

## 視覚を有する移動ロボット身体情報学習

北海道大学 大学院 情報科学研究科 ○関口尚大, 田中孝之, 金子俊一

### 要 旨

本研究では、ロボットに発生する身体的変化を学習し、それにあわせて行動を変更することによって、作業遂行能力を維持するセルフメンテナンスロボットシステムを提案し、視覚を有する移動ロボットによってその有効性を検証する。

### 1. 緒言

近年、ロボット技術の発展によってロボットが活躍する分野は広がりを見せている。

しかしながら、それらの作業環境の中には、人間が近づくこと自体が困難であったり、専門知識を持つ人間を用意することが難しかったりする場合も多い。

メンテナンス作業を必要とせず長期にわたって作業可能なロボットシステムが実現できれば、その活躍範囲が大きく広がることは想像に難くない。

我々は、作業員によるメンテナンスなしに、与えられた作業を長期間にわたって遂行しつづけることができるセルフメンテナンスロボットシステムを提案し、その実現を目標としている。

セルフメンテナンスロボットは、ロボットに発生したメンテナンス要因に対して、出力を変更することで対応し、作業能力を維持する。

本研究では、セルフメンテナンスロボットの対象として視覚を有する移動ロボットを取り上げ、このロボットに発生する種々のメンテナンス要因を学習によって吸収し、メンテナンス要員に対して適応を行う。

本報では、移動ロボットの出力部にメンテナンス要因が発生した場合の学習方法について報告する。

### 2. 視覚を有する移動ロボット

我々は、セルフメンテナンスロボットの対象として、視覚を有する移動ロボットを取り扱う。

移動ロボットは様々な分野で活躍するメジャーなロボットであることである。本研究では、視覚情報という物理量との対応がない情報を入力とすることで適当な複雑さを持たせている。

実験に使用する移動ロボットは図1のような3輪の移動ロボットで、PWS方式で移動を行う。

この移動ロボットの仕様を表1に示す。

本ロボットは、視覚センサとしてPointGray社製のBumbleBeeというステレオカメラを搭載する。

我々は、BumbleBeeを校正されたステレオカメラとして使用し、画像取得のみを行う。

本カメラの仕様を表2に示す。

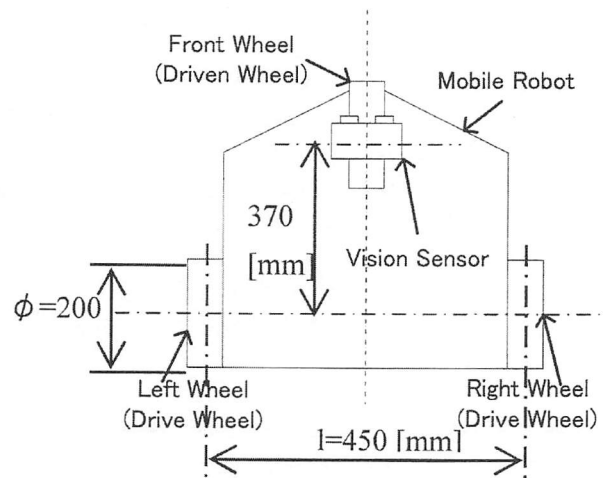


図1 視覚を有する移動ロボット

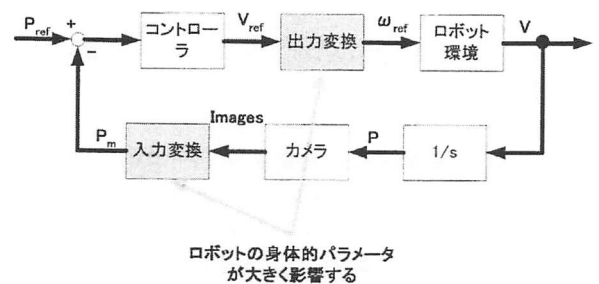


図2 ロボット内での情報の流れ

### 3. 本ロボットにおける身体情報

このロボットの情報の流れを図2示す。

ロボットはカメラからの画像入力 image から現在推定位置  $P_m$  を計算する。また、コントローラの速度指令値  $V_{ref}$  を、それを実現する車輪  $\omega_{ref}$  の出力に変換する。

この2つの変換には、ロボットの身体に関するパラメー

タが必要であり、それらのパラメータが実際のロボットとずれることにより、移動精度が低下する。本報では、この出力変換において、内部モデルとロボット実機の誤差を吸収する出力補正器の学習を行う。

### 3. 出力補正器による身体情報補正

ロボットが移動を行いながら出力補正器を逐次的に学習するために、図3のような学習システムを考える。この学習システムは動作フェーズと学習フェーズの2つからなり、交互に動作することで逐次的に出力補正器の学習を行う。

動作フェーズでは、まずロボットの移動指令値  $v_{ref}$  が与えられる。ロボットは速度  $v_{ref}$  を車輪角速度  $\omega$  に変換する。そして、出力補正器によって車輪角速度  $\omega$  は、補正  $\omega'$  に変換される。正常な場合は  $\omega = \omega'$  となる。

この補正車輪角速度  $\omega'$  が制御入力としてアクチュエータに出力され、ロボットと環境によって速度  $v$  が決まる。パラメータが変化している場合、速度指令値  $v_{ref}$  と速度  $v$  の間に誤差が発生する。この誤差が 0 になるように PID 制御器によって制御を行う。

学習フェーズでは、動作フェーズ時に計測された移動指令値  $v$  と補正車輪角速度  $\omega'$  を使用して、出力補正器の学習を行う。

出力補正器は3層からなるニューラルネットワークで校正する。

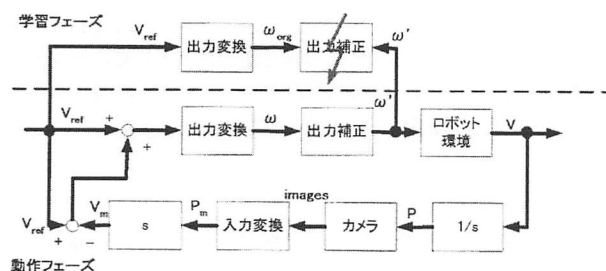


図3 出力補正器の学習

### 4. 学習シミュレーション

提案した学習システムの有効性を検証するために、シミュレーションを行った。

シミュレーションでは、ロボットの左車輪半径が 0.20[m] から 0.19[m] に減少したと想定し、一定速度と周期速度変化の下での学習の様子を見た。

出力補正器に使用されるニューラルネットワークの中間層のニューロ数は 40、学習にはスケーリングされた共役勾配法を用いた。

PID コントローラのゲインは  $GP=1.0, GI=0.6, GD=0.0$  とした。

指令値は次式を用いて周期的に変化させた。

$$v = \begin{cases} v = 0.2 \sin(2/3\pi t) + 0.5 \\ \omega = \sin(0.4\pi t) \end{cases}$$

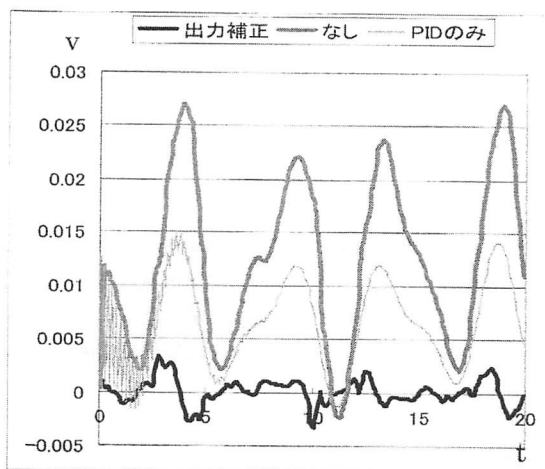


図4 速度の誤差値

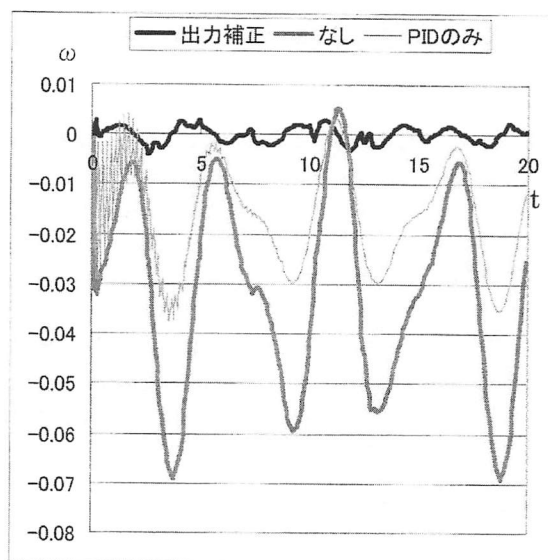


図5 角速度の誤差値

図4、図5に計算機シミュレーションの結果を示す。提案手法が PID のみの場合と比較して早く収束しているのがわかる。しかし、時刻が経過しても誤差が 0 に収束していない。これは、学習条件に非線形性が含まれており、学習が直前のステップの誤差だけを学習データとして用いているためだと考えられる。したがって、学習データとして過去一定期間に蓄積したデータを用いることで回避できると予想している。

### 5. 結言

メンテナンス要因がロボットの挙動におよぼす影響を吸収する出力補正器を提案し、計算機シミュレーションによりその効果を検証した。

出力補正器を用いない場合と比較し、移動誤差が小さく抑えられることを確認した。

今後の課題としては、一定期間の移動誤差を学習データとして用いることで、広範囲にわたって誤差をより小さく抑えられると考えている。