。特に、BDI モデルを用いることによって、ロボットが目標達成のための意図を形成する過程と、実際の目標達成の保証とを、単一のモデルのもとで議論できることを示す。事例としては同じく [1] を用いるが、特定の実験場の形に依存しない、より一般的なモデルを用いる。

2. 実験でのロボットの目標達成過程

著者らは [1] で、TheCorpora 社のロボット Q.bo Lite Evo (以下 Qbo と呼ぶ) が、以下の3つの基本行為 (図 1) によって目標地点 (ターゲットの場所) まで到達する実験を行った。

- *looking_Qbo* … ターゲットの方向を探し、見つ

(注1): 表題の「ノイズ」はこの誤差のことを指す。

[†] 奈良女子大学大学院 生活環境科学系, 奈良市
Faculty, Division of Human Life and Environmental Sciences,
Nara Women's University, Kita-uoya Nishimachi, Nara-shi,
630-8506 Japan

^{††} 神戸大学大学院 システム情報学研究所, 神戸市
Graduate School of System Informatics, Kobe University, 1-1
Rokkodai-cho, Nada-ku, Kobe-shi, 657-8501 Japan

^{†††} 奈良女子大学大学院 人間文化研究科, 奈良市
Graduate School of Humanities and Sciences, Nara Women's
University, Kita-uoya Nishimachi, Nara-shi, 630-8506 Japan

^{††††} 近畿大学 理工学部, 東大阪市
Faculty of Science and Engineering, Kinki University, Higashi-
Osaka-shi, 577-8502 Japan

a) E-mail: nide@ics.nara-wu.ac.jp

かったか否かの情報と、見つかった場合にはターゲットの方向を得る。ロボットは移動しない

- $forward_Qbo \dots looking_Qbo$ によってターゲットが見つまっているならばその方向へ、さもなければあらかじめ定められているデフォルトの方向 (これはほぼターゲットの方向に初期設定してある) へ、一定の距離進む
- $search_Qbo \dots forward_Qbo$ と同じ方向を初期方向として、その角度にできるだけ近い、目前に障害物のない方向を見つけ、その方向へ一定の距離進む

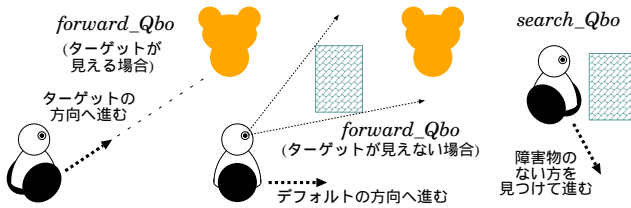


図 1 ロボットの基本行為
Fig.1 Atomic actions of robot

Qbo は、目標地点に到達するために、 $looking_Qbo$ と、 $forward_Qbo$ か $search_Qbo$ のいずれかの行為を交互に行う。 $forward_Qbo$ は動き出す時点で目前に障害物がなかった場合の行為、 $search_Qbo$ はあった場合の行為である。

但し $forward_Qbo$ と $search_Qbo$ は、移動と障害物の知覚を同時並行で行っており、移動開始後に障害物が新たに置かれた、あるいは知覚が誤っていたなどにより、進行途中で障害物に遭遇した場合は、その時点でその行為を中止 (図 2) して次の行為に移る。これにより、基本行為を遂行し続けて衝突などの事態に陥ることを防いでいる。

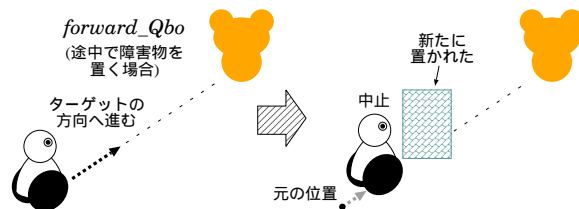


図 2 障害物に遭遇した場合の行為
Fig.2 Action when encountering obstacle

Qbo の動作は、以下のようなプログラム (疑似 Prolog コードで示す) で実現されている (ただし、実際には引数の受け渡しや、カットを用いた最適化などを行っている)。この手法は、Kowalski らの Logic-based teleo-reactive program [4] とほぼ同様である。

```
goal :- looking_Qbo, goal'.
goal' :- found_Obstacle, search_Qbo, goal.
goal' :- not found_Obstacle, forward_Qbo, goal.
```

その上で、 $goal$ を実行して Qbo をターゲットに向かわせ、途中で Qbo の進路に一旦障害物を置いてターゲットを見失わせる実験を行った。図 3 にその様子を示す。こ

の実験では行為の誤差ではなく環境の変化 (障害物の設置) に基本行為レベルで対応しているが、行為の誤差による壁など障害物との遭遇にも同様に基本行為レベルで対応している。

3. $C\text{-}\mathcal{TCMAS}\mathcal{T}\mathcal{O}\mathcal{E}s$

ここでは $C\text{-}\mathcal{TCMAS}\mathcal{T}\mathcal{O}\mathcal{E}s$ について、最小限の説明を行う。 $C\text{-}\mathcal{TCMAS}\mathcal{T}\mathcal{O}\mathcal{E}s$ は、一階述語論理に加え、BDI モデルの心的状態 (信念・願望・意図) を表す様相オペレータ、未来方向に分岐する時相を表すオペレータを加えて拡張した様相論理体系で、特に、イベント ($C\text{-}\mathcal{TCMAS}\mathcal{T}\mathcal{O}\mathcal{E}s$ ではイベントが基本行為にあたる) に伴う状態遷移 (= 1 時刻後への遷移) には、遷移先の確率分布として連続な分布を記述できる。主な論理オペレータないし論理式として以下のようなものがある。下記の中には、 $C\text{-}\mathcal{TCMAS}\mathcal{T}\mathcal{O}\mathcal{E}s$ では略記として導入されているものもある。

- $\neg, \vee, \wedge, \neg, \forall x, \exists x \dots$ ならば・または・かつ・でない・全ての x について・ある x について (結合優先順位は右 3 つが最高、左ほど低い。なお、 BEL^a など上記以外の単項演算子も結合優先順位は上記の右 3 つと同じ)
- $pos(e) \dots$ その時刻でイベント e が実行可能
- $BEL^a \phi, DESIRE^a \phi, INTEND^a \phi \dots$ エージェント a は ϕ を信じる・願望する・意図する。特に、イベント e に対する $DESIRE^a pos(e)$ や $INTEND^a pos(e)$ は「そのイベントを行う未来へ進むことが可能であることを a が願望ないし意図する」ということになり、すなわち「そのイベントの実行を願望する、あるいは意図する」を表す
- $X_{@_\tau}^e \phi \dots$ イベント e による状態遷移先 (i.e. 次時刻) が確率密度関数 τ で分布する。例えば $\mathcal{N}(x) = e^{-x^2/2}/\sqrt{2\pi}$ (平均 0、分散 1 の正規分布) とすると、 $X_{@_\tau}^e at(x)$ は「イベント e による遷移をした直後は、 $at(x)$ を満たす x の値は平均 0、分散 1 の正規分布をする」を表す
- $AX^e \phi \dots$ イベント e による遷移で行けるどの未来でも、次の時刻で ϕ が成り立つ
- $AG \phi, AF \phi, AX \phi, A(\phi \cup \psi) \dots$ どの未来でも、 ϕ が永久に成り立つ・いつか成り立つ・次の時刻で成り立つ・ ψ が成り立つときまで成り立つ。この他、CTL* の状態論理式を全て (略記として) 表現可能

4. 目標達成可能性の議論に関する準備

ここでは、2. 節の実験での目標達成可能性について $C\text{-}\mathcal{TCMAS}\mathcal{T}\mathcal{O}\mathcal{E}s$ で議論するための数学的な準備を行う。

4.1 行為による目標地点への接近と到達の表現

まず、2. 節の事例に依存せず一般的な目標達成過程について議論できるような表現を整備する。

\mathbb{S} を状態集合、 \mathbb{D} を \mathbb{S} 上の確率分布の集合とする。特に、 \mathbb{S} 中の 1 点 t のみに分布する確率分布 (これは Dirac's Delta を用いて表現できる) を δ_t ($\in \mathbb{D}$) と書く。

f を \mathbb{D} から \mathbb{D} への関数とする。直感的には、 f はある

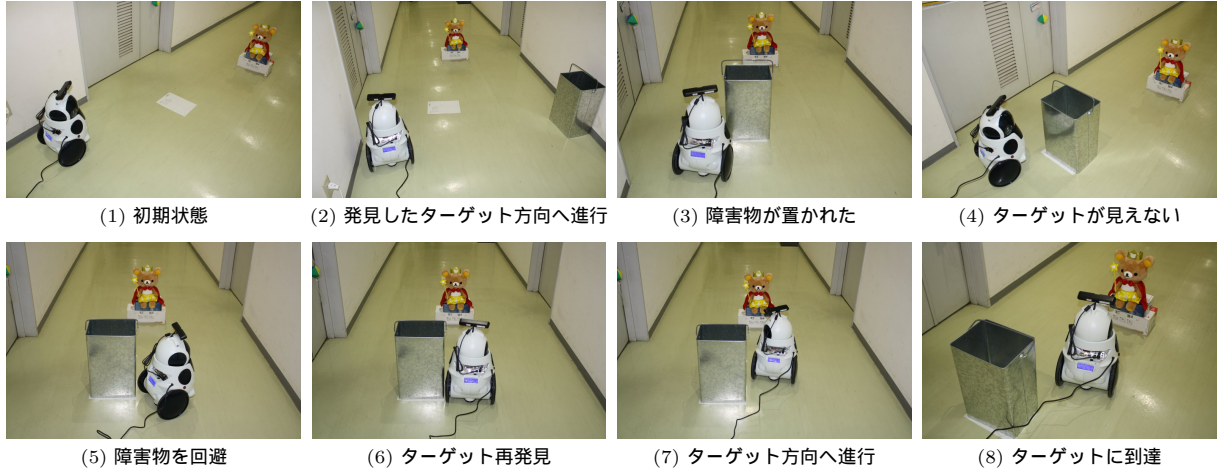


図 3 Qbo の目標達成過程

Fig. 3 Proces that Qbo attains goal

行為による状態 (の確率分布) の遷移を表す。

また、 d を \mathbb{D} から $\mathbb{R}^+ = \{r \mid r \in \mathbb{R}, r \geq 0\}$ への関数とする。 d は直感的には、確率分布 D を与え、 D が、到達を目的とするある状態 (以下「目標状態」と呼ぶ) にどの程度近いかを返す関数である ($d(D)$ が 0 に近いほど、 D は目標状態に近いところに分布し、また、目標状態 s の 1 点にだけ分布する確率分布 δ_s に対しては $d(\delta_s) = 0$ となるよう d を選ぶものとする)。

いま、定数 $k \geq 0$ があって、 f が次の性質を満たすとする。

$$\text{任意の } k' > k \text{ に対しある } \varepsilon > 0 \text{ があって、} d(D) > k' \text{ なる任意の } D \text{ に対し } d(D) - d(f(D)) \geq \varepsilon \quad (1)$$

これは、「目標状態よりある程度遠い確率分布 D からは、必ずそれより一定以上目標状態に近い確率分布へ、 f を用いて遷移できる」を表す。すなわち、 f は目標状態へ接近する行為を表す関数であり、このような f を「接近関数」と呼ぶこととする。

このとき、以下は容易である。

[補題 1] f が接近関数ならば、任意の D と任意の $\varepsilon > 0$ に対し、ある $n \geq 0$ があって $d(f^n(D)) \leq k + \varepsilon$ 。□

すなわち、いかなる確率分布から出発しても、 f による遷移の繰り返しにより、目標状態へ“十分近づく”ことができる。

ここで k が 0 でない場合、 $d(f^n(D))$ は必ずしも 0 には近づかないが、実世界においては、 $d(f^n(D))$ を限りなく 0 に近づけることにはそれほど意味はなく、 k を実際の問題に応じて十分小さくとっておいてそれに近づけば「目標状態に“到達”した」と考えてよいであろう。

また、接近関数でない関数による遷移が有限回混じっても結論は同じ、すなわち目標状態へ“到達”できることも容易にわかる。

4.2 我々の実験のモデル化

ここでは、4.1 節で導入した表現法を用い、2. 節の事例での基本行為の形式化を行う。

実験は平面で行われたと想定して、4.1 節での \mathbb{S} をユークリッド平面の有界な部分集合 $\{x \mid x \in \mathbb{R}^2, |x| \leq R\}$ とし (R は実験場を表現するのに十分大きな定数、 $|x|$ は原点 O と x の間の距離)、また、ロボットの目標状態 (これはある地点であるので、以降「目標地点」と呼ぶ) を原点 O とする。有界性は実世界を考えれば妥当な仮定と言える。また、目標地点を O と特定することも、 R が十分大きければ一般性の喪失にはつながらないであろう。

\mathbb{S} 上の確率分布全体の集合を \mathbb{D} とする。2. 節の各基本行為 $forward_Qbo$, $search_Qbo$ による遷移は、いずれも \mathbb{D} から \mathbb{D} への関数として差し支えないと考えられる。なお、 $looking_Qbo$ はロボットを移動させないので、本節の議論では考慮しない。

確率分布 $D \in \mathbb{D}$ に対する $d(D)$ としては、 $\int_{x \in \mathbb{S}} |x|^2 D(x) dx$ を選ぶ。すると、原点 1 点だけの分布 δ_O に対しては $d(\delta_O) = 0$ 、また、直感的に O から遠い分布ほど $d(D)$ は大きくなって、 d は、 D の目標地点 O への近さを表す関数となる。

以下、 \mathbb{R}^2 上の確率分布 $p (\notin \mathbb{D})$ に対し、 p の \mathbb{S} への幅寄せ $p_{\mathbb{S}}$ とは、 \mathbb{S} 上の以下のような確率分布 ($\in \mathbb{D}$) を指すものとする。これは、直感的には p のうち \mathbb{S} からはみ出る部分を \mathbb{S} の“端に寄せた”分布と捉えられる。ただし δ は Dirac's Delta である。

$$p_{\mathbb{S}}(x) = \begin{cases} p(x) & \text{if } |x| < R \\ \delta(0) \cdot \int_R^\infty \frac{r}{R} p\left(\frac{r}{R}x\right) dr & \text{if } |x| = R \end{cases}$$

4.2.1 障害物を置かない場合

まず、 \mathbb{S} 内に一切の障害物がない場合を考える。その場合、行為としては $forward_Qbo$ が繰り返される。以降、紛れがない限り $forward_Qbo$ による遷移の関数を単に f と書く。

f によりロボットは、基本的には元の位置 μ から O の方向へあらかじめ定められた長さ l だけ離れた点 μ' (=

$\mu - \frac{l}{|\mu|}\mu$ へ動くが^(注2)、行為の誤差により実際の到達地点は若干ずれる。

ここでの「誤差」には、ロボットのアクチュエータの精度による誤差の他、センサの誤認識 (例えば *looking_Qbo* の認識が少ない確率でターゲットの存在する方向を若干ずらして報告し、その結果ロボットがターゲットと若干違う方向に向かう) なども考えるものとする。そして、それらの和が正規分布 (あるいはそれで抑えられる分布) をとるものとしよう。

そこで、実際の到達地点の分布が、正規分布 $\mathcal{N}(x | \mu', \sigma^2 I)$ (i.e. 平均 μ' 、共分散がスカラー行列 $\sigma^2 I$ の 2 次元正規分布。ただし I は 2 次単位行列、以降でも同じ) の \mathbb{S} への幅寄せ $\mathcal{N}(x | \mu', \sigma^2 I)_{\mathbb{S}}$ として表せるとする (図 4、ただし青線は確率分布の値を表す。ロボットの移動はあくまでも平面上であることに注意)。ここで、パラメータ l と σ^2 は以下のように決まるものとしよう。 $r^2/2 \geq s$ を満たす正定数 r, s があって

$$\begin{cases} l = r, \sigma^2 = s & \text{if } |\mu| \geq r \\ l = |\mu|, \sigma^2 = s|\mu|^2/r^2 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

すなわち、基本的には l は定数 (一定の距離だけ目標地点に近づく)、 σ^2 もある大きさに抑えられた定数 (移動の精度はそれなりにある) だが、 O に近い範囲では移動の距離も減り、分布のばらつきも減る。目標地点に近ければ移動が短くなること、短い距離ではばらつきが減ること、ともに妥当な仮定と言ってよいであろう。

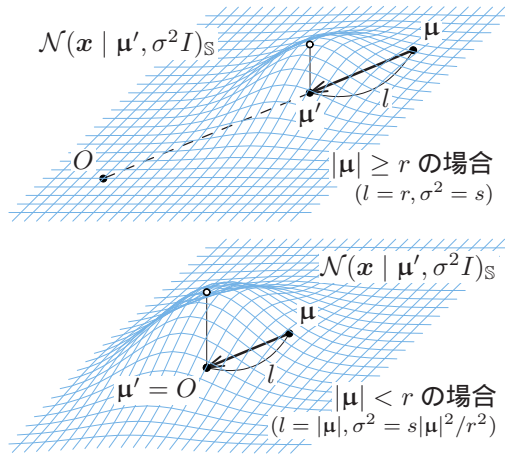


図 4 *forward_Qbo* による遷移
Fig. 4 Transition by *forward_Qbo*

このとき、以下を示そう。

[補題 2] f は接近関数である。

[証明] 以後、 $\mu \in \mathbb{S}$ に対し $d(\delta_\mu) - d(f(\delta_\mu))$ を $dsub(\mu)$ と、また分布 $\mathcal{N}(x | \mu, \sigma^2 I)$ を D_{μ, σ^2} と書く。

まず、 $\int_{x \in \mathbb{R}^2} |x|^2 D_{\mu, \sigma^2}(x) dx = |\mu|^2 + 2\sigma^2$ であることに注意しよう。すると、 $f(\delta_\mu) = (D_{\mu', \sigma^2})_{\mathbb{S}}$ であるた

め、 $d(f(\delta_\mu))$ は $d(D_{\mu', \sigma^2}) = (|\mu| - l)^2 + 2\sigma^2$ よりわずかに小さい値、すなわち $(|\mu| - l)^2 + 2\sigma^2 - \kappa$ と書ける (κ は正の値、但し \mathbb{S} が十分広ければほとんど 0 と見なすべき値であろう。従って、これを 0 と見なしでも悪影響を及ぼさないように今後の議論を展開する)。一方 $d(\delta_\mu) = |\mu|^2$ であり、これらから常に $dsub(\mu) \geq 0$ であることを、特に $|\mu| \geq r$ ならば $dsub(\mu) \geq 2r(|\mu| - r)$ であることを得る。

さて、 $k = r^2$ とし、 $k' > k$ なる定数 k' をとり、 $d(D) > k'$ なる任意の D を選んだとする。 $a = (k' + k)/2$ とおく。

$d(D) = \int_{|\mu|^2 < a} |\mu|^2 D(\mu) d\mu + \int_{|\mu|^2 \geq a} |\mu|^2 D(\mu) d\mu$ が k' より大、および右辺の第 1 項が a より小さいことから、第 2 項 $\geq (k' - k)/2$ 、よって \mathbb{S} の有界性より $\int_{|\mu|^2 \geq a} D(\mu) d\mu \geq (k' - k)/(2R^2)$ 。

$d(D) - d(f(D)) = \int_{\mu \in \mathbb{S}} dsub(\mu) D(\mu) d\mu \geq \int_{|\mu|^2 \geq a} dsub(\mu) D(\mu) d\mu \geq \int_{|\mu|^2 \geq a} 2r(\sqrt{a} - r) D(\mu) d\mu$ より、 $d(D) - d(f(D)) \geq r(\sqrt{a} - r)(k' - k)/R^2$ となる。この右辺は正で、しかも D に依存しない。以上より f は接近関数である。 □

これと補題 1 より、任意の D から出発して f を繰り返すことで、 O に“到達”できることが保証される。ここでの k の選択 $k = r^2$ は、目標地点から距離 r 以内 (ロボットが *forward_Qbo* の 1 回で目標地点に到達できる範囲内) の地点付近の分布を「目標地点に十分近い」と見なしたことになる。これは、この問題では十分に小さい値と言えるであろう。

また、4.1 節で一般的な表現法を用意してから個別の例の議論を行ったことの利点として、 f の具体的な形や、あるいは状態集合 \mathbb{S} がここでの例と異なるものだった場合にも、(うまい d をとって) f が接近関数であることを示せば、同様の議論ができる。

4.2.2 障害物が出現しうる場合

こちらはラフな議論のみ行う。

[1] では、障害物を置かない場合の実験の他に、実世界環境の予期せぬ変化を考慮した実験として、目標地点に向かって進行中のロボットと目標地点との間に障害物を置き、ロボットが目標物を一旦見失う実験を行った。

この実験では、障害物を置くのはあらかじめ決められた回数であり、また、障害物の形状は凸であるため、障害物の凹部分にロボットが迷い込んで脱出できなくなることはない。さらに、障害物の大きさは有限であり、しかもロボットの 1 回あたりの移動距離との比は極端な値ではないことから、障害物に遮られてから有限回の移動で、ロボットは目標物の見える地点まで到達できる。

従ってこの場合、*forward_Qbo* で目標物に近づく移動を行う以外の行為 (*search_Qbo*、または障害物に遮られて止まる *forward_Qbo*) が起こる回数は、有限回であると考えることができる。よって、4.1 節の議論より、やはりロボットは O に“到達”することができる。

この他、 \mathbb{S} 内に壁が障害物とは別に (あるいは障害物の

(注 2): 5. 節で用いる $C-\mathcal{TCM} \mathcal{A} \mathcal{TC} \mathcal{C} \mathcal{S}$ の不動点オペレータ μ との区別のため、本論文では変数としての μ や μ には直立体を用いる。

他に) ある場合も、*forward_Qbo* で目標物に近づく移動を行う以外の行為が有限回であることが (壁の形状などから) 示せれば、同じ議論ができる。図 4 のように、実験場を挟んで十分な幅で平行に壁があるような場合 (実際にはドア部分の凹部があるので、そこにロボットが引っかからないことが保証できれば) がその例である。

4.3 モデルの意義と限界

ここまで述べてきたモデル化では、行為に伴う誤差の種類を必ずしも明確化しなかった。しかし、ロボットの行為の正確さに影響を与える全ての要因に伴う誤差の集積が、4.2.1 節で導入したもので表せる (あるいは抑えられる) ならば、ロボットの実際の動作をこのモデルで表現でき、その目標達成性を保証することができる。

一方、現実の実験の状況によっては、ここまで述べてきたモデルによって十分表現できない場合もある。例えば、4.2.1 節で述べたように、*forward_Qbo* の遷移結果の正規分布には、*looking_Qbo* の認識誤りによりロボットがターゲットと若干違う方向に向かうことの考慮も含めてあるのではあるが、しかし、実際の *looking_Qbo* の認識率があまり良くなく、全く違う方向にターゲットが存在すると報告する確率が無視できないならば、*forward_Qbo* の遷移結果も目標地点に近づく正規分布をすとは言えなくなり、モデルでの結果に反し、目標地点への到達可能性を保証できないことになる。モデルと実際のロボットの動作の双方について、互いに近づける努力が今後の課題の 1 つである。

5. C-TOMAs による記述

本節では以上の議論をもとに、[1] での実験によるロボットの振る舞いを C-TOMAs で記述する例を与える。なお、記述力を示すため、本節では *looking_Qbo* による遷移も無視しない。

初めに以下の略記を導入する。一部に C-TOMAs の不動点オペレータ μ を用いている。

- $AX^{\phi?e:e'} \psi \stackrel{\text{def}}{=} (\phi \supset AX^e \psi) \wedge (\neg \phi \supset AX^{e'} \psi)$ これは、「 ϕ なら e を、さもなければ e' を実行すると、次の時刻には ψ が成り立つ」を表す

- $AF^{e:e'} \phi \stackrel{\text{def}}{=} \mu \lambda. (\phi \vee AX^e AX^{e'} \lambda)$ これは、「イベント e と e' の交互実行を繰り返すといつか ϕ が成り立つ」を表す。上の略記と併用することもある

- $A(\phi, \phi' U \psi) \stackrel{\text{def}}{=} \mu \lambda. (\psi \vee \phi \wedge AX(\phi' \wedge AX \lambda))$ これは、「 ψ が成り立つまで ϕ と ϕ' が繰り返し交互に成り立つ) を表す

5.1 基本行為による目標達成過程

以降、条件 *found_Obstacle*, 基本行為 *looking_Qbo*, *forward_Qbo*, *search_Qbo* のそれぞれを論理式の中では *fOb*, *lkQ*, *fwQ*, *srQ* と表記する (前 1 者は原始論理式、後 3 者はイベントである)。また、 $\text{at}(x)$ で「位置 x にいる」を表す (なお、ここからは位置を表す変数にも細字を用いる)。

準備として、ある基本行為 e による状態遷移が接近関数であるという性質は、式 (1) での定義 (と 4.2 節での d の定義) を用いて

$$\begin{aligned} & \forall x(\text{at}(x) \supset X_{@P(x,y)}^e \text{at}(y)) \wedge \\ & f = \lambda D. (\lambda y. \int_{x \in \mathbb{S}} D(x) P(x, y) dx) \wedge \\ & d = \lambda D. (\int_{x \in \mathbb{S}} |x|^2 D(x) dx) \supset \\ & \forall k' > k \exists \varepsilon > 0 \forall D \\ & (d(D) > k' \supset d(D) - d(f(D)) \geq \varepsilon) \end{aligned} \quad (3)$$

と書ける。ここで、数学記号 (λ を含む) については、通常の数学での解釈を解釈として持つ関数記号や述語記号として扱うものとする。式 (3) を $\text{appr}(e)$ と略記する。

5.1.1 障害物を置かない場合

まず、障害物がない実験の場合は、*forward_Qbo* による遷移は

$$\forall x(\text{at}(x) \wedge \text{dest}(x, \mu', \sigma^2) \supset X_{@N(y|\mu', \sigma^2)}^{fwQ} \text{at}(y))$$

と書ける。この式を $\text{distN}(fwQ)$ とする。なお、ここで $\text{dest}(x, \mu', \sigma^2)$ は、移動元 x から、移動先の平均 μ' と共分散 σ^2 を求める述語で、 x を用いて式 (2) により定義できるが、ここでは定義は略する。

すると、*forward_Qbo* による遷移が接近関数であることは $\text{AG}(\text{distN}(fwQ) \supset \text{appr}(fwQ))$ と書ける。

また、*looking_Qbo* ではロボットは移動しないことは、 $\text{at}(x) \supset AX^{lkQ} \text{at}(x)$ と表せる。この性質を $\text{immov}(lkQ)$ と略記する。

さらに、「 x が十分に目標地点 O に近い」を $\text{near}_O(x)$ で表す (これの定義は省く)。すると、「現在位置が十分に目標地点 O に近い」は $\forall x(\text{at}(x) \supset \text{near}_O(x))$ で表せる。これを at_near_O と略記する。

以上を用いると、障害物がない場合 (*looking_Qbo* と *forward_Qbo* が交互に実行されることになる) の目標達成性は次のように記述できる。

$$\begin{aligned} & \text{AG distN}(fwQ) \wedge \text{AG}(\text{distN}(fwQ) \supset \text{appr}(fwQ)) \wedge \\ & \text{AG immov}(lkQ) \\ & \supset \text{AF}^{lkQ;fwQ} \text{at_near}_O \end{aligned}$$

5.1.2 障害物が出現しうる場合

この場合、4.2.2 節の議論より、*search_Qbo* は有限回しか実行されず、また、有限回を除いて *forward_Qbo* は障害物に遭遇しない。これらのことは、 $\text{AF AG } \neg \text{pos}(\text{search_Qbo})$ および $\text{AF AG distN}(fwQ)$ で書ける。従って、障害物を伴う実験の場合に成り立つ条件は

$$\begin{aligned} & \text{AF AG distN}(fwQ) \wedge \text{AG}(\text{distN}(fwQ) \supset \text{appr}(fwQ)) \\ & \wedge \text{AF AG } \neg \text{pos}(srQ) \wedge \text{AG immov}(lkQ) \end{aligned} \quad (4)$$

と書ける。この式を ζ とおく。

すると、*looking_Qbo* と、*found_Obstacle* が成り立つか否かによって *forward_Qbo* または *search_Qbo* のいずれかをと交互に実行することでいつかは目標を達することは、次のように記述できる。

$$\zeta \supset \text{AF}^{lkQ;(fOb?srQ:fwQ)} \text{at_near_O} \quad (5)$$

これらの式は数学記号を多数使っているため、推論規則を設けてこれらの式を導くことは困難と考えられる。しかし、意味論的議論を用いてなら、これらの成立を示すことは4.節での数学的議論と同じ筋道で行え、この意味で、目標達成性を形式的な記述のもとで論じることができている。

5.2 ロボットの意図と目標達成過程の実行

ここまでの議論は「ロボットがこのような一連の行為を実行したら目標を達成する」という性質にとどまり、ロボットが目標達成や行為実行を意図する部分の記述はなかった。ここでは、ロボットが目標達成を意図し、それを実行する過程の記述を示す。

まず、次の式が満たされることを仮定する。これは、基本行為については意図した時点で実行する（それ以外のイベントは実行不可）というもので、合理的エージェントに要請される性質である。 \mathcal{E} は全てのイベントの集合（ここでは $\{lkQ, fwQ, srQ\}$ ）を表す。

$$\bigwedge_{e \in \mathcal{E}} (\text{INTEND}^a \text{pos}(e) \supset \text{pos}(e) \wedge \bigwedge_{e' \in \mathcal{E}, e \neq e'} \neg \text{pos}(e')) \quad (6)$$

さて、いま、ロボット (a とする) はくまの人形を入手 (`get_bear`) したいと願望しているとする。そのために「くまの人形のある場所 (5.1.1 節の O) に到達し、それを手で掴む」というプラン (`pick_bear`) があり (今回は簡単のためこれしかプランがないものとする)、それを意図として選ぶ。この過程は $\text{DESIRE}^a \text{AF get_bear} \supset \text{INTEND}^a \text{pick_bear}$ と書け、またプラン `pick_bear` の内容は

$$\begin{aligned} & \text{INTEND}^a \text{pick_bear} \supset \\ & \text{INTEND}^a \text{AF at_near_O} \wedge \\ & \text{AG}(\text{BEL}^a \text{at_near_O} \supset \\ & \text{AX INTEND}^a \text{pos}(\text{hold_bear})) \end{aligned} \quad (7)$$

と表せる（「くまの人形を掴む」はここでは基本行為とし、`hold_bear` で表す）。これにより、まず目標地点 O への到達 (`at_near_O`) を意図し、その達成を信じればくまの人形を掴む動作に移る。

目標地点到達を意図したら、その達成を信じるまで、`looking_Qbo` と、`found_Obstacle` が成り立つか否かによって `forward_Qbo` または `search_Qbo` のいずれかかとを交互に意図することを実際に行うものとする。これは、2.節の擬似 Prolog コードで表された動作である。この部分は

$$\begin{aligned} & \text{INTEND}^a \text{AF at_near_O} \supset \\ & \text{A}(\text{INTEND}^a \text{pos}(lkQ), \xi \cup \text{BEL}^a \text{at_near_O}) \quad (8) \\ & \text{ここで } \xi \equiv (fOb \supset \text{INTEND}^a \text{pos}(fwQ)) \wedge \\ & (\neg fOb \supset \text{INTEND}^a \text{pos}(srQ)) \end{aligned}$$

と書ける（交互実行のため、通常の `until` オペレータでは書けない）。

式 (4)、式 (5)、式 (6)、および式 (8) の \wedge を η と書く。

η の成立のもとで、実際に意図 $\text{INTEND}^a \text{AF at_near_O}$ が発生すると、 a は3種類の基本行為を交替で意図し、従ってそれらを実際に行うことになる。これにより、いつかは `at_near_O` を達成することになる。この過程は以下のように書ける。

$$\eta \wedge \text{INTEND}^a \text{AF at_near_O} \supset \text{AF at_near_O}$$

また、`at_near_O` を達成したときに a がそれを信じることができれば、すなわち $\text{AG}(\text{at_near_O} \supset \text{BEL}^a \text{at_near_O})$ が成り立つなら、目標地点到達時には、式 (8) 式により基本行為を交替で意図することは止まり、さらに、式 (7) 式によりくまの人形を掴む動作に実際に移る。

以上のように、BDI モデルでの心的状態と、結果の連続な分布を伴う遷移の双方を扱うことによって、エージェント (ロボット) が目標を達成するための意図を形成し、誤差を伴う基本行為を用いてそれを実行する過程、およびそれによる目標の達成可能性を、(その目標をサブゴールとして含むさらに大きな目標の達成過程も含めて) 単一のモデル内で論じることができた。また、特に `at_near_O` の達成の部分は、言い換えれば、誤差を伴うロボットの行為に対し形式的な意味を与えたとも考えることができる。

双方が単一のモデル内で扱えることにより、発展としては、例えば何らかの知識を用いた振る舞いの選択 (例として、ターゲットからの帰り道には、行きに得た障害物に関する知識を使うなど) を表現するなどの応用も可能となろう。ここではラフなアイデアを述べるにとどめるが、 $fOb \wedge \text{percept_obstacle_at}(x) \supset \text{AG BEL}^a \text{obstacle_at}(x)$ で「障害物に遭遇すればその位置を覚えておく」、帰り道に

$$\begin{aligned} & \text{BEL}^a \exists x \text{obstacle_at}(x) \supset \\ & \text{choose_obstacle_free_pos}(p) \wedge \\ & \text{INTEND}^a \text{AF}(\text{at_near}(p) \wedge \\ & \text{AF at_near}(\text{original_position})) \end{aligned}$$

で「障害物に当たらない適切な経路地を選択して帰る」などが表現できる。

6. 議 論

[6] で我々は、連続な確率分布を扱う他の論理体系と $\mathcal{C}\text{-}\mathcal{TM}\mathcal{S}\mathcal{T}\mathcal{O}\mathcal{E}\mathcal{s}$ との比較を行った。それらとは別に、本論文と同様に、動作が確率的に記述される過程について、その性質を論理的に扱おうとする研究としては、例えば Gupta ら [7] や Cardelli, Mardare ら [8], [9] のものなどがある。前者は、プロセスを一般化セミマルコフ過程 (GSMP) として扱い、その間に距離を入れることで、プロセス間に双模倣 (bisimulation) に近い関係を入れ、プロセスに関する近似推論を行おうというものである。連続時間を扱えるという、 $\mathcal{C}\text{-}\mathcal{TM}\mathcal{S}\mathcal{T}\mathcal{O}\mathcal{E}\mathcal{s}$ にはない利点を持つが、逆に GSMP では状態の集合は有限であるため、 $\mathcal{C}\text{-}\mathcal{TM}\mathcal{S}\mathcal{T}\mathcal{O}\mathcal{E}\mathcal{s}$ と異なり状態上の連続的な確率分布は扱えない。後者は、連続マルコフ過程に関する性質を扱う論理

体系 CML (Continuous Markovian Logic) を提案している。プロセス間の (確率的な) 双模倣によってプロセスの性質を捉えようとする点は、前者と共通している。健全で完全な公理系を示している点は $C\text{-}\mathcal{TM}\mathcal{AT}\mathcal{O}\mathcal{e}s$ より強いが、ベースは一階述語論理ではなく命題論理であり、また、状態空間としては解析空間一般を扱えるものの、 $C\text{-}\mathcal{TM}\mathcal{AT}\mathcal{O}\mathcal{e}s$ のように任意の確率分布を書ける構文はやはり持たない。

この他、Clark ら [10] は確率的なプロセス代数を用いて、分散システムに関する性能測定の問題を様相論理で記述し、(確率的な) 検証を行う手法を示している。こちらでも任意の確率分布を記述する構文はないが、逆に本論文では、目標の達成可能性は論じているものの、[10] と異なり性能についての議論は取り上げていない。例えば、現実的な時間内に十分な確率で目標を達成できることを保証することも重要であろう。 $C\text{-}\mathcal{TM}\mathcal{AT}\mathcal{O}\mathcal{e}s$ 自体には、確率的な状態遷移を扱えるためそうした記述能力はあり、過去には仮想世界でのより簡単な例ではあるが「所定の回数以内の行為で特定の地点に到達できる確率が低くなれば、目標達成を断念する」といった例を示している [6]。今回は扱っていないが、実世界でのこうした性質を $C\text{-}\mathcal{TM}\mathcal{AT}\mathcal{O}\mathcal{e}s$ で扱うことは今後の課題の 1 つである。

ただ、ここで比較した研究はいずれも、確率的な動作をするプロセス (群) を単独で対象としての議論であり、エージェントが意思を決定する過程までを含めて単一モデルで議論できるものは見られない。 $C\text{-}\mathcal{TM}\mathcal{AT}\mathcal{O}\mathcal{e}s$ は、BDI モデルと一体化し、単一モデルによって、連続的分布も含めた確率的なプロセスの動作と、エージェントの意思決定過程とをまとめて扱える点が、これらと比べて特徴的な利点である。

7. ま と め

我々が提案した拡張 BDI 論理体系 $C\text{-}\mathcal{TM}\mathcal{AT}\mathcal{O}\mathcal{e}s$ を用いて、実世界での誤差を伴う行為による目標達成能力に関する形式化が行えることを、実験を用いた事例により示した。今後は、4.3 節で示したように、モデルと実験とのマッチングを精密化していく過程を進めることと、そこでの $C\text{-}\mathcal{TM}\mathcal{AT}\mathcal{O}\mathcal{e}s$ の優位性を検証することなどが課題である。

文 献

- [1] M. Fujita, Y. Goto, N. Nide, K. Satoh, and H. Hosobe, "An architecture for autonomously controlling robot with embodiment in real world," Proc. of Knowledge Representation and Reasoning in Robotics (workshop at ICLP 2013), pp.59–71, 2013.
- [2] M. Fujita, Y. Goto, N. Nide, K. Satoh, and H. Hosobe, "Logic-based and robust decision making for robots in real world," Proc. of AAMAS '14, pp.1685–1686, 2014.
- [3] N.J. Nilsson, "Teleo-reactive programs for agent control," Journal of Artificial Intelligence Research, vol.1, pp.139–158, 1994.
- [4] R.A. Kowalski and F. Sadri, "Teleo-reactive abductive logic programs," Logic Programs, Norms and Action, vol.7360, pp.12–32, Lecture Notes in Computer Science, 2012.
- [5] 後藤勇樹, 藤田 恵, 新出尚之, "不確実性に対処可能な Teleo-reactive program の意味論とその応用," 情報処理学会研究報告, no.2, pp.1–6, 2014-ICS-173, 2014.
- [6] 新出尚之, 高田司郎, 藤田 恵, "連続した状態空間での合理的エージェントの行為を扱う論理モデルの試み," 電子情報通信学会論文誌, vol.J96-D, no.12, pp.2939–2950, 2013.
- [7] V. Gupta, R. Jagadeesan, and P. Panangaden, "Approximate reasoning for real-time probabilistic processes," Logical Methods in Computer Science, vol.2, issue 1, 2006.
- [8] L. Cardelli, K.G. Larsen, and R. Mardare, "Continuous markovian logic — from complete axiomatization to the metric space of formulas," Proc. of CSL11, LIPICs 12, pp.144–158, 2011.
- [9] R. Mardare, L. Cardelli, and K.G. Larsen, "Continuous markovian logics — axiomatization and quantified metatheory," Logical Methods in Computer Science, vol.8, no.4, 2012.
- [10] G. Clark, S. Gilmore, J. Hillston, and M. Ribaudo, "Exploiting modal logic to express performance measures," Proc. of 11th International Conference on Computer Performance Evaluation: Modelling Techniques and Tools, pp.247–261, 2000.